

Mise en place d'un estimateur d'endommagement de pale d'éolienne et de son espérance de vie résiduelle

par

Antoine CHRÉTIEN

THÈSE PAR ARTICLES PRÉSENTÉE À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE
SUPÉRIEURE COMME EXIGENCE PARTIELLE À L'OBTENTION DU
DOCTORAT EN GÉNIE
Ph. D.

MONTREAL, LE 13 SEPTEMBRE 2024

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE
UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

©Tous droits réservés, Antoine Chrétien, 2024

©Tous droits réservés

Cette licence signifie qu'il est interdit de reproduire, d'enregistrer ou de diffuser en tout ou en partie, le présent document. Le lecteur qui désire imprimer ou conserver sur un autre media une partie importante de ce document, doit obligatoirement en demander l'autorisation à l'auteur.

PRÉSENTATION DU JURY

CETTE THÈSE A ÉTÉ ÉVALUÉE

PAR UN JURY COMPOSÉ DE :

M. Antoine Tahan, directeur de thèse
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Francis Pelletier, codirecteur de thèse
Wind Power Factors, spécialiste R&D

M. Simon Joncas, président du jury
Département de génie des systèmes à l'École de technologie supérieure

M. Philippe Bocher, membre du jury
Département de génie mécanique à l'École de technologie supérieure

M. Khaled Ziane, examinateur externe indépendant
Centre de recherche et d'innovation en intelligence énergétique au Cégep de Sept-Îles

ELLE A FAIT L'OBJET D'UNE SOUTENANCE DEVANT JURY ET PUBLIC

LE 02/07/2024

À L'ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

REMERCIEMENTS

C'est grâce au soutien de nombreuses personnes que cette thèse a pu être menée à bien et il m'est important de prendre le temps de les remercier des apports qu'ils ont amenés au projet, contribuant ainsi au bon déroulement de cette thèse.

Je souhaiterai tout d'abord remercier mes directeurs de thèse, le professeur Antoine Tahan, monsieur Philippe Cambron et monsieur Francis Pelletier. Je me considère chanceux d'avoir eu des directeurs passionnés, toujours disponibles, particulièrement impliqués dans cette thèse et qui m'ont fait bénéficier de leur inestimable expérience. Je les remercie infiniment de m'avoir proposé ce projet, de la confiance qu'ils m'ont portée ainsi que de leur soutien tant au plan académique que personnel.

Je remercie également mon collègue Adaiton Moreira de Oliveira Filho de m'avoir tant aidé au début de cette thèse concernant la programmation. Il a su être patient ainsi qu'un excellent pédagogue. J'en suis très reconnaissant.

Je remercie aussi le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG) pour leur support financier.

Je tiens également à remercier les membres du jury du temps qu'ils accordent à évaluer, conseiller et commenter cette thèse.

Merci au lycée Franklin-Roosevelt de la Ville de Reims, qui par l'entremise de ses classes préparatoires aux grandes écoles (CPGE) m'a apporté la rigueur scientifique nécessaire à ce doctorat. Je remercie également l'ISAT (Institut Supérieur de l'Automobile et des Transports) de m'avoir encouragé à poursuivre en doctorat.

Enfin, je remercie du fond du cœur, ma famille et mes parents, Hélène et Gérard, de m'avoir poussé à donner le meilleur de moi-même en me soutenant et en m'encourageant tout au long

de mes études. Je vous remercie de vos sacrifices, de votre patience et de votre amour. Vous m'avez offert une liberté, la liberté de choisir l'avenir que je voulais. Vous êtes un exemple que j'essayerai de suivre le mieux possible.

Mise en place d'un estimateur d'endommagement de pale d'éolienne et de son espérance de vie résiduelle

Antoine CHRETIEN

RÉSUMÉ

La thèse présentée ici est une contribution à l'évaluation du dommage par fatigue et de la durée de vie résiduelle des pales d'éolienne. Cette évaluation est basée sur les propriétés du vent d'un site et des données moyennées sur 10 min telles qu'enregistrées dans un système de contrôle et d'acquisition de données SCADA.

Pour répondre aux défis de la transition énergétique, les fournisseurs d'énergie se tournent de plus en plus vers l'électricité éolienne. Avec l'accroissement soutenu du parc éolien mondial et le vieillissement des éoliennes existantes, les opérateurs se trouvent confrontés à la nécessité d'optimiser la planification de la maintenance et des travaux de réfection pour prolonger la durée de vie des éoliennes tout en réduisant les coûts associés. Parmi les composants critiques des éoliennes, les pales font partie des éléments les plus sensibles aux dommages dus à l'érosion et à la fatigue. Ceci justifie la nécessité de développer un modèle d'estimation des dommages évalués par l'historique d'opération et d'estimer ainsi l'espérance de vie résiduelle des pales d'éoliennes.

Dans un premier temps, nous avons développé un estimateur du dommage des pales d'éoliennes qui prend en compte la vitesse moyenne du vent sur 10-min, telle qu'enregistrée dans SCADA. Le modèle inclut l'effet induit par les variations de la vitesse du vent à une fréquence de 1 Hz. Cette variabilité à haute fréquence dépend de l'intensité de la turbulence et est corrélée avec la vitesse moyenne du vent. Nous avons ensuite mis au point un outil permettant de calculer rapidement le dommage des pales pour toute la durée de vie de l'éolienne et de comparer ainsi le dommage relatif entre différentes éoliennes d'un même parc. Notre deuxième contribution a été d'inclure dans le modèle les différents régimes de fonctionnement de l'éolienne dans l'évaluation du dommage. Nous avons démontré que, sur l'ensemble de sa durée de vie, les dommages causés par les arrêts et les démarrages ont un effet négligeable par rapport à ceux causés lorsque l'éolienne est en régime de production. Enfin, notre dernière contribution a consisté à adapter notre modèle pour évaluer l'impact de différents scénarios et profils de fonctionnement de l'éolienne sur sa durée de vie résiduelle. Nous avons alors observé qu'une réduction de l'ordre de 20% de la puissance nominale de l'éolienne peut considérablement prolonger la durée de vie résiduelle en réduisant le dommage relatif d'environ 60%.

Cette recherche a été menée en collaboration avec la société Power Factors (Québec, Canada). Les résultats de cette thèse sont donc basés sur des données réelles fournies par le partenaire industriel du projet.

Mots-clés : Éolienne, endommagement, fatigue, durée de vie résiduelle, pronostic

Implementation of a Wind Turbine Blade Damage Estimator and its Remaining Life Expectancy

Antoine CHRETIEN

ABSTRACT

The thesis presented here contributes to the assessment of fatigue damage and the remaining life expectancy of wind turbine blades. This evaluation is based on the properties of the surrounding wind averaged over 10-min periods and recorded in the SCADA data of the studied wind turbine.

To address the challenges of the energy transition imposed by a continuously growing energy demand and the gradual reduction of fossil fuels, energy providers are increasingly turning to wind power. With the continued growth of the global wind turbine fleet and the aging of existing wind turbines, operators are faced with the need to optimize maintenance planning to extend the lifespan of wind turbines while reducing associated costs. Among the critical components of wind turbines, blades are among the most susceptible to fatigue damage, underlining the importance of developing a model for estimating blade damage and remaining life expectancy.

Firstly, we developed a wind turbine blade damage estimator that takes into account the average wind speed over 10-min periods, recorded in the SCADA data, as well as variations in wind speed at a frequency of 1 Hz. This high-frequency variability depends on turbulence intensity and average wind speed. Then we developed a tool to rapidly calculate blade damage for the entire lifespan of the wind turbine and compare relative damage between different wind turbines within the same wind farm. Secondly, our next contribution was to consider the different operating regimes of the wind turbine in damage evaluation. We demonstrated that damage caused by turbine stops and starts is negligible compared to the one caused when the turbine is in energy production mode over its entire lifespan. Finally, our last contribution was to adapt our damage estimator to assess the impact of different wind turbine operating profiles on its remaining life expectancy. We observed that reducing the wind turbine's nominal power can significantly extend this remaining life expectancy.

This research was conducted in collaboration with Power Factors (Quebec, Canada). The results of this thesis are therefore based on data provided by Power Factors. Their involvement also enhances the potential interest of the industry in our project and its application to better estimate wind turbine blade damage due to fatigue.

Keywords: Wind turbine, damage, fatigue, remaining life expectancy, simulation

TABLE DES MATIÈRES

	Page
INTRODUCTION	1
CHAPITRE 1 CONTEXTE, PROBLÉMATIQUE ET OBJECTIFS.....	3
Contexte et problématique de recherche	3
Objectifs de la thèse	9
CHAPITRE 2 REVUE DE LITTÉRATURE	11
2.1 Introduction.....	11
2.2 Structure et dommage d'une pale d'éolienne.....	11
2.3 Concept de pronostic.....	12
2.4 Conclusion de l'état de l'art.....	31
CHAPITRE 3 MÉTHODOLOGIE ET ORGANISATION DE LA THÈSE.....	33
3.1 Introduction.....	33
3.2 Environnement de recherche.....	33
3.3 Cadre de recherche.....	34
3.4 Méthodologie de recherche.....	35
3.4.1 Simulateur FAST	36
3.4.2 Modèle de pale numérique de 5 MW.....	38
3.4.3 Calcul du dommage sur 10-min et son stockage	41
3.4.4 Module TurbSim.....	44
3.4.5 Calcul du dommage global en fatigue des pales	45
3.5 Organisation de la thèse	47
CHAPITRE 4 OPERATIONAL WIND TURBINE BLADE DAMAGE EVALUATION BASED ON 10-MIN SCADA AND 1 HZ DATA.....	51
4.1 Résumé.....	51
4.2 Abstract.....	52
4.3 Introduction.....	52
4.4 Resources and Hypothesis	56
4.4.1 Resources	56
4.4.2 Considered Environmental Effects and Hypothesis	56
4.4.3 Hypothesis.....	58
4.5 LCF Damage Assessment	60
4.5.1 Assessment of Stress.....	60
4.5.2 Damage Evaluation Based on 10-min SCADA Data	61
4.6 HCF Damage Evaluation	64
4.7 Results and Discussion	67
4.7.1 Damage Estimation.....	67
4.7.2 Impact of <i>TI</i> and <i>V</i> on HCF Damage	69
4.7.3 Study Case	72

4.8	Conclusion	74
-----	------------------	----

CHAPITRE 5 WIND TURBINE BLADE DAMAGE EVALUATION UNDER MULTIPLE OPERATING CONDITIONS AND BASED ON 10-MIN SCADA DATA.....75

5.1	Résumé.....	75
5.2	Abstract.....	76
5.3	Introduction.....	76
5.4	Resources and Hypothesis	80
5.4.1	Resources	80
5.4.2	Environmental Effects Affecting the Wind Turbine Damage	81
5.4.3	Operating Regimes.....	82
5.4.4	Hypothesis.....	83
5.5	Steady Regime Damage.....	85
5.5.1	Stress Assessment	85
5.5.2	Assessment of Damage Based on 10-Min SCADA Data and 1 Hz Simulated WS Signal for Continuous Regimes.....	88
5.5.3	Assessment of the Damage Based on 10-Min SCADA Data and 1 Hz Simulated WS Signal for Transient Regimes	96
5.6	Results and Discussion	98
5.7	Conclusions.....	105

CHAPITRE 6 IMPACT OF WIND TURBINE NOMINAL POWER LIMITATION OVER WIND TURBINE BLADE REMAINING USEFUL LIFE AND ITS ECONOMIC CONSEQUENCES107

6.1	Résumé.....	107
6.2	Abstract.....	108
6.3	Introduction.....	109
6.4	Resources and Hypothesis	112
6.4.1	Resources	112
6.4.2	Environmental Effects on Wind Turbine Damage.....	113
6.4.3	Hypothesis.....	115
6.5	Evaluation of WTB Damage.....	117
6.5.1	Simulation of High-Frequency Wind VHF	118
6.5.2	Creation of the WTB damage database over 10-min periods considering VHF	120
6.6	Results and Discussion	128
6.7	Conclusion	135

CONCLUSION GÉNÉRALE.....137

RECOMMANDATIONS145

ANNEXE I IMPACT OF 10 MIN AVERAGE WIND SPEED SCADA DATA ON THE WIND TURBINE BLADE DAMAGE PREDICTION COMPARED TO 1 HZ SIGNAL.151

ANNEXE II FACTEURS ENVIRONNEMENTAUX CAUSANT L'ENDOMMAGEMENT DES PALES	161
ANNEXE III CARACTÉRISATION DE L'HISTORIQUE DU VENT	165
ANNEXE IV COMPTAGE DE RAINFLOW	169
BIBLIOGRAPHIE	171

LISTE DES TABLEAUX

	Page
Tableau 2.1 : Présentation de différentes méthodes de diagnostic	19
Tableau 3.1 : Propriétés générales des simulations du comportement et des chargements mécaniques de l'éolienne effectuées avec FAST.....	38
Tableau 3.2 : Propriétés générales de l'éolienne de 5 MW provenant de la librairie NREL...	40
Tableau 4.1 : Nomenclature.....	53
Tableau 4.2 : Table showing the difference between LCF and HCF ($TI = 1\%$) damage estimations for different lengths of the study period	69
Tableau 5.1 : Distribution of global damage between the different wind turbine regimes ...	100
Tableau 5.2 : Nomenclature.....	104
Tableau 6.1 : Nomenclature.....	112
Tableau 6.2 : Table presenting the evaluation of D_{tot} in flapwise and edgewise directions for different configurations in terms of nominal power and turbulence class.....	128
Tableau 6.3 : Table presenting $D_{tot, egde}$ in terms of percentage of $D_{tot, flap}$ considering the turbulence class and $P_{nominal}$	129
Tableau 6.4 : Table presenting the global energy production over a 1-year period for different values of $P_{nominal}$	133

LISTE DES FIGURES

	Page
Figure 1.1 : Évolution de la demande mondiale annuelle d'électricité par segment	4
Figure 1.2 : Évolution de la consommation mondiale annuelle de carburants fossiles	4
Figure 1.3: Prévision de la production mondiale d'électricité par méthode de production	5
Figure 1.4 : Prévision du coût actualisé de l'énergie provenant de sources éoliennes	6
Figure 1.5: Répartition des diminutions du coût de production pour différents types d'éoliennes.....	6
Figure 1.6 : Schéma montrant les différents organes essentiels d'une éolienne.....	7
Figure 1.7: Puissance éolienne installée annuelle mondiale [GW].....	8
Figure 2.1 : Schéma montrant les principales sous-catégories de la maintenance industrielle.....	16
Figure 2.2 : Graphique illustrant l'évolution des coûts totaux de maintenance en fonction des coûts de réparation et des coûts des opérations de maintenance	16
Figure 2.3 : Schéma montrant les principales composantes de l'analyse PHM	17
Figure 2.4 : Graphique illustrant la place du diagnostic et du pronostic dans l'évaluation du dommage pour l'ensemble de la durée de vie utile d'un système	18
Figure 2.5 : Graphique montrant le nombre d'articles de recherche publiés avec les termes « Wind Turbine » et « Fatigue » dans leur titre et leur résumé en fonction des années selon Scopus (2014).....	20
Figure 2.6 : Schéma du principe de fonctionnement du modèle de réseau bayésien dynamique.....	22
Figure 2.7: Fonction de distribution cumulative de l'espérance de vie résiduelle d'une pale d'éolienne.....	23
Figure 2.8 : Exemple de courbe de Wölher	26
Figure 2.9 : a) Courbes d'initiation de la fissuration à $N=10^6$ cycles (constant); b) Courbes de GI_{max} à taux de croissance de fissuration constant.....	29
Figure 3.1 : Schéma montrant la méthodologie générale menant à l'estimation du dommage des pales d'éolienne en fatigue	36

Figure 3.2 : Schéma montrant les dimensions de l'éolienne de 5 MW de la librairie NREL..	41
Figure 3.3 : Historique de la vitesse de vent enregistré dans les données SCADA au cours du mois de novembre 2021	46
Figure 3.4 : Schéma résumant l'organisation de la présente thèse par articles.....	50
Figure 4.1 : Schema showing the relation between data weight and the measuring period for a wind farm composed of 72 WT for a period of 3 years	55
Figure 4.2 : Flapwise and Edgewise bending moments for a mean wind speed of $11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ and a $TI = 20\%$	57
Figure 4.3 : Mean Bending moments and output power as a function of the wind speed	59
Figure 4.4 : Estimated stress history for a period of 4 weeks for a single 5 MW wind turbine	59
Figure 4.5 : Schema showing the relationship between plies strains within a laminate	62
Figure 4.6 : Flowchart showing the process leading to the estimation of the LCF damage from SCADA data.....	64
Figure 4.7 : Simulation of 100 stochastic wind speed signals with $V = 11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ and $TI = 10\%$ for a period of 10-min.....	66
Figure 4.8 : Estimated damage CDF for a WS series with the following parameters: $V = 11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ and $TI = 10\%$ over a period of 10 min	66
Figure 4.9 : Flowchart showing the process leading to the estimation of the HCF damage from the SCADA data.....	68
Figure 4.10 : Mean WTB damage $dHCF$ regarding a generated 1 Hz wind speed signal for a 10-min period as function of the V with a fixed $TI = 10\%$	70
Figure 4.11 : Relative mean WTB damage $dHCF$ regarding a generated 1 Hz wind speed signal for a 10-min period as a function of the V for different TI , taking the mean $dHCF$ for $TI = 1\%$ as reference	70
Figure 4.12 : Graphic of $1 - DTot$ for 1 WT imposing $TI = 10\%$ for a 1-year period. In blue, the median $DTot$, computed with the 50th percentile of $DHCF$. In red, 90% $DTot$, computed with the 90th percentile of $DHCF$	71
Figure 4.13 : Graphic of $1 - DTot$ for 1 WT imposing $TI = 12\%$ for a 1-year period. In blue, the median $DTot$, computed with the 50th percentile of $DHCF$. In red, 90% $DTot$, computed with the 90th percentile of $DHCF$	71

Figure 4.14 : Boxplot of WTB damage $DTot$ for 11 WT within a same park after a 10-year period	72
Figure 4.15 : Graphic of $1 - DTot$ for WT n°8. In blue, the median $DTot$, computed with the 50th percentile of $DHCF$. In red, 90% $DTot$, computed with the 90th percentile of $DHCF$	73
Figure 5.1 : Schema showing the normal regime cycle of a WT during its operating life. The conditions initiating the transient regimes and the activated WT parts enabling this transition are specified.....	83
Figure 5.2 : Graphic showing the behavior of the mean flapwise bending moment according to the wind speed in parked and operating regimes	87
Figure 5.3 : Example of a SCADA 10-min mean wind speed history over a 1-month period	87
Figure 5.4 : Computed flapwise bending moment for a 10-min SCADA data mean wind speed history over a 1-month period.....	88
Figure 5.5 : Simulation of 100 stochastic WS signals with $V = 12 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ and $TI = 13\%$ for a period of 10 min	89
Figure 5.6 : Schema illustrating the stress and strain behavior within a laminate subjected to solicitations	90
Figure 5.7 : $d10\text{min}$ CDF for $V = 12 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ and $TI = 13\%$ corresponding to the WS profiles generated in Figure 5 for a 5 MW WT in power production state regime	92
Figure 5.8 : $d10\text{min}$ CDF for $V = 12 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ and $TI = 13\%$ corresponding to the WS profiles generated in Figure 5 for a 5 MW WT in parked state regime.....	93
Figure 5.9 : Computed damage Dc through time with the corresponding operating regime history	93
Figure 5.10 : Flowchart showing the process leading to the construction of the CDF database of $d10\text{min}$	94
Figure 5.11 : Flowchart showing the process leading to the estimation of Dc from the SCADA data	95
Figure 5.12 : Flapwise bending moment and pitch angle for a simulated start-up procedure from an idle state with $V = 10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	97
Figure 5.13 : Flapwise bending moment and pitch angle for a simulated shutdown procedure to an idle state with $V = 10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$	97

Figure 5.14 : Flowchart showing the process leading to the estimation of <i>Dtransient</i> from SCADA data.....	99
Figure 5.15 : Graph showing <i>DOperation</i> according to the time and the regime state history	101
Figure 5.16 : Graph comparing the computed WTB damage for a WT firstly evaluated as always in the power production regime only, with a more detailed damage assessment for the same WT, this time encompassing both continuous and transient regimes over a one-year period.....	101
Figure 5.17 : Graph showing <i>DTransient</i> according to the time and the regime states history. A graph of <i>DTransient</i> according to the wind speed has been added to better understand that sudden damage increases occur when transient regimes are operated near the nominal WS of the WT ($11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ in our case).....	102
Figure 6.1 : Graph showing the evolution of the TI according to the mean WS as described by the standard IEC-61400-1	114
Figure 6.2 : Schema presenting the main causes of flapwise bending, edgewise bending and radial force	115
Figure 6.3 : Flowchart showing the global process enabling the evaluation of <i>Dtot</i>	119
Figure 6.4 : <i>VHF</i> simulated stochastically for $V_{mean} = 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ and a turbulence class C	119
Figure 6.5 : Graph of loadings according to the time at $V_{mean} = 11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ for a 10-min period and a nominal power of 5 MW	121
Figure 6.6 : Graph showing the decomposition of the radial force for a 5 MW WT at a constant $WS = 11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ for a 10-min period and a nominal power of 5 MW	122
Figure 6.7 : Graph showing <i>Medge, DC</i> and <i>Mflap, DC</i> according to the WS of a 5 MW WT under different nominal powers	122
Figure 6.8 : Graph showing <i>Mflap, AC</i> and <i>Mflap, DC</i> for $V_{mean} = 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ and a turbulence class C.....	123
Figure 6.9 : Graph showing <i>Medge, AC</i> and <i>Medge, DC</i> for $V_{mean} = 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ and a turbulence class C.....	123
Figure 6.10 : Flowchart explaining the process leading to the recording of the WTB loads for different WS and nominal powers	126

Figure 6.11 : Graph showing 100 stochastic VHF generated for $V_{mean} = 10 \text{ m.s}^{-1}$ and a turbulence class C	127
Figure 6.12 : Flowchart explaining the process leading to the obtention of the CDF database of the WTB damage d_{10min}	127
Figure 6.13 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the flapwise direction over a 1-year period with a turbulence class A for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model	130
Figure 6.14 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the flapwise direction over a 1-year period with a turbulence class B for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model	130
Figure 6.15 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the flapwise direction over a 1-year period with a turbulence class C for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model	131
Figure 6.16 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the edgewise direction over a 1-year period with a turbulence class A for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model	131
Figure 6.17 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the edgewise direction over a 1-year period with a turbulence class B for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model	132
Figure 6.18 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the edgewise direction over a 1-year period with a turbulence class C for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model	132
Figure 6.19 : Evaluation of the energy production according to the chosen nominal power for 1-year period	134
Figure 6.20 : Power curves of the numeric 5 MW WT for different nominal powers	134
Figure 6.21 : Weibull distribution of V_{mean} stored in the SCADA data for a 1-year period	135
Figure 6.22 : Moment moyen sur 10 minutes dans la direction « <i>Flapwise</i> » en fonction de la vitesse moyenne du vent sur 10 minutes enregistré dans les données SCADA sur 1 an d'une éolienne de 2 MW	146

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AFNOR	Association Française de Normalisation
ANN	Artificial Neural Network
CDF	Cumulative Distribution Function
CDV	Cumulative Distribution Value
CND	Contrôle non destructif
EN	Norme Européenne
FEM	Finite Element Method
HCF	High Cycle Fatigue
IEA	International Energy Agency
IEC	International Electrotechnical Commission
IMdR	Institut pour la Maîtrise des Risques
LCF	low cycle fatigue
LCOE	Levelized Cost Of Energy
NASA	National Aeronautics and Space Administration
NREL	National Renewable Energy Laboratory
O&M	Operation and Maintenance
PDF	Probability Distribution Function
PROPID	PROP Inverse Design
RFC	Rainflow Counting algorithm
RUL	Remaining Useful Life
SCADA	Supervisory Control And Data Acquisition
WS	Wind Speed

WT	Wind Turbine
WTB	Wind Turbine Blade

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

a	Longueur de la fissure [m]
A	Aire de la section à l'état initial [m ⁴]
$\tilde{A}$	Aire de la section effective [m ⁴]
α	Facteur de forme de la loi exponentielle
β	Distribution de probabilité de la loi exponentielle
c	Rayon de la pale à sa racine [m]
d_{10min}	Dommages intra-10-min
D	Dommages
D_{tot}	Dommages totaux
F_{rad}	Force radiale [N]
i	Classe de cycle de chargement
I	Moment quadratique [m ⁴]
IT	Intensité de turbulence [%]
ΔK	Variation du facteur d'intensité de contrainte [N.m ⁻²]
λ_{12}	Ratio de chargement traction/cisaillement
M_{flap}	Moment de flexion dans la direction « <i>flapwise</i> » [N.m]
$M_{flap,AC}$	Composante alternative du moment de flexion dans la direction « <i>flapwise</i> » [N.m]
$M_{flap,DC}$	Composante continue du moment de flexion dans la direction « <i>flapwise</i> » [N.m]
M_{edge}	Moment de flexion dans la direction « <i>edgewise</i> » [N.m]
$M_{edge,AC}$	Composante alternative du moment de flexion dans la direction « <i>edgewise</i> » [N.m]

$M_{edge,DC}$	Composante continue du moment de flexion dans la direction « <i>edgewise</i> » [N.m]
μ	Facteur d'échelle de la loi exponentielle
n_i	Nombre de cycles de chargement de classe i
N_i	Nombre de cycle à rupture pour un chargement de classe i
$P(D_i D_{i-1})$	Probabilité de transition d'un état d'endommagement à un autre en fonction de l'état d'endommagement précédent
$P(D_0)$	Probabilité initiale d'être dans un état d'endommagement donné
$P(I_i D_i)$	Probabilité de détecter l'endommagement en fonction de l'état d'endommagement réel de la pale
R	Ratio de chargement
t	Instant donné
σ	Contrainte [Pa]
σ_{min}	Contrainte minimale [Pa]
σ_{max}	Contrainte maximale [Pa]
σ_{flap}	Contrainte dans la direction « <i>flapwise</i> » [Pa]
σ_{edge}	Contrainte dans la direction « <i>edgewise</i> » [Pa]
σ_2	Contrainte normale selon l'axe y [Pa]
σ_6	Contrainte de cisaillement dans le plan zx [Pa]
$\tilde{\sigma}$	Contrainte effective [Pa]
V_{HF}	Vitesse du vent échantillonnée à 1 Hz [m.s ⁻¹]
V_{mean}	Vitesse du vent moyennée sur 10 min [m.s ⁻¹]

INTRODUCTION

Pour faire face aux défis de la décarbonation de l'activité humaine dans le contexte du réchauffement climatique, les acteurs de l'énergie se tournent vers des moyens de production ayant une faible empreinte carbone. Pour répondre à ce besoin, il existe plusieurs solutions telles que les centrales nucléaires, les barrages hydroélectriques, les centrales géothermiques, etc. Parmi ces méthodes, les éoliennes figurent comme une des solutions les plus populaires grâce à la combinaison d'avantages qui les rendent attractives. En revanche, le coût d'exploitation des éoliennes est un facteur sur lequel il faut constamment travailler pour demeurer compétitif dans un marché toujours de plus en plus concurrentiel. Une partie importante de la diminution de ces coûts doit se faire via une optimisation de leurs dépenses en opération de maintenance. De plus, les éoliennes ayant initialement une durée de vie programmée d'environ 20 ans, la question se pose pour les exploitants de pouvoir prolonger leur durée de vie résiduelle en fonction du dommage subi réellement, et pas celui planifié.

En tenant compte des besoins exposés ci-dessus, cette thèse offre aux exploitants de parcs éoliens un outil d'évaluation du dommage des pales d'éolienne et ultimement, un outil d'aide à la décision concernant la prolongation de la durée de vie résiduelle. Ainsi, en ayant une meilleure idée de l'évolution du dommage des pales d'éoliennes, les coûteuses opérations de maintenance pourront être programmées au mieux par les exploitants. Si possible, ces pales verront aussi leur durée d'exploitation s'allonger. Cela se traduira par une amélioration du rendement des investissements des exploitants et donc par des avantages concurrentiels.

La thèse est organisée de la manière suivante : le CHAPITRE 1 contextualise notre projet, définit la problématique ainsi que les objectifs recherchés. Le CHAPITRE 2 propose une revue de la littérature pour positionner notre projet dans l'état de la recherche dans le domaine et fournir un résumé concis de l'état actuel des connaissances. Le CHAPITRE 3 explique la méthodologie de recherche utilisée ainsi que la structure de la thèse. En tant que thèse par articles, les CHAPITRES 4 à 6 exposent nos trois principales contributions sous la forme de trois articles (les deux premiers déjà publiés, le troisième soumis) dans des journaux à comité

de lecture. Enfin, une conclusion récapitule les travaux réalisés et nos résultats, et elle formule des recommandations pour de futures pistes de recherche.

CHAPITRE 1

CONTEXTE, PROBLÉMATIQUE ET OBJECTIFS

Contexte et problématique de recherche

« L'économie c'est de l'énergie transformée » comme l'explique l'économiste français (Gave, 2023). Un point de vue partagé également par l'ingénieur et conférencier (Jancovici, 2011). On comprend ici que pour soutenir la croissance économique mondiale, il faut produire plus d'énergie. Dans le contexte du réchauffement climatique et de l'incontournable obligation de limiter l'empreinte carbone de l'Homme sur l'environnement, se pose donc la question de produire de l'énergie à partir de sources renouvelables en remplacement des sources fossiles. C'est la transition énergétique.

La transition énergétique est un processus qui se fait de plus en plus pressant pour deux raisons. Tout d'abord les spécialistes de l'IEA (International Energy Agency) estiment que la consommation mondiale d'électricité va continuer d'augmenter d'ici 2050 dans tous les domaines d'activité (voir [figure 1.1](#)) (International Energy Agency, 2023). Or, selon cette même source, le pic de production annuelle d'énergie fossile va être atteint dans les prochaines années (voir [figure 1.2](#)). Les experts de l'IEA s'attendent donc à une augmentation de la part des énergies renouvelables dans le bouquet (ou mix) énergétique mondial, atteignant jusqu'à 82% de ce dernier d'ici 2050 contre 31% en 2022 (voir [figure 1.3](#)). L'éolien représenterait 30% du marché d'ici 2050 contre 8% en 2022. L'importante projection de la part de l'éolien dans l'offre énergétique mondiale est l'un des moteurs de cette thèse.

Le principe de l'éolienne n'est pas nouveau. Leurs ancêtres, les moulins à vent, remontent au VII^e siècle de notre ère dans l'actuel Iran avant de se répandre en Europe au XII^e siècle (Fédération des Moulins de France, 2012). Elles permettaient déjà de transformer le potentiel énergétique du vent en énergie mécanique. Sur les machines actuelles, c'est de l'électricité qui est produite. Pour cela, elles captent l'énergie du vent pour le convertir en énergie mécanique en procurant du couple à un rotor. Par la suite, une chaîne de transmission va amener cette

énergie mécanique vers une génératrice reliée au réseau électrique qui convertira à son tour l'énergie mécanique en énergie électrique. L'exploitation du potentiel énergétique du vent par les éoliennes est l'une des méthodes alternatives les plus populaires aux énergies fossiles. En effet, les éoliennes combinent un ensemble d'avantages qui les rendent attractives parmi lesquels on trouve l'exploitation d'une source d'énergie renouvelable et au potentiel infini, aussi bien sur mer que sur terre et une grande facilité à être mise en œuvre, de quoi séduire dans un contexte où il semble urgent de trouver une alternative aux énergies fossiles.

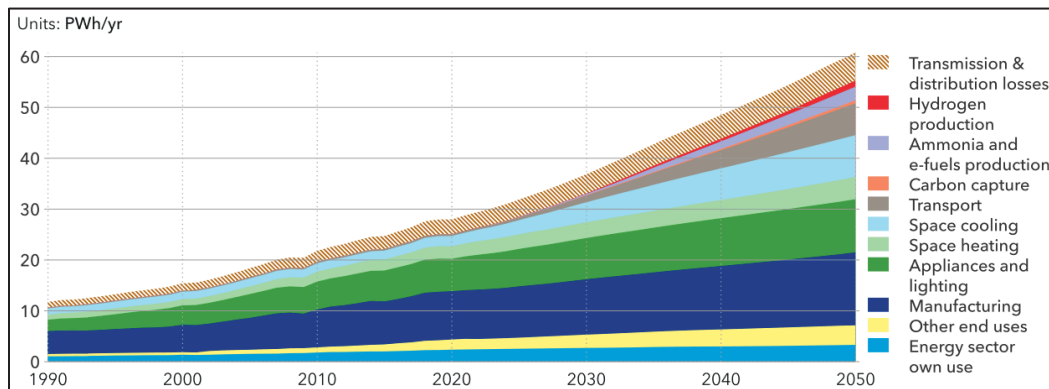


Figure 1.1 : Évolution de la demande mondiale annuelle d'électricité par segment

Tirée de DNV GL Energy Transition Outlook (2023, p. 39)

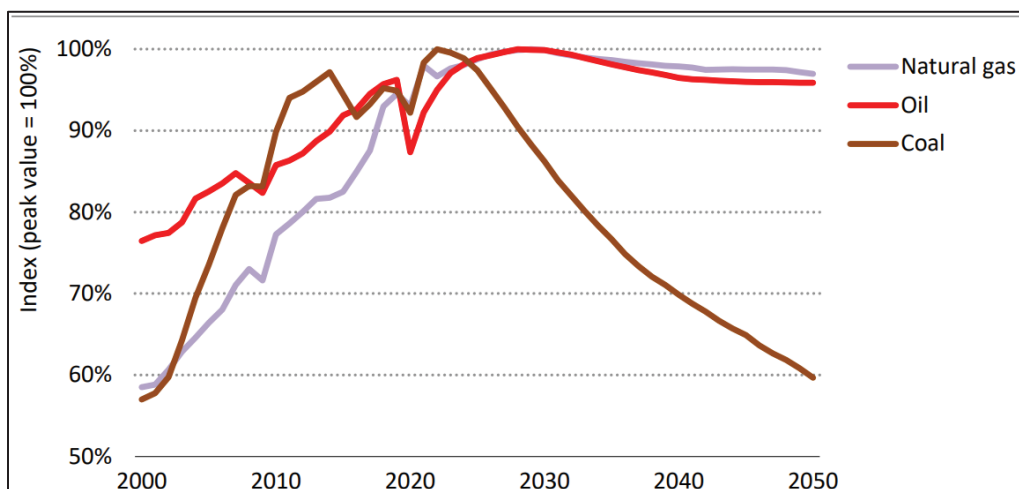


Figure 1.2 : Évolution de la consommation mondiale annuelle de carburants fossiles

Tirée de International Energy Agency (2023, p. 26)

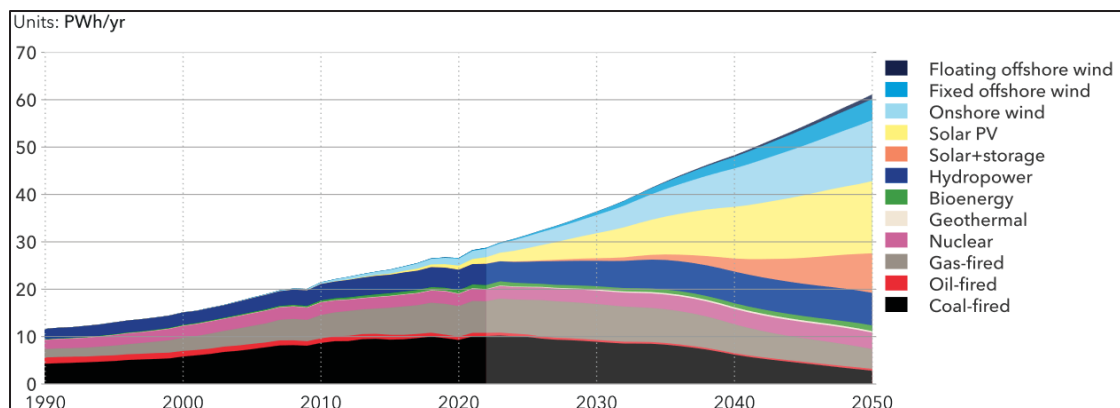


Figure 1.3: Pr vision de la production mondiale d' lectricit  par m thode de production

Tir e de DNV GL Energy Transition Outlook (2023, p. 42)

Cependant, pour demeurer comp titif dans un march  tr s concurrentiel qu'est le secteur de l' nergie, l'exploitant d'un parc  olien doit r duire ses co ts d'exploitation (DNV GL Energy Transition Outlook, 2023) (voir [figure 1.4](#)). Les projections de la diminution du co t d'exploitation de l' olien *offshore* flottant montrent que le prix du kWh d' lectricit  qui en est issu pourrait m me  tre divis  par trois, passant de 15.1   4.7 US /kWh entre 2020 et 2050 selon un pr c dent rapport de DNV GL (DNV GL Energy Transition Outlook, 2020). Cette potentielle r duction tarifaire serait en grande partie imputable   une meilleure ma trise des d penses en op ration de maintenance (« *O&M Cost* »). La diminution de ses d penses pourrait contribuer jusqu'  hauteur de 30% de la diminution totale du co t de production d' lectricit  (voir [figure 1.5](#)).

Les d penses de maintenance d'une  olienne se r partissent entre ses diff rents organes (le m t, le syst me de transmission, le g n rateur  lectrique, le syst me hydraulique, etc., voir [figure 1.6](#)) (Centre des Sciences de Montr al, 2024). L'endommagement d    la fatigue des pales de l' olienne et du moyeu est responsable d'une des op rations de maintenance les plus co teuses,   cause du temps n cessaire   la r paration qui va immobiliser l' olienne pendant plus de 10 jours (pour le remplacement des pales) pour une  olienne « *Onshore* » (DNV GL Energy Transition Outlook, 2020).   titre d'exemple, une  olienne « *Onshore* » d'une puissance de 2 MW produit en moyenne sur ce laps de temps environ 120 MWh d' lectricit 

(Planetoscope-Statistiques, 2021), soit un manque à gagner de près de 10 000 \$USD juste avec l'immobilisation du matériel en reprenant le tarif du kWh de 2020 ([figure 1.4](#) et [figure 1.5](#)). Si on y ajoute environ 50 000 \$USD pour la location d'une grue et les coûts des pièces, la facture grimpe rapidement affectant ainsi sérieusement la productivité de l'éolienne.

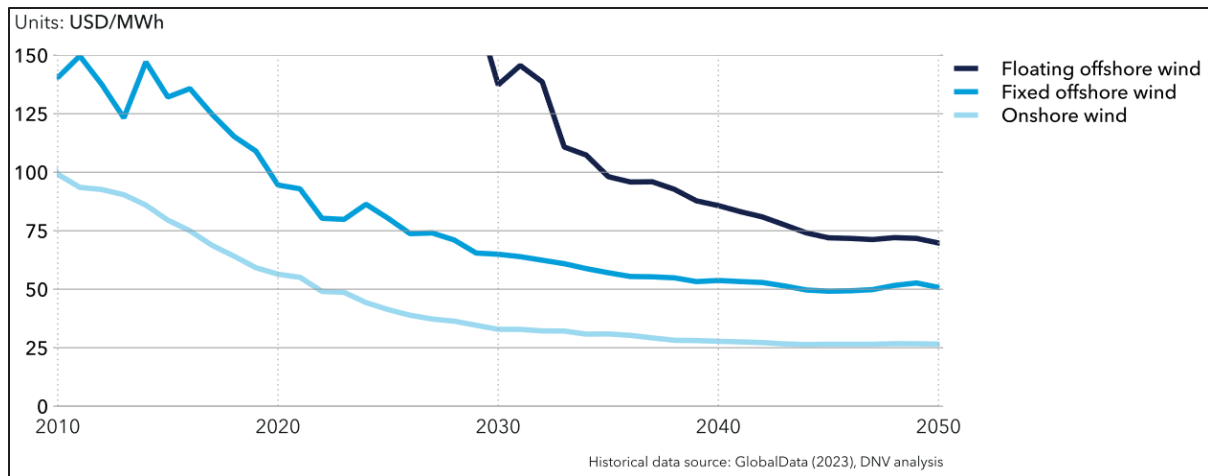


Figure 1.4 : Pr vision du co t actualis  de l' nergie provenant de sources  oliennes
Tir e de DNV GL Energy Transition Outlook (2023, p. 70)

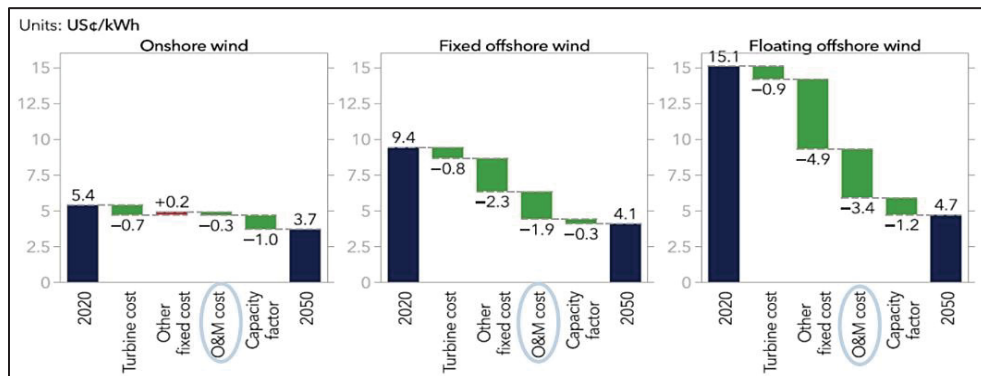


Figure 1.5: R partition des diminutions du co t de production pour diff rents types d' oliennes
Tir e de DNV GL Energy Transition Outlook (2020)

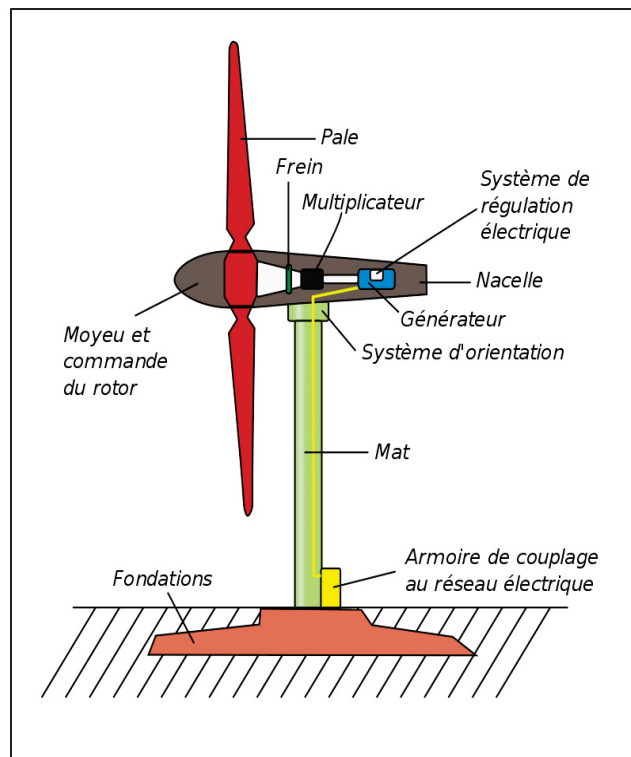


Figure 1.6 : Schéma montrant les différents organes essentiels d'une éolienne

Tiré du Centre des Sciences de Montréal (2024)

Il est également bon de noter que de nombreuses éoliennes ont commencé à être installées et exploitées autour de l'année 2010 (voir [figure 1.7](#)) (Global Wind Energy Council, 2019). Or, ces éoliennes arrivent aujourd'hui à environ la moitié de leur espérance de vie initiale qui est de 20 ans (IEC 61400-1, 2019 ; Jang, Choi, Lee, & Kang, 2015). Les exploitants de parcs éoliens s'interrogent donc sur la planification des travaux de réfection et de remplacement de ces éoliennes et, si possible, de pouvoir étendre leur durée d'exploitation afin d'améliorer l'amortissement de leurs investissements au travers d'une politique de maintenance adaptée et plus intelligente.

À un niveau plus local, au Québec, le premier parc éolien a été installé à Cap-Chat (en Gaspésie) en 1998 avec 75 éoliennes et une capacité de production de 56,25 MW. En 2021, la capacité de production éolienne installée sur le territoire québécois était de 3 885,3 MW

(Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie du Québec, 2024). En 2023, le Gouvernement québécois continue d'encourager le développement de l'éolien en lançant un appel d'offres visant à doubler la capacité de production d'énergie éolienne avec 4 000 MW supplémentaires d'ici à 2030 (Nergica, 2023). On comprend ici que le remplacement des éoliennes vieillissantes, en plus de la réponse à l'appel d'offres du gouvernement, représente dès aujourd'hui un défi pour le secteur éolien québécois.

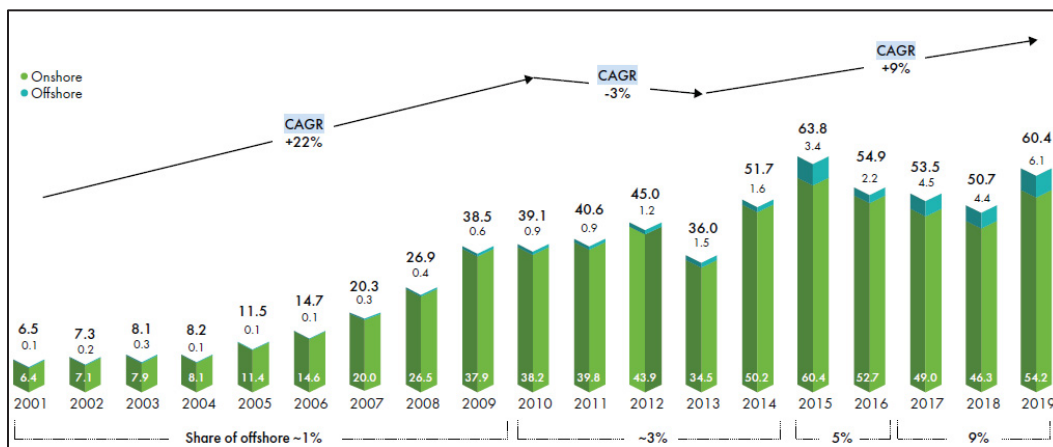


Figure 1.7: Puissance éolienne installée annuelle mondiale [GW]

Tiré de Global Wind Energy Council (2019)

Pour que les exploitants de parcs éoliens puissent planifier au mieux le remplacement ou la réparation des pales, il faut qu'ils aient une idée précise du niveau de dommage des pales et, si possible, d'anticiper son évolution future. Il existe déjà plusieurs méthodes permettant d'évaluer le niveau de dommage actuel des pales. Cependant, toutes ces méthodes nécessitent souvent l'installation d'équipements spécifiques sur les éoliennes ou l'immobilisation de ces dernières (Ciang, Lee, & Bang, 2008) et ne sont pas capables de faire un pronostic de l'état futur des pales. Ensuite, il existe des méthodes de pronostic du niveau de dommage des pales, mais elles sont trop complexes pour se contenter des données SCADA (Supervisory Control And Data Acquisition). Les données SCADA sont des informations collectées par des systèmes de surveillance et de contrôle des éoliennes. Elles incluent des mesures en temps réel telles que la température, la pression atmosphérique, la vitesse moyenne du vent, la puissance, etc. Ces

données sont utilisées pour surveiller, contrôler le fonctionnement des éoliennes et vérifier leur rendement (IEC-61400-12, 2022 ; IEC-61400-25, 2019). Nous reviendrons plus en détail sur ces méthodes de diagnostic et de pronostic dans le chapitre suivant.

Pour résumer les besoins énoncés par les exploitants de parcs éoliens, ces derniers se demandent :

- 1) Est-ce qu'il est possible d'avoir un outil d'aide à la décision permettant de statuer sur l'état du dommage et d'y proposer un pronostic à partir des données enregistrées dans les bases de données de type SCADA ?
- 2) Est-ce qu'il est possible de prolonger la durée de vie résiduelle des pales d'éoliennes afin de lisser le remplacement de ces dernières ?

Ces deux problématiques de l'industrie de l'éolien sont la base sur laquelle notre projet de recherche s'est constitué. Répondre à chacune de ces questions nous permettra donc de répondre à des enjeux industriels importants au niveau local et mondial.

Objectifs de la thèse

Les objectifs de ce projet de recherche émergent des problèmes industriels exposés précédemment. Ils visent trois aspects.

- 1) Développer un estimateur du dommage en fatigue et de la durée de vie résiduelle des pales d'éolienne. Ce processus d'estimation doit être suffisamment simple sur le plan calculatoire pour évaluer le dommage des pales sur toute leur durée de vie et permettre une comparaison entre les éoliennes d'un même parc. L'objectif est d'aider les exploitants de parcs éoliens à planifier au mieux les opérations de maintenance en identifiant les éoliennes nécessitant une attention particulière. L'estimateur devrait principalement s'appuyer sur les données SCADA les plus couramment disponibles afin d'être applicable à un large éventail de parcs éoliens, y compris les plus anciens et moins équipés.

- 2) Effectuer une analyse détaillée des régimes de fonctionnement de l'éolienne contribuant le plus à la fatigue des pales. Cette analyse permettra de cibler les régimes de fonctionnement sur lesquels appliquer des ajustements afin de prolonger la durée de vie résiduelle des pales.
- 3) Concevoir un outil d'aide à la décision permettant de créer divers profils d'exploitation et de fonctionnement pour une éolienne donnée, et d'évaluer leur impact sur sa durée de vie résiduelle et sa rentabilité.

En résumé, nous avons contextualisé notre problématique, mis en lumière l'impératif de développer un outil capable de réaliser des prévisions sur l'évolution du dommage en fatigue des pales d'éolienne et présenté le projet dans son ensemble. Nous avons identifié nos besoins et l'urgence de cette initiative, formulé nos questions de recherche de manière segmentée et établi les divers objectifs intermédiaires de ce projet. Le prochain chapitre présente une revue de la littérature qui a pour but de situer notre travail dans le paysage des recherches effectuées dans les domaines connexes à notre sujet.

CHAPITRE 2

REVUE DE LITTÉRATURE

2.1 Introduction

Dans ce deuxième chapitre, nous présentons une revue non exhaustive de la littérature scientifique relative à notre projet, pour mieux situer nos travaux dans l'état des connaissances du domaine. Cette revue de littérature inventorie les différentes avancées récentes dans le domaine de l'évaluation du dommage en fatigue des éoliennes et nous permet ainsi de délimiter ce projet et nos contributions. Nous tenons à rappeler qu'il s'agit ici d'une thèse par articles et que les [sections 4.3](#), [5.3](#) et [6.3](#) présentent des revues de littérature plus spécifiques au sujet qu'ils abordent.

2.2 Structure et dommage d'une pale d'éolienne

Les pales d'éolienne à axe horizontal ont largement évolué au cours de leur histoire. L'aluminium et l'acier qui les composaient ont laissé place aux matériaux composites à base de fibres de verre pour les éoliennes de grande dimension (Tangler & Boulevard, 2000). Le duo fibres de verre et résine époxy offrant un meilleur rapport résistance/poids tout en étant ayant un coût de fabrication attractif. Pour résister aux importantes charges aérodynamiques, centrifuges et gravitationnelles auxquelles les pales sont soumises, les fabricants d'éolienne proposent une large variété de designs pour la structure interne des pales. Par exemple, on peut trouver les architectures de pale suivantes (Damkilde et al., 2017 ; Forcier, 2010 ; J. F. Manwell, J. G. McGowan, & A. L. Rogers, 2009 ; Joncas, 2010) :

- Structure de pale monocoque : la totalité de la résistance et de la rigidité de la pale est assurée principalement par sa coque externe, sans structures internes massives. Cela permet de créer une pale plus légère tout en maintenant une grande résistance mécanique. En revanche la complexité de leur conception est élevée.
- Le longeron en D (ou « *D-spar* » en anglais) : il tire son nom de sa forme en « D », qui est une section semi-circulaire ou en forme de D utilisée comme un élément de

renforcement interne. Ce longeron se trouve souvent au niveau du bord d'attaque des pales.

- La coque structurale avec une ou plusieurs âmes et un longeron porteur : cette solution fait appel à des âmes qui vont transférer les chargements depuis l'enveloppe extérieure de la pale vers des longerons internes. Ces longerons sont en quelque sorte le squelette de la pale et peuvent également adopter un large éventail forme. Ces pales sont relativement plus faciles à concevoir et à adapter à la taille et aux conditions environnementales de l'éolienne.

Ces différentes conceptions structurales des pales ont pour objectif premier de résister aux chargements cycliques de l'éolienne. Ces chargements cycliques causant à leur tour du dommage en fatigue sur les pales. Ce dommage en fatigue peut se manifester de différentes manières (Katsaprakakis, Papadakis, & Ntintakis, 2021 ; Ravikumar et al., 2020 ; C. Zhu, Li, Zhu, & Li, 2018). Par exemple on peut trouver de la fissuration par fatigue qui se forment généralement à la surface des pales ou dans des zones concentrant les contraintes tel que la racine des pales. On peut également citer le délaminage qui est un type de dommage où les couches de matériaux composites commencent à se séparer ou à se désolidariser les unes des autres. Ou encore l'usure au niveau des bords d'attaque (« *leading edge erosion* ») à cause de l'impact de la pluie, de la poussière, etc. La fatigue est un phénomène majeur à prendre compte dans la maintenance des éoliennes via des méthodes de pronostic.

2.3 Concept de pronostic

L'objet de cette thèse est de concevoir un outil qui permet d'évaluer le dommage en fatigue des pales d'éolienne leur durée de vie résiduelle à partir des données SCADA. L'étude du dommage en fatigue dans le secteur industriel est un domaine d'intérêt depuis de nombreuses années du fait des risques importants que peuvent causer des ruptures dues à la fatigue. Tout d'abord avec le développement du chemin de fer au cours de la révolution industrielle, de graves accidents survinrent tels que la catastrophe ferroviaire de Meudon en 1842 causée par rupture en fatigue d'un essieu (« Catastrophe ferroviaire (Meudon) | IHMEC : Mémoire Des

Catastrophes », 2024). Plus tard, l'ingénieur ferroviaire prussien August Wöhler se pencha sur l'étude de la fatigue des matériaux, il sera l'un des pionniers dans ce domaine en publiant 5 articles entre 1858 et 1870 dans le journal « *Zeitschrift für Bauwesen* » (Journal d'Architecture). Ces travaux ont conduit à une meilleure compréhension de la rupture en fatigue des essieux de train. Il est notamment connu pour être l'inventeur des courbes de fatigue des matériaux appelées courbes S/N ou courbe de Wöhler (Zenner & Hinkelmann, 2019). En 1945, c'est au tour de Miner d'apporter une contribution fondamentale en démontrant que le dommage en fatigue est un phénomène cumulatif. Ainsi, le dommage issu de chaque cycle de contrainte va s'additionner à celui causé par les cycles précédents, menant ainsi à la règle de Miner, ou de Palmgren-Miner (Miner, 1945). Cette règle est devenue la référence dans l'évaluation du dommage en fatigue dans l'industrie. Elle est recommandée par la norme IEC 61400-1 au moins depuis sa version 2005 et l'est encore dans sa version 2019 (IEC 61400-1, 2005, 2019) pour estimer le dommage en fatigue des pales d'éoliennes. Cependant, depuis 2005 de nombreuses études scientifiques ont proposé des manières alternatives de calculer le dommage en fatigue des pales et leur durée de vie résiduelle. Cela suggère peut-être que la recommandation de la norme IEC 61400-1 d'employer la règle de Miner pour évaluer le dommage en fatigue des pales ne répond pas à toutes les nécessités de l'industrie éolienne (Eder & Chen, 2020 ; Grujicic et al., 2010 ; Haselibozechaloe, Correia, Mendes, De Jesus, & Berto, 2022 ; Movaghghar & Lvov, 2012 ; Nielsen & Sørensen, 2017 ; Pacheco, Pimenta, Pereira, Cunha, & Magalhães, 2023 ; D. Zhu, Ding, Huang, & Li, 2023).

Pourquoi donc la loi de Miner ne convainc pas l'entière de la communauté scientifique et l'industrie malgré sa recommandation par la norme IEC 61400-1 dans l'évaluation de dommage en fatigue des pales d'éolienne ? Quelles sont les limites de ce modèle ? Que pouvons-nous faire alors pour développer et déployer un calculateur de dommage en fatigue et de durée de vie résiduelle des pales d'éoliennes ? Ces interrogations sont primordiales et ont légitimé le lancement de notre projet. Il nous paraît alors important de dessiner les contours de ce qu'est l'évaluation du dommage en fatigue des pales et son pronostic ainsi que d'en faire un portrait concis de l'état de l'art dans le domaine.

Tout d'abord, l'intérêt d'évaluer le dommage en fatigue des pales est justement d'aider à diagnostiquer l'état actuel, mais surtout à pronostiquer l'état futur de l'éolienne. Le diagnostic et le pronostic sont deux éléments importants dans le processus de décision concernant la planification des opérations de maintenance et de renouvellement des actifs. Dépendamment de la possibilité de réaliser un diagnostic, voir un pronostique de l'état d'un système, différentes stratégies peuvent être mises en place d'après l'Institut pour la Maîtrise des Risques (IMdR) (Lannoy & Marle, 2011).

Les opérations de maintenance des systèmes se divisent en deux (2) grandes familles (Damkilde et al., 2017)(voir [figure 2.1](#)), les opérations correctives d'une part et les actions préventives d'autre part. Les actions de la maintenance corrective ont lieu après une défaillance du système et consistent à le remettre en état de fonctionnement. À noter que nous adoptons la terminologie de la maintenance comme recommandé par la norme EN-13306 (AFNOR, 2001 ; Lannoy & Marle, 2011). La maintenance corrective peut être onéreuse, car les coûts de remise en état seront maximums (Damkilde et al., 2017). Les actions correctives sont donc, si possible, à éviter dans l'industrie. Quant aux actions de maintenance préventive, ce sont des opérations visant à réduire le risque de défaillance ou la dégradation d'un système. Les coûts de réparations associés sont moindres à mesure que les efforts de maintenance augmentent. Cependant, une maintenance excessivement préventive peut engendrer un coût final de maintenance lui aussi prohibitif (Damkilde et al., 2017). L'objectif est donc de trouver une stratégie de maintenance préventive optimale menant à la minimisation du coût total de maintien des systèmes (voir [figure 2.2](#)). Les stratégies de maintenance préventives sont elles-mêmes divisées en deux catégories. Il y a les actions de maintenance programmées censées être effectuées avant les défaillances et les actions de maintenance basées sur les conditions d'opération des systèmes exploités (voir [figure 2.1](#)). Les actions de maintenances programmées se prêtent bien au maintien de systèmes soumis aux mêmes sollicitations à travers le temps tels que des machines installées sur des lignes de production en série. En revanche, dans le cas de systèmes soumis à des sollicitations variables dans le temps, la maintenance basée sur les conditions d'opération est à privilégier, car elle tient compte de la variabilité de l'impact de ces différentes conditions d'opération sur l'état de santé du système.

C'est le cas notamment des éoliennes, car elles sont soumises à des conditions météorologiques variables dans le temps.

Les opérations de maintenance basées sur les conditions d'opération, en abrégé CBM (« *Condition Based Maintenance* »), reposent sur la surveillance en temps réel des composants critiques, comme le système de transmission, les pales, les roulements, le générateur et les structures. Les données collectées à partir de capteurs sont analysées pour identifier les signes de dégradation, d'usure ou d'endommagement avant qu'une panne ne survienne. Le CBM permet notamment de cibler les opérations de maintenance en les planifiant avant que la panne ne survienne. Cela permet de remplacer ou de réparer les composants uniquement lorsque cela est nécessaire, réduisant ainsi les temps d'arrêt non planifiés et les coûts associés (Fischer & Coronado, 2015). Parmi les conditions d'opération surveillées on peut trouver les analyses acoustiques, la surveillance vibratoire, les analyses de température, etc (Oliveira-Filho, Zemouri, Cambron, & Tahan, 2023).

Le CBM est lui-même un sous-ensemble de l'analyse PHM (Prognostics and Health Management). Le PHM est une approche plus large de la gestion de la santé des systèmes qui inclut la surveillance, le diagnostic, la prédiction, et la gestion du cycle de vie des équipements. Il permet de prendre des décisions informées sur les opérations, la maintenance et la gestion des actifs en anticipant les défaillances et en évaluant l'état de santé global du système (AFNOR, 2001). Les principales composantes du PHM sont (voir [figure 2.3](#)) :

- **Surveillance** : Suivi en temps réel des paramètres de fonctionnement (vibrations, températures, pressions, etc.) pour détecter des signes précoces de dégradation.
- **Diagnostic** : Identification des défauts ou anomalies présents dans un système basé sur les données collectées.
- **Pronostic** : Prédiction de la durée de vie restante d'un composant ou d'un système avant une défaillance.
- **Maintenance** : Planification et exécution d'actions de maintenance optimales en fonction de l'état réel du système.

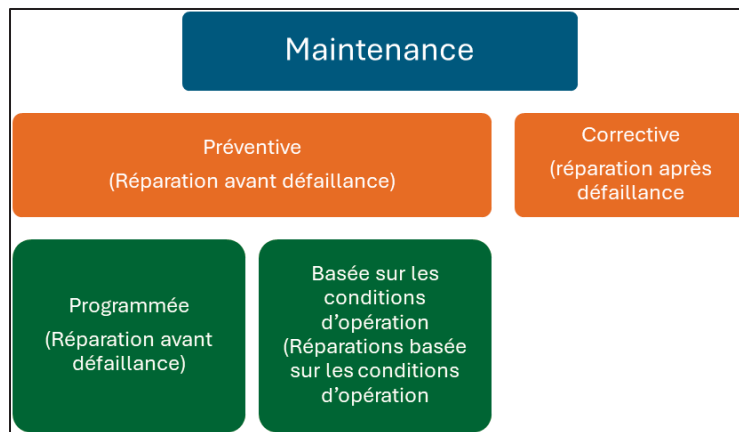


Figure 2.1 : Schéma montrant les principales sous-catégories de la maintenance industrielle

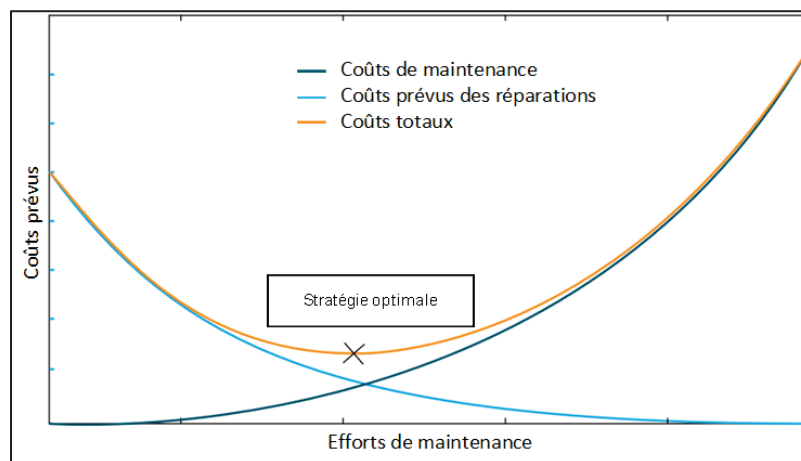


Figure 2.2 : Graphique illustrant l'évolution des coûts totaux de maintenance en fonction des coûts de réparation et des coûts des opérations de maintenance

Tiré de Wind Turbine Blades Handbook (2017, p. 63)

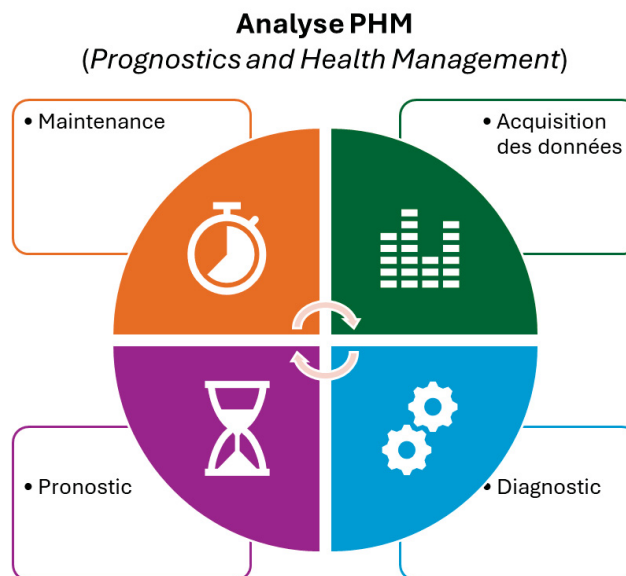


Figure 2.3 : Schéma montrant les principales composantes de l'analyse PHM

C'est alors que l'intérêt de diagnostiquer et pronostiquer l'état de santé en fatigue d'un système prend tout son sens, car les résultats du diagnostic et du pronostic vont conditionner la planification des opérations de maintenance préventive. D'après la norme EN-13306, le diagnostic de l'état de santé d'un système est « un processus consistant à déterminer l'état d'un objet, d'un système ou d'un processus, souvent en utilisant des mesures et des indicateurs, par comparaison avec un état de référence connu ou attendu, afin d'identifier les écarts ou les défaillances ». Une fois le diagnostic établi, il est possible de réaliser le pronostic défini par la norme EN-13306 (AFNOR, 2001) tel que « l'estimation de l'évolution future de l'état d'un objet, d'un système ou d'un processus, sur la base de l'évaluation de son état actuel, souvent à l'aide de techniques d'analyse de données et de modélisation, en vue d'anticiper les pannes et d'optimiser la gestion de la maintenance ». La norme EN-13306 rappelle par cette définition que le pronostic est essentiel à la bonne programmation des opérations de maintenance. L'évolution de l'évaluation de la dégradation d'un système via le diagnostic et le pronostic est schématisée dans la [figure 2.4](#).

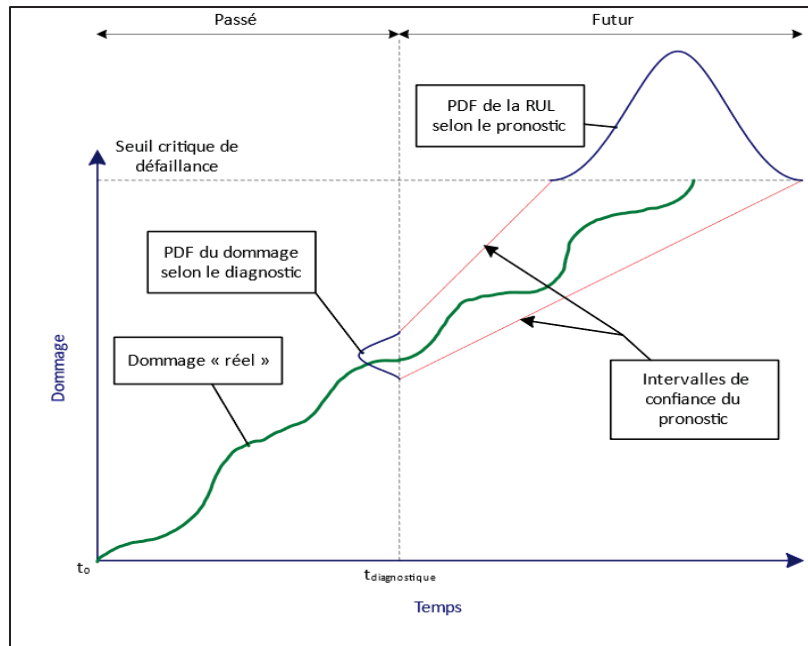


Figure 2.4 : Graphique illustrant la place du diagnostic et du pronostic dans l'évaluation du dommage pour l'ensemble de la durée de vie utile d'un système

Dans le cadre des éoliennes, la fatigue des pales entraîne des problèmes de sécurité et de rendement énergétique. Pour cette raison, plusieurs méthodes de diagnostic de l'état de santé des pales d'éolienne ont été développées (Fischer & Coronado, 2015), présentées dans le [tableau 2.1](#) :

Tableau 2.1 : Présentation de différentes méthodes de diagnostic

Méthode de diagnostic	Description
Surveillance par capteurs embarqués	Utilisation de capteurs de contrainte, de vibrations d'émissions acoustiques et de déformation intégrés aux pales pour surveiller en temps réel leur état de santé (Anastassopoulos et al., 2002 ; Beattie, 1997 ; Ciang et al., 2008 ; Joosse et al., 2002 ; Kirikera et al., 2007 ; Sørensen et al., 2002 ; Sutherland et al., 1994). La surveillance par capteurs embarqués a été développée dans les années 1960 pour des applications de défense et d'aérospatial. On peut notamment citer son emploi par la NASA pour surveiller les systèmes vitaux de ses engins spatiaux. Elle est omniprésente aujourd'hui.
Contrôle non destructif (CND)	Utilisation de techniques telles que la thermographie infrarouge (Almond et al., 2006 ; Haj-Ali, Wei, Johnson, & El-Hajjar, 2008 ; P. Stanley, 1997), la radiographie et les ultrasons (Anastassopoulos et al., 2002 ; Lee, Takatsubo, Toyama, & Kang, 2007 ; Michaels, 2006 ; Sohn & Krishnaswamy, 2004) ou encore la conductivité électrique (Seo & Lee, 1999 ; A Todoroki, 2002, 2005 ; Akira Todoroki, Tanaka, & Shimamura, 2002) pour détecter les défauts internes sans endommager les pales. Le CND a été développé pour utilisation industrielle dans les années 1920 avec l'utilisation de la radiographie pour examiner la qualité des soudures. Le CND est aujourd'hui utilisé dans de nombreux secteurs tels que l'aérospatiale, l'automobile, la construction, l'énergie, etc.
Techniques d'intelligence artificielle (IA)	Utilisation d'algorithmes d'apprentissage automatique pour analyser les données collectées par les capteurs ou les inspections visuelles et détecter les anomalies associées aux dommages en fatigue (Kirikera et al., 2007 ; Schulz & Sundaresan, 2006 ; Seo & Lee, 1999). L'apprentissage machine (" <i>Machine Learning</i> ") a été développé à la fin des années 1990 et 2000. Son utilisation s'étend rapidement aujourd'hui et de nouvelles méthodes sont développées comme celle des jumeaux numériques.

Cependant, ces méthodes de détection du dommage nécessitent pour certaines des capteurs bien spécifiques dont les éoliennes ne sont pas toutes équipées (Fischer & Coronado, 2015). Aussi, pour d'autres, il est nécessaire de mettre à l'arrêt l'éolienne, le temps d'effectuer le contrôle de l'état de santé des pales. De tels arrêts sont coûteux pour les exploitants de parcs éoliens. Avec un prix de l'électricité estimé à 78\$/MWh au Québec (Hydro-Québec, 2024), l'arrêt d'une éolienne de 5 MW pendant 24 h pour diagnostiquer son état représente un manque à gagner de 9 360\$ pour l'exploitant si l'éolienne avait pu fonctionner à son régime nominal en plus du prix de l'action de maintenance. Les exploitants de parcs éoliens souhaitent donc avoir accès à des alternatives à ces méthodes de diagnostic pour évaluer et pronostiquer le dommage de leurs éoliennes.

Comme expliqué en introduction, diagnostiquer l'état de santé d'une éolienne est un sujet qui se fait de plus en plus pressant à mesure que le nombre de parcs éoliens vieillissant grandit. Ce phénomène est illustré par le nombre croissant de publications scientifiques traitant de la fatigue des éoliennes depuis une dizaine d'années selon Scopus (voir [figure 2.5](#)).

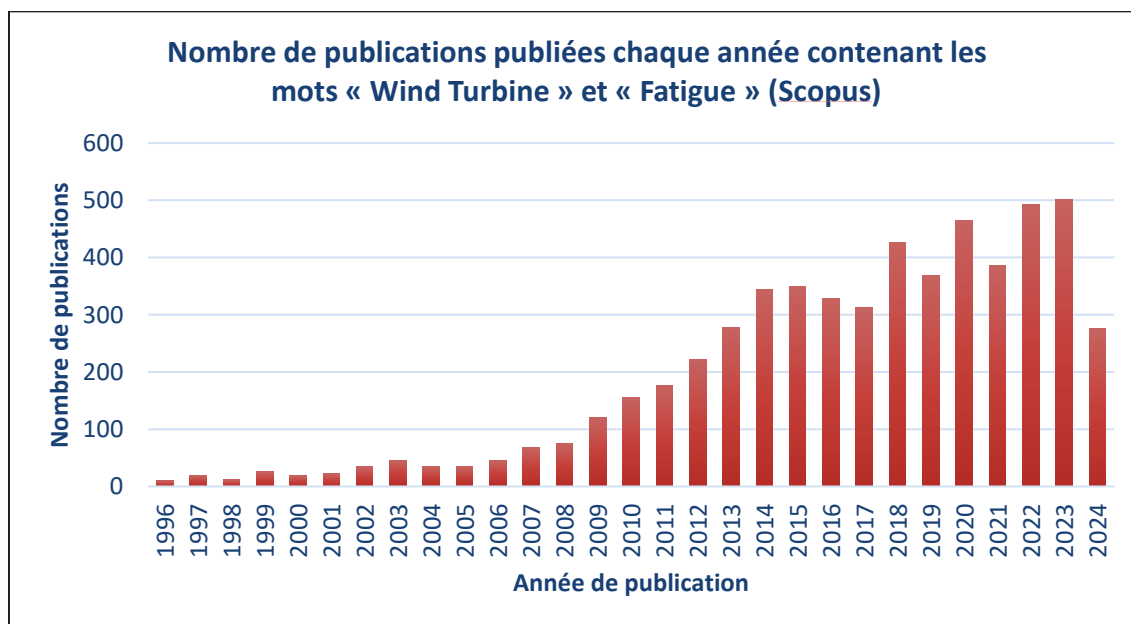


Figure 2.5 : Graphique montrant le nombre d'articles de recherche publiés avec les termes « Wind Turbine » et « Fatigue » dans leur titre et leur résumé en fonction des années selon Scopus (2014)

Parmi les récentes recherches portant sur le diagnostic et le pronostic de la fatigue des éoliennes, plusieurs sont basées sur des modèles probabilistes et statistiques tandis que les autres sont basées sur une approche physique du problème. Les modèles probabilistes ont été utilisés pour la première fois en France dans l'industrie en 1903 pour évaluer la qualité de fabrication des canons. On doit ces travaux à l'officier d'artillerie J. E. Estienne (Bayart, 2003). Ces modèles probabilistes ont ensuite été utilisés pour évaluer les défaillances et la durée de vie des composants industriels à partir des années 60-70.

En ce qui concerne les travaux récents menés dans le secteur éolien, on peut citer les travaux de Nielsen et Sørensen menés en 2017. Ils proposent une approche bayésienne pour estimer la durée de vie restante des pales d'éoliennes. Cette méthode repose sur l'utilisation de données historiques sur les performances des pales pour modéliser la dégradation progressive des pales au fil du temps via un réseau bayésien dynamique (Nielsen & Sørensen, 2017). Le réseau bayésien dynamique est un modèle qui se base sur la probabilité initiale d'être dans un état donné $P(D_0)$, la probabilité de transition d'un état d'endommagement à un autre en fonction de l'état précédent $P(D_i|D_{i-1})$, et la probabilité de détecter l'endommagement en fonction de l'état d'endommagement réel de la pale $P(I_i|D_i)$ (Jensen & Nielsen, 2007 ; Murphy, 2002 ; Nielsen & Sørensen, 2017 ; Straub, 2009) (voir [figure 2.6](#)). La première étape de leur méthode consiste à recueillir des données opérationnelles sur les parcs éoliens, telles que les données de maintenance. Ces données sont utilisées pour construire un modèle probabiliste de la dégradation des pales, en tenant compte des différents facteurs qui influent sur leur durée de vie. Ensuite, les paramètres du modèle sont estimés en utilisant des techniques d'inférence bayésienne, qui permettent d'incorporer efficacement l'incertitude dans les prédictions de durée de vie restante. Cette approche bayésienne utilise des distributions de probabilité pour représenter l'incertitude sur les paramètres du modèle, ainsi que des données observées pour mettre à jour ces distributions et estimer les paramètres de manière itérative. Une fois que les paramètres du modèle sont estimés, des prédictions de durée de vie résiduelle sont générées pour une éolienne spécifique (voir [figure 2.7](#)). Ces prédictions sont accompagnées d'intervalles de confiance pour quantifier l'incertitude associée à chaque prédiction. Les résultats sont

ensuite analysés et interprétés pour évaluer la fiabilité des prédictions et identifier les pales nécessitant une attention particulière en termes de maintenance ou de remplacement.

Nielsen et Sørensen ont ainsi proposé une approche simple d'un point de vue calculatoire permettant de faire des projections d'espérance de vie résiduelle des éoliennes. Le point faible de la méthode qu'ils ont développée est qu'elle nécessite des données opérationnelles nombreuses et très fiables pour avoir un pronostic du dommage lui aussi fiable. Ensuite, même si le pronostic tient compte des résultats d'une inspection des pales, les paramètres fondamentaux du modèle de dommage ne sont pas corrigés en tant que tels. C'est pourquoi ils préconisent d'utiliser leur méthode en parallèle à une politique de surveillance continue des pales.

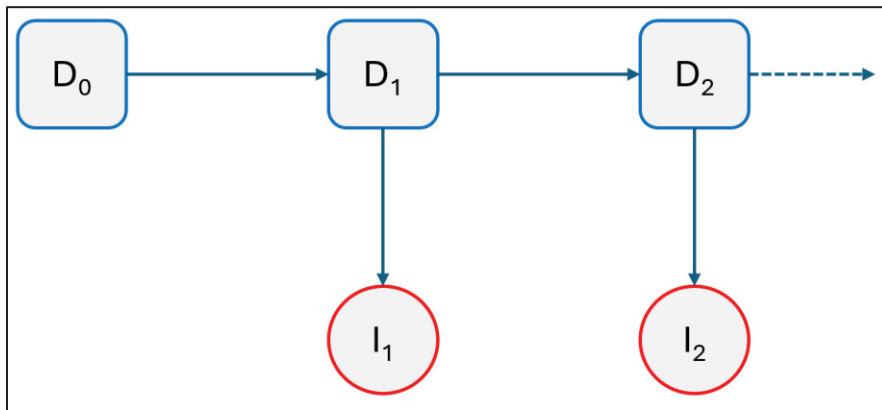


Figure 2.6 : Schéma du principe de fonctionnement du modèle de réseau bayésien dynamique

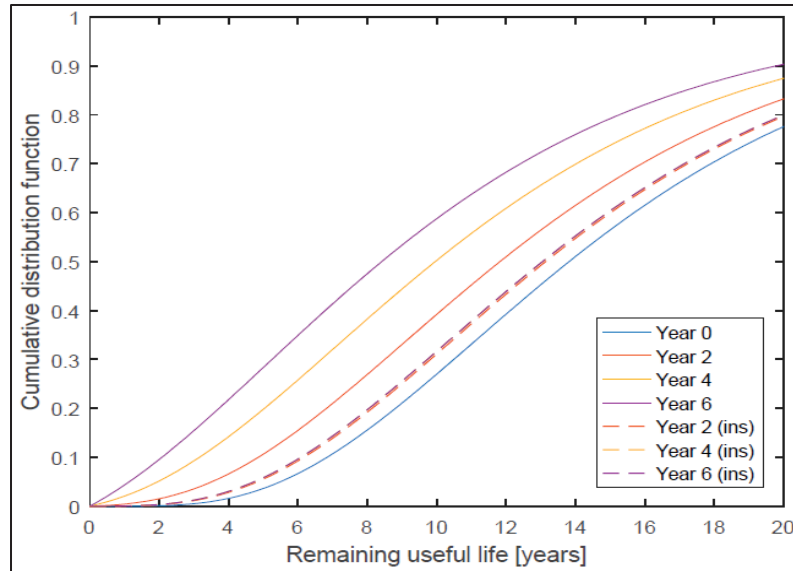


Figure 2.7: Fonction de distribution cumulative de l'espérance de vie résiduelle d'une pale d'éolienne

Tirée de Nielsen & Sørensen (2017, p. 9)

Les travaux d'Asgarpour et Sørensen menés en 2018 répondent à ce problème en proposant une méthode dont les paramètres fondamentaux peuvent être corrigés en fonction des résultats d'inspection. Leur approche s'inspire également d'un réseau bayésien, mais combiné à un modèle de dommage exponentiel qui est l'un des modèles probabilistes les plus utilisés pour estimer l'évolution de l'endommagement (Asgarpour & Sørensen, 2018 ; N. Li, Lei, Lin, & Ding, 2015). Il existe de très nombreux modèles exponentiels plus ou moins complexes (Elwany & Gebraeel, 2008 ; Gebraeel, 2006 ; Si, Wang, Chen, Hu, & Zhou, 2013 ; You, Liu, Wang, & Meng, 2010). Sous sa formulation la plus simple, le modèle de dommage exponentiel s'exprime comme suit (Asgarpour & Sørensen, 2018) :

$$D(t) = \beta(\mu, \sigma) e^{\alpha t} \quad (2.1)$$

En utilisant β , une distribution de probabilité, avec les paramètres μ pour le facteur d'échelle. Puis σ pour sa déviation et α pour le facteur de forme. Enfin, $D(t)$ représente l'évolution de l'endommagement au fil du temps $t \in \mathbb{R}^+$. Ici, les paramètres α et μ peuvent être mis à jour

selon leur étude. En revanche, dans leurs travaux, il faut attendre une défaillance des pales anormalement précoce pour corriger le paramètre de forme α . La correction de leur modèle se fait donc très tardivement en regard des besoins de l'industrie éolienne.

Pour les deux précédentes approches, les spécificités des conditions d'utilisation d'une éolienne ne sont pas interrogées. Typiquement, dans un même parc, des éoliennes d'un même modèle peuvent être soumises à des conditions de vent complètement différentes, ce qui va les conduire à des espérances de vie différentes. Or, si on calque sur chaque éolienne le même modèle d'endommagement tel qu'ils l'ont fait, il ne semble pas possible de distinguer quelles éoliennes seront les plus endommagées au sein de ce même parc. Cela serait dommageable dans la mesure où distinguer les éoliennes en fonction de leur endommagement supposé pourrait grandement simplifier la planification des opérations de maintenance pour l'exploitant.

Pour remédier à ce problème, Jang a développé en 2015 un modèle d'endommagement basé sur une approche physique tenant compte des conditions d'opération de l'éolienne (Jang et al., 2015). L'objectif principal de leur étude est de développer une méthode de prédiction de la durée de vie en fatigue des pales d'éoliennes, en prenant en compte la distribution de la vitesse du vent moyennée sur 10 minutes. Ils ont caractérisé cette distribution du vent via une distribution de Weibull, distribution régulièrement utilisée dans l'industrie éolienne pour évaluer le potentiel énergétique d'un site (Kaygusuz, 2010 ; Khahro, Tabbassum, Soomro, Dong, & Liao, 2014 ; Ozay & Celiktas, 2016 ; Soler-Bientz, 2011 ; Zhou, Yang, & Fang, 2006). L'étude vise également à évaluer l'effet de cette distribution de Weibull sur la durée de vie en fatigue des pales. Pour y parvenir, ils ont pris un modèle numérique d'éolienne de faible puissance (1.5 kW) puis l'ont soumis à des séries de signaux de vent échantillonnés à 1 Hz d'une période de 10 jours. Ces signaux de vent ont été générés à partir de la distribution de Weibull de l'historique de la vitesse du vent moyennée sur 10 min pour une période de 1 an tels qu'enregistrés par différents parcs éoliens à travers le monde. Pour chaque signal de vent généré, les forces aérodynamiques ont été calculées via le code source libre d'accès PROPID (University of Illinois, 2024). Puis l'analyse de la réponse structurelle a été menée par la

méthode des éléments finis sur le logiciel commercial ABAQUS (Dassault Systèmes, 2023). Enfin le dommage résultant des chargements obtenus a été calculé en utilisant le comptage de rainflow et la règle de Miner telle que suggérée par la norme IEC 61400-1 (IEC 61400-1, 2019 ; Miner, 1945 ; « Rainflow counts for fatigue analysis - MATLAB rainflow », 2024). La règle de Miner a été développée au lendemain de la 2^e Guerre mondiale pour évaluer la fatigue des matériaux. Du fait de sa simplicité et d'être recommandée par la norme IEC 61400-1 pour concevoir une pale capable de résister en fatigue, les modèles d'endommagement des pales d'éolienne basés sur la physique publiés dans la littérature scientifique s'appuient très souvent sur la règle de Miner (Bai, Shi, Aoues, Huang, & Lemosse, 2023 ; Grujicic et al., 2010 ; Haselbozchaloe et al., 2022 ; Kong, Kim, Han, & Sugiyama, 2006 ; Miner, 1945 ; Movaghghar & Lvov, 2012 ; Pacheco, Pimenta, Pereira, Cunha, & Magalhães, 2022 ; Pacheco et al., 2023 ; Sanchez et al., 2016 ; Zhang, Chen, & Huang, 2018). La règle de Miner consiste à estimer le niveau d'endommagement D comme une proportion $\in [0,1]$ via l'équation suivante :

$$D = \sum_i \frac{n_i}{N_i} \quad (2.2)$$

Où N_i est le nombre de cycles à rupture et n_i est le nombre de cycles parcourus par l'hélice de l'éolienne à la variation de contrainte $\Delta\sigma_i$ [MPa] et contrainte moyenne $\bar{\sigma}_i$ [MPa] (selon la courbe $S - N$ disponible) (Movaghghar & Lvov, 2012). En connaissant $\bar{\sigma}_i$ ou $\Delta\sigma_i$ qui vont s'appliquer à nos pales via le précédent calcul par FEM, il devient possible de déterminer graphiquement le nombre de cycles à rupture N_i de notre matériau grâce à sa courbe $S - N$ (voir [figure 2.8](#)). Après quoi on peut retrouver l'évolution de l'endommagement D en fonction du nombre de cycles n à travers la loi de Miner.

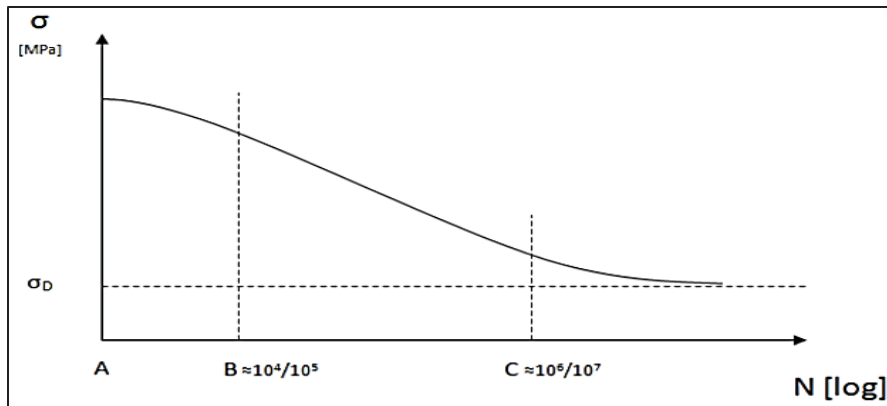


Figure 2.8 : Exemple de courbe de Wöhlher

Tirée de Frecon (2013, p. 16)

Dans leurs travaux, Yun Jung Jang et son équipe sont parvenus à calculer le dommage des pales d'éolienne en fonction de la distribution de Weibull de l'historique du vent moyenné sur 10-min enregistré dans les données SCADA de sites éoliens réels. Leur modèle semble donc bien se prêter à la multiplicité des vitesses de vent auxquelles les éoliennes peuvent être soumises, même au sein d'un même parc. Cependant, pour des raisons de complexité de calcul, le dommage a été calculé à partir d'un signal de vent simulé sur 10-jours à 1 Hz. Ce signal est reconstitué à partir de la distribution de Weibull faite sur 1 an de données SCADA. Les auteurs n'ont pas apporté la preuve que le signal simulé représentait les caractéristiques du vent enregistré sur 1 an, mais l'ont seulement assumé. Cela pose donc question sur la solidité de la démarche. D'autant plus qu'en utilisant la distribution de Weibull sur 1 an de data, ils n'ont pas tenu compte des saisonnalités alors qu'il a été prouvé que la distribution de Weibull du vent change grandement en fonction des saisons (Khorchani, 2020). Aussi, l'intensité de turbulence du vent a également été imposée en fonction de la vitesse du vent. Or la diversité des intensités de turbulence est un point important à prendre en compte selon la norme IEC 61400-1 (IEC 61400-1, 2019) dans l'évaluation de la résistance en fatigue des pales, car elle dépend de la vitesse moyenne du vent, mais aussi de la topographie et même du cycle jour/nuit (Damkilde et al., 2017).

Toujours en se basant sur la règle de Miner, Zhiyu Jiang et son équipe ont calculé le dommage en fatigue des pales induit par les processus d'arrêt des éoliennes au travers de trois articles (Jiang, Karimirad, & Moan, 2013 ; Jiang, Moan, & Gao, 2015 ; Jiang & Xing, 2022). Ils ont notamment montré le dommage induit par des défauts lors de l'arrêt d'urgence de l'éolienne. Par exemple, si un arrêt d'urgence est opéré en actionnant l'angle de calage (pitch) d'une pale sur trois à cause d'un mécanisme défectueux, alors le dommage des pales dans la direction *Flapwise* résultant pourrait être 50 fois supérieur à celui causé par un arrêt d'urgence conventionnel. Ils ont également testé différentes configurations d'arrêt d'urgence en paramétrant le temps d'arrêt, la vitesse du changement d'angle de calage des pales, etc. D'après leurs résultats, ils ont réussi à optimiser le processus d'arrêt d'urgence d'une éolienne en réduisant de 90% le dommage en fatigue induit. Cependant, ces résultats semblent être à nuancer, car d'après leurs propres calculs, le dommage causé par un arrêt d'urgence serait 1 500 fois moindre que le dommage en fatigue provoqué par le fonctionnement normal de l'éolienne sur une année. Ces résultats nous ont ainsi poussés à nous intéresser à l'impact des différents régimes de fonctionnement des éoliennes sur le dommage en fatigue de leurs pales. Au moment de l'écriture de cette thèse, la question de la contribution des différents régimes de fonctionnement de l'éolienne au dommage global en fatigue n'a pas été davantage explorée dans la littérature bien qu'il s'agisse d'un point mentionné dans la norme IEC 61400-1 concernant la conception des éoliennes.

Dans les précédents travaux de Zhiyu Jiang et Yun Jung Jang et leurs équipes, la règle de Miner a été utilisée pour calculer le dommage, conformément à la norme IEC 61400-1. Cependant, l'utilisation de la règle de Miner pour calculer le dommage des pales d'éolienne ne fait pas l'unanimité dans la communauté scientifique. L'accroissement du dommage en fatigue est linéaire si l'on utilise la règle de Miner. D'après des résultats expérimentaux, il semble que les matériaux composites constituant les pales d'éolienne sont sujets à une dégradation de leurs propriétés mécaniques à mesure que le dommage en fatigue s'intensifie (R. Nijssen, 2007). Ces résultats ont poussé différents chercheurs à utiliser des alternatives à la règle de Miner de manière à prendre en compte ce phénomène. On peut citer Movaghghar et Lvov (Movaghghar & Lvov, 2012) qui ont utilisé le principe de la surface réelle de la section capable de tenir le

chargement. À mesure que le dommage augmente, l'aire de la section capable de tenir les chargements, $\tilde{A}$ [m²], diminue. Le dommage D s'exprimant alors :

$$D = \frac{A - \tilde{A}}{A} \quad (2.3)$$

Avec A [m²] l'aire de la section à l'état initial. Après quoi, la contrainte effective $\tilde{\sigma}_i$ [MPa] va à son tour augmenter du fait de l'augmentation de D et de la diminution de $\tilde{A}$, tel que :

$$\tilde{\sigma}_i = \frac{\sigma_i}{1 - D} \quad (2.4)$$

Pour une vitesse moyenne maintenue à 12 m.s⁻¹, Movaghghar et Lvov évaluent l'espérance de vie de la pale qu'ils ont étudié à 8 ans. Dans le même esprit, H. Sanchez et son équipe ont comparé l'évaluation du dommage d'une pale d'éolienne obtenue avec la règle de Miner avec celle obtenue via une autre approche basée sur la dégradation de la rigidité du matériau (Sanchez et al., 2016). En considérant que l'éolienne est soumise à un vent constant de 14 m.s⁻¹, la durée de vie obtenue avec la règle de Miner est de 4.3×10^7 cycles contre 6.2×10^6 cycles pour l'approche basée sur la dégradation de la rigidité du matériau. Soit une réduction de l'estimation de l'espérance de vie de 86% avec le nouveau modèle. Leurs résultats interrogent tant par l'écart d'espérance de vie évaluée avec la règle de Miner et la dégradation de la rigidité du matériau qu'avec les résultats obtenus par Movaghghar et Lvov. Ces derniers évaluant l'espérance de vie de leur pale d'éolienne à 5.0×10^8 cycles, soit un écart d'un facteur 100.

De tels écarts dans les estimations doivent nous interroger sur la possibilité d'évaluer de manière absolue le dommage en fatigue des pales dans un cas concret. Ce constat est renforcé par le rajout de nombreuses inconnues entourant le design des éoliennes à étudier, des matériaux utilisés, les données historiques à disposition ou encore la tenue en fatigue des composites. Concernant ce dernier point, M. Quaresimin a illustré au travers de trois articles les propriétés particulières en fatigue des composites verre/époxy typiques des pales d'éolienne

soumis des chargements complexes (M. Quaresimin & Carraro, 2013 ; M. Quaresimin, Carraro, & Maragoni, 2015 ; Marino Quaresimin, Susmel, & Talreja, 2010). Il a observé que la présence de compression peut avoir un effet particulièrement néfaste sur la tenue en fatigue des matériaux composites. En effet, à mesure que le ratio de chargement R diminue et que le ratio traction/cisaillement λ_{12} augmente (voir [figure 2.9.a](#)), la fissuration s'initie plus tôt (pour une contrainte moindre à un nombre de cycles N équivalent) et se propage plus vite (l'énergie de déformation relâchée $G_{I,max}$ diminue) (M. Quaresimin et al., 2015) (voir [figure 2.9.b](#)). Le ratio de chargement R et le ratio λ_{12} sont définis par :

$$R = \frac{\sigma_{min}}{\sigma_{max}} \quad (2.5)$$

$$\lambda_{12} = \frac{\sigma_6}{\sigma_2} \quad (2.6)$$

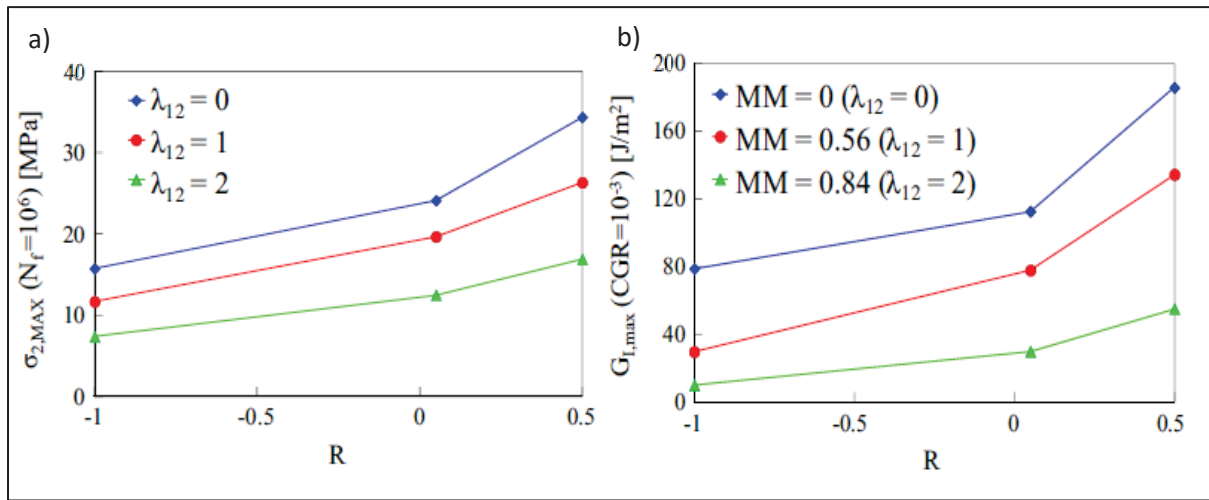


Figure 2.9 : a) Courbes d'initiation de la fissuration à $N=10^6$ cycles (constant); b) Courbes de $G_{I,max}$ à taux de croissance de fissuration constant

Tirée de M. Quaresimin et al (2015, p. 5)

Prévoir le comportement des matériaux composites dans le cas de chargements complexes est une tâche ardue, d'autant plu que ce comportement change en fonction de la stratification du composite. À cela il faut également ajouter la sensibilité des matériaux composites aux variations de température et à l'humidité. Ces éléments venant impacter la tenue en fatigue des

composites. Pour caractériser la tenue en fatigue des composites en tenant compte de l'ensemble de ces éléments environnementaux, il faudrait mener une campagne d'essais longue et dispendieuse. Pour limiter le nombre d'essai requis, Ziane et son équipe ont proposé des approches reposant sur l'intelligence artificielle (Ziane, Ilinca, Khan, & Zebirate, 2020 ; Ziane, Zebirate, & Zaitri, 2016). Leurs méthodes permettent notamment de prévoir le comportement en fatigue des composites avec une bonne fiabilité pour différents ratios de chargement.

Le pronostic de l'accroissement de la fissuration dans les pales d'éolienne est une autre façon d'évaluer le dommage en fatigue. Eder et Chen ont notamment développé en 2020 une démarche basée sur la loi de Paris pour calculer l'évolution de la fissuration dans le joint de colle du bord de fuite des pales (Eder & Chen, 2020). La loi de Paris est définie par (Dávila, 2020 ; Eder & Chen, 2020 ; Hiroshi Tada, Paul C. Paris, & George R. Irwin, 2000 ; Ted L. Anderson, 2017) :

$$\frac{da}{dN} = C(\Delta K)^m \quad (2.7)$$

En utilisant les paramètres tels que a , la dimension de la fissure [m], le nombre de cycles N , la variation du facteur d'intensité de contrainte ΔK , ainsi que les coefficients C et m spécifiques au matériau et à l'utilisation de la courbe de Paris expérimentalement obtenue pour ce matériau, il est possible de calculer la vitesse de propagation de la fissuration par cycle en fonction de ΔK . Au travers de leurs travaux, Eder et Chen visaient notamment à réduire le temps de calcul tout en conservant une fiabilité des résultats acceptable en optimisant la résolution par la méthode des éléments finis. Ils sont parvenus à diviser le temps de calcul par 200 tout en ayant un écart de seulement 0.57% avec les résultats obtenus par une démarche non optimisée. Cependant, des conditions bien particulières sont nécessaires pour utiliser la loi de Paris dans leur démarche. Tout d'abord il faut à l'état initial une fissure d'une certaine longueur pour pouvoir étudier son évolution, ce qui exclut cette approche pour évaluer le dommage futur d'une pale supposée intacte à l'origine. Ensuite le front de fissuration doit rester dans un même plan, donc entre les deux mêmes plis d'un composite et le front de fissuration doit rester bien

droit. Les auteurs concèdent que ce sont des hypothèses valables dans le joint d'adhésif des pales, beaucoup moins en ce qui concerne le délaminage au sein du composite même. Ce dernier point est corrélé avec des observations faites sur une pale endommagée et analysée (Marín, Barroso, París, & Cañas, 2009).

Il est à noter qu'aucune étude précédemment citée n'a comparé les évaluations du dommage en fatigue avec des résultats obtenus expérimentalement en laboratoire ou des observations de terrain. Compte tenu de cette situation, il est difficile d'évaluer la fiabilité des différents modèles de dommage proposés.

2.4 Conclusion de l'état de l'art

Il y a une volonté claire et grandissante de la communauté scientifique pour répondre aux besoins de plus en plus pressants du secteur éolien. Cependant notre revue de littérature, non exhaustive certes, n'a pas fournie de réponses satisfaisantes à nos besoins et à ceux de notre partenaire industriel. Des modèles de dommage en fatigue des pales d'éolienne ont été développés, mais aucun n'a été confronté à des observations de terrain. Le manque d'informations sur lequel baser un diagnostic et un pronostic du dommage semble être un problème récurrent, quelle que soit la méthode employée, qu'il s'agisse de l'historique des données, des propriétés des matériaux ou du design des pales. Ce manque d'informations et cette absence de consensus sur le diagnostic et le pronostic de l'état de santé des pales vient donc renforcer la nécessité de mener à bien notre projet de recherche.

CHAPITRE 3

MÉTHODOLOGIE ET ORGANISATION DE LA THÈSE

3.1 Introduction

Ce chapitre expose notre stratégie pour atteindre les objectifs énoncés au CHAPITRE 1 ainsi que la méthodologie que nous avons choisie pour répondre à notre problématique. La structure de ce chapitre se décline comme suit : nous commençons par présenter l'environnement de recherche dans lequel s'inscrit notre étude. Ensuite, nous délimitons le cadre, les hypothèses et les frontières autour de nos travaux. Après quoi, nous proposons une méthodologie de recherche détaillée. Enfin, nous décrivons l'organisation de la thèse, en mettant en évidence les liens avec nos trois contributions scientifiques publiées.

3.2 Environnement de recherche

Nous avons eu l'opportunité de travailler en collaboration avec l'industriel Power Factors pour mener à bien ce projet de recherche. Power Factors est une entreprise basée à Brossard, Canada, leader dans les solutions logicielles pour l'industrie de l'énergie éolienne et solaire. Leur plateforme logicielle fournit des outils avancés de surveillance, de gestion de données et d'analyse pour les parcs éoliens et solaires. Grâce à leurs solutions, les exploitants peuvent optimiser la performance et la rentabilité de leurs installations tout en réduisant les coûts de maintenance et en maximisant la production d'énergie. En collaborant avec Power Factors, les entreprises peuvent bénéficier d'une surveillance en temps réel, d'alertes, de défaillance précoce et de rapports personnalisés. Cela aide ces entreprises à prendre des décisions éclairées en matière de gestion des actifs énergétiques.

Power Factors est un partenaire de choix pour ce projet de recherche s'investissant dans les nouvelles technologies et qui est au plus près des intérêts exprimés par les différents acteurs du secteur éolien. Power Factors nous fait bénéficier de véritables données SCADA à partir desquelles nous pouvons travailler ainsi que de l'incalculable conseil de ses experts

internationalement reconnus. Ce partenariat apporte une plus-value à nos recherches en les plongeant dans un environnement économique-industriel, distinguant ainsi nos travaux des autres projets de recherche plus académiques.

3.3 Cadre de recherche

L'estimation du dommage des pales d'éoliennes est un problème multidimensionnel auquel nous ne pouvons répondre qu'avec un nombre limité de ressources à notre disposition. Étant donné cette situation, nous avons décidé de limiter ce projet à un cadre précis. Les frontières de ce projet tiennent compte des intérêts de notre partenaire industriel Power Factors et s'inspire des recommandations de la norme IEC 61400-1.

1. Nous visons à fournir un outil d'estimation du dommage relatif des pales, qui puisse aider l'exploitant du parc éolien à choisir la politique de maintenance la plus adaptée.
2. Seul le dommage en fatigue sera calculé. Nous supposons que les éoliennes n'ont pas d'autres dommages et nous supposerons que les pales sont sans défauts de fabrication.
3. L'historique de la vitesse de vent moyenne sur 10-min contenue dans les données SCADA fournies par Power Factors ainsi que les *IT* seront les seules variables environnementales considérées dans l'évaluation du dommage.
4. La vitesse du vent sera assujettie au phénomène de cisaillement. Le cisaillement du vent sera celui d'un profil de vent normal tel que défini par la norme IEC 61400-1 et suivra la loi de puissance avec un coefficient $\alpha = 0.2$ tel que recommandé par cette même norme.
5. Nous supposons que le vent souffle dans l'axe de la nacelle de l'éolienne et que le temps de réponse du calage des pales sera nul.
6. Le module TurbSim du logiciel FAST V8 (Fatigue, Aerodynamics, Structures, and Turbulence) sera utilisé pour générer des profils de vitesse de vent stochastique et turbulent. FAST est un logiciel développé par le National Renewable Energy Laboratory (NREL) dans le but de simuler le comportement des éoliennes.

7. Le dommage des pales sera calculé via la règle de Miner telles que le suggèrent les recommandations de la norme IEC 61400-1 pour des raisons de conformation aux standards internationaux.
8. Pour calculer les chargements mécaniques, un modèle numérique de pale provenant de la librairie en libre accès de NREL sera utilisé ainsi que le logiciel FAST V8. Le modèle est une éolienne de 5 MW, couramment utilisé dans la littérature scientifique.

3.4 Méthodologie de recherche

Cette section présente les raisons qui ont guidé notre méthodologie et comment nos résultats ont été obtenus. Dans un premier temps, nous présenterons le logiciel FAST qui a servi à simuler le comportement d'une éolienne puis comment nous nous y sommes pris pour récolter les informations résultant de ces simulations. Ensuite le calcul du dommage en fatigue sera présenté en détail pour chaque article aux [sections 4.5](#), [4.6](#), [5.5](#) et [6.5](#). La méthodologie pour calculer le dommage des pales en fatigue est résumée de manière simplifiée dans la [figure 3.1](#). On peut observer que notre méthode fait tout d'abord appel à une importante partie de prétraitement. Ce prétraitement consiste à remplir une base de données contenant le dommage en fatigue sur une courte période de 10-min pour l'ensemble des conditions de vent auxquelles l'éolienne à étudier pourrait être soumise. Pour y parvenir, un modèle numérique de pale semblable aux pales investiguées est importé, puis son comportement et les chargements mécaniques sont évalués pour toute une gamme de vitesse de vent en utilisant le logiciel FAST. Ensuite le dommage en fatigue sera calculé pour une période de 10-min en tenant compte des chargements précédemment calculés ainsi que d'un signal de vent turbulent généré de manière stochastique via le module TurbSim de FAST. Ce signal de vent stochastique est généré en fonction d'une vitesse moyenne et d'un IT donnés. La longueur du signal de vent simulé est de 10-min et il est échantillonné à la fréquence de 1 Hz. Le dommage calculé est ensuite stocké dans une base de données. Après quoi, pour calculer le dommage des pales d'une éolienne en fonction des données SCADA, l'historique de la vitesse de vent moyenné sur 10-min qu'elle contient est filtré et corrigé. Puis le dommage global est calculé en cumulant le dommage à

chaque 10-min correspondant à la vitesse de vent moyenne enregistrée dans les données SCADA ([figure 3.1](#)).

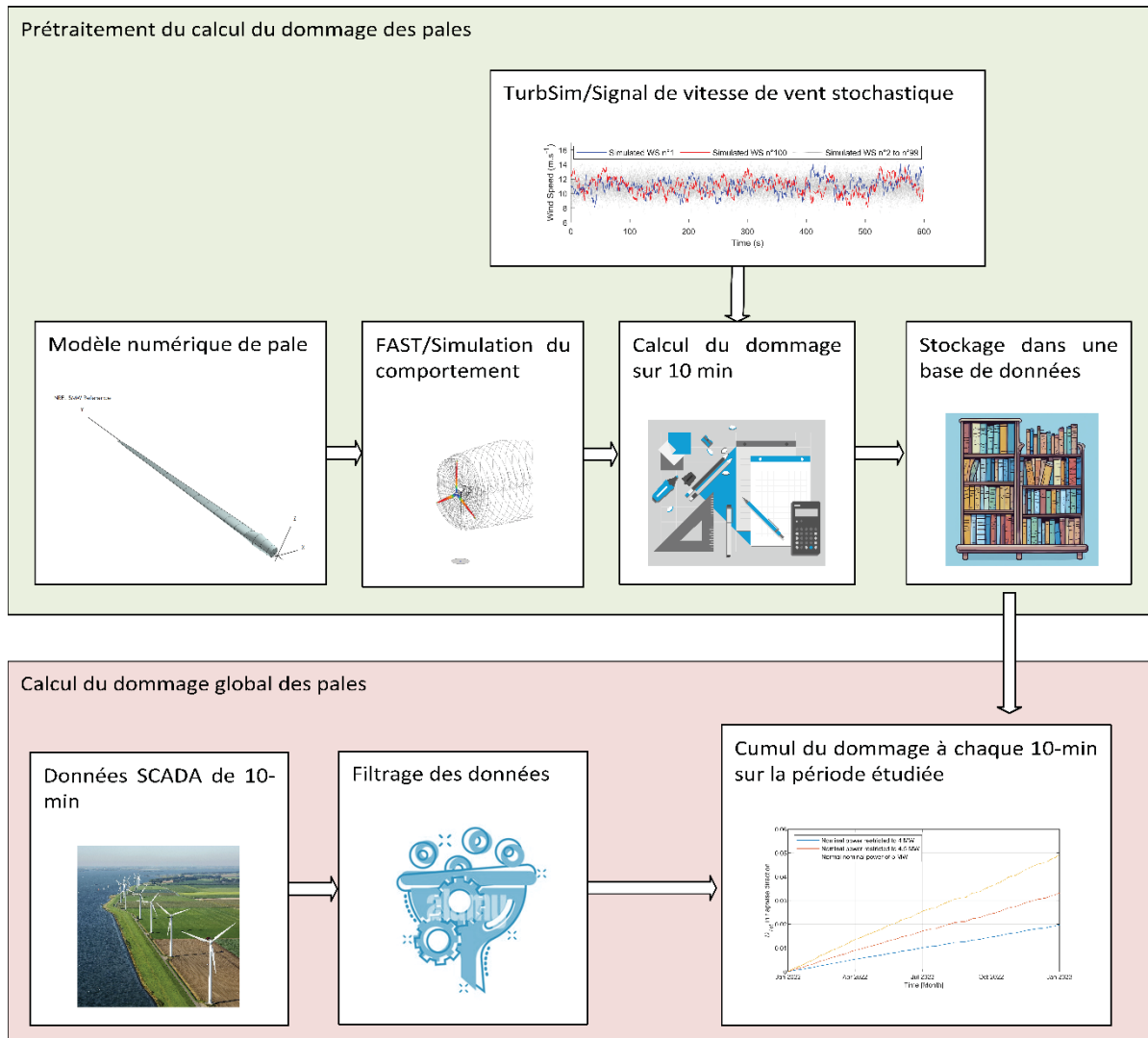


Figure 3.1 : Schéma montrant la méthodologie générale menant à l'estimation du dommage des pales d'éolienne en fatigue

3.4.1 Simulateur FAST

FAST (Fatigue, Aerodynamics, Structures, and Turbulence) est un logiciel développé par le National Renewable Energy Laboratory (NREL) des États-Unis. Il a été conçu pour la modélisation et la simulation du comportement des éoliennes et des systèmes éoliens. Il s'agit d'un outil puissant très utilisé dans l'industrie éolienne pour l'analyse de la dynamique des

structures. Il permet également de calculer la durée de vie en fatigue, de simuler les performances aérodynamiques et de concevoir des systèmes éoliens (J. M. Jonkman & Buhl, 2005).

La principale fonction de FAST est de simuler la dynamique des structures des éoliennes, en prenant en compte les charges aérodynamiques, les forces de vent, les vibrations et les interactions avec le système de contrôle. Il permet de modéliser le comportement dynamique des pales de turbines éoliennes et d'autres composants structurels. Grâce à cela, les ingénieurs peuvent visualiser comment ces composants se comportent dans des conditions de fonctionnement réelles.

Le logiciel FAST est modulaire et extensible, ce qui signifie qu'il peut être adapté pour répondre à une variété de besoins spécifiques à chaque projet. Il comprend des modules pour la modélisation des pales de turbines éoliennes, des générateurs, des contrôleurs, des fondations et d'autres composants des éoliennes. Les utilisateurs peuvent configurer et personnaliser les modèles en fonction des caractéristiques spécifiques de leurs éoliennes et de leur site.

FAST est également utilisé pour simuler les performances aérodynamiques des éoliennes. Il peut être utilisé pour évaluer la production d'énergie, la réponse aux variations de vent et la stabilité du système. Les ingénieurs peuvent utiliser ces simulations pour concevoir et optimiser les éoliennes, en évaluant différents scénarios de conception et en optimisant les paramètres pour maximiser l'efficacité et la fiabilité du système.

En résumé, FAST est un outil essentiel dans l'industrie éolienne pour la modélisation, la simulation et l'optimisation des éoliennes et des systèmes éoliens. Il offre une gamme de fonctionnalités puissantes pour l'analyse de la dynamique des structures, la prédiction de la durée de vie en fatigue, la simulation des performances aérodynamiques et la conception de systèmes éoliens. Son utilisation permet aux concepteurs d'éoliennes de développer des technologies plus efficaces, durables et fiables pour l'énergie éolienne. C'est l'ensemble de ses

qualités qui nous a motivés à utiliser FAST pour évaluer le dommage en fatigue des pales d'éoliennes.

Dans notre projet, FAST est utilisé pour simuler le comportement de l'éolienne et évaluer les chargements mécaniques pour une vitesse de vent constante dans le temps. Les simulations sont effectuées avec les paramètres suivants :

Tableau 3.1 : Propriétés générales des simulations du comportement et des chargements mécaniques de l'éolienne effectuées avec FAST

Plage de vitesse de vent étudié	4 m.s ⁻¹ à 25 m.s ⁻¹ avec un pas de 0,1 m.s ⁻¹
Longueur de la période simulée	720 s
Pas de temps de la simulation	0.02 s
Altitude de référence pour la vitesse de vent simulée	90 m
Type de vent	Constant
Modèle de cisaillement du vent	Loi de puissance avec le coefficient $\alpha = 0.2$
Pas d'enregistrement de la valeur moyenne des chargements dans les directions <i>Flapwise</i> et <i>Edgewise</i>	0,1 m.s ⁻¹
Pas d'enregistrement du signal complet des chargements sur 600 s dans les directions <i>Flapwise</i> , <i>Edgewise</i> et radiales	1 m.s ⁻¹

Le processus de simulation et d'enregistrement des chargements mécaniques de l'éolienne est schématisé à la [figure 6.10](#). Les simulations ont été effectuées avec un modèle de pale numérique de 5 MW décrit dans le chapitre ci-dessous. Il faut approximativement 2 heures à un ordinateur domestique (doté d'un processeur Intel i5-9300H 2.40 GHz) pour réaliser cette étape.

3.4.2 Modèle de pale numérique de 5 MW

Le modèle d'éolienne numérique de 5 MW de la librairie NREL sert de base à notre évaluation du dommage des pales. C'est un modèle informatique développé pour simuler le comportement

d'une éolienne de grande taille. Cette éolienne est conçue pour avoir une capacité nominale de 5 MW. Cela la classe parmi les éoliennes de moyenne à grande taille utilisées dans des parcs éoliens commerciaux.

Ce modèle d'éolienne numérique est largement utilisé dans l'industrie éolienne pour une variété d'applications. Il permet notamment de concevoir et optimiser des éoliennes, d'analyser la dynamique des structures, de simuler des performances aérodynamiques et il aide à la planification de parcs éoliens. Il est disponible dans la librairie de modèles NREL, qui est une ressource précieuse pour les chercheurs, les ingénieurs et les développeurs dans le domaine de l'énergie éolienne.

Le modèle d'éolienne de 5 MW de la librairie NREL est basé sur des données réelles provenant de turbines éoliennes existantes, ainsi que sur des avancées dans la modélisation et la simulation des éoliennes. Il comprend des composants représentatifs d'une éolienne typique de cette taille, tels que les pales, le rotor, le générateur, le système de contrôle, les fondations et d'autres composants essentiels.

Ce modèle permet aux utilisateurs de simuler le comportement de l'éolienne sous une large variété de conditions, y compris les différentes vitesses et directions du vent, les variations de charge, les changements dans les conditions du site, et les différentes stratégies de contrôle. Il fournit des données sur les performances de l'éolienne, telles que la production d'énergie, la charge des composants, les vibrations et les déformations structurelles.

L'utilisation de ce modèle permet aux développeurs d'éoliennes de concevoir et d'optimiser de nouveaux designs, en évaluant différents scénarios de conception et en optimisant les paramètres pour maximiser l'efficacité et la fiabilité de l'éolienne. Il permet également aux chercheurs et aux ingénieurs d'analyser le comportement des éoliennes dans des conditions variées et d'identifier les domaines où des améliorations peuvent être apportées.

En résumé, le modèle d'éolienne numérique de 5 MW de la librairie NREL est un outil puissant et polyvalent pour la modélisation et la simulation des éoliennes de moyenne à grande taille. Il offre une gamme de fonctionnalités avancées pour l'analyse et la conception des éoliennes, et il est largement utilisé dans l'industrie éolienne pour soutenir le développement de nouvelles technologies et l'optimisation des performances des éoliennes. Sa large utilisation dans la littérature scientifique facilite la comparaison des résultats avec ceux trouvés par d'autres chercheurs. Nous avons alors décidé de baser notre projet sur ce modèle numérique d'éolienne en regard de ses nombreux avantages.

Tableau 3.2 : Propriétés générales de l'éolienne de 5 MW provenant de la librairie NREL

Puissance nominale	5 MW
Orientation et configuration du rotor	« <i>Upwind</i> », 3 pales
Méthode de contrôle	Vitesse variable, pas collectif
Transmission	Haute vitesse, boîte de vitesse à plusieurs étages
Diamètre du rotor et du moyeu	126 m, 3 m
Hauteur du moyeu	90 m
Vitesse de vent de démarrage, nominale et de coupure	4 m.s ⁻¹ , 11.4 m.s ⁻¹ , 25 m.s ⁻¹ ,
Vitesse de rotation du rotor de démarrage et nominal	6.9 tr/min, 12.1 tr/min
Vitesse de pointe nominale	80 m.s ⁻¹
Porte-à-faux, inclinaison de l'axe du rotor, angle, « <i>Precone</i> »	5 m, 5°, 2.5°
Masse du rotor	110 t
Masse de la nacelle	240 t
Masse de la tour	347 t

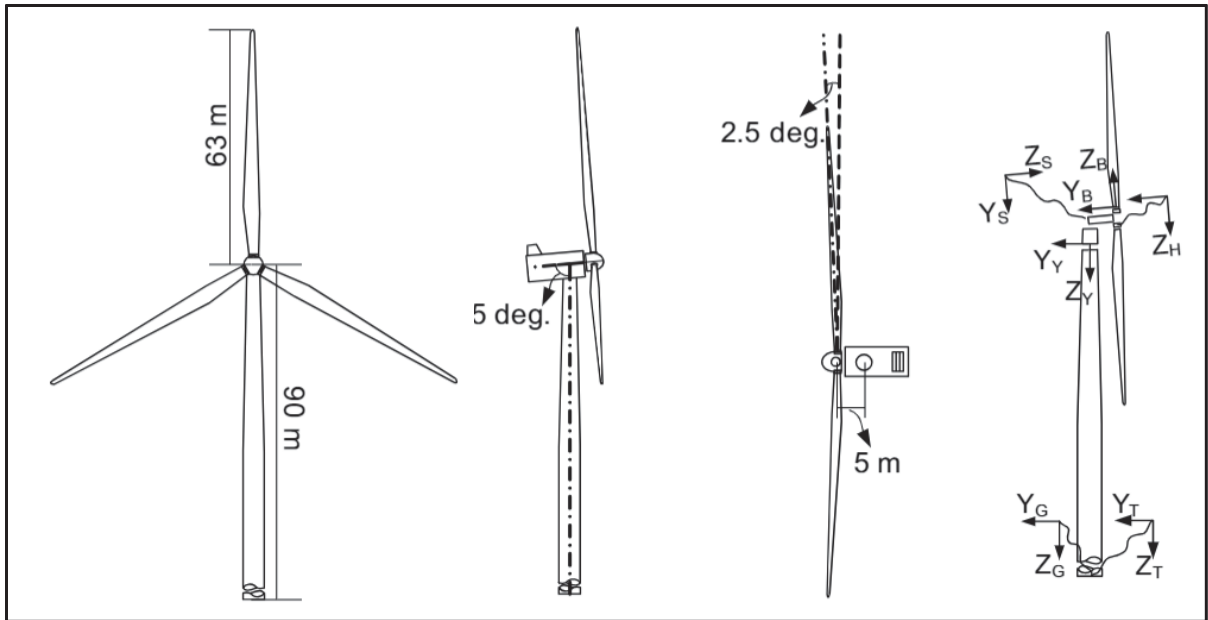


Figure 3.2 : Schéma montrant les dimensions de l'éolienne de 5 MW de la librairie NREL

Tiré de Stubbier & Pedersen (2011, p. 7)

Les propriétés générales du modèle d'éolienne de 5 MW sont spécifiées dans le [tableau 3.2](#) et schématisées dans la [figure 3.2](#).

3.4.3 Calcul du dommage sur 10-min et son stockage

Cette section met en lumière le procédé utilisé pour créer une base de données du dommage en fatigue des pales pour une vaste plage de conditions environnementales auxquelles l'éolienne étudiée peut être soumise. Une version plus détaillée du processus est donnée au [chapitre 6.5](#).

L'éolienne est soumise à des conditions météo dont les principales caractéristiques en termes de vitesse moyenne du vent et idéalement d' IT sont enregistrées pour chaque période de 10-min. Pour des raisons de complexité calculatoire, il n'a pour l'instant pas été possible de recréer d'une traite l'historique de la vitesse du vent auquel l'éolienne a été soumise à une fréquence de 1 Hz tel qu'il est préconisé pour mener une étude en fatigue des pales. L'idée est donc de constituer une base de données du dommage causé à l'éolienne étudiée sur une période de

10 min en considérant une vitesse de vent échantillonné à 1 Hz généré par le module TurbSim et en considérant le régime de fonctionnement de l'éolienne.

Pour y parvenir, le profil des chargements mécaniques sera reconstitué dans les deux principales directions de la pale qui sont le « *Edgewise* » et le « *Flapwise* » en considérant le « *Flapwise Bending* » M_{flap} [N.m], le « *Edgewise Bending* » M_{edge} [N.m] et la force radiale F_{rad} . F_{rad} [N] dépend uniquement de la vitesse de rotation du rotor. M_{flap} et M_{edge} dépendent de la vitesse de rotation du rotor qui résulte directement de la vitesse moyenne du vent sur 10-min, V_{mean} [m.s⁻¹], du fait de son inertie, mais aussi des variations de la vitesse du vent à la fréquence de 1 Hz, V_{HF} [m.s⁻¹], que l'on considérera comme un signal haute fréquence. On se retrouve alors avec les expressions suivantes :

$$M_{edge}(V_{HF}) = M_{edge,AC}(V_{mean}) + M_{edge,DC}(V_{HF}) \quad (3.1)$$

$$M_{flap}(V_{HF}) = M_{flap,AC}(V_{mean}) + M_{flap,DC}(V_{HF}) \quad (3.2)$$

Avec $M_{edge,AC}$ et $M_{flap,AC}$ les composantes alternatives des moments et $M_{edge,DC}$ et $M_{flap,DC}$ les composantes qui dépendent de V_{HF} . Tous ces paramètres ainsi que F_{rad} ont été obtenus au préalable grâce à FAST tel que décrit à la [section 3.4.1](#). Avec ces formules, il devient possible de convertir un signal de vent haute fréquence V_{HF} généré par le module TurbSim (décrit à la [section 3.4.4](#)) en un signal des moments à haute fréquence $M_{edge}(V_{HF})$ et $M_{flap}(V_{HF})$. Après quoi, les signaux des contraintes dans les directions « *Flapwise* » et « *Edgewise* », respectivement σ_{flap} et σ_{edge} [Pa], sont obtenus en appliquant les formules suivantes :

$$\sigma_{flap} = \frac{M_{flap}c}{I} + F_{rad} \quad (3.3)$$

$$\sigma_{edge} = \frac{M_{edge}c}{I} + F_{rad} \quad (3.4)$$

Avec c le rayon de la pale à sa racine [m] et I le moment quadratique de la section de la pale à sa racine [m⁴] tel qu'expliqué à la [section 4.5](#). Puis les signaux de contraintes sont convertis en

signaux des déformations en connaissant la géométrie de la pale à sa racine. Travailler en déformation plutôt qu'en contrainte est avantageux dans le cadre de la fatigue des composites telle qu'expliquée plus en détail à la [section 4.5](#).

Ensuite, en appliquant le comptage de rainflow (RFC) aux signaux de déformations, il est possible d'obtenir les cycles de déformation appliquée à nos pales d'éolienne. Enfin, le dommage accumulé sur une période de 10-min est calculé en appliquant la règle de Miner définie par :

$$d_{10min} = \sum \frac{n_i}{N_i} \quad (3.5)$$

Avec n_i le nombre de cycles ayant les caractéristiques du $i^{\text{ème}}$ cycle et N_i le nombre de cycles à rupture. Une description plus détaillée de l'obtention de n_i et N_i est donnée à la [section 4.5](#).

Pour résumer le processus d'estimation de d_{10min} , un signal de vitesse du vent stochastique V_{HF} est généré via TurbSim en fonction des paramètres V_{mean} et IT fournis. Ensuite, le signal V_{HF} est successivement converti en signaux de contrainte puis de déformation dans les directions « *Flapwise* » et « *Edgewise* » après analyse du comportement de l'éolienne à l'aide de FAST pour différentes valeurs de V_{mean} . Puis, le RFC est appliqué au signal de contrainte pour caractériser les cycles. Une fois cela fait, la règle de Miner est utilisée pour évaluer d_{10min} . Ensuite, d_{10min} est enregistré dans une base de données. Étant donné que V_{HF} est généré de manière stochastique, il a été arbitrairement choisi de répéter le processus entier 100 fois pour couvrir l'ensemble de la gamme de valeurs de dommages possibles pour chaque V_{mean} allant de 4 m.s^{-1} à 25 m.s^{-1} et IT définies par les classes de turbulence A, B et C telles que définies dans la norme IEC 61400-1. Lorsque $V_{mean} < 4 \text{ m.s}^{-1}$ ou que $V_{mean} > 25 \text{ m.s}^{-1}$ nous considérons que l'éolienne est à l'arrêt, car en dehors des conditions d'utilisation permises. Le dommage vaut alors $d_{10min} = 0$. Ainsi, pour une V_{mean} et IT spécifique, le dommage d_{10min} est enregistré sous forme d'une fonction de distribution cumulative (CDF)

composée de 100 valeurs de dommage possibles, triées du plus petit au plus grand. Le processus est représenté de manière schématique dans la [figure 6.12](#).

3.4.4 Module TurbSim

Le module TurbSim est une composante essentielle du logiciel FAST. TurbSim est spécifiquement conçu pour générer des simulations de champs de vent turbulents pour les applications liées à l'analyse des éoliennes et des systèmes éoliens.

Le principal objectif du module TurbSim est de générer des données de vent représentatives des conditions réelles que peuvent rencontrer les éoliennes sur différents sites. Ces données sont cruciales pour évaluer les performances des éoliennes, prédire la fatigue des pales et simuler le comportement dynamique des structures sous l'effet du vent.

Voici quelques-unes des fonctionnalités et des caractéristiques du module TurbSim :

- Génération de champs de vent turbulents : TurbSim utilise des modèles avancés pour générer des simulations de champs de vent turbulents. Ces simulations reproduisent les caractéristiques de la turbulence atmosphérique, telles que les fluctuations de vitesse et de direction du vent, les échelles spatiales et temporelles, et les profils de spectre de turbulence.
- Personnalisation des conditions de vent : Les utilisateurs peuvent personnaliser les paramètres de simulation pour refléter les conditions de vent spécifiques à leur site d'intérêt. Cela inclut la sélection de la vitesse moyenne du vent, la distribution de la direction du vent, l'*IT* et d'autres caractéristiques pertinentes.
- Intégration avec FAST : TurbSim est étroitement intégré avec le logiciel FAST, ce qui permet aux utilisateurs de générer des données de vent turbulentes et de les utiliser directement dans les simulations de dynamique des structures et d'aérodynamique des éoliennes.
- Validation et vérification : Le module TurbSim a fait l'objet de nombreuses études de validation et de vérification pour s'assurer de sa précision et de sa fiabilité. Les

utilisateurs peuvent avoir confiance dans les données de vent générées par TurbSim pour leurs analyses et leurs simulations (Bashirzadeh Tabrizi, Wu, Whale, & Shahabi Lotfabadi, 2019 ; B. J. Jonkman & Buhl, 2006).

En résumé, le module TurbSim est un outil puissant et précieux pour la modélisation et la simulation des champs de vent turbulents dans le cadre de l'analyse des éoliennes et des systèmes éoliens. Il fournit des données essentielles pour évaluer les performances des éoliennes, prédire la fatigue des pales et simuler le comportement dynamique des structures sous l'effet du vent.

TurbSim est utilisé dans notre projet pour générer des profils de vent stochastiques et turbulents échantillonnés à une fréquence de 1 Hz sur une période de 10 min. Pour générer les turbulences, le spectre de von Karman est utilisé, tel que suggéré par la norme IEC 61400-1.

3.4.5 Calcul du dommage global en fatigue des pales

Cette section explique le procédé utilisé pour calculer le dommage en fatigue des pales pour une longue période de temps selon l'historique des données SCADA de l'éolienne. Tout d'abord nous présenterons comment les données SCADA sont filtrées et corrigées à l'aide des données de la NASA. Enfin, nous expliquerons comment nous calculons le dommage global des pales en fatigue. Une version plus détaillée du processus est donnée à la [section 6.5](#).

Les données SCADA à notre disposition présentent des défauts en ce qui concerne l'historique de la vitesse du vent moyennée sur 10-min que l'on assimile à V_{mean} . On peut citer notamment des valeurs de V_{mean} aberrantes, que l'on considère arbitrairement comme telles si $V_{mean} < 0 \text{ m.s}^{-1}$ ou si $V_{mean} > 50 \text{ m.s}^{-1}$. Nous avons également relevé des périodes durant lesquelles les mesures de V_{mean} restent anormalement inchangées, ce qui suggère un problème d'enregistrement des données (voir [figure 3.3](#)). Pour remédier à ce problème, il a été décidé de remplacer les vitesses de vent aberrantes enregistrées dans les données SCADA par les enregistrements provenant de la NASA aux coordonnées du parc éolien et aux dates

correspondantes. Ensuite, lorsque la valeur de vitesse moyenne du vent sur 10-min reste inchangée sur une période de 2 heures, alors ces données SCADA sont remplacées par celles de la NASA.

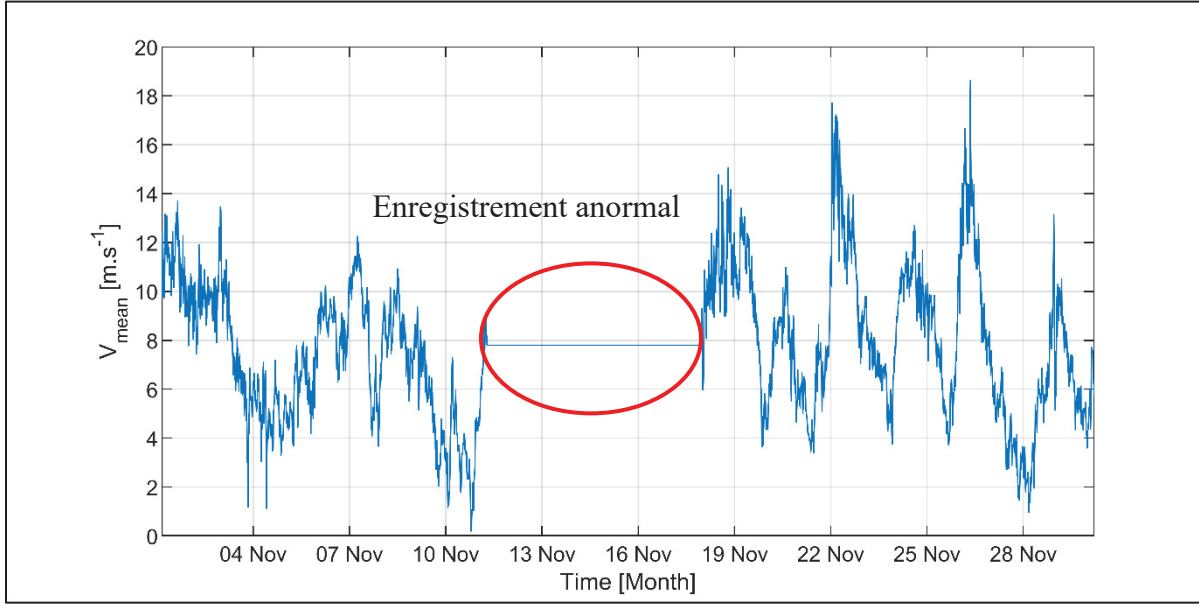


Figure 3.3 : Historique de la vitesse de vent enregistré dans les données SCADA au cours du mois de novembre 2021

Une fois que l'historique de la vitesse du vent provenant des données SCADA est filtrée et corrigée, vient le moment de calculer le dommage global des pales en fonction des données SCADA. Le dommage en fatigue est un phénomène cumulatif selon la règle de Miner. Cela nous permet de considérer que le dommage des pales D_{tot} est la somme des dommages d_{10min} correspondant à chaque période de 10-min, t , enregistrée dans les données SCADA. À l'aide de la base de données construite à la [section 3.4.3](#), le dommage d_{10min} est sélectionné pour la période t caractérisée par une valeur spécifique de V_{mean} et d' IT . L'expression de D_{tot} pour un historique de vitesse de vent composé de m périodes devient alors :

$$D_{tot} = \sum_{t=1}^m d_{10min,t} \quad (3.6)$$

Le détail du calcul de D_{tot} est réexpliqué aux [sections 4.6](#), [5.5](#) et [6.5](#). Il est schématisé à la [figure 6.3](#).

3.5 Organisation de la thèse

L'objectif de ce chapitre est de présenter l'organisation de cette thèse par articles et contributions apportées en lien avec les objectifs de recherche que nous avons définis. Au [CHAPITRE 1](#), nous avons présenté le contexte de notre recherche ainsi que la problématique qui en découle. Le [CHAPITRE 2](#) a offert une revue de la littérature pertinente, soulignant l'importance et l'originalité de notre projet.

Le [CHAPITRE 4](#) répond au premier objectif consistant à développer un estimateur de dommage en fatigue des pales d'éolienne ainsi que de leur durée de vie résiduelle à partir d'historiques de données largement répandus dans les exploitations éoliennes. Cette contribution a été publiée via un article dans le journal *Energies*. Cette contribution souligne l'importance de la vitesse moyenne du vent ainsi que de celle de l'*IT* dans l'évaluation du dommage en fatigue. Elle propose également d'évaluer le dommage en fatigue des pales en piochant le dommage correspondant à chaque période de 10-min provenant des données SCADA dans une base de données de dommage préalablement constituée. Cette base de données contient le dommage résultant d'une période de 10-min d'activité de l'éolienne étudiée pour l'ensemble du spectre des conditions environnementales auxquelles l'éolienne peut être soumise (en termes de V_{mean} et d'*IT*). Les contributions de cet article sont spécifiquement les suivantes :

- 1) La démonstration de l'importance de tenir compte des variations de la vitesse du vent à une fréquence de 1 Hz plutôt que seulement de la vitesse moyenne du vent sur 10-min enregistrée dans SCADA pour évaluer le dommage en fatigue des pales d'éolienne.
- 2) La possibilité de relier directement l'historique de l'exploitation de l'éolienne (les données SCADA) à une estimation du dommage en fatigue des pales basée sur une approche physique de la dégradation des matériaux.

- 3) Proposer un outil d'analyse complet de l'évaluation du dommage en fatigue des pales d'éolienne et de leur espérance de vie résiduelle qui soit suffisamment simple d'un point de vue calculatoire pour permettre de comparer le dommage relatif entre des éoliennes d'un même parc.

Au [CHAPITRE 5](#), nous apportons une réponse à notre deuxième objectif concernant la part de responsabilité des différents régimes de fonctionnement de l'éolienne sur le dommage global en fatigue des pales. Cet article, publié dans le journal *Energies* montre notamment que le dommage en fatigue des pales est, dans une très large mesure, causé lorsque l'éolienne est en régime de production d'énergie. Ce résultat nous a donc aiguillé sur le choix du régime de fonctionnement à moduler en priorité pour modifier la durée de vie résiduelle des pales d'éoliennes. Les principales contributions de cet article sont :

- 1) Une évaluation du dommage relatif en fatigue résultant de quatre régimes de fonctionnement d'une éolienne. Ces quatre régimes sont : l'éolienne à l'arrêt, le démarrage, la mise à l'arrêt normal et le régime de production d'énergie.
- 2) Une évaluation du dommage relatif des pales en fatigue tenant compte des données SCADA et des quatre régimes de fonctionnement de l'éolienne précédemment cités.
- 3) La mise en perspective de l'importance prépondérante du régime de production d'énergie sur les autres régimes de fonctionnement de l'éolienne quant au dommage global des pales d'éolienne en fatigue. Ce dernier résultat indique le régime de fonctionnement sur lequel appliquer des ajustements en priorité afin de prolonger la durée de vie résiduelle des pales.

Au [CHAPITRE 6](#), nous répondons à notre dernière problématique en utilisant les développements faits aux [CHAPITRE 4](#) et [CHAPITRE 5](#). Cet ultime article de recherche a été soumis au journal *Wind Engineering*. Il met en avant la capacité de notre modèle de dommage à être utilisé comme un outil d'aide à l'optimisation de l'asservissement de l'éolienne d'un point de vue de la production d'électricité mais également de la durée de vie résiduelle de l'éolienne. Ce résultat a été rendu possible grâce au modèle de dommage développé au [CHAPITRE 4](#) et au [CHAPITRE 5](#) qui nous a permis de cibler le régime de fonctionnement de

l'éolienne à paramétrer en priorité pour avoir le plus d'impact sur la durée de vie résiduelle des pales. Les principales contributions de cet article sont les suivantes :

- 1) Les conséquences de la limitation de la puissance nominale d'une éolienne sur son dommage relatif en fatigue ont été évaluées pour trois profils d'utilisation distincts.
- 2) Les conséquences de la limitation de la puissance nominale d'une éolienne sur sa production d'énergie ont été évaluées pour trois profils d'utilisation distincts.
- 3) Il a été évalué qu'une réduction de 20% de la puissance nominale d'une même éolienne peut diminuer de 60% le dommage en fatigue des pales tout en réduisant de seulement 8% l'énergie produite sur une année.

L'[ANNEXE 1](#) propose de premières estimations de la fatigue à partir de données SCADA. Elle met en évidence l'impact de la fréquence d'échantillonnage des données sur l'évaluation du dommage qui en est fait. Cet article a été publié lors de la conférence "The 1st International Electronic Conference on Processes: Processes System Innovation", 2022.

L'[ANNEXE 2](#) présente les principaux facteurs environnementaux responsables de l'endommagement en fatigue des pales.

L'[ANNEXE 3](#) explique sous quelle forme est enregistré l'historique du vent et comment ses propriétés sont caractérisées dans le contexte de l'exploitation de parcs éoliens.

L'[ANNEXE 4](#) montre en détail le fonctionnement de l'algorithme de rainflow utilisé dans cette thèse pour caractériser les cycles contenus dans un signal complexe.

En conclusion, la [figure 3.4](#) schématise le dérouler de cette thèse. Ce chapitre a également mis l'emphasis sur les liens étroits entre nos différentes publications ayant permis l'avancement de nos travaux de recherche.

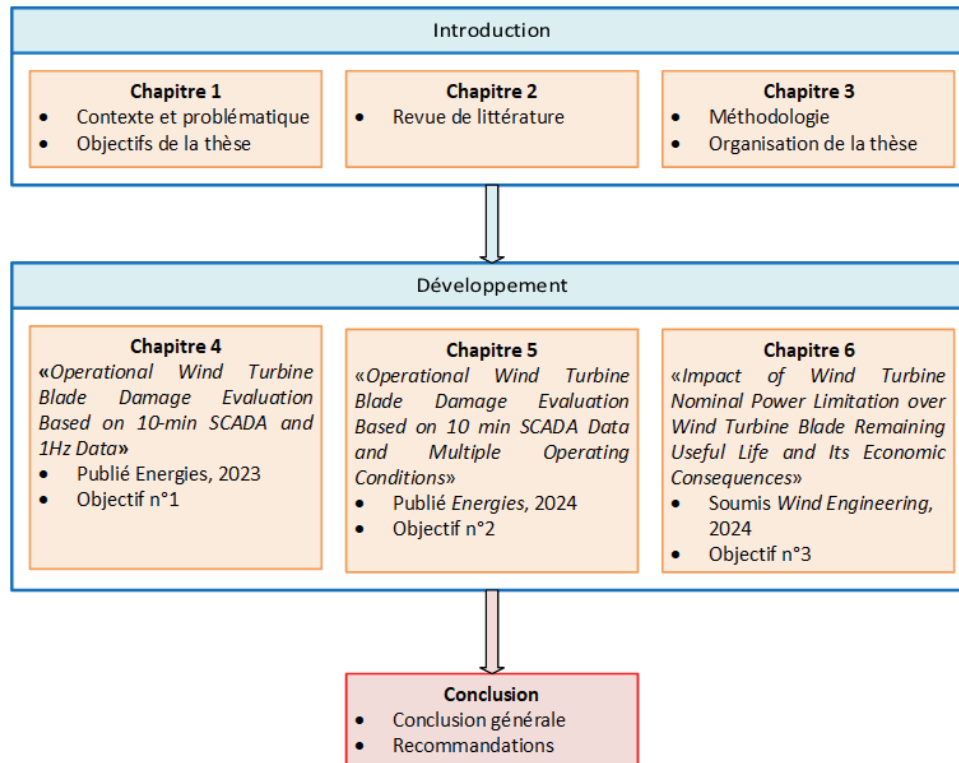


Figure 3.4 : Schéma résumant l'organisation de la présente thèse par articles

CHAPITRE 4

OPERATIONAL WIND TURBINE BLADE DAMAGE EVALUATION BASED ON 10-MIN SCADA AND 1 HZ DATA

Antoine Chrétien ^a, Antoine Tahan ^b, Philippe Cambron ^c, Adaiton Moreira De Oliveira ^d

^{a, b, d} Département de Génie mécanique, École de Technologie Supérieure, 1100 Notre-Dame
Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3

^c Advanced Analytics Research, Power Factors, 7005 Boulevard Taschereau #150, Brossard,
Québec, Canada, J4Z 1A7

Article publié dans le journal « *Energies* », mars 2023

Publication originale disponible à : <https://www.mdpi.com/2225188>

4.1 Résumé

Ce travail vise à proposer une méthode permettant l'évaluation du dommage et de la fatigue des pales d'éoliennes en fonction d'un signal de vitesse de vent à 1 Hz appliqué sur une longue période, à partir des données SCADA standard de 10 minutes. Les études précédentes soulignent la nécessité d'un échantillonnage à une fréquence de 1 Hz pour effectuer le calcul des dommages des pales. Cependant, de telles méthodes ne peuvent pas être appliquées pour évaluer les dommages sur une longue période en raison de la complexité des calculs et de la disponibilité des données. De plus, les données SCADA à 1 Hz ne sont pas couramment utilisées dans l'industrie des parcs éoliens car elles nécessitent une grande capacité de stockage des données. Appliquer une telle approche, basée sur un signal de vitesse de vent à 1 Hz, aux parcs éoliens actuels n'est pas une tâche triviale. Le présent travail examine la possibilité de surmonter ces problèmes en estimant les dommages équivalents à 1 Hz sur une période de 10 minutes caractérisée par des données SCADA en termes de vitesse moyenne du vent mesurée et d'intensité de la turbulence. Ensuite, une discussion est menée concernant une méthode pour estimer l'incertitude de la simulation, dans le but de proposer un outil facilitant la prise de décision par l'opérateur. Une analyse statistique des dommages évalués pour

différentes éoliennes est ainsi proposée afin de déterminer laquelle a subi le plus de dommages. Enfin, la probabilité d'atteindre un niveau de dommage critique au fil du temps est proposée, permettant à l'opérateur d'optimiser le calendrier d'exploitation et de maintenance.

4.2 Abstract

This work aims to propose a method enabling the evaluation of wind turbine blade damage and fatigue related to a 1 Hz wind speed signal applied to a large period and based on standard 10-min SCADA data. Previous studies emphasize the need for sampling with a 1 Hz frequency when carrying out blade damage computation. However, such methods cannot be applied to evaluate the damage for a long period of time due to the complexity of computation and data availability. Moreover, 1 Hz SCADA data are not commonly used in the wind farm industry because they require a large data storage capacity. Applying such an approach, which is based on a 1 Hz wind speed signal, to current wind farms is not a trivial pursuit. The present work investigates the possibility of overcoming the preceding issues by estimating the equivalent 1 Hz wind speed damage over a 10-min period characterized by SCADA data in terms of measured mean wind speed and turbulence intensity. Then, a discussion is carried out regarding a method to estimate the uncertainty of the simulation, in a bid to come up with a tool facilitating decision-making by the operator. A statistical analysis of the damage assessed for different wind turbines is thus proposed to determine which one has sustained the most damage. Finally, the probability of reaching a critical damage level over time is then proposed, allowing the operator to optimize the operating and maintenance schedule.

4.3 Introduction

The share taken up by wind energy in worldwide electricity production is expected to grow from its current 5% to 45% by 2050 to support the ever-growing need for energy (DNV GL Energy Transition Outlook, 2020). The levelized cost of energy (LCOE) is one of the key drivers that will undergird this production growth. Operation and maintenance (O&M) optimization are among the main elements that must be in place to ensure a reduction in the LCOE and should be a major factor behind the expected 30% decrease in wind turbine (WT)

energy production cost from 2020 to 2050. Wind turbine blades (WTB) represent a key component of a WT fatigue purpose, firstly because their failure rate is one of the highest among the other components (0.13/year, similar to the failure rate observed for the gearbox, the transformer, or the tower (H. Li, Peng, Huang, & Guedes Soares, 2022 ; C. Zhu et al., 2018)). Secondly, their replacement or repair cost is very expensive, because they involve rope access or mobilizing a crane (International Energy Agency, 2013 ; Mishnaevsky, 2019).

Tableau 4.1 : Nomenclature

Nomenclature				
Symbol	Description	Characteristic unit		
			C_{3a}	Vacuum infusion molding effect
$R_{k,t}$	Characteristic short-term structural member resistance for tension		C_{4a}	Post-cure polymerization effect
$R_{k,c}$	Characteristic short-term structural member resistance for compression		C_{2b}	Temperature effect
γ_{Ma}	Partial safety factor for material a		C_{3b}	Non-woven unidirectional fibers effect
γ_{Mb}	Partial safety factor for material b		C_{4b}	Post-cure polymerization effect
$S_{k,M}$	Mean value of characteristic cycles		C_{4b}	Local safety factor at the trailing edge
$S_{k,A}$	Amplitude of characteristic cycles		C_{1a}	Ageing effect
m	Slope parameter of S/N curve		C_{2a}	Temperature effect

The predictive maintenance of WTBs to minimize their associated O&M costs or assess the possibility of WT life extension is a major purpose of current research efforts. Predictive maintenance relies on smart planning to avoid expensive corrective action and high repair costs linked to reactive maintenance. Two main families of predictive maintenance already exist (Nielsen & Sørensen, 2017). The first one regroups the data-driven models. Among them, a predictive maintenance model based on an exponential expression of the WTB damage behavior can be found (Asgarpour & Sørensen, 2018). Another model relies on the Bayesian dynamic network; it discretizes the WTB damage into levels of damage, and the possibility of going from one damage level to the next is given by a probability law. The data-driven model can provide a damage estimation with a small computing capacity (Asgarpour & Sørensen,

2018 ; Nielsen & Sørensen, 2017). The drawback is that it is challenging for these models to find parameters to achieve a reliable remaining useful life (RUL) evaluation.

The second family of predictive maintenance relies on physical models such as that of Eder and Chen (2020) (Eder & Chen, 2020). There are different physical methods enabling to estimate the WTB RUL. The most used method is based on the Miner's rule and it is easy to operate (Bergami & Gaunaa, 2014 ; Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019 ; Jang et al., 2015 ; Jiang et al., 2015 ; Liu et al., 2023 ; Marín et al., 2009 ; Ragan & Manuel, 2007 ; Sanchez et al., 2016 ; Tibaldi, Henriksen, Hansen, & Bak, 2016 ; Vera-Tudela & Kühn, 2017 ; Yisu Chen, Di Wu, Haifeng Li, & Wei Gao, 2022). Other models exist, but they are less employed due to their inherent use limits such as the method relying on the Paris–Erdogan or Walker's elastic crack propagation law (Eder & Chen, 2020 ; Valeti & Pakzad, 2019) or the stiffness degradation fatigue theories about composite materials (Sanchez et al., 2016). The physical models are known to allow accurate estimations of damage behavior. However, their associated computations are extremely time consuming when considering the complete lifetime of a WT (typically 25 to 30 years). Moreover, as laid out by Jang et al. (Jang et al., 2015), a reliable WTB damage evaluation requires a 1 Hz wind speed (WS) sampling frequency because WTBs are sensitive to WS fluctuations at this frequency. As a result, because 1 Hz WS data are very hefty, and because fatigue computation via physical damage models is time consuming, the WTB damage cannot be evaluated for a large period of time (Jang et al., 2015). Then, the industry norm is to work with 10-min aggregated signals (average, min, max, standard deviation), as recommended by the IEC standard 61400-12-1 (IEC-61400-12, 2022). The 10-min period has been proven to provide enough information to evaluate the energetic aspects of the WT (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019). However, as mentioned above, WTB fatigue assessment requires data with higher frequencies, which are not always archived in the SCADA systems. [Figure 4.1](#) presents the differences between various aggregation intervals in terms of data volume. This situation forces to design

a fatigue damage computation tool working with the 10-min SCADA data in order to be applicable to as many wind farms as possible.

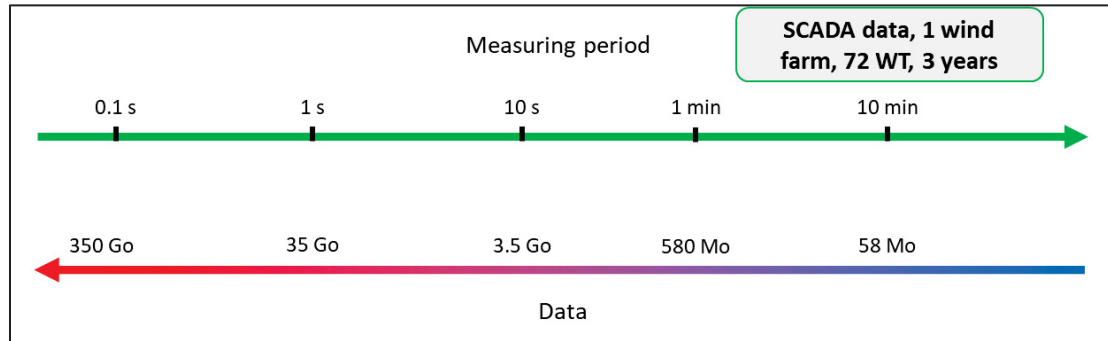


Figure 4.1 : Schema showing the relation between data weight and the measuring period for a wind farm composed of 72 WT for a period of 3 years

The present study intends to achieve this goal to come up with a way to estimate blade damage regarding 10-min SCADA data. The presented model starts by computing the damage induced by the fluctuation of the 10-min mean WS stored in the SCADA data using the well-known Miner's rule. This damage will be called low cycle fatigue (LCF) in this study. Then, the damage induced by WS fluctuations within each 10-min SCADA data period is investigated. To achieve this, a 1 Hz stochastic WS signal is numerically generated via a turbulence model based on the Kaimal spectrum (J. C. Kaimal, J. C. Wyngaard, Y. Izumi, & O. R. Coté, s.d. ; B. J. Jonkman & Buhl, 2006), in correlation with the previous 10-min SCADA data. Then, the corresponding damage is again computed via the Miner's rule. This damage will be called high cycle fatigue (HCF) in this study. Finally, by combining the LCF and the HCF, it is expected to obtain an overall relative WTB fatigue damage evaluation. Finally, applying this method to an entire wind farm enables to highlight which WT is the most damaged and allow the wind farm operator to optimize his maintenance operations. The main breakthrough here is the possibility to achieve for the first time a damage evaluation based on a physical model, considering a 1 Hz WS signal extending through the entire WT lifetime by lowering many of the computation needs. This study is divided into four main parts. The first section deals with the data and the numeric tools at our disposal, followed by a presentation of the hypothesis of the model developed. The second section presents the LCF damage estimation methodology based on 10-min WS SCADA signals. The third section shows the HCF damage estimation

methodology, based on 1 Hz simulated WS signals. The HCF damage estimation aims to be added to the LCF evaluation based on 10-min SCADA data because the fatigue is a cumulative phenomenon. Then, results are analyzed and discussed in the fourth section. Finally, the conclusion proposes a global overview of the breakthroughs brought by this study and suggests other future leads to improve the results already obtained with the pre-sent method.

4.4 Resources and Hypothesis

4.4.1 Resources

To carry out this study, we have access to 10-min aggregated signals from SCADA data (specifically, a 10-min mean WS history) of a wind farm composed of 5 MW WT from February 2017 to May 2020. Then, Matlab® programming language and FAST aeroelastic models (J. M. Jonkman & Buhl, 2005) were used to estimate the aerodynamic loads leading to stress variations, and consequently, damage due to WS fluctuations. However, to estimate the inner stress in the WTB, a detailed numeric model of the WTB should be used. Because the wind turbine model installed on the studied windfarm is unknown for confidentiality issues, a 5 MW WT numeric model from the NREL library (open access) was used as reference (Dykes & Rinker, 2018 ; J. Jonkman, Butterfield, Musial, & Scott, 2009). This numeric model was chosen as it is the most common and most studied model in the literature. In this context, it is assumed that the evaluated fatigue damage on the numeric wind turbines will differ from the real wind turbines operating in this wind farm, but the ranking of the most damaged wind turbine is expected to remain the same. Hence, the damage computed in this project is relative and not absolute.

4.4.2 Considered Environmental Effects and Hypothesis

WTB fatigue is caused by different environmental factors, such as rain erosion (Hu et al., 2021), the gravity effect (Barnes, Morozov, & Shankar, 2015), and temperature variations, all of which can also affect the material fatigue strength (Hawileh, Abu-Obeidah, Abdalla, & Al-Tamimi, 2015) at different locations. The blades are submitted to two mains bending moments,

the flapwise bending and the edgewise bending (Damkilde et al., 2017 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019 ; IEC-61400-12, 2022 ; J. F. Manwell et al., 2009) (figure 4.2). Because they are locations on the WTB depending almost only on flapwise bending (like the adhesive bond line in the trailing edge (Eder & Chen, 2020)) or on edgewise bending, it is possible to consider only one of these types of bending in such locations for fatigue purpose (Damkilde et al., 2017 ; Eder & Chen, 2020 ; IEC-61400-12, 2022 ; Jiang et al., 2015). Depending on the localization on the blade root, the blade root section can be at the same time only subjected to flapwise or to edgewise bending (Damkilde et al., 2017 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Jiang et al., 2015). It appears that the fatigue damage induced by flapwise bending at the blade root is much higher than the edgewise one (J. F. Manwell et al., 2009 ; Jiang et al., 2015). Moreover, the flapwise bending is provoked by the wind while the edgewise bending is mainly caused by the weight of the blade (Damkilde et al., 2017 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Joncas, 2010). So, the wind speed variations can be assumed to be the major factor influencing the WTB fatigue as already suggested in the scientific literature (J. F. Manwell et al., 2009 ; Ragan & Manuel, 2007). Thus, for simplicity, we will focus only on this aspect in the rest of this paper.

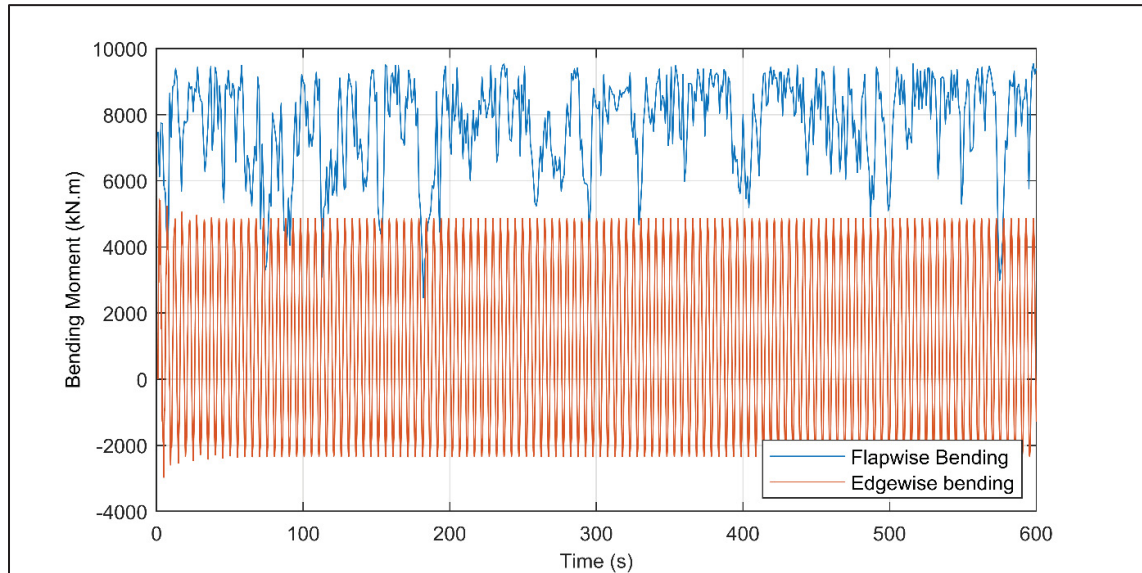


Figure 4.2 : Flapwise and Edgewise bending moments for a mean wind speed of 11 m.s^{-1} and a $TI = 20\%$

4.4.3 Hypothesis

The damage is considered at the blade root section for two main reasons. Firstly, because it is expected to be the most sensitive part to fatigue issues (Damkilde et al., 2017, 2017 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Zárte-Miñano, Anghel, & Milano, 2013), and secondly, because it has generally a circular section no matter the wind turbine model and the rest of the blade structural design (Damkilde et al., 2017 ; Eder & Chen, 2020 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Joncas, 2010 ; Marín et al., 2009), which is not publicly shared by the wind turbine OEM (Joncas, 2010). At the blade root, only the diameter and the skin thickness depends of the global length of the blade (Bortolotti et al., 2019 ; Dykes & Rinker, 2018 ; Joncas, 2010), facilitating the extrapolation of a conceivable root structure design from basic information from the numeric WTB model. The damage is due to variations of the stress within the part, which is correlated with flapwise bending and the edgewise bending. Considering a zero pitch, the flapwise bending corresponds to the out-rotor plane direction while the edgewise bending is associated to the in-rotor plane direction. However, according to estimations carried out with FAST and a 5 MW wind turbine blade from the NREL library, of the two, flapwise bending would seem to be more sensitive to WS fluctuations (see [figure 4.3](#)), which is why in the present study, we focus on the stress resulting from it. Regarding the simulated 1 Hz WS signal, the simulated wind is also considered to be blowing in the rotor axis like the previous one, but it is generated stochastically using the Kaimal spectrum proposed in the FAST TurbSim module (B. J. Jonkman & Buhl, 2006). The Kaimal spectrum is often used in the wind turbine fatigue field to generate a turbulent wind field (Hong & Li, 2018 ; Yi et al., 2021) because it has been designed for a homogeneous and flat onshore site (Cheynet, Jakobsen, & Obhrai, 2017). It best describes the turbulence wind field within the atmospheric boundary layer, where the earth's surface has a strong influence on the atmosphere (« Couche limite atmosphérique - Centre National de Recherches Météorologiques », s.d.). This is why it is a recommended model for the wind turbine industry, according to standard IEC 61400 (IEC 61400-1, 2019). Finally, because of the cumulative nature of the damage, the overall WTB damage is assumed to be the sum of the HCF and LCF damage and other factors, defined as:

$$D_{Tot}(t) = D_{LCF}(t) + D_{HCF}(t) + D_{SD/SU}(t) + D_{Events}(t) + D_{t_0} \quad (4.1)$$

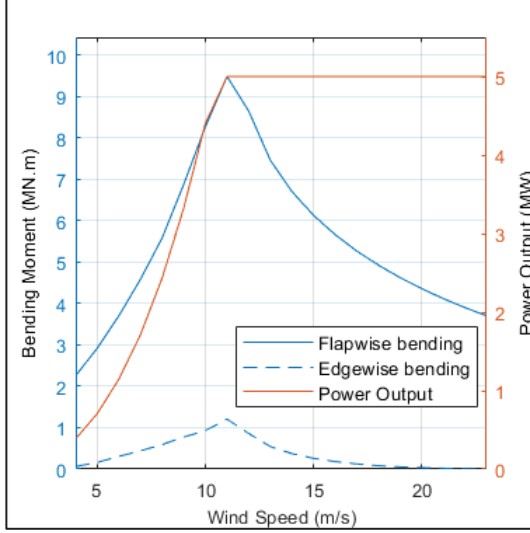


Figure 4.3 : Mean Bending moments and output power as a function of the wind speed

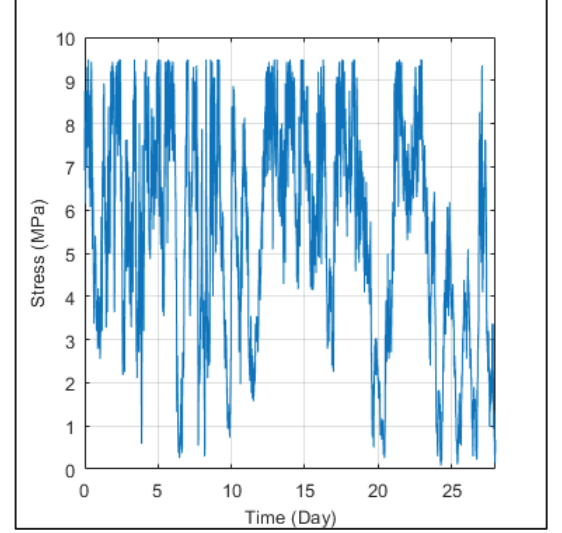


Figure 4.4 : Estimated stress history for a period of 4 weeks for a single 5 MW wind turbine

Where D_{Tot} is the overall WTB root damage at time t , D_{LCF} is the damage due to LCF, D_{HCF} is the damage due to HCF, $D_{SD/SU}$ is the damage induced by transient regimes (shut-down and start-up of the WT), D_{Events} is the damage caused by extreme environmental conditions such as storm-inducing wind velocities higher than the cut-out WS of the wind turbine (in our case, $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$), damage due to lightning, etc., and finally, D_{t_0} is the initial damage induced by manufacturing at time t_0 . Here, D_{Events} is not considered because it relies on complex mechanisms like resonance issues or sudden material failures not related to fatigue behavior, according to Chou et al. (Chou, Chiu, Huang, & Chi, 2013). D_{t_0} is also not considered for reasons of simplification because it relies on defects not depending on fatigue behavior and that are harsh to assess, even though they can have a strong effect on WT strength (J. Li, Wang, Zhang, Huang, & Yu, 2020 ; Marín et al., 2009 ; Murdy, Hughes, & Barnes, 2022). In addition, $D_{SD/SU}$ is also not considered here because it requires a finer analysis of the start-up and shut-down procedures used by the wind farm operator to assess the corresponding damage (Jiang et al., 2015 ; Jiang & Xing, 2022). In the present work, only D_{LCF} and D_{HCF} are considered

because they refer to the WTB fatigue behavior. This study introduces for the first time an estimation of the HCF based on 10-min aggregated SCADA data commonly used in the wind farm industry, enabling to evaluate the WTB fatigue damage for a long period of time covering the entire life span of the WT. Hence, the overall damage is summarized in [equation 4.2](#):

$$D_{Tot}(t) \approx D_{LCF}(t) + D_{HCF}(t) \quad (4.2)$$

4.5 LCF Damage Assessment

4.5.1 Assessment of Stress

Using FAST software and the geometric properties of a 5 MW WT model from the NREL library, the flapwise bending moment (M_{flap}) at the blade root could be estimated according to the WS (see [figure 4.3](#)). Following this, and knowing the flapwise bending moment and the geometry of the WTB, it was then possible to estimate the stress history according to the mean WS history (seen at the blade root thanks to [equation 4.3](#)) (see [figure 4.4](#)):

$$\sigma_{flap} = \frac{M_{flap}c}{I} \quad (4.3)$$

with σ_{flap} being the resulting stress [Pa]. c is the maximum distance from the neutral axis, which corresponds approximately to the chord line for a WTB in bending. So, c is nearly equal to half of the airfoil thickness [m] at the root (Damkilde et al., 2017 ; Joncas, 2010). I is the moment of inertia of the WTB root section [m⁴]. To obtain I , the skin thickness of the blade at the root section t_{root} [m] must be known. However, this information is not provided with the numerical WTB model used in this study. Furthermore, the WTB root thickness for a 5 MW WT varies strongly (from 50 to 80 mm) depending on the sources (Hiebel M & Schlipf D, 2018 ; Sun, Sessarego, Chen, & Shen, 2017 ; « We are LM Wind Power - the leading rotor blade supplier to the wind industry | LM Wind Power », 2023), making it difficult to obtain a reliable extrapolation. So, it has been arbitrarily chosen to approximate t_{root} via the following empirical law (Joncas, 2010):

$$t_{root} \approx 0.08 \sqrt{\frac{R}{40}} \quad (4.4)$$

where R [m] is the rotor radius (here, $R = 64$ m for the 5 MW FAST WT model).

The next step is to carry out the Rainflow Counting algorithm (RFC) as defined in (« Rainflow counts for fatigue analysis - MATLAB rainflow », 2024) according to the standards (Germanischer Lloyd, 2010 ; IEC 61400-1, 2019), to have the stress cycle characterization regarding the stress history.

$$[\Delta\sigma_i, n_i] = \text{RFC}(u(t), |\sigma|, \sigma_u) \quad (4.5)$$

Here, $\Delta\sigma_i$ [MPa] is the stress range amplitude of the cycles, n_i corresponds to the number of cycles according to the cycle amplitude $\Delta\sigma_i$, i refers to the i -th stress cycle. Then, the WTB damage can be estimated as presented in the next section.

4.5.2 Damage Evaluation Based on 10-min SCADA Data

Many studies rely on stress variation to carry out WTB damage evaluation (Jang et al., 2015 ; Liu et al., 2023 ; Sanchez et al., 2016 ; Yisu Chen et al., 2022). However, according to (Germanischer Lloyd, 2010), it is recommended to work with the strain variation rather than stress variation in order to evaluate the damage level in composite materials due to the fatigue phenomenon. One reason for this is that the strain remains the same between the plies composing the laminate when a force is applied to the latter, while it is not the case with the stress (see [figure 4.5](#)).

The guide proposed by Germanischer Lloyd, or DNV GL, since 2013 (Germanischer Lloyd, 2010) lays out an approach based on the strain and the Goodman diagram of the considered laminate to assess the damage behavior due to fatigue. For a certain i -th strain cycle

characteristic, the corresponding N_i can be known via [equation 4.6](#), with the parameters explained in the [nomenclature](#):

$$N_i = \left[\frac{R_{k,t} + |R_{k,c}| - \left| 2 \gamma_{Ma} S_{k,M} - R_{k,t} + |R_{k,c}| \right|}{2 (\gamma_{Mb}/C_{1b}) S_{k,A}} \right]^m \quad (4.6)$$

According to (Germanischer Lloyd, 2010), it is expected that:

$$\gamma_{Mb}/C_{1b} = \gamma_{M0} C_{2b} C_{3b} C_{4b} C_{5b} \quad (4.7)$$

Here, $S_{k,M}$ and $S_{k,A}$ can be derived from the previous RFC of the stress. Knowing the stacking of layers within the blade root section, the corresponding Young's modulus of the material at the WTG root can be obtained (Kollar & Springer, 2003). After which, once the Young's modulus is evaluated, the RFC of the stress can be converted into the RFC of the strain via the Hooke's law, providing $S_{k,M}$ and $S_{k,A}$ for each strain cycle. Then, starting from [equation 4.5](#), the RFC of the strain allows to estimate the following:

$$[S_{k,A}, n_i] = \text{RFC}(u(t), S_{k,M}, S_u) \quad (4.8)$$

where S_u is the maximum strain to rupture of the weakest ply composing the laminate.

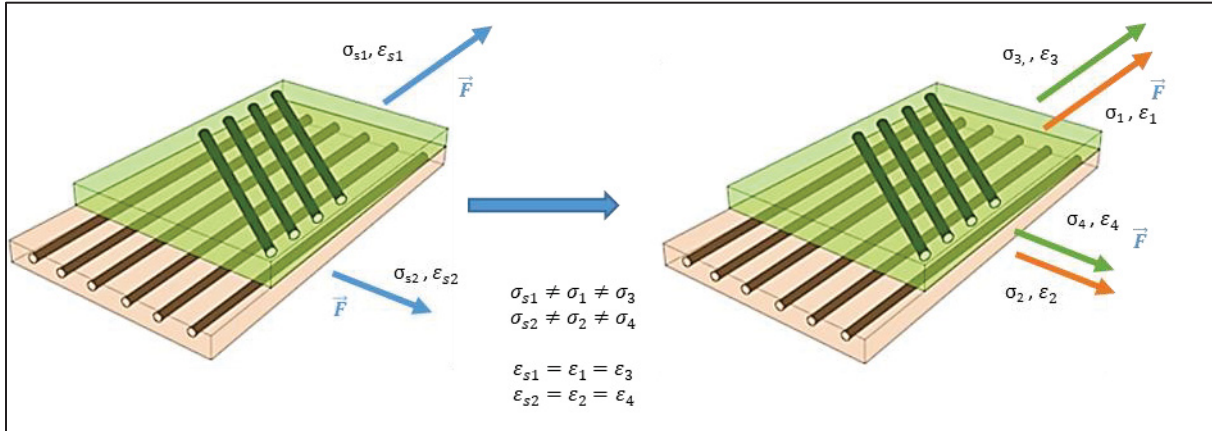


Figure 4.5 : Schema showing the relationship between plies strains within a laminate

Finally, as recommended by the standards (Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019), via the Miner's rule ([equation 4.9](#)) with N_i provided by [equation 4.6](#) and n_i given by the RFC of the strain, an estimation of the WTB's LCF damage $d_{LCF,i}$ for the corresponding i -th cycle can be computed:

$$d_{LCF,i} = \frac{n_i}{N_i} \quad (4.9)$$

Then, the global LCF damage D_{LCF} is computed as the sum of $d_{LCF,i}$ encountered within the period of study. The global methodology is summarized in [figure 4.7](#):

$$D_{LCF} = \sum_i d_{LCF,i} \quad (4.10)$$

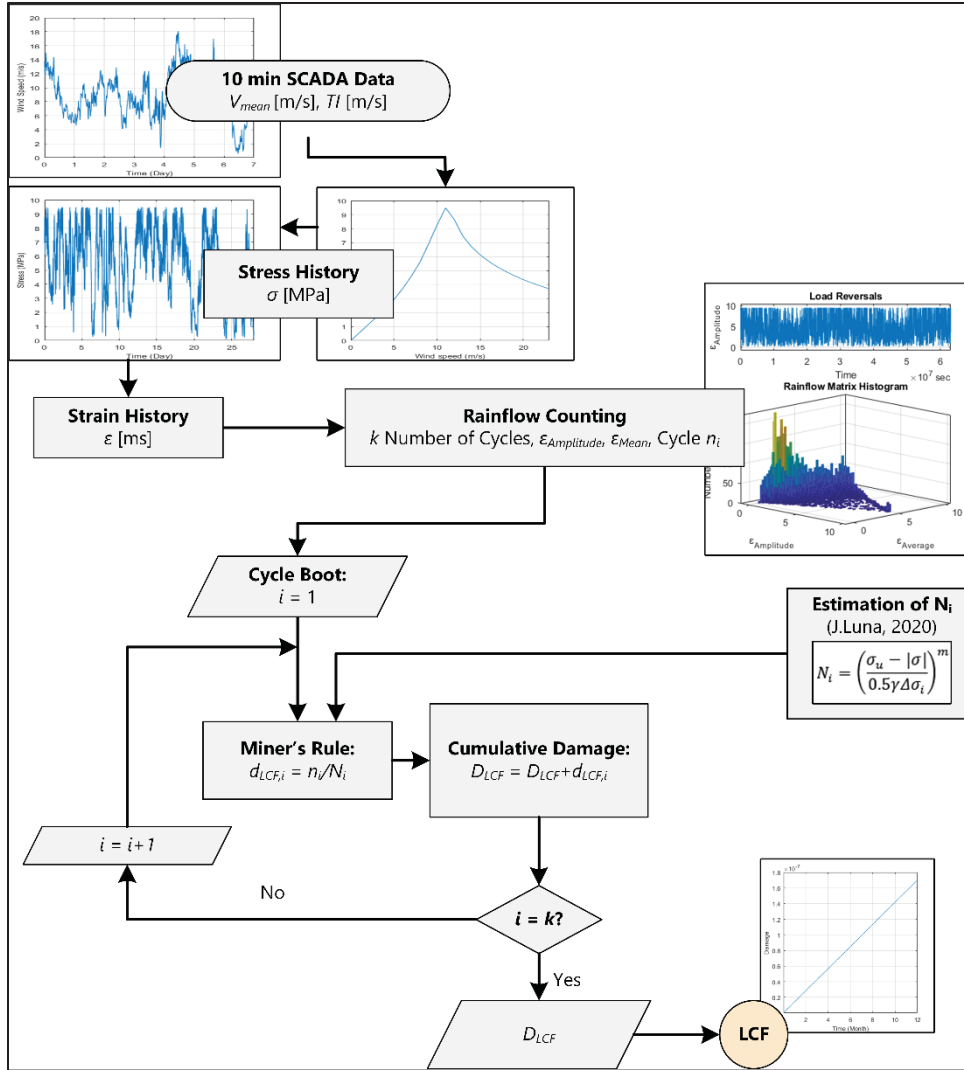


Figure 4.6 : Flowchart showing the process leading to the estimation of the LCF damage from SCADA data

4.6 HCF Damage Evaluation

According to (Jang et al., 2015), it is necessary to work with an approximately 1 Hz WS signal to ensure a reliable damage estimation. WS signal histories with high sampling rates are uncommon, and where available, their processing is heavily computing resource-intensive because of the sheer volume of data involved (≈ 600 times more than 10-min SCADA data, as shown in [figure 4.1](#)). To overcome these issues, the approach presented herein consists in estimating the damage due to a 1 Hz WS signal for a 10-min period parametrized with a mean

WS and turbulence intensity (TI) defined as follows (Jang et al., 2015 ; D.-Y. Kim, Kim, & Kim, 2021):

$$TI = \frac{\sigma_V}{\bar{V}} \quad (4.11)$$

Here, σ_V is the standard deviation of the measured WS over a 10-min period and $\bar{V}$ [$\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$] is the measured mean WS within this period.

TurbSim FAST's module is used here to generate the required WS signals (B. J. Jonkman & Buhl, 2006). Series of WS signals are generated for all the wind characteristics (in terms on mean WS and TI) that the WT can meet in normal operating conditions as defined by the norm IEC-61400-1 (IEC 61400-1, 2019). So, each series of WS signals is simulated regarding a specific mean WS and TI from a range of values starting from the cut-in WS to the cut-out WS and a TI of 1% to 50% as advised by (IEC 61400-1, 2019). The model runs with the Kaimal spectrum to generate a turbulent wind flow as recommended by the standards (Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019). The Kaimal spectrum is used in the wind turbine industry to generate stochastic and turbulent wind flow (Dong, Lio, & Simley, 2021).

Because the WS signals are generated stochastically trying to reflect the wind's behavior in the nature (Farouk Chellali, 2019), a generated WS signal can differ from another even if they share the same $\bar{V}$ and TI . So, it is expected that the resulting WTB damage from a generated WS signal can also differ from another WS signal, even if those signals have the same parameters— $\bar{V}$ and TI . That is why a series composed of numerous stochastic simulations must be carried out for each $\bar{V}$ and TI , to cover a wide variety of possible signals—and thus, of resulting damage. Each WS signal is simulated at a 1 Hz frequency for a 10-min period with the $\bar{V}$ and TI parameters associated to the WS series that they belong to, as shown in [figure 4.8](#). After 100 simulations, the damage distribution tends to maintain a single shape, converging to

the same distribution values. Hence, it has been chosen to fix at 100 the number of WS signals within each WS series. Then, for each simulation (or WS signal), the equivalent HCF damage d_{HCF} is assessed using the methodology presented in [section 4.5.2](#). Because each simulation corresponds to a proper d_{HCF} , the results can be expressed under the form of a cumulative distribution function (CDF) of d_{HCF} for each WS series $\bar{V}$ and TI parameter (see [figure 4.9](#)).

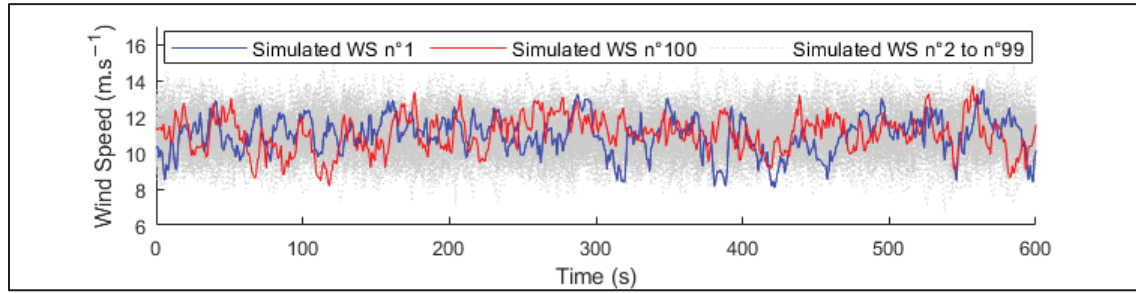


Figure 4.7 : Simulation of 100 stochastic wind speed signals with $\bar{V} = 11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ and $TI = 10\%$ for a period of 10-min

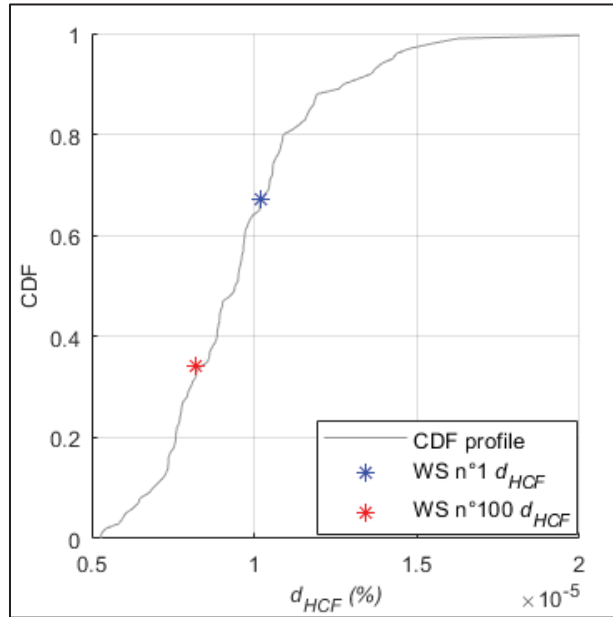


Figure 4.8 : Estimated damage CDF for a WS series with the following parameters: $\bar{V} = 11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ and $TI = 10\%$ over a period of 10 min

Then, for each 10-min period of the SCADA data history, the associated $\bar{V}$ and the TI are identified and the WS series damage CDF with the corresponding parameters is selected. Next, the equivalent $d_{HCF,t}$ for this 10-min period is chosen according to the cumulative distribution value (CDV) X_t .

$$d_{HCF,t} = F^{-1}(X_t) \quad (4.12)$$

where X_t of the selected CDF is chosen according to the damage percentile considered, with the time steps t and F being the functions describing the damage CDF. Finally, by cumulating the selected $d_{HCF,t}$ for the entire 10-min mean WS history, the overall WTB damage D_{HCF} can be calculated:

$$D_{HCF} = \sum_t d_{HCF,t} \quad (4.13)$$

Hence, D_{HCF} can be computed for a long period (1 year in this case) and the probability distribution function (PDF) of D_{HCF} can be extrapolated by varying the value of X_t . The D_{HCF} assessment methodology used is summarized in [figure 4.10](#).

4.7 Results and Discussion

4.7.1 Damage Estimation

Regarding [equation 4.2](#), the global WTB damage $D_{Tot}(t)$ can be computed as the sum of $D_{LCF}(t)$ and $D_{HCF}(t)$. To evaluate the WTB damage for several years, it has been chosen to concatenate the 1-year WS history by the number of years required to have an approximation of the entire life WS history. However, from the results obtained, it appears that $D_{HCF}(t)$ is much higher than $D_{LCF}(t)$ (see [table 4.2](#)). These results can be explained by the fact that the sampling frequency of the signal used for the fatigue estimation strongly influences the WTB damage estimation, as described by (Chrétien, Tahan, Cambron, & de Oliveira-Filho, 2022).

According to these results, $D_{Tot}(t)$ could be approximated as equal to D_{HCF} to simplify the presented WTB damage estimation process. Thus, the following relation can be assumed, in the case where only the operation running regime is considered:

$$D_{Tot} \approx D_{HCF} \quad (4.14)$$

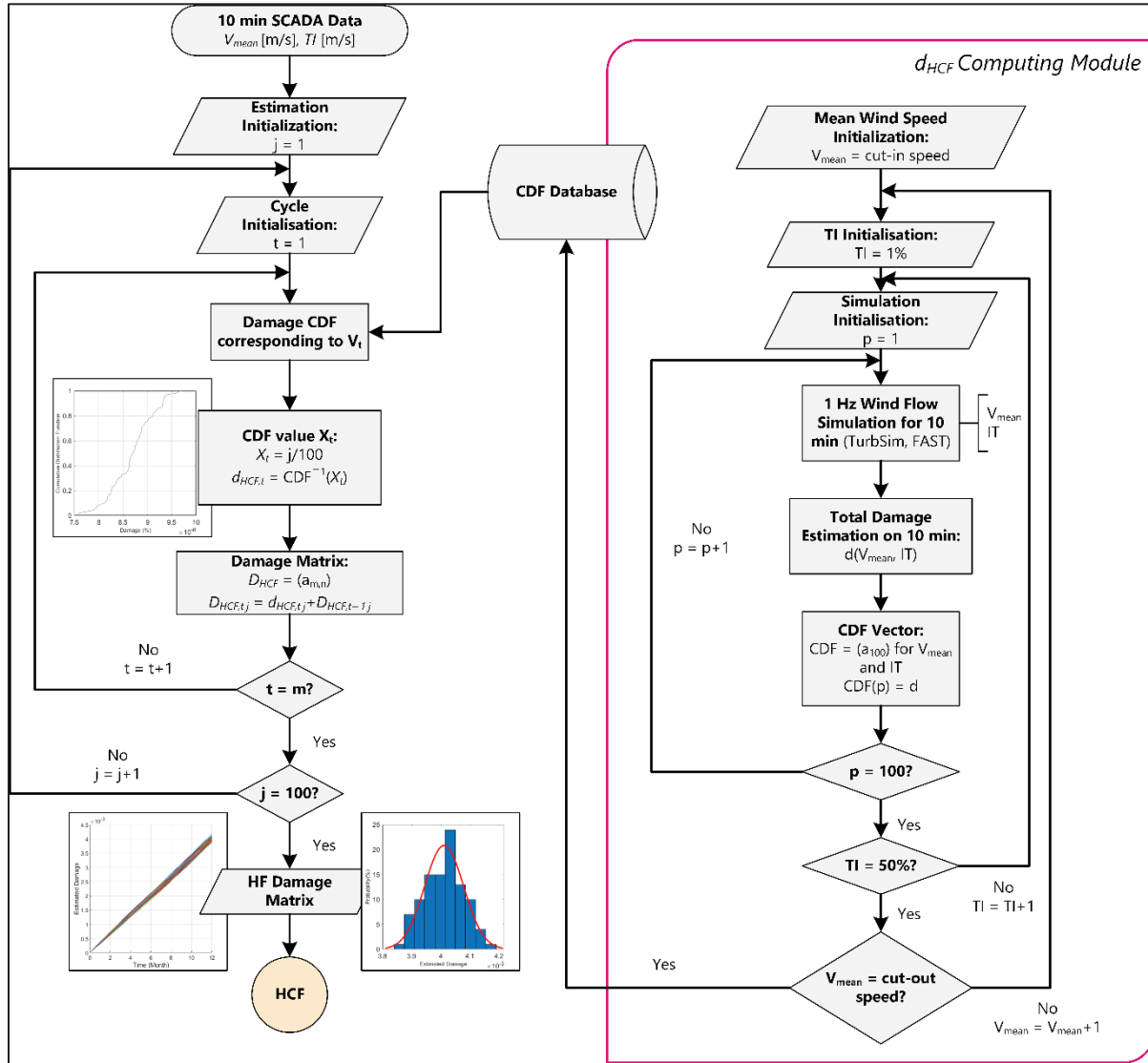


Figure 4.9 : Flowchart showing the process leading to the estimation of the HCF damage from the SCADA data

Based on the hypothesis presented in [section 4.4.3](#), leading to [equation 4.2](#), it was decided to consider only the WTB damage due to the operation running regime and a relatively simple geometry at the blade root. In [section 4.7.3](#), a discussion about how to increase the reliability of the results is presented.

Tableau 4.2 : Table showing the difference between LCF and HCF ($TI = 1\%$) damage estimations for different lengths of the study period

Period of Study	$D_{LCF}(t)$	Mean $D_{HCF}(t)$	$D_{LCF}(t)/D_{LCF}(t)$
1 year	7.94×10^{-5}	4.02	5.06×10^4
20 year	1.56×10^{-3}	7.12×10^1	4.56×10^4

4.7.2 Impact of TI and $\bar{V}$ on HCF Damage

According to the results presented in [figure 4.11](#), it appears that $\bar{V}$ has a strong impact on d_{HCF} . The computed d_{HCF} reaches its maximum at $WS = 11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, corresponding to the moment where the WT nominal power and maximum bending moment are met. However, such wide differences can call into question the need to consider any other WS than $11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. The TI is another parameter influencing d_{HCF} , albeit to a lesser extent. Based on the results of [figure 4.12](#), for a $WS = 11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, d_{HCF} is increased by 30%, with TI going from 1% to 5%, and by 1320%, with a TI going from 1% to 20%. This result is explained by the fact that with a growing TI , the amplitude of the bending cycles, and thus of the strain cycles, increases, leading to an increase in d_{HCF} . Concerning the evaluation of D_{tot} , a TI increase from 10% to 12% represents a damage increase of 50% with D_{Tot} going from 0.04% to 0.06%, as shown in [figure 4.13](#) and [figure 4.14](#), after 1 year.

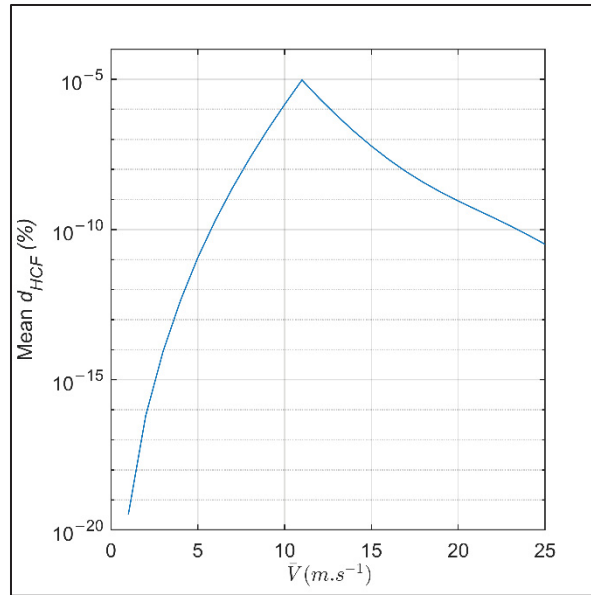


Figure 4.10 : Mean WTB damage d_{HCF} regarding a generated 1 Hz wind speed signal for a 10-min period as function of the $\bar{V}$ with a fixed $TI = 10\%$

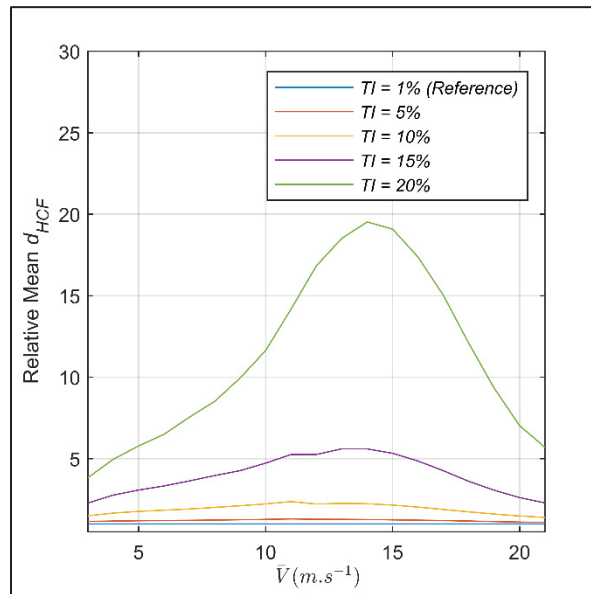


Figure 4.11 : Relative mean WTB damage d_{HCF} regarding a generated 1 Hz wind speed signal for a 10-min period as a function of the $\bar{V}$ for different TI , taking the mean d_{HCF} for $TI = 1\%$ as reference

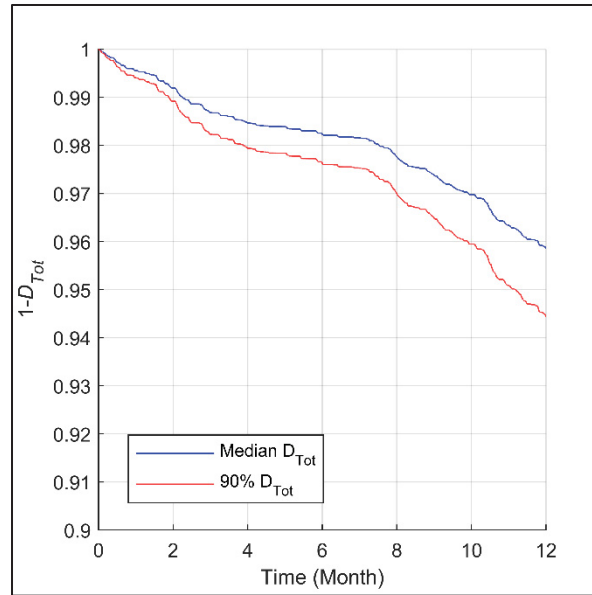


Figure 4.12 : Graphic of $1 - D_{Tot}$ for 1 WT imposing $TI = 10\%$ for a 1-year period. In blue, the median D_{Tot} , computed with the 50th percentile of D_{HCF} . In red, 90% D_{Tot} , computed with the 90th percentile of D_{HCF}

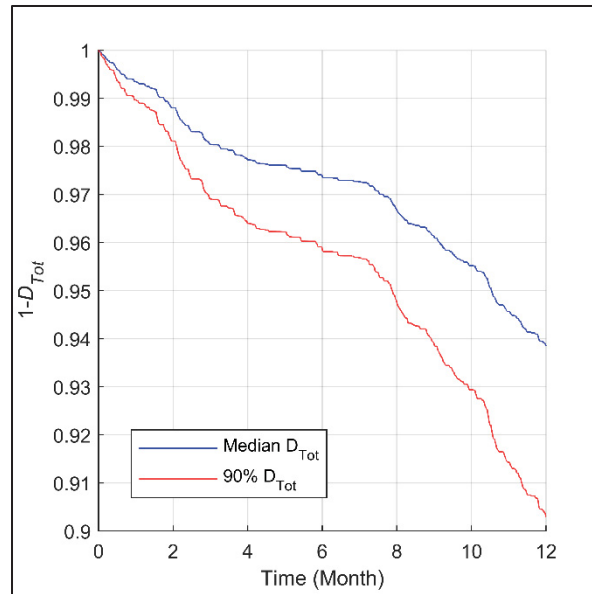


Figure 4.13 : Graphic of $1 - D_{Tot}$ for 1 WT imposing $TI = 12\%$ for a 1-year period. In blue, the median D_{Tot} , computed with the 50th percentile of D_{HCF} . In red, 90% D_{Tot} , computed with the 90th percentile of D_{HCF}

4.7.3 Study Case

This damage model needs to be calibrated despite the good results presented here, for several reasons. Firstly, the thickness of the blade root section was estimated via [equation 4.4](#), but uncertainties about the real blade root section thickness persist. Secondly, the layer stack of the material of the blade root section can differ between WTB models [28]. However, this damage model can already be used as a tool to rank WT within the same park according to the evaluated fatigue damage considering the 10-min mean WS SCADA data. In our study case, D_{Tot} was computed for 11 WT of the same wind farm for a 20-year period (see [figure 4.15](#)). This result can lead to the wind farm operator adopting its O&M schedule and budget accordingly by focusing on WT n°8 (which is assessed as the most damaged WT) in this example.

Then, once this model is calibrated, more specific results could be extracted. As an example, taking WT n°8 mentioned above, the D_{Tot} profiles could be computed (see [figure 4.16](#)). Take note that the oscillation of D_{Tot} is due the season impact, the distribution of the wind flow parameters changing depending on the season.

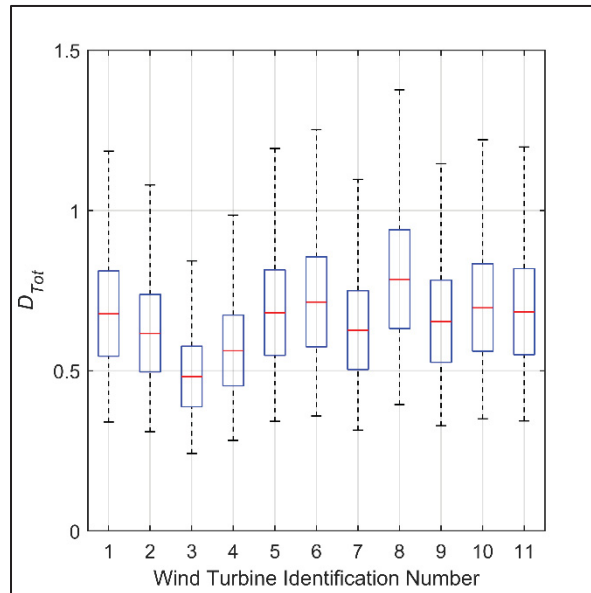


Figure 4.14 : Boxplot of WTB damage D_{Tot} for 11 WT within a same park after a 10-year period

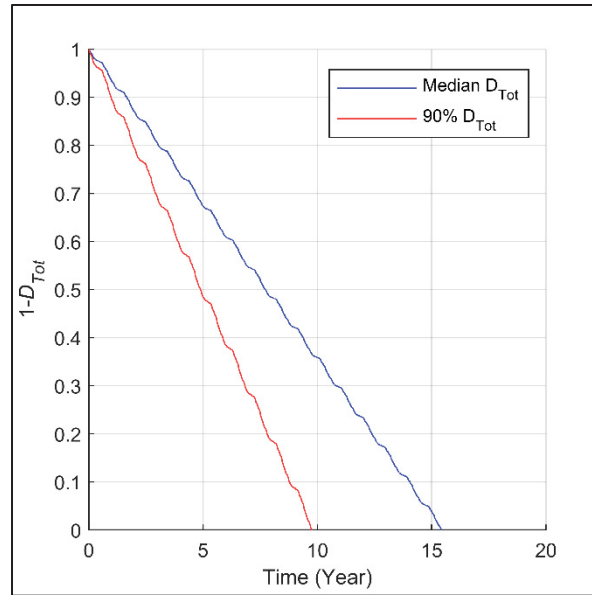


Figure 4.15 : Graphic of $1 - D_{Tot}$ for WT n°8. In blue, the median D_{Tot} , computed with the 50th percentile of D_{HCF} . In red, 90% D_{Tot} , computed with the 90th percentile of D_{HCF}

The damage presented here is only relative. To have an absolute damage evaluating tool, in addition to the calibration of the damage model, other factors influencing the damage behavior must be considered, notably the impact of the running regime on the WTB damage. In the literature, it appears that the current damage models only focus on a specific running regime (Asgarpour & Sørensen, 2018 ; Barnes et al., 2015 ; Bergami & Gaunaa, 2014 ; Eder & Chen, 2020 ; Jang et al., 2015 ; Jiang et al., 2015 ; Jiang & Xing, 2022 ; Liu et al., 2023 ; Requate, Meyer, & Hofmann, 2022 ; Salimi-Majd, Azimzadeh, & Mohammadi, 2015 ; Sanchez et al., 2016 ; Yisu Chen et al., 2022). However, according to them, each running regime does matter in the WTB damage evaluation field. So, as a next step, to improve the damage calculation, the future damage model must take into account other operating regimes influencing D_{Tot} as expressed in [equation 4.1](#). This means that the impact of the transient regimes on D_{Tot} must be investigated to obtain a more reliable computation of D_{Tot} . Then, because this tool is developed to help the windfarm operator taking O&M decisions, the next damage model should consider the impact of these operations on the WTB damage level as explained by (Nielsen & Sørensen, 2017). Ultimately, because WT's are operated for a long period (around 20 years), it would be

interesting to investigate the impact of the climate change on the WTB damage. As explained by (Bisoi & Haldar, 2017), climate change can have an important effect on WT performance, and so, on their fatigue damage.

4.8 Conclusion

In this paper, a method allowing to evaluate WTB high cycle fatigue damage considering 10-min SCADA data is proposed. Firstly, a WTB damage assessment based on 10-min SCADA data and considering the equivalent damage due to a 1 Hz fluctuating WS signals, based on rainflow counting and Palmgren–Miner’s rule was put in place. The LCF damage and the HCF damage were separated. The equivalent WTB damages for a 10-min period with a 1 Hz stochastic wind under different environmental parameters were assessed and stored in the form of a damage CDF database. Then, by cumulating the estimated WTB damage CDF for each 10-min SCADA data period, the HCF damage for a long period of time could be computed for the first time. Next, the CDV X_i was selected in terms of the damage percentile of interest to the operator. These different steps enable to have a PDF of the calculated HCF damage, thus providing wind farm operators a more complete decision-making tool regarding their maintenance strategy. After comparing the HCF damage with the LCF damage, the LCF damage appeared to be negligible as compared to that for the HCF, leading to the assumption that the global WTB damage is effectively equal to the latter when only operation running conditions are considered.

Secondly, the WTB damage assessed while taking only operation running conditions into account must also consider other factors, such as transient regimes and extreme environmental conditions, because these can influence the damage behavior of the WTB. Moreover, the model must be calibrated because assumptions will have been made regarding the blade root thickness or the material properties, which could lead to uncertainties about the computed effective damage. The next step will therefore consist in carrying out computations while considering the transient regimes and extreme environmental conditions of WTs and to calibrate the damage model to ensure a more reliable estimation of WTB fatigue damage.

CHAPITRE 5

WIND TURBINE BLADE DAMAGE EVALUATION UNDER MULTIPLE OPERATING CONDITIONS AND BASED ON 10-MIN SCADA DATA

Antoine Chrétien ^a, Antoine Tahan ^b and Francis Pelletier ^c

^{a, b} Département de Génie mécanique, École de Technologie Supérieure, 1100 Notre-Dame
Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3

^c Advanced Analytics Research, Power Factors, 7005 Boulevard Taschereau #150, Brossard,
Québec, Canada, J4Z 1A7

Article publié dans le journal « *Energies* », mars 2024

Publication originale disponible à : <https://www.mdpi.com/1996-1073/17/5/1202>

5.1 Résumé

Le présent article vise à permettre l'évaluation des dommages en fatigue des pales d'éoliennes sur une longue durée (par exemple, plusieurs mois/années) en conjonction avec différents régimes de fonctionnement et en se basant sur deux sources d'information : les données SCADA de 10 minutes et une interpolation utilisant des surfaces de réponse identifiées à l'aide de l'outil numérique aéroélastique FAST. Pour évaluer les dommages des pales, des études antérieures ont mis en évidence la nécessité d'un taux d'échantillonnage haute fréquence (>1 Hz). En raison de la disponibilité des données et des limitations des ressources de calcul, ces méthodes limitent la durée de la période d'analyse, rendant l'utilisation directe d'une telle approche basée sur un signal de vitesse de vent à 1 Hz dans les parcs éoliens actuels peu pratique. Le présent travail explore la possibilité de surmonter ces problèmes en estimant les dommages équivalents en utilisant une vitesse de vent à 1 Hz pour chaque échantillon de 10 minutes stocké dans les données SCADA. Dans la littérature, l'influence des régimes de fonctionnement n'est pas prise en compte dans l'estimation des dommages de fatigue, et pour la première fois, ce projet adopte une approche novatrice en considérant ces régimes de fonctionnement.

5.2 Abstract

The present paper aims to enable the assessment of the fatigue damage of wind turbine blades over a long duration (e.g., several months/years) in conjunction with different operating regimes and based on two information sources: the 10-min SCADA data and an interpolation using response surfaces identified using the FAST aeroelastic numerical tool. To assess blade damage, prior studies highlighted the need for a high-frequency (>1 Hz) sampling rate. Because of data availability and computation resource limitations, such methods limit the duration of the analysis period, making the direct use of such an approach based on a 1 Hz wind speed signal in current wind farms impractical. The present work investigates the possibility of overcoming these issues by estimating the equivalent damage using a 1 Hz wind speed for each 10-min sample stored in the SCADA data. In the literature, the influence of operating regimes is not considered in fatigue damage estimation, and for the first time, the present project takes a pioneering approach by considering these operating regimes.

5.3 Introduction

To support ever-growing energy needs worldwide, the market share taken up by wind energy electricity production is expected to grow from the current 5% to 45% by 2050 (DNV GL Energy Transition Outlook, 2020). One of the key drivers enabling this increase is the levelized cost of energy (LCOE). The cost of wind turbine (WT) energy production is expected to drop by 30% between 2020 and 2050, and the optimization of operation and maintenance (O&M) strategies will be crucial when it comes to ensuring this LCOE drop. O&M costs linked to wind turbine blades (WTBs) are very significant because the WTB failure rate due to fatigue is particularly high (H. Li et al., 2022 ; C. Zhu et al., 2018) and the replacement cost for the blades is quite prohibitive (International Energy Agency, 2013 ; Mishnaevsky, 2019). That is why this study focuses on the assessment of WTB fatigue damage.

Several methods exist for assessing WTB damage (Ciang et al., 2008). For instance, thermal imaging involves identifying temperature variations along the blade to detect delamination or

cracks (Almond et al., 2006). Another method is ultrasonic scanning, where an ultrasonic wave is sent into the blade and deviations or reflections indicate defects. The defect can then be located and measured by analyzing the response time and amplitude of the outgoing ultrasonic wave (Sørensen et al., 2002). Additionally, damage detection can be achieved by monitoring the noise produced when damage occurs in the WTB (cracks, delamination, etc.) using sensors. Each type of defect corresponds to a distinct noise pattern, allowing for the determination of the defect's position, severity, and type (Jørgensen, Borum, McGugan, Thomsen, & Jensen, s.d.). Many other methods for detecting damage exist (Ciang et al., 2008). However, all these methods often require installation of specific equipment on wind turbines or immobilization of turbines for blade diagnostics (Ciang et al., 2008).

That's why current research efforts focus largely on the predictive maintenance relying on existing equipment. The predictive maintenance of WTBs could optimize their associated O&M costs and ultimately assess the possibility of WT life extension. Predictive maintenance is intended to prevent elevated corrective action and repair costs associated with reactive maintenance. There are presently two main categories of predictive maintenance available (Nielsen & Sørensen, 2017), the first of which relies on a data-driven approach and includes a predictive maintenance model based on an exponential expression of WTB damage behavior (Asgarpour & Sørensen, 2018). The other was inspired by a Bayesian dynamic network and discretizes WTB damage into several levels. Within this model, the transition from one damage step to the next is driven by a probability law. The main advantage of data-driven models is that they can provide a damage assessment in a computationally efficient manner (Asgarpour & Sørensen, 2018 ; Nielsen & Sørensen, 2017). Nevertheless, such models are limited by the need for hard-to-find parameters which are essential for a reliable assessment of the remaining useful life (RUL).

The second predictive maintenance category relies on physical models such as the FASTIGUE process developed by Eder & Chen (2020) (Eder & Chen, 2020). A number of such physical models already allow for the computation of the WTB RUL. Models based on the Miner's rule are most commonly used because of their simplicity of operation (Bergami & Gaunaa, 2014 ;

Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019 ; Jang et al., 2015 ; Jiang et al., 2015 ; Liu et al., 2023 ; Marín et al., 2009 ; Ragan & Manuel, 2007 ; Sanchez et al., 2016 ; Tibaldi et al., 2016 ; Vera-Tudela & Kühn, 2017 ; Yisu Chen et al., 2022). There are other approaches available, but these are less commonly used due to their inherent limitations. As an example, damage models that rely on the Walker or Paris–Erdogan elastic crack propagation law require the application of a pre-existing crack (Eder & Chen, 2020 ; Nielsen & Sørensen, 2017 ; Valeti & Pakzad, 2019). One advantage presented by physical models is that they provide accurate estimations of damage behavior. Nevertheless, the use of physical damage models is extremely time-consuming when applied to the entire lifetime of a WT (generally 20 to 30 years). Moreover, physical damage models require a 1 Hz wind speed (WS) sampling frequency to achieve a reliable WTB damage computation, given the high sensitivity of WTBs to WS fluctuations at this frequency, as explained by Jang et al. (Jang et al., 2015). Consequently, because 1 Hz WS SCADA data is very heavy and fatigue assessment via physical damage models can be time-consuming, a WTB damage assessment cannot be carried out for extended time periods (Jang et al., 2015). Another problem is that 1 Hz frequency SCADA data is rarely used by wind farm operators, given that the IEC 61400-12-1 standard (IEC-61400-12, 2022) recommends using 10-min aggregated signals (min, max, average, standard deviation) when computing WT energetic performance (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019). Hence, the industry norm is to work with 10-min SCADA data, since data at higher frequencies are required for WTB fatigue assessment. To ensure operation across the highest possible number of wind farms, a WTB fatigue damage estimator capable of working with the standard 10-min SCADA data must be designed.

The operating regime must also be considered in WTB fatigue assessment over long time periods. During its operating life, the WTB will be subjected to various such operating regimes, namely, power production, start-up, shutdown, and idle/parked (Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019). However, in the literature, regimes such

as start-up or shutdown are not considered for a complete WTB fatigue analysis (Asgarpour & Sørensen, 2018 ; Eder & Chen, 2020 ; Nielsen & Sørensen, 2017), notwithstanding the fact that they have been proven capable of influencing WTB damage (Jiang et al., 2015 ; Jiang & Xing, 2022). Moreover, the literature review carried out for this project would seem to indicate that no study has investigated the damage incurred on the WTBs by the WT in a parked regime. It can, however, be assumed that fatigue damage due to this regime will differ from the one occurring in a power production regime, and that will be examined here.

This study thus aims to investigate the overall WTB fatigue damage behavior using 10-min SCADA data and the associated operating regimes. The model presented here begins by computing the WTB damage caused by WS fluctuations in each 10-min SCADA data interval. To this end, a turbulence model using the Kaimal spectrum and the turbulence intensity (TI) (J. C. Kaimal et al., s.d. ; B. J. Jonkman & Buhl, 2006) is used to generate a numerical and stochastic 1 Hz WS signal for each 10-min SCADA data. Then, considering the generated 1 Hz WS signals and the operating regime state of the WT stored in the SCADA data, the WTB damage is computed using the well-known Miner's rule for each 10-min SCADA data for the investigated period. Finally, by summing the damage found for each 10-min SCADA period, an overall WTB fatigue damage is computed.

This study comprises four main parts. [Section 5.4](#) introduces the numerical tools and the data at our disposal, followed by an explanation of the hypotheses used to develop our model. [Section 5.5](#) focuses on the WTB damage estimation methodology used, which is based on 10-min SCADA data, the 1 Hz numerically simulated WS signals and the associated operating regimes. Then, [Section 5.6](#) analyzes and discusses the results, particularly the impact of the different operating regimes on overall WTB fatigue damage. In the conclusion, a global overview of the breakthroughs introduced by this study is presented, and other future leads are suggested to upgrade the results provided by the method developed herein.

5.4 Resources and Hypothesis

5.4.1 Resources

In this study, a real 10-min aggregated signal obtained from SCADA data (specifically, a 10-min mean WS history) of a wind farm containing several 5 MW WT, starting from February 2017 and ending in May 2020, was used. However, there is a lack of information about the quality of the sensors measuring the 10-min mean WS and anomalies have been identified in these data. Therefore, data filtering was performed to enhance data quality. Typically, negative mean WS measurements or values that remain exactly the same for more than three consecutive readings are replaced with average WS measurements obtained from NASA data (« POWER | Data Access Viewer », 2024) at the coordinates of the studied wind farm. NASA data were compared to SCADA data that appeared to be healthy over a one-year period, and this comparison showed a strong correlation between the two datasets. It was thus assumed that NASA data could replace anomalous SCADA data to enhance the robustness of the damage assessment method.

To compute the aerodynamic loads on the blades, aeroelastic models from FAST and Matlab[®] were used and submitted to load cases as described in the standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019). A complete WTB numerical model is required for a reliable estimation of the WTB's root stress. However, for confidentiality purposes, the design details of the WT model used by the investigated wind farm are unknown. So, as an alternative, the decision was made to work with the numerical model of a 5 MW WT provided by the open access NREL library (Dykes & Rinker, 2018 ; J. Jonkman et al., 2009), which ensured that we would have a numerical model detailed enough to be used in fatigue assessment. Because the numerical model considered differed from the real one installed on the studied wind farm, the computed fatigue damage behavior suffered by the numerical WT was expected to be different from the real WT, while the WT ranking by WTB damage level was expected to remain unchanged. Consequently, in the present paper, while the computed WTB fatigue damage is relative rather than absolute, it nonetheless allows a damage comparison between WTs within the same park.

5.4.2 Environmental Effects Affecting the Wind Turbine Damage

WTB fatigue is attributable to several environmental factors, including temperature fluctuations that can affect the material's fatigue strength (Hawileh et al., 2015), the impact of rain erosion on WTB coating fatigue damage (Hu et al., 2021), and the influence of gravitational forces (Barnes et al., 2015). However, the main drivers of WTB fatigue damage are the two major bending moments: edgewise and flapwise bending (Damkilde et al., 2017 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019 ; IEC-61400-12, 2022 ; J. F. Manwell et al., 2009). In specific locations, such as the blade root (Jiang et al., 2015 ; Jiang & Xing, 2022), fatigue analysis focuses on one of these bending modes (Damkilde et al., 2017 ; Germanischer Lloyd, 2010 ; IEC-61400-12, 2022 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Jiang et al., 2015). Depending on the position along the blade root, the fatigue behavior of the root section can be predominantly influenced by either edgewise or flapwise bending (Damkilde et al., 2017 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Jiang et al., 2015). Notably, the literature highlights that flapwise bending may result in greater fatigue damage than edgewise bending would (J. F. Manwell et al., 2009 ; Jiang et al., 2015). Furthermore, flapwise bending is primarily driven by wind speed variations (Damkilde et al., 2017 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Joncas, 2010). Thus, as suggested in the literature (J. F. Manwell et al., 2009 ; Ragan & Manuel, 2007), it is reasonable to assume that wind speed fluctuations are the primary factor influencing WTB fatigue. Therefore, for simplicity, this study will consider solely the WS. The WS fluctuations are quantified using the TI and are considered in the evaluation of WTB fatigue damage caused by the power production and park regimes. Then, regarding the IEC-61400-1 standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019), the wind shear is considered to evaluate the WTB fatigue damage resulting from the WT start-up and shutdown. The wind shear is represented via the power law with the power law exponent $\alpha = 0.2$ as recommended by (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019).

5.4.3 Operating Regimes

According to Hackl (Hackl, 2014), WT's operate under four (4) regimes. Regime I represents a standstill condition due to insufficient wind ($V \leq V_{cut-in}$), which results in no power output. Regime II entails variable power output corresponding to wind speed ($V_{cut-in} < V \leq V_{nominal}$), followed by Regime III where power output remains at a nominal level regardless of wind speed ($V_{nominal} < WS < V_{cut-out}$). Then, Regime IV is reached when the wind is excessive, causing the WT to return to a standstill state with no power output ($V_{cut-out} < V$).

However, this description has a limitation in that it only considers the standard operational conditions of the WT. In practice, for reasons related to maintenance or wind farm power output regulations, the WT may be kept in a stopped state even when there is sufficient wind for energy generation. If so, to maintain the WT in the stopped state, the turbine blades are pitched into a feathered position (Jiang & Xing, 2022). In such cases, aerodynamic forces differ from those during normal operation due to pitch angle variations (J. F. Manwell et al., 2009 ; Joncas, 2010 ; J. M. Jonkman & Buhl, 2005). Consequently, it can be assumed that the resulting fatigue damage is influenced by the operating regime.

In the present work, we preferred to categorize WT activities into two primary continuous regimes: Power Production and Parked. To transition between these continuous regimes, the WT undergoes transient regimes, namely, Start-up and Shutdown. These transient regimes impact WTB fatigue and are integral components of a reliable damage model (Jiang et al., 2015 ; Jiang & Xing, 2022 ; Luan & Moan, 2021). In this study, power production and parked regimes are considered as continuous regimes when assessing fatigue damage, which is completed by adding damage induced by transient regimes. These transient regimes are subdivided into start-up and shutdown procedures and are summarized in [figure 5.1](#).

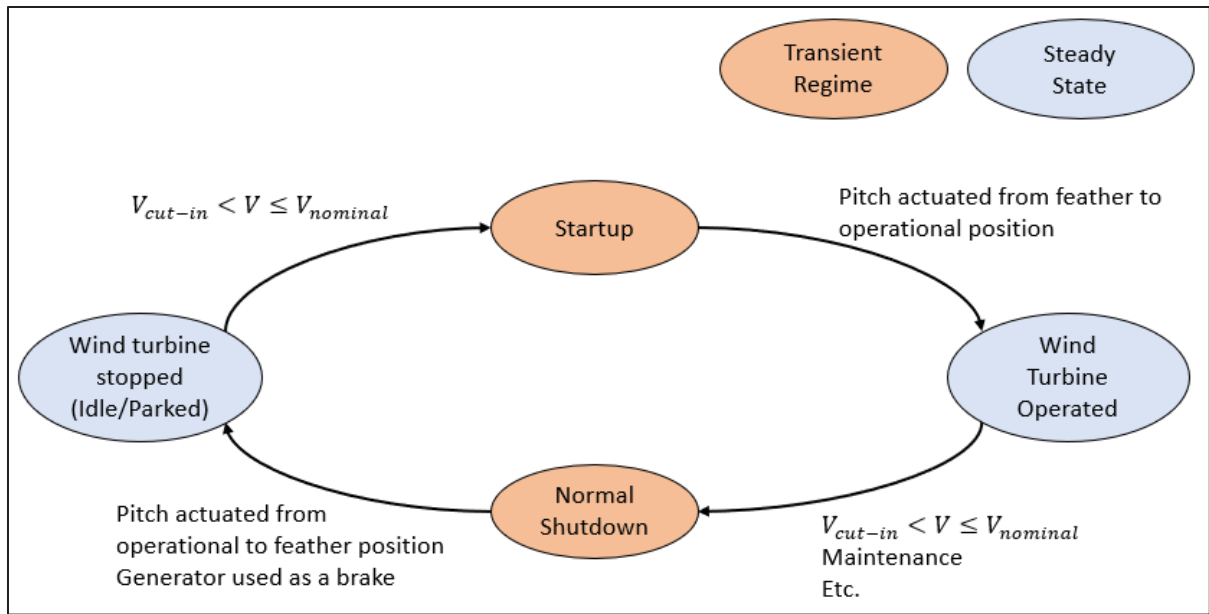


Figure 5.1 : Schema showing the normal regime cycle of a WT during its operating life. The conditions initiating the transient regimes and the activated WT parts enabling this transition are specified

5.4.4 Hypothesis

Only the damage at the blade root location is investigated. The expectation is that the blade root section will be the WTB part most sensitive to fatigue damage [36,37,42,43]. The root section is considered circular, irrespective of the WTB structural design and the WT model considered (Damkilde et al., 2017 ; Eder & Chen, 2020 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Joncas, 2010 ; Marín et al., 2009), which limits the damage study to a simple shape. Moreover, the skin thickness and the diameter at the WTB root are influenced only by the overall WTB length (Bortolotti et al., 2019 ; Dykes & Rinker, 2018 ; Joncas, 2010). This facilitates the configuration of a conceivable WTB root design from the numerical WTB model's basic information. Variations of the stress induced by flapwise and edgewise bendings lead to the initiation and propagation of damage. Considering a WTB pitch with an angle $\alpha = 0^\circ$, the edgewise bending corresponds to the in-rotor plane direction while the flapwise bending is associated with the out-rotor plane direction. However, based on estimations carried out with a 5 MW WTB from the NREL library and the FAST simulation tool, the flapwise bending

would seem to be more sensitive to WS fluctuations than the edgewise one. That is why this study focuses on the stress resulting from WS fluctuations. The simulated 1 Hz WS signal is stochastically generated via the FAST v8.16.00 *TurbSim* module, which uses the Kaimal spectrum (B. J. Jonkman & Buhl, 2006). In the literature, the Kaimal spectrum is often used to generate turbulent wind flows (Hong & Li, 2018 ; Yi et al., 2021). This spectrum was designed for a flat and homogenous onshore site (Cheynet et al., 2017). Within the atmospheric boundary layer, using the Kaimal spectrum is one of the best ways to describe the turbulent wind field (« Couche limite atmosphérique - Centre National de Recherches Météorologiques », s.d.), and it is recommended by the IEC 61400 standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019). Finally, because damage is a cumulative phenomenon, it is assumed that the overall WTB damage D_{Tot} at time ($t \in \mathbb{R}_+$) is defined as a sum of many damages (D_i), as follows:

$$D_{Tot}(t) = D_{Operation}(t) + D_{Parked}(t) + D_{SD}(t) + D_{ESD}(t) + D_{SU}(t) + D_{Events}(t) + D_{t_0} \quad (5.1)$$

Here, $D_{Operation}$ is the damage induced by the operation of the WT, $D_{Parked}(t)$ is the damage when the WT is stopped, and D_{SD} and D_{ESD} are the damage during a normal WT shutdown and a WT emergency shutdown, respectively. D_{SU} is the damage provoked by the WT start-up, and D_{Events} represents the damage induced by extreme environmental conditions such as wind velocities higher than $V_{cut-out}$ (in our study, $25 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$), which can occur when a storm strikes the wind farm, for example. Finally, the initial damage occurring during the manufacturing process at time t_0 corresponds to D_{t_0} .

Because the damage induced by special environmental events involves complex mechanisms such as resonance problems or sudden material failures, as opposed to fatigue behavior (Chou et al., 2013), D_{Events} is not considered in this study. Although it has been proven that D_{t_0} can strongly impact the strength of the WTB (J. Li et al., 2020 ; Marín et al., 2009 ; Murdy et al., 2022), it is not considered in this study either, because D_{t_0} is typically based on manufacturing

defects, which are hard to assess and independent of the fatigue mechanism. It is therefore beyond the scope of this study, which focuses on damage induced by fatigue as a first step. Moreover, D_{ESD} is not considered herein because available SCADA data does not distinguish between emergency shutdowns and normal ones. Therefore, each shutdown is considered as normal. However, $D_{Operation}$, D_{Parked} , D_{SD} , and D_{SU} are investigated because they rely on the fatigue behavior. The present work, for the first time, thus introduces a WTB fatigue damage assessment based on both 10-min aggregated SCADA data and the different WT operating regimes for a better comprehension of the damage evolution. The overall damage considered is presented in [equation 5.2](#):

$$D_{Tot}(t) = D_{Operation}(t) + D_{Parked}(t) + D_{SD}(t) + D_{SU}(t) \quad (5.2)$$

5.5 Steady Regime Damage

5.5.1 Stress Assessment

The flapwise bending at the blade root (M_{flap} [N·m]) as a function of WS was obtained by running the aeroelastic FAST software (J. M. Jonkman & Buhl, 2005) in conjunction with a 5 MW WT numerical model from the NREL open access library (see [figure 5.2](#)). Thereafter, it was possible to convert the WS history into a flapwise bending history, and then to convert the bending history into a stress history via [equation 5.3](#) (see [figure 5.3](#) and [figure 5.4](#)).

$$\sigma_{flap} = \frac{M_{flap}c}{I} \quad (5.3)$$

Here, σ_{flap} is the resulting stress [Pa]. Then, c [m] is defined as the maximum distance from the neutral axis, which is approximately equivalent to the chord line. Hence, at the WTB root, c is barely equal to 50% of the airfoil thickness [m] (Damkilde et al., 2017 ; Joncas, 2010) and I represents the moment of inertia [m⁴] of the WTB root section.

The skin thickness of the WTB at the root t_{root} [m] must be found in order to compute I . However, the t_{root} corresponding to the numerical WTB used in this work is unknown. Moreover, the 5 MW WTB root thickness varies strongly as a function of the source (from 50 to 80 mm) (Hiebel M & Schlipf D, 2018 ; Sun et al., 2017 ; « We are LM Wind Power - the leading rotor blade supplier to the wind industry | LM Wind Power », 2023). As such, a reliable extrapolation of t_{root} is difficult to process. Thus, following an empirical observation, t_{root} was arbitrarily chosen (Joncas, 2010):

$$t_{root} \approx 0.08 \sqrt{\frac{R}{40}} \quad (5.4)$$

Here, R [m] corresponds to the rotor radius ($R = 64$ m in this study).

Then, the RainFlow Counting (RFC) algorithm, as described in (« Rainflow counts for fatigue analysis - MATLAB rainflow », 2024), was used to compute the characteristics of the stress cycles. The RFC considered the stress history and was undertaken in accordance with international standard recommendations (Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019):

$$[\Delta\sigma_i, n_i] = RFC(u(t), |\sigma|, \sigma_u) \quad (5.5)$$

Here, n_i , is the cycle number according to $\Delta\sigma_i$, the stress range amplitude of the cycles, and i is the i -th stress cycle.

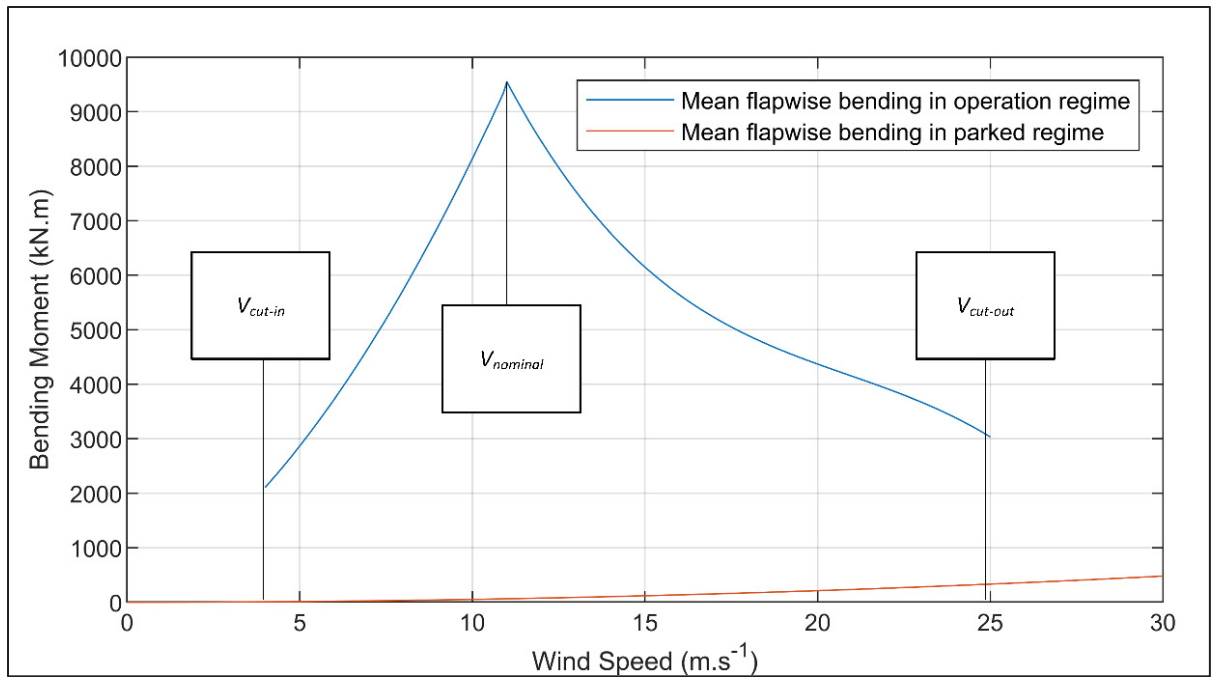


Figure 5.2 : Graphic showing the behavior of the mean flapwise bending moment according to the wind speed in parked and operating regimes

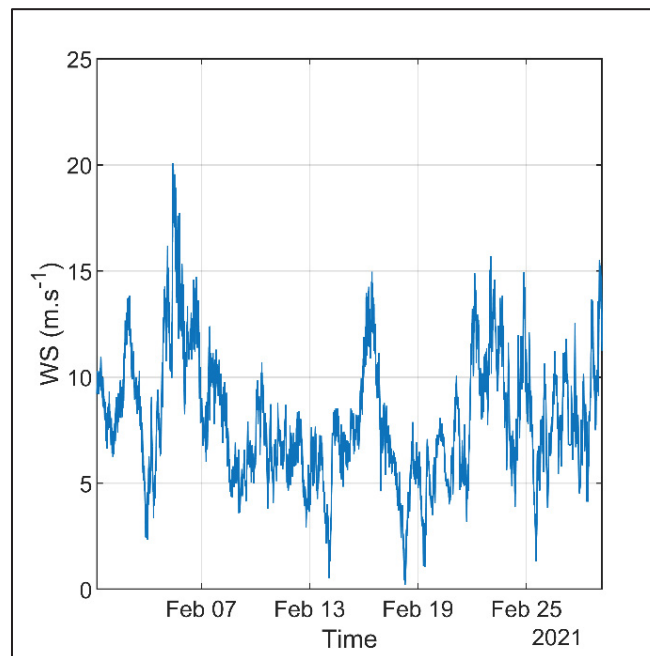


Figure 5.3 : Example of a SCADA 10-min mean wind speed history over a 1-month period

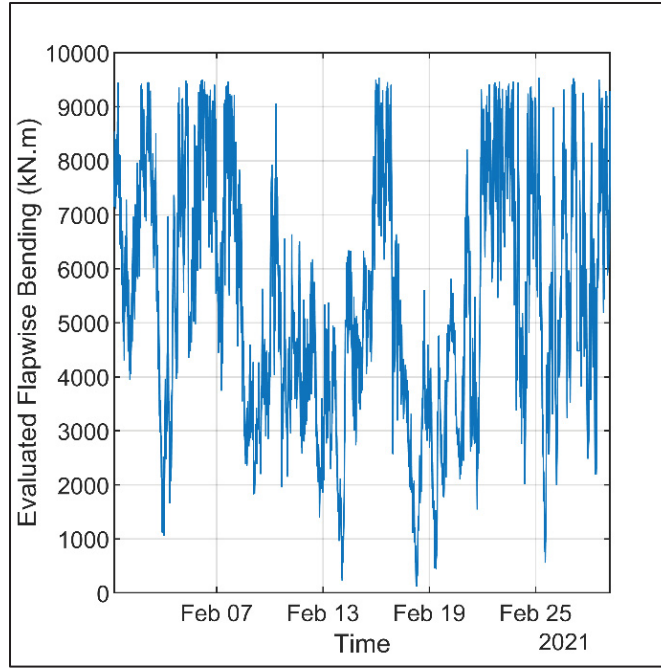


Figure 5.4 : Computed flapwise bending moment for a 10-min SCADA data mean wind speed history over a 1-month period

5.5.2 Assessment of Damage Based on 10-Min SCADA Data and 1 Hz Simulated WS Signal for Continuous Regimes

Working with the crude 10-min mean WS stored in the SCADA data is not enough for a WTB damage estimation, as it does not provide enough information about the WS fluctuation within the incoming wind flow. In fact, WTBs are sensitive to approximately 1 Hz WS fluctuations (Dykes & Rinker, 2018), so it is recommended to consider a WS signal with such a frequency in order to obtain a reliable WTB damage assessment (Jang et al., 2015). To overcome the absence of 1 Hz WS history in the SCADA data, the method presented here therefore aims to compute the equivalent damage level for a simulated 1 Hz WS for a 10-min period, parametrized with a turbulence intensity and mean WS as defined by (Jang et al., 2015 ; D.-Y. Kim et al., 2021), given by the SCADA data :

$$TI = \frac{\sigma_V}{\bar{V}} \quad (5.6)$$

Here, $\bar{V}$ [$\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$] is the mean WS and σ_V is the standard deviation characterizing the WS signal for a 10-min period.

To generate these 1 Hz wind speed signals, the method presented by (Chrétien, Tahan, Cambron, & Oliveira-Filho, 2023) is used. The TurbSim module from FAST is run for a 10-min period to generate a series of 1 Hz WS signals (B. J. Jonkman & Buhl, 2006). The simulated WS profiles cover the entire spectrum of wind properties that the WT may encounter during its operating life, as defined by the IEC-61400-1 standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019), in terms of TI and mean WS. Multiple series of 10-min WS simulations at a 1 Hz frequency are thus carried out for TI ranging from 1% to 50% and for mean WS going from $1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ to $30 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$. Moreover, each WS simulation series is composed of 100 10-min WS simulated signals (instead of six, which is the minimum required by the standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019), to allow a better understanding of the damage distribution, explained later) (see [figure 5.5](#)). The stochasticity and the turbulence of the WS signals are generated via the Kaimal spectrum, which is widely used in the WT industry and is recommended by the standards (Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019).

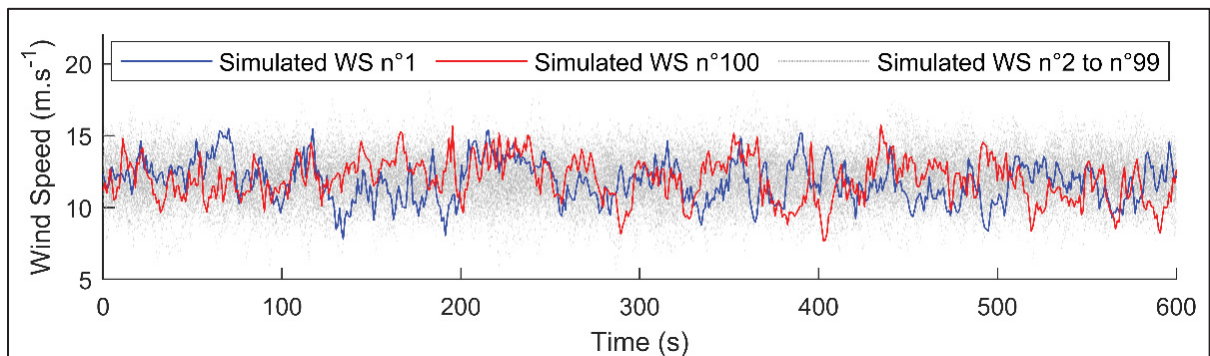


Figure 5.5 : Simulation of 100 stochastic WS signals with $\bar{V} = 12 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ and $TI = 13\%$ for a period of 10 min

In the next step, the damage is computed for each of the 100 10-min simulated WS signals. For this damage calculation, the RFC of the stress resulting from the simulated WS is carried out using the method developed in [Section 5.5.1](#). This done for the two continuous regimes (parked and power production) and the associated bending moment behaviors. While stress variations are commonly used in studies assessing WTB damage (Jang et al., 2015 ; Liu et al., 2023 ; Sanchez et al., 2016 ; Yisu Chen et al., 2022), when it comes to assessing damage in composite materials, (Germanischer Lloyd, 2010) recommends using *strain*—rather than *stress*—variations. This is mainly because the different layers of a composite material maintain the same strain level when the laminate is subjected to a force, which is not the case with the stress level (see [figure 5.6](#)). Thus, the RFC of the stress must be converted into an RFC of the strain. If the blade root layer stacking is known, the corresponding Young's modulus of the material composing this WTB root can be computed (Kollar & Springer, 2003). Then, the RFC of the strain is obtained by converting the RFC of the stress using the Hooke's law. This step provides $S_{i,A}$ and $S_{i,M}$ (respectively, the strain amplitude and mean strain) for each strain cycle i -th within a 10-min simulated WS. Using [equation 5.5](#), the strain RFC allows to compute the following:

$$[S_{i,A}, n_i] = \text{RFC}(u(t), S_{i,M}, S_u) \quad (5.7)$$

Here, S_u is taken as the maximum strain to failure of the weakest laminate ply.

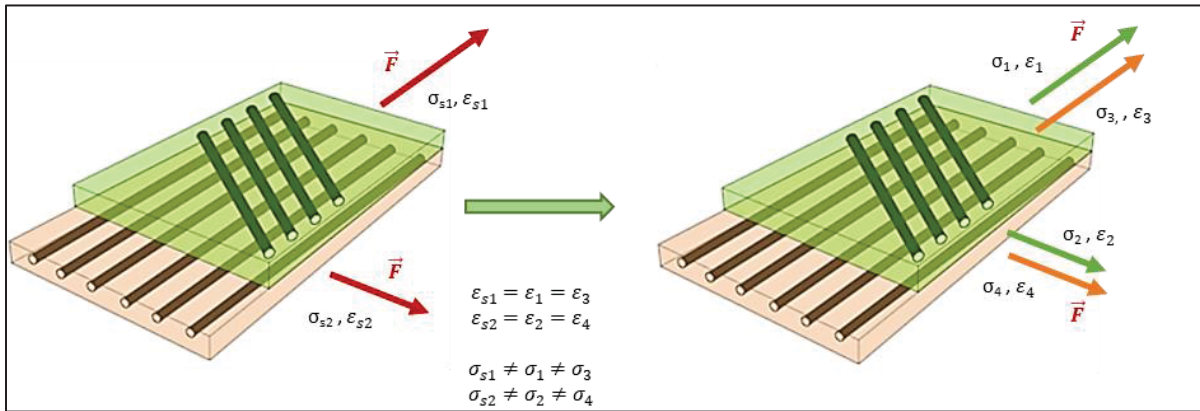


Figure 5.6 : Schema illustrating the stress and strain behavior within a laminate subjected to solicitations

To allow an assessment of the damage based on the computed strain history, an approach based on the Goodman diagram and the strain as proposed by DNV GL (Germanischer Lloyd, 2010) was chosen. With this method, the number of cycles to failure N_i for a strain cycle conditions i -th can be obtained via [equation 5.8](#):

$$N_i = \left[\frac{R_{i,t} + |R_{i,c}| - \left| 2 \gamma_{Ma} S_{i,M} - R_{i,t} + |R_{i,c}| \right|}{2 (\gamma_{Mb}/C_{1b}) S_{i,A}} \right]^m \quad (5.8)$$

With:

$$\gamma_{Mb}/C_{1b} = \gamma_{M0} C_{2b} C_{3b} C_{4b} C_{5b} \quad (5.9)$$

For presentation simplicity, all the parameters are presented in the [nomenclature](#).

Using the Miner's rule as recommended by the standards (Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019), with n_i being known thanks to the strain RFC, and N_i given by [equation 5.8](#), the damage d_{10min} for each WS signal can be computed:

$$d_{10min} = \sum \frac{n_i}{N_i} \quad (5.10)$$

Following that, a database is built, and brings together d_{HCF} for each 10-min mean WS and TI . Because WS series are composed of 100 WS signals, along with the corresponding wind parameters, a cumulative distribution function (CDF) of d_{10min} can be drawn for these specific parameters and as a function of the operating regime considered (see [figure 5.7](#) and [figure 5.8](#)).

Finally, the global WTB damage induced by the continuous regimes D_c can be computed by summing the corresponding damage $d_{10min,t}$ for each 10-min period in the SCADA data, considering the operating regime (power production or parked) at this moment (see [figure 5.9](#)).

$$D_c = \sum_t d_{10min,t} \quad (5.11)$$

The process which allows the computation of D_c is illustrated in [figure 5.10](#) and [figure 5.11](#). More details about the overall computation of D_c are provided in the article written by (Chrétien et al., 2023).

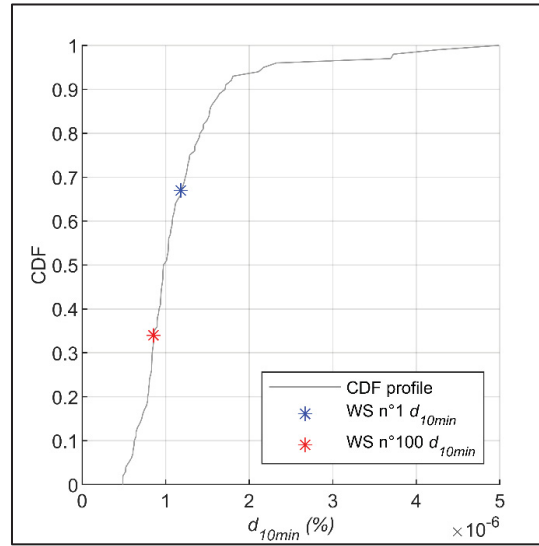


Figure 5.7 : d_{10min} CDF for $\bar{V} = 12 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ and $TI = 13\%$ corresponding to the WS profiles generated in Figure 5 for a 5 MW WT in power production state regime

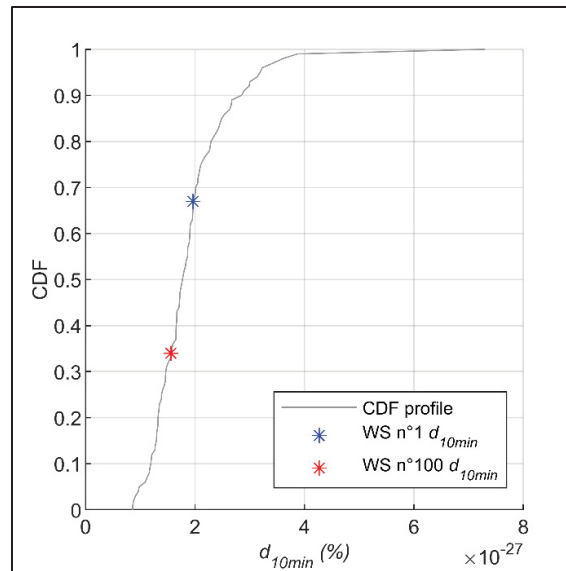


Figure 5.8 : d_{10min} CDF for $\bar{V} = 12 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ and $TI = 13\%$ corresponding to the WS profiles generated in Figure 5 for a 5 MW WT in parked state regime

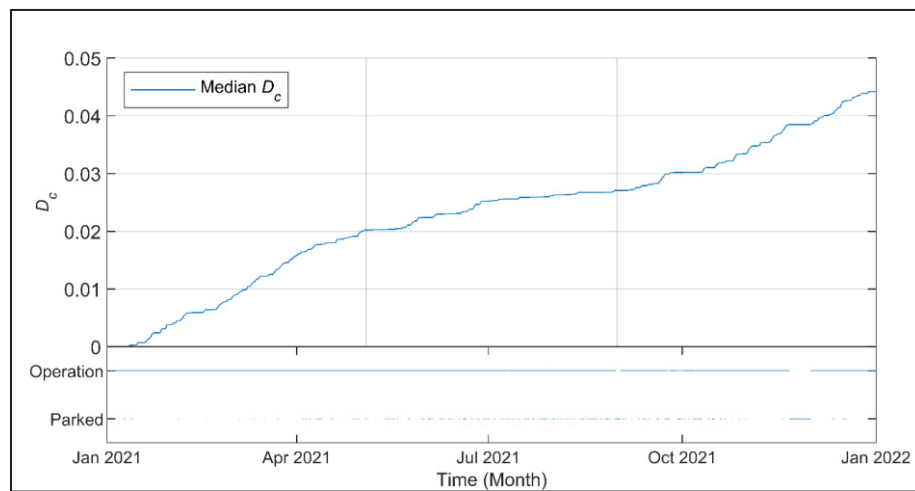


Figure 5.9 : Computed damage D_c through time with the corresponding operating regime history

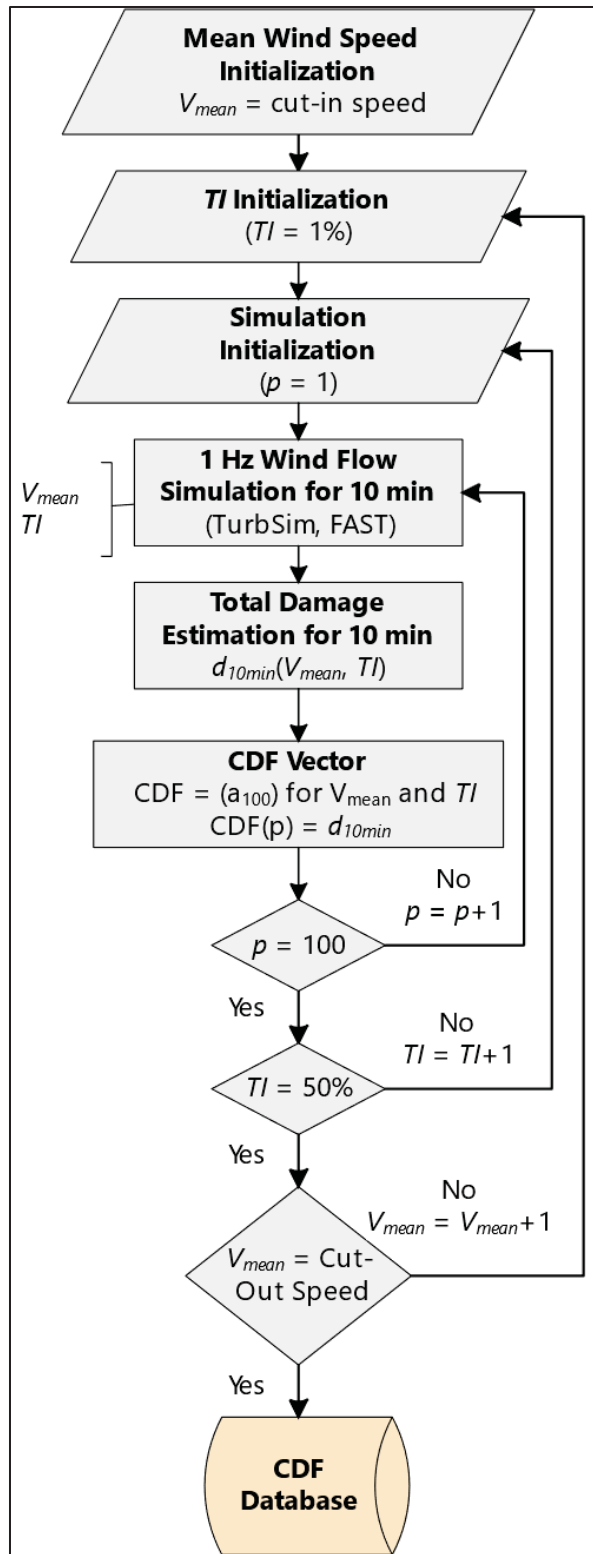


Figure 5.10 : Flowchart showing the process leading to the construction of the CDF database of d_{10min}

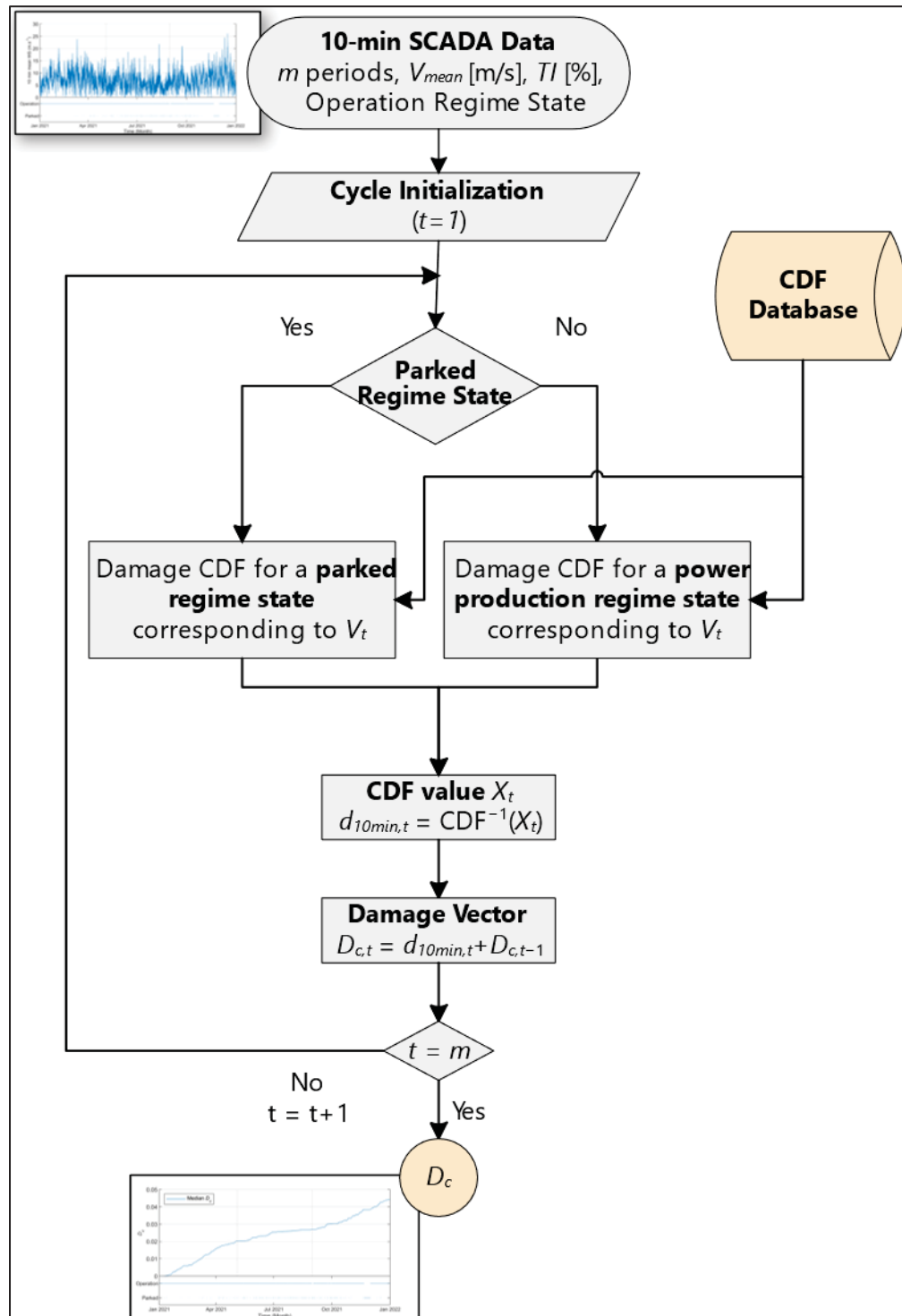


Figure 5.11 : Flowchart showing the process leading to the estimation of D_c from the SCADA data

5.5.3 Assessment of the Damage Based on 10-Min SCADA Data and 1 Hz Simulated WS Signal for Transient Regimes

As depicted in [figure 5.1](#), proceeding from one continuous regime to another requires that the WT go through a transient regime (start-up or shutdown). According to the standards (Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019) and the scientific literature (Jiang et al., 2015 ; Jiang & Xing, 2022), the damage induced by such transient regimes must be taken into account. To compute the WTB damage induced by start-ups and shutdowns, these regimes are simulated using FAST and the start-up/shutdown procedure presented in the FAST user guide (J. M. Jonkman & Buhl, 2005), in accordance with the IEC-61400-1 standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019). For pitch-regulated WT, the start-up is initiated by moving the blades from the feather position (pitch angle of 90°) to an operation position (between 90° and 0°) (Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Jiang et al., 2015 ; Jiang & Xing, 2022 ; J. M. Jonkman & Buhl, 2005 ; Pape & Kazerani, 2020) and inversely so for the shutdown procedure. Throughout the simulation, the flapwise bending moment is directly computed by FAST, leading to a bending moment history. Within this history, the flapwise bending period induced by the transient regime procedure is arbitrarily delimited by the time period needed for the pitch angle to go from an initial position to a final one (see [figure 5.12](#) and [figure 5.13](#)). Then, this flapwise bending history is converted into a strain history following the methodology presented in [Section 5.5.1](#) and [Section 5.5.2](#). Following that, the RFC is applied to the selected strain history to obtain the number of cycles n_i at specific strain cycle conditions (in terms of mean strain and amplitude) and the number of cycles to failure N_i at these specific strain cycle conditions is also computed via [equation 5.8](#). Finally, the damage induced by a transient regime is computed using the Miner's rule, as described in [equation 5.10](#):

$$d_{transient} = \sum \frac{n_i}{N_i} \quad (5.12)$$

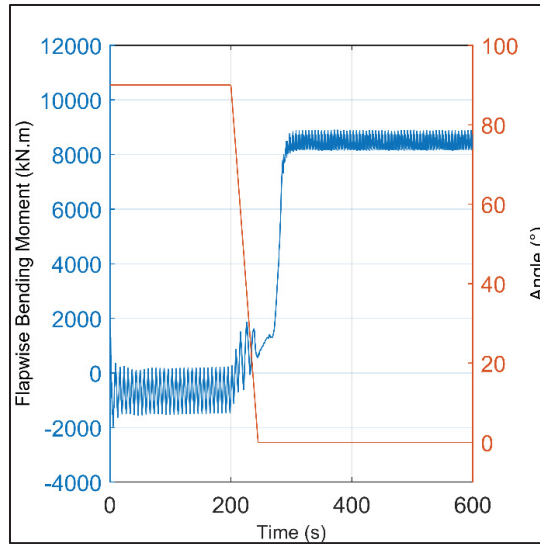


Figure 5.12 : Flapwise bending moment and pitch angle for a simulated start-up procedure from an idle state with $\bar{V} = 10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$

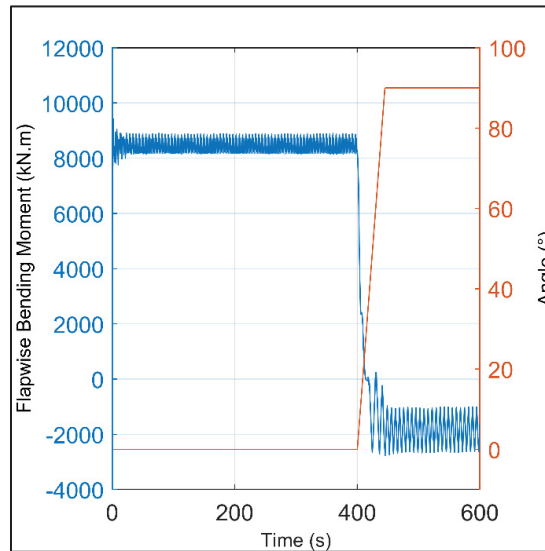


Figure 5.13 : Flapwise bending moment and pitch angle for a simulated shutdown procedure to an idle state with $\bar{V} = 10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$

To get an overall idea of the damage due to transient regimes, start-ups and shutdowns are simulated for each mean WS ($V_{cut-in} < V \leq V_{cut-out}$) and the damage is computed accordingly, leading to a transient damage database. Each time the SCADA data has registered

a regime change at a certain mean WS, the corresponding transient damage $d_{transient}$ is selected and added to the global WTB damage estimation:

$$D_{Tot} = D_c + \sum_j d_{transient} \quad (5.13)$$

Here, j is the number of transient regimes. The process describing the transient damage computation is summarized in [figure 5.14](#).

5.6 Results and Discussion

Firstly, after a 4-year period, the evaluated global WTB damage $D_{Tot} = 1.85 \times 10^{-1}$. In other words, the WTB life expectancy is expected to be 21.6 years if the 4-year period of study is reproduced till the failure of the WTB. This result is close to the normal 20 years of life expectancy required by the standard IEC 61400-1 (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019) and found in the literature even with different damage laws (Asgarpour & Sørensen, 2018 ; Nielsen & Sørensen, 2017 ; Requate et al., 2022). According to [equation 5.2](#), the global WTB damage can be decomposed as the sum of the damage induced by the power production, parked, and transient regimes. An analysis of the damage caused by these regimes was conducted and the findings are brought together in [table 5.1](#). Regarding these findings, it is evident that the main contributor to the total WTB damage, D_{Tot} , is the damage associated with the power production regime, $D_{Operation}$, over a 4-year period (as illustrated in [figure 5.15](#)). Then, in terms of contribution significance to D_{Tot} we have the damage induced by the transient regime $D_{Transient}$. Finally, D_{Parked} comes in last in the order of contribution to D_{Tot} . Compared to D_{Tot} , the value of D_{Parked} is practically nil and could thus be neglected or replaced by a nil value.

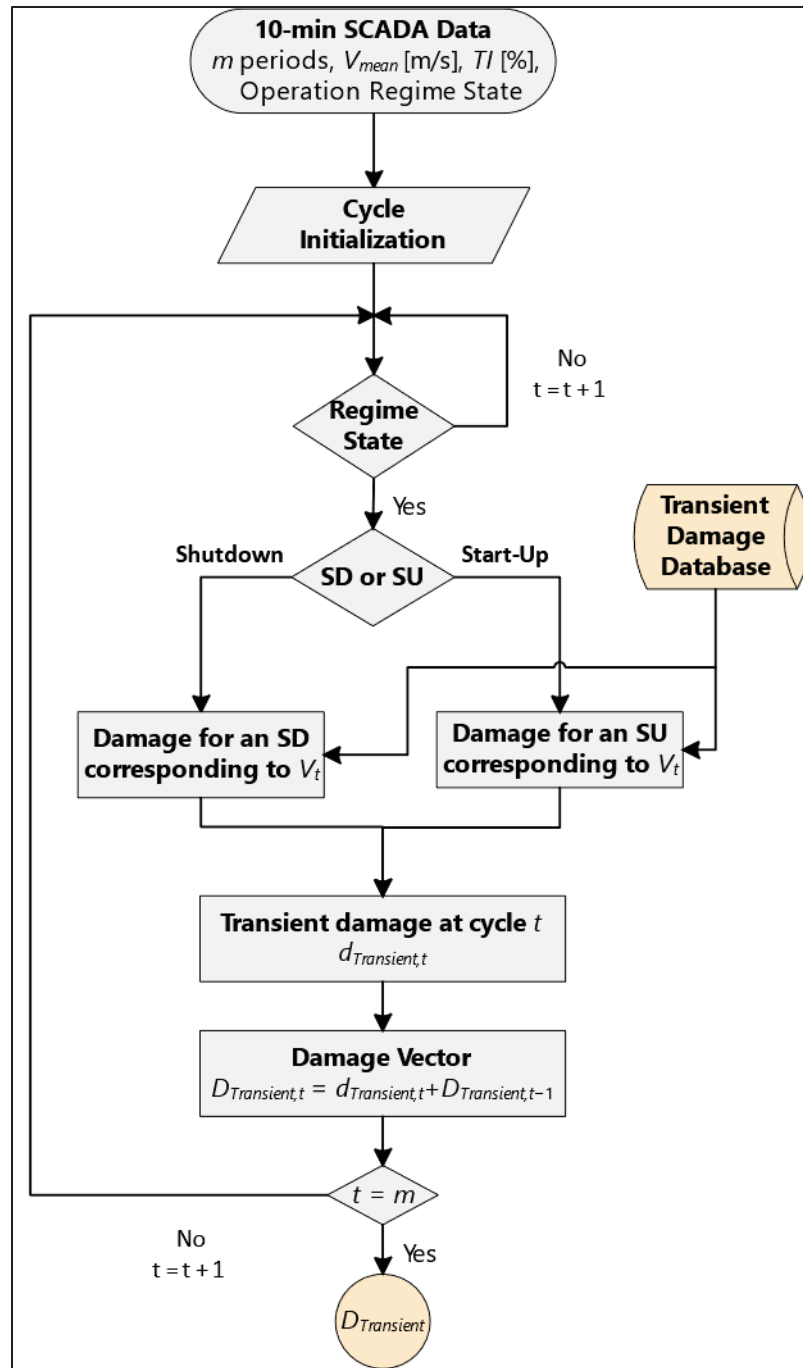


Figure 5.14 : Flowchart showing the process leading to the estimation of $D_{transient}$ from SCADA data

Tableau 5.1 : Distribution of global damage between the different wind turbine regimes

Damage Category	Absolute Damage Value for a 4-Year Period	Percentage of Global Damage for a 4-Year Period
D_{Tot}	1.85×10^{-1}	100%
$D_{Operation}$	1.84×10^{-1}	99.9%
$D_{Transient}$	4.00×10^{-6}	$< 0.1\%$
D_{Parked}	4.48×10^{-19}	$\approx 0\%$

If the WT is always considered as being in the power production regime, D_{Tot} may be overestimated by 3.8% in our case (see [figure 5.16](#)). For $D_{Transient}$, while it represents only a fraction of D_{Tot} , it must be monitored for two main reasons. Firstly, its value directly depends on the number of start-ups and shutdowns of the WT. So, in the case of a WT with a larger number of start-ups/shutdowns, $D_{Transient}$ could increase enough for its contribution to D_{Tot} to be non-negligeable. Secondly, $D_{Transient}$ strongly depends on the wind speed at which the transient regimes occur (see [figure 5.17](#)). If the transient regime surfaces at the nominal WS ($11 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ in our case), the corresponding damage will be much higher by far as compared to transient regimes operated at cut-in or cut-out WS ($4 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$ and $25 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$). This phenomenon is mainly explained by the fact that at $V_{nominal}$, the difference between the power production regime and the parked regime in terms of flapwise bending reaches its maximum, as shown in [figure 5.2](#).

This result is further corroborated by (Jiang et al., 2015). Therefore, if numerous transient regimes occur at the nominal WS, $D_{Transient}$ will accordingly increase considerably. This result makes it essential to review the procedures for starting or stopping WT in order to avoid the transient regime at a nominal WS.

Finally, because $D_{Operation}$ is the main contributor to D_{Tot} , $D_{Operation}$ is the priority target for the WTB useful life extension. As an example, by reducing the nominal power output, $D_{Operation}$ would decrease, as would D_{Tot} (Requate et al., 2022), increasing the WTB RUL. Even if the nominal power decreases, an increase in total energy production can be expected thanks to the resulting extension of the RUL of the WTB, leading to an enhancement of

financial profits for the WT operator. Therefore, the next step of this study will be to investigate the consequences of a nominal WT power reduction over the WTB RUL and energy production, helping the WT operator optimize its investments.

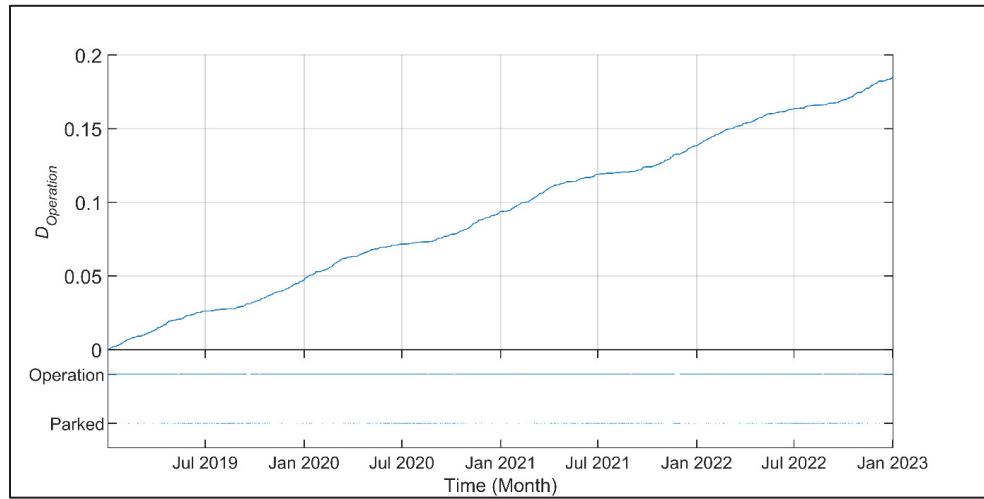


Figure 5.15 : Graph showing $D_{Operation}$ according to the time and the regime state history

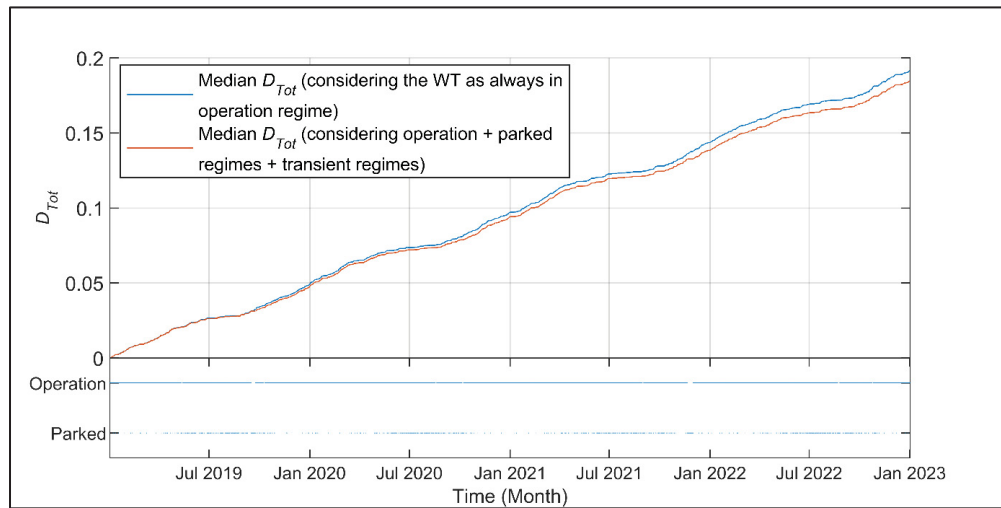


Figure 5.16 : Graph comparing the computed WTB damage for a WT firstly evaluated as always in the power production regime only, with a more detailed damage assessment for the same WT, this time encompassing both continuous and transient regimes over a one-year period

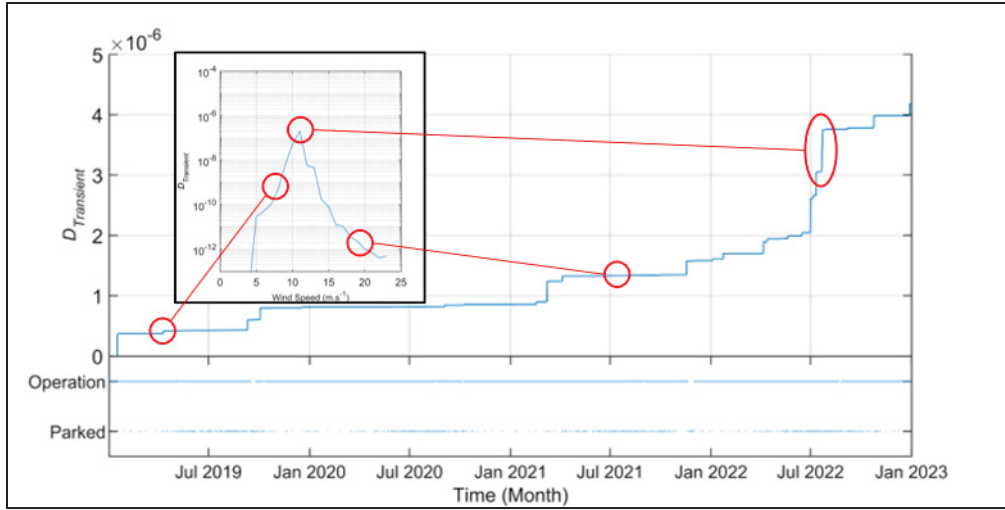


Figure 5.17 : Graph showing $D_{Transient}$ according to the time and the regime states history. A graph of $D_{Transient}$ according to the wind speed has been added to better understand that sudden damage increases occur when transient regimes are operated near the nominal WS of the WT ($11 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ in our case)

The algorithm used here has a time and space complexity of $O(n)$. This enables rapid calculation of damage (2 s of computation time to assess one year of wind turbine damage from a home computer) over an extended period, which represents an improvement over the damage model proposed by (Jang et al., 2015) without altering the results due to the use of the same damage law. Furthermore, the proportion of damage generated by transient regimes compared to damage generated by the operating WT is found to be substantially similar to that found by (Jiang et al., 2015), which reinforces the reliability of our results. Additionally, the presented method relies on SCADA data measured on-site, allowing for adaptation of this damage estimation procedure to the specific meteorological conditions of each WT. This makes it easier to adapt to different WT within the same wind farm than methods based on an exponential damage model, as proposed by (Asgarpour & Sørensen, 2018). Exponential models require shape and scale parameters that are difficult to obtain and need regular updating through WTB inspections, which we aim to avoid. The same applies to damage models based on dynamic Bayesian networks, where parameters are not transferable from one WT to another. Lastly, another advantage of the model presented here is that it allows for damage assessment from the wind turbine blade's commissioning date, unlike methods based on the Paris law

describing crack propagation. According to (Eder & Chen, 2020), a crack must preexist in the blade for the Paris law to be applicable. In other words, the wind turbine blade must already have sufficient damage for cracks to have appeared and thus for the Paris law to describe their propagation.

Regarding the drawbacks associated with this method, one can mention the lack of information on the design of the WTB used in the studied wind farm, as these are the private property of the manufacturer. This has led us to use a digital WTB model available in the NREL library as a basis for our work. Furthermore, in our study, we estimated the thickness of the blade at its root through an empirical formula, which also has its limitations, as it is only valid for WT designed to operate under a class A turbulence profile. Finally, there are also questions about the composite stratification at the root of the WTB. For now, all these uncertainties limit this method to providing a relative rather than absolute estimate of the RUL. The method thus only allows for comparing damage between similar WTs. To obtain absolute damage on a specific blade model, it would be necessary to calibrate this damage model with damage observed on turbines of the same type. Another drawback of this damage model is that it does not consider the impact of material degradation like delamination or cracks on WTB fatigue. Indeed, according to (Movaghghar & Lvov, 2012), blade damage can be expressed as the proportion of the effective surface area of the material capable of bearing loads compared to the same undamaged material as expressed below:

$$D = \frac{A - \tilde{A}}{A} \quad (5.14)$$

With A being the damaged area and $\tilde{A}$ being the effective resisting area.

Consequently, as the blade becomes damaged, the effective stress $\tilde{\sigma}$ in the material will increase, as expressed below:

$$\tilde{\sigma} = \frac{\sigma}{1 - D} \quad (5.15)$$

However, the damage model presented here does not consider this phenomenon, which may lead to an underestimation of the damage. So, this should be taken into account in future study to approach an absolute RUL evaluation.

Tableau 5.2 : Nomenclature

Symbol	Description of the parameters
$R_{i,t}$	Characteristic short-term structural member resistance for tension
$R_{i,c}$	Characteristic short-term structural member resistance for compression
γ_{Ma}	Partial safety factor for material a
γ_{Mb}	Partial safety factor for material b
$S_{i,M}$	Mean value of characteristic cycles
$S_{i,A}$	Amplitude of characteristic cycles
m	Slope parameter of S/N curve
C_{3a}	Vacuum infusion molding effect
C_{4a}	Post-cure polymerization effect
C_{2b}	Temperature effect
C_{3b}	Non-woven unidirectional fiber effect
C_{4b}	Post-cure polymerization effect
C_{5b}	Local safety factor at the trailing edge
C_{1a}	Ageing effect
C_{2a}	Temperature effect

5.7 Conclusions

The present work, for the first time, introduces a WTB fatigue damage evaluation based on both 10-min aggregated SCADA data and the different WT operating regimes (with *operating* and *parked* being continuous regimes, while *start-up* and *shutdowns* are grouped under the transient regimes class) for a better comprehension of the damage evolution. For this assessment, the global WTB fatigue damage was assumed to be the sum of the damage induced by the different regimes of operation. Firstly, starting with the RFC and the Miner's rule, the WTB fatigue damage was computed for different load cases in terms of mean WS, *TI* and operating regime conditions (power production, parked, start-up, and shutdown) for a 10-min period and with a WS sample frequency of 1 Hz. Then, the results were stored within a CDF database. Secondly, by reading the 10-min SCADA data history, the corresponding damage was selected from the CDF database and summed for the entire period of study. Via this method, a more comprehensive assessment of the WTB damage for a long period could be done, providing the WT operator with a decision-making tool which optimizes the maintenance schedule. However, this method requires calibration due to numerous uncertainties surrounding WTB damage, particularly related to assumptions about material properties and the blade root thickness. Consequently, the next step should calibrate the damage model to improve the damage estimation reliability.

Then, this study shows that the power production regime is by far the most contributing factor to the overall WTB fatigue damage compared to start-up/shutdown procedures and the parked regime. This conclusion underlines the importance of focusing on optimizing the power production regime to eventually protract the WTB RUL instead of investing efforts in improving start-up/shutdown procedures for limited results. This leads to understanding if it is possible to protract the WTB RUL by optimizing the power production regime. This is the subject of a future study.

CHAPITRE 6

IMPACT OF WIND TURBINE NOMINAL POWER LIMITATION OVER WIND TURBINE BLADE REMAINING USEFUL LIFE AND ITS ECONOMIC CONSEQUENCES

Antoine Chrétien ^a, Antoine Tahan ^b and Francis Pelletier ^c

^{a, b} Département de Génie mécanique, École de Technologie Supérieure, 1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3

^c Advanced Analytics Research, Power Factors, 7005 Boulevard Taschereau #150, Brossard, Québec, Canada, J4Z 1A7

Article accepté pour publication dans le journal « *Wind Engineering* », juin 2024

6.1 Résumé

Le présent article examine les effets de la limitation de la puissance nominale des éoliennes sur la durée de vie résiduelle des pales des turbines. Il aborde également l'impact économique de cette limitation. Dans ce contexte, cet article fournit aux propriétaires et exploitants d'éoliennes une vue d'ensemble sur la manière de potentiellement prolonger la durée de vie résiduelle des pales d'éoliennes et expose les avantages économiques pouvant être obtenus par la modulation de la puissance nominale des éoliennes. Dans l'examen des dommages des pales d'éoliennes, les études antérieures se sont principalement concentrées sur des modèles prédictifs basés sur l'historique de la vitesse du vent à partir des données SCADA de 10 minutes, sans toutefois chercher à prolonger la durée de vie résiduelle des pales. Seuls quelques articles ont exploré la possibilité d'augmenter la durée de vie résiduelle en ajustant les procédures de démarrage et d'arrêt, avec des résultats peu concluants quant à leur effet sur la durée de vie globale des pales. Il semblerait que les dommages en fatigue des pales d'éoliennes augmentent principalement lorsque l'éolienne est en régime de production d'énergie, et que les contraintes mécaniques associées à ce régime dépendent de la puissance nominale de l'éolienne. Le présent travail étudie donc les impacts des modifications de la puissance

nominale sur la durée de vie résiduelle des pales d'éoliennes et le rendement financier de l'éolienne, dans le but d'identifier un mode de contrôle optimal. L'évaluation des dommages des pales d'éoliennes est basée sur les données SCADA de 10 minutes et l'outil de simulation FAST, avec l'objectif final de fournir aux exploitants d'éoliennes un outil facile d'utilisation. L'évaluation des dommages est ensuite menée en considérant différents niveaux de puissance nominale pour le même modèle d'éolienne afin de voir l'impact résultant sur la durée de vie résiduelle. Ce projet adopte donc une approche novatrice en proposant aux exploitants d'éoliennes un outil d'optimisation de la durée de vie résiduelle et de fait un outil d'aide à la décision concernant la stratégie d'exploitation à adopter.

6.2 Abstract

The present paper investigates the effects of wind turbine nominal power limitation on the remaining useful life of turbine blades. It also looks at the economic impact of this limitation. In this context, the paper provides wind turbine owners and operators with an overview of how to potentially extend the remaining useful life of wind turbine blades and lays out the economic benefits that can be achieved via the modulation of nominal power. In investigating wind turbine blade damage, prior studies focused mainly on predictive models based on the 10 min SCADA data wind speed history, without however, trying to protract the remaining useful life of the blades. Only a handful of papers have explored the possibility of increasing the remaining useful life by adjusting the start-up and shutdown procedures with poor results. It would appear that wind turbine blade fatigue damage mainly increases when the wind turbine is in a power production regime, and the mechanical stresses associated with this regime are a function of the nominal power of the wind turbine. The present work therefore investigates the impacts of nominal power changes on both the remaining useful life of wind turbine blades and the economic value of the wind turbine in a bid to identify an optimal control mode. The wind turbine blade damage evaluation is based on 10 min SCADA data and the FAST simulation tool with the ultimate goal of providing wind turbine operators with an easy application. The damage evaluation is then applied considering different nominal power levels for the same wind turbine model in order to see the resulting impact on the remaining useful

life. This project therefore takes a pioneering approach by proposing a remaining useful life optimization tool to wind turbine operators, in effect, a decision-making tool regarding which exploitation strategy to adopt.

6.3 Introduction

To support the ever-growing global demand for energy, the wind energy sector's share of electricity production is expected to go from its current 5% to 45% by 2050 (DNV GL Energy Transition Outlook, 2020). The levelized cost of energy (LCOE) stands as a key driver enabling this surge of production. To achieve the anticipated 30% reduction in the cost of wind turbine (WT) energy production from 2020 to 2050, improving operation and maintenance (O&M) strategies should be the main focus to ensure a decline in the LCOE. Wind turbine blades (WTB) constitute a crucial component when dealing with WT fatigue. This is because the WTB failure rate is among the highest compared to other components (0.13/year), ranking almost at the same level as the transformer, gearbox or tower (H. Li et al., 2022 ; C. Zhu et al., 2018). Secondly, there are substantial costs associated with repairing or replacing WTB (International Energy Agency, 2013 ; Mishnaevsky, 2019).

Contemporary research endeavors are focused on predictive maintenance strategies for WTB aimed at optimizing their O&M costs, with the final objective of evaluating the potential for expanding the remaining useful life (RUL) of WT. The main goal of predictive maintenance is to prevent expensive corrective actions and repair fees associated with reactive maintenance via smart planning. Two main categories of predictive maintenance have been established [6]. The first one is founded on data-driven approaches. One such predictive maintenance models involves an exponential representation of the damage behavior of WTB [7]. Another approach uses a Bayesian dynamic network, discretizing WTB damage into multiple levels of severity. In this model, the progression from one damage step to the next is described by a probability distribution. The primary advantage of data-driven models is their ability to provide damage assessments with minimal computational requirements [6,7]. Nevertheless, such models are

limited by the fact that they require hard-to-obtain parameters that are crucial for ensuring a reliable assessment of the RUL.

Next comes the second predictive maintenance category, which relies on physical models, such as the FASTIGUE process developed by Eder & Chen (2020) (Eder & Chen, 2020). Several physical models for computing the WTB's RUL already exist, with those using the Miner's rule being the most commonly employed due to their straightforward operational simplicity (Bergami & Gaunaa, 2014 ; Germanischer Lloyd, 2010 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019 ; Jang et al., 2015 ; Jiang et al., 2015 ; Liu et al., 2023 ; Marín et al., 2009 ; Ragan & Manuel, 2007 ; Sanchez et al., 2016 ; Tibaldi et al., 2016 ; Vera-Tudela & Kühn, 2017 ; Yisu Chen et al., 2022). Other approaches are available but they are less commonly used due to their inherent limitations. For instance, physical damage models based on Paris-Erdogan's elastic crack propagation law require the presence of a pre-existing crack to be applicable (Eder & Chen, 2020 ; Valeti & Pakzad, 2019). Physical models perform well at providing accurate evaluations of damage behavior. However, their application to the entire lifespan of a WT (typically 20 to 30 years) can be exceedingly time-consuming. Furthermore, with them, a wind speed (WS) sampling frequency of 1 Hz is required to obtain a dependable computation of WTB damage. This because of WTB are highly sensitivity to WS fluctuations at this frequency, as depicted by Jang et al. (Jang et al., 2015). Consequently, given the tremendous volume of data generated by 1 Hz WS SCADA measurements and the time-consuming nature of fatigue assessment via physical damage models, carrying out a comprehensive evaluation of WTB damage over an extended period (Jang et al., 2015) is impractical. Another issue in this context is the uncommon use of 1 Hz frequency SCADA data by wind farm operators. This is mainly attributable to the recommendation in the IEC standard 61400-12-1 (IEC-61400-12, 2022) for the use of 10 min aggregated signals (minimum, maximum, standard deviation, average) in evaluating the energetic performance of WT (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019). Consequently, the industry standard is to operate with 10 min SCADA data, even though data with higher frequencies may be needed to assess WTB fatigue.

Therefore, to cover the widest range of wind farms, it is imperative to develop a WTB fatigue damage estimator that can run effectively with standard 10 min SCADA data.

As an increasing number of WT are approaching their theoretical life expectancy of 25 years (Bureau Veritas, s.d.), the question of extending the WTB RUL has become a growing concern among wind farm operators. This objective aims to boost total energy production while running the same WT and then enhancing the profitability of facilities. However, notwithstanding the existence of multiple approaches for predicting WTB damage behavior, there has been only limited attempts to explore the potential to extend the WTB RUL via the optimization of the WT operation. As of the publication date of this paper, only a few articles have worked on the extension of WTB RUL via the optimization of shutdown procedures with a limited impact on the overall WTB damage (Jiang et al., 2013, 2015 ; Jiang & Xing, 2022 ; Luan & Moan, 2021). The present study therefore details a new approach to protract the WTB RUL by optimizing the operation of the WT.

The primary objective here is to investigate the overall fatigue damage behavior of WTB and the possibility of RUL extension considering 10 min SCADA data and various nominal power settings, $P_{nominal}$, applied to a 5 MW WT from the NREL library. The model introduced in this study initially calculates the WTB damage resulting from WS fluctuations within each 10 min SCADA data interval. To this end, a turbulence model employing the Kaimal spectrum and turbulence intensity (TI) (J. C. Kaimal et al., s.d. ; B. J. Jonkman & Buhl, 2006) is used to generate a numerical and stochastic 1 Hz WS signal for each 10 min SCADA data segment. Subsequently, considering the generated 1 Hz WS signal and the selected nominal power level of the WT, the WTB damage is computed using the widely used Miner's rule for each of the 10 min SCADA data segments over the investigated timeframe. Finally, by summing the evaluated damage for each 10 min SCADA period, an overarching assessment of the WTB fatigue damage is computed.

This study is structured into four main sections. The first section introduces the numerical tools and the available data, along with an explanation of the underlying assumptions employed in

developing the model herein. The second section focuses on the methodology used in estimating WTB damage, utilizing 10 min SCADA data, numerically simulated 1 Hz WS signals, and the selected nominal power for the 5 MW WT model chosen in this research. The third section presents a detailed analysis and discussion of the results, with a particular emphasis on the impact of different nominal power settings on the overall WTB fatigue damage. Finally, the study concludes with a comprehensive overview of the contributions made by this research and presents suggestions for potential future leads to further enhance the findings presented by the studied approach.

Tableau 6.1 : Nomenclature

Nomenclature			
Symbol	Description of characteristic unit	C_{3a}	Vacuum infusion molding effect
$R_{k,t}$	Characteristic short-term structural member resistance for tension	C_{4a}	Post-cure polymerization effect
$R_{k,c}$	Characteristic short-term structural member resistance for compression	C_{2b}	Temperature effect
γ_{Ma}	Partial safety factor for material a	C_{3b}	Non-woven unidirectional fiber effect
γ_{Mb}	Partial safety factor for material b	C_{4b}	Post-cure polymerization effect
$S_{k,M}$	Mean value of characteristic cycles	C_{4b}	Local safety factor at the trailing edge
$S_{k,A}$	Amplitude of characteristic cycles	C_{1a}	Ageing effect
m	Slope parameter of S/N curve	C_{2a}	Temperature effect

6.4 Resources and Hypothesis

6.4.1 Resources

For the purposes of this study, real 10-minute aggregated signals extracted from SCADA data, specifically a 10-minute mean WS history, obtained from a wind farm comprising several

5 MW wind turbines, covering the period of February 2017 to May 2020, were utilized. To calculate the aerodynamic loads on the blades, aeroelastic models from FAST and Matlab® were utilized and subjected to load cases as specified in the IEC 61400-1 standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019). A comprehensive numerical model of the WTB is essential for an accurate evaluation of its root stress. Unfortunately, due to confidentiality reasons, the specific design details of the WT model employed by the studied wind farm remain undisclosed.

The decision was thus made to utilize the 5 MW WT numerical model proposed by the open-access NREL library (Dykes & Rinker, 2018 ; J. Jonkman et al., 2009), as it provides a numerical model that is detailed enough for use in fatigue assessment. As this numerical model differs from the one actually installed at the investigated wind farm, it was anticipated that the calculated fatigue damage experienced by the numerical WT would differ from that of the real WT. Nonetheless, the ranking of WT based on the level of WTB damage was expected to remain unchanged. Consequently, in this paper, although the calculated WTB fatigue damage is relative rather than absolute, it still enables a comparative analysis of damage among WT within a same wind park.

6.4.2 Environmental Effects on Wind Turbine Damage

WTB fatigue is influenced by several environmental factors, including temperature fluctuations, which can impact material fatigue strength (Hawileh et al., 2015), as well as the effects of rain erosion on the fatigue damage to WTB coatings (Hu et al., 2021), the force of gravity (Barnes et al., 2015), etc. Nevertheless, WTB fatigue damage is mainly affected by two major bending moments, namely, edgewise and flapwise bending (Damkilde et al., 2017 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019 ; IEC-61400-12, 2022 ; J. F. Manwell et al., 2009). In certain locations, such as the blade root (Jiang et al., 2015 ; Jiang & Xing, 2022), depending on the specific position around this root, the fatigue behavior of the root section can be

predominantly influenced by either edgewise or flapwise bending (Damkilde et al., 2017 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Jiang et al., 2015). Flapwise bending is mainly induced by the WS and wind shear (Damkilde et al., 2017). According to the IEC-61400-1 standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019), when carrying out a fatigue analysis for a certain mean WS must correspond a TI according to the wind class for which the WT is designed (A, B or C, with A being the most turbulent; see [figure 6.1](#)). As for the wind shear, it is considered using the power law with a power law exponent $\alpha = 0.2$, as proposed by default in (DNV GL Energy Transition Outlook, 2020 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019) in the following equation:

$$V(z) = V_{hub}(z / z_{hub})^\alpha \quad (6.1)$$

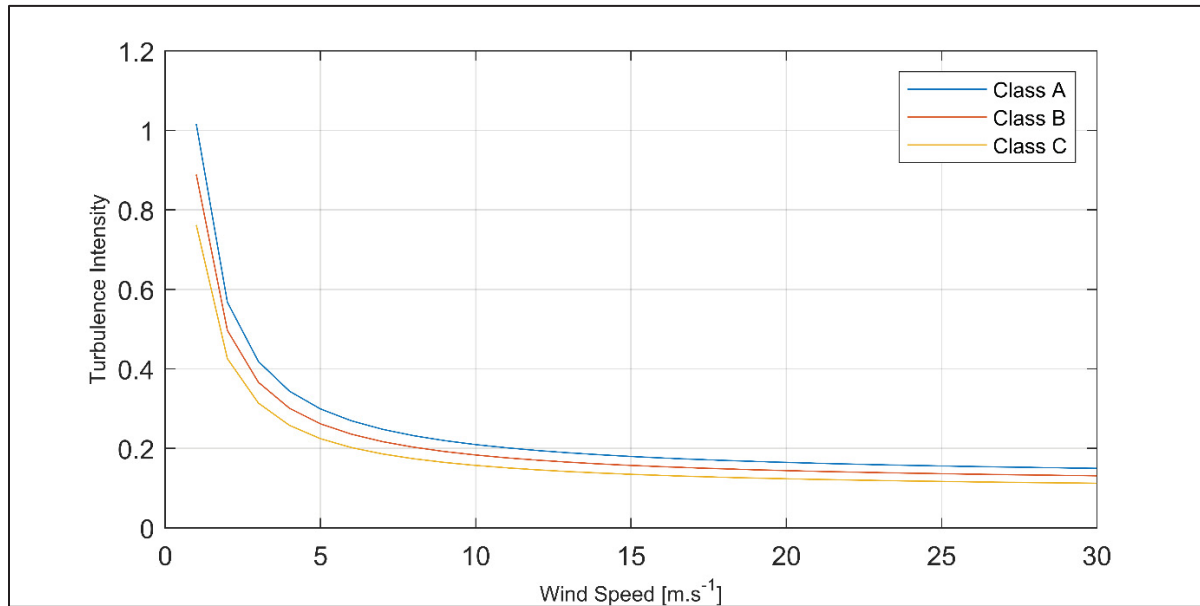


Figure 6.1 : Graph showing the evolution of the TI according to the mean WS as described by the standard IEC-61400-1

With $V(z)$ being the WS at the height z above the ground, V_{hub} the WS at the WT hub and z_{hub} the height of the hub. Then, the edgewise bending is submitted to the WS, as well as to

gravity (Damkilde et al., 2017 ; J. F. Manwell et al., 2009). Finally, the wind turbine blades are also submitted to radial forces induced by the centrifugal force and gravity (Damkilde et al., 2017 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Joncas, 2010). The main factors influencing the flapwise and edgewise bending and the radial forces are summarized in [figure 6.2](#). To recap, to describe the WTB fatigue behavior in the present project, the mean WS in conjunction with the Tl and the wind shear will be considered as the gravity effects and the centrifugal force, respectively.

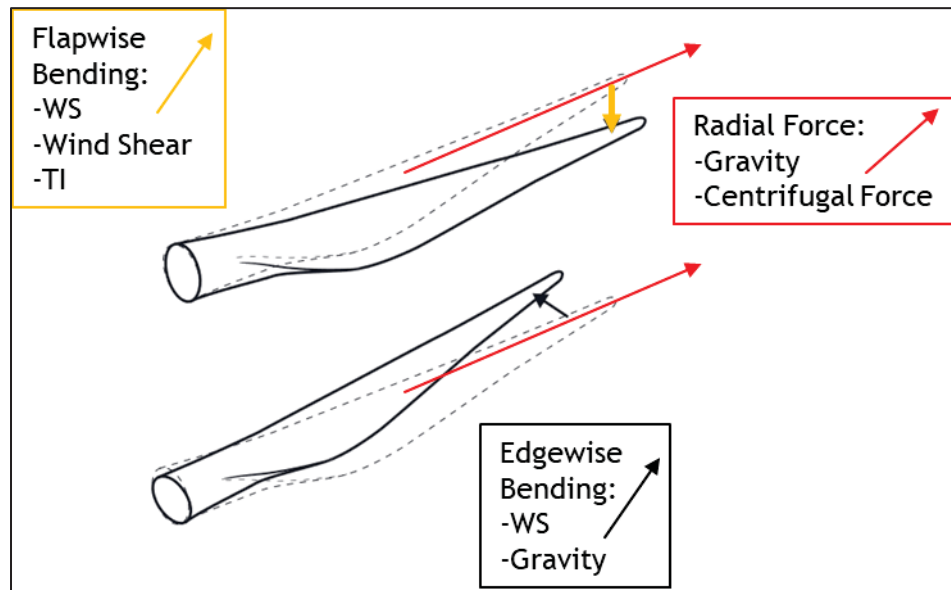


Figure 6.2 : Schema presenting the main causes of flapwise bending, edgewise bending and radial force

6.4.3 Hypothesis

This study exclusively examines damage at the blade root location, which is anticipated to be the most sensitive section of the WTB to fatigue damage (Damkilde et al., 2017, 2017 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Zárate-Miñano et al., 2013). Regardless of the wind WT model, the root section is considered to be circular (Damkilde et al., 2017 ; Eder & Chen, 2020 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Joncas, 2010 ; Marín et al., 2009), simplifying the damage analysis to a basic shape. Additionally, the skin thickness and the root diameter of the WTB are solely influenced by the overall WTB length (Bortolotti et al., 2019 ; Dykes & Rinker, 2018 ; Joncas, 2010).

This characteristic facilitates the configuration of a conceivable WTB root design based on basic information from the numerical WTB model.

The WTB root is mainly submitted to flapwise and edgewise bending. The variations in stress induced by flapwise and edgewise bending lead to the initiation and propagation of damage. In the context of a WTB pitch with an angle $\alpha=0^\circ$, edgewise bending corresponds to the in-rotor plane direction, while flapwise bending is associated with the out-rotor plane direction. However, based on estimations carried out with a 5 MW WTB from the NREL library and the FAST simulation tool, it appears that flapwise bending is more sensitive to WS fluctuations. Hence, the primary focus of this study is on stress resulting from WS fluctuations.

The WS fluctuations are obtained from a simulated 1 Hz WS signal, stochastically generated using the TurbSim module from FAST, which operates in the Kaimal spectrum (B. J. Jonkman & Buhl, 2006). This spectrum is a widely used tool in the literature for simulating turbulent wind flows, particularly in the context of onshore sites (Hong & Li, 2018 ; Yi et al., 2021). It was designed to represent the wind flows over a flat and homogeneous onshore site within the atmospheric boundary layer, making it a recommended choice according to the IEC 61400 standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019).

The damage resulting from these WS fluctuations is an accumulative phenomenon. It is thus assumed that the overall WTB damage D_{tot} at time ($t \in \mathbb{R}_+$) is defined as the sum of various damages (D_i), outlined as:

$$\begin{aligned} D_{\text{tot}}(t) = & D_{\text{Operation}}(t) + D_{\text{Parked}}(t) + D_{\text{SD}}(t) + D_{\text{ESD}}(t) \\ & + D_{\text{SU}}(t) + D_{\text{Events}}(t) + D_{t_0} \end{aligned} \quad (6.2)$$

In this context, the components contributing to WTB damage are defined as follows: $D_{\text{Operation}}$ represents the damage incurred during the operation of the wind turbine (WT), $D_{\text{Parked}}(t)$ pertains to damage when the WT is at a standstill, and D_{SD} and D_{ESD} correspond to the damage

during standard WT shutdown and emergency shutdown, respectively. D_{SU} represents the damage caused by WT start-up, and D_{Events} signifies damage induced by extreme environmental conditions, such as wind velocities exceeding $V_{cut-out}$ (in our study, set at 25 m.s^{-1}), which may occur during a severe storm affecting the wind farm for example.

However, this study does not consider D_{Events} since the latter involves intricate mechanisms, such as resonance problems or sudden material failures, which differ from fatigue-related damage [43]. Additionally, even though D_{t_0} can significantly impact the WTB strength [14,44,45], it is not within the scope of this study. Typically, D_{t_0} is attributed to manufacturing defects or wind turbine installation issues, which are challenging to assess and are unrelated to fatigue mechanisms. Since this study focuses primarily on fatigue-induced damage, D_{ESD} is also excluded because available SCADA data does not distinguish between emergency and standard shutdowns. Furthermore, both D_{SD} and D_{SU} will not be factored in the fatigue damage assessment due to their relatively low damage contribution versus the overall fatigue damage. It should be recalled that the primary focus of this study is to evaluate the resulting effects of the nominal power limitation modification on wind turbine's fatigue damage. So, D_{Parked} will not be taken into consideration because during a standstill regime, the fatigue damage does not depend on the nominal power value, for obvious reasons. However, $D_{Operation}$ will be considered in the analysis as it is influenced by the nominal power of the wind turbine (as explained in the next part). Finally, in this study, only $D_{Operation}$ is investigated, reducing the expression of D_{tot} as follows:

$$D_{tot}(t) = D_{Operation}(t) \quad (6.3)$$

6.5 Evaluation of WTB Damage

Our SCADA data provides access only to mean wind speeds measurement, V_{mean} , and TI averaged over 10 minutes, while wind turbine blades have natural frequencies of around 1 Hz in the edgewise and flapwise moments. Therefore, it is essential to calculate blade damage considering the 10-minute SCADA data and the influence of a wind signal sampled at a

frequency of 1 Hz within each 10-minute period provided by the SCADA data. The concept proposed here consists in creating a database containing an assessment of blade damage caused by wind sampled at a frequency of 1 Hz over a 10-min period, called here V_{HF} , for each wind condition the wind turbine may encounter (in terms of V_{mean} , and TI). Subsequently, when reading the SCADA data containing m 10-min periods, the resulting damage for each 10-min period, denoted as $d_{10min,t}$, will be selected from this damage database based on the mean wind speed $V_{mean,t}$ and the turbulence intensity TI_t specified at time period t . Finally, the total damage to the wind turbine blade D_{tot} will be the sum of the damages found for each 10-min period recorded in the SCADA data (see [figure 6.3](#)), as follows:

$$D_{tot} = \sum_{t=1}^m d_{10min,t} \quad (6.4)$$

6.5.1 Simulation of High-Frequency Wind V_{HF}

As explained earlier, to build the 10-min damage database, all wind conditions to which the wind turbine may be exposed need to be simulated. To this end, the TurbSim module of FAST is employed to generate stochastic wind profiles sampled at 1 Hz from 10-min periods (see [figure 6.4](#)). These wind profiles are generated for V_{mean} ranging from the cut-in wind speed ($V_{cut-in} = 3 \text{ m.s}^{-1}$) to the cut-out wind speed ($V_{cut-out} = 25 \text{ m.s}^{-1}$), with a step of 1 m.s^{-1} and a wind shear coefficient α as chosen in Part 2. TI is arbitrarily selected, such as that of the turbulence class A, B and C as described in the IEC 61400-1 standard (« I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019) (see [figure 6.1](#)). Consequently, a high-frequency wind signal over 10 minutes, V_{HF} , is obtained as a function of V_{mean} and TI .

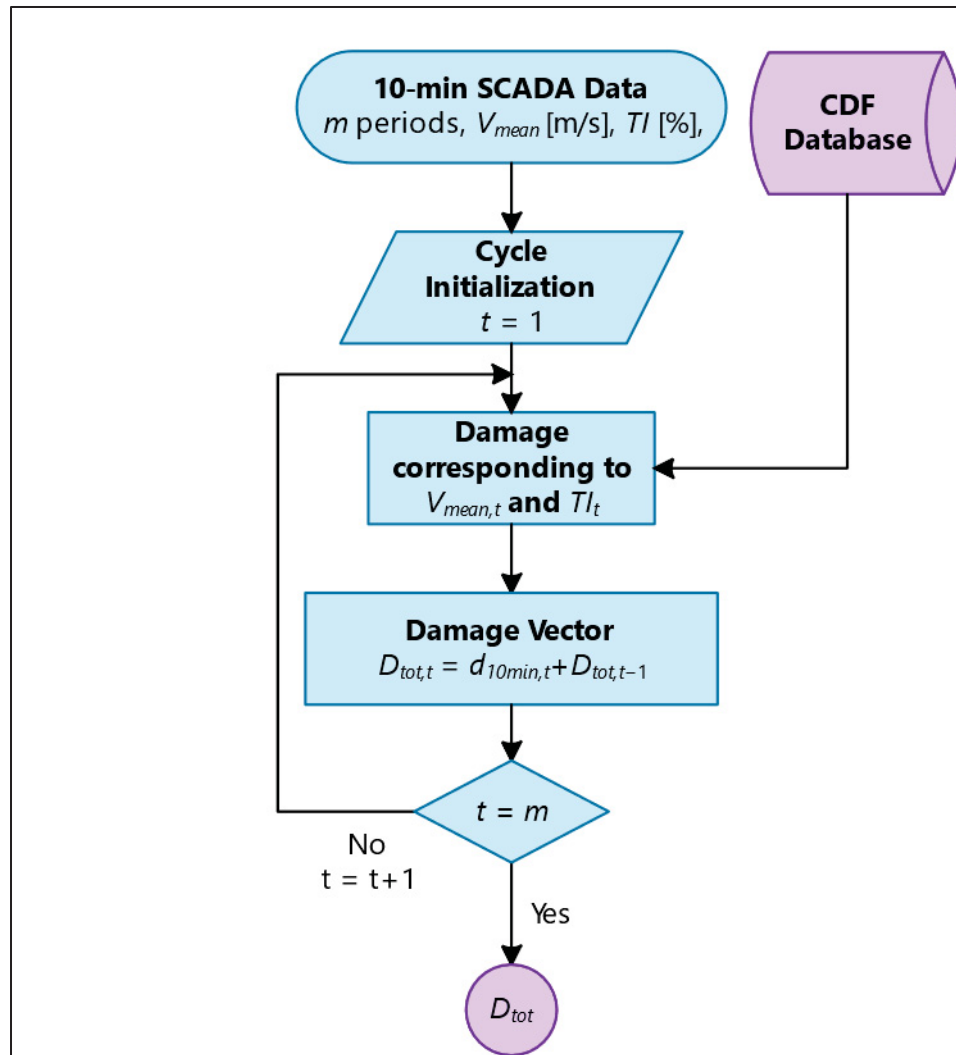


Figure 6.3 : Flowchart showing the global process enabling the evaluation of D_{tot}

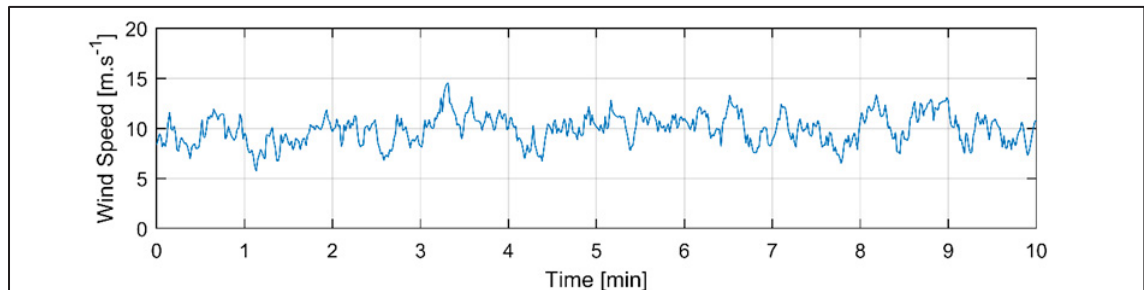


Figure 6.4 : V_{HF} simulated stochastically for $V_{mean} = 10 \text{ m.s}^{-1}$ and a turbulence class C

6.5.2 Creation of the WTB damage database over 10-min periods considering V_{HF}

As explained in Part 2, WTB damage results from three loading conditions: flapwise bending (M_{flap} [N.m]), edgewise bending (M_{edge} [N.m]) and a radial force (F_{rad} [N]). It was decided to simulate loads over a 10-min period for a constant WS ranging from V_{cut-in} to $V_{cut-out}$ with a step of 0.1 m.s^{-1} (see [figure 6.5](#)). Simulations were conducted using FAST and the numerical model of the 5 MW wind turbine, with 3 different nominal powers, 5 MW, limited to 4.5 MW and 4 MW. The nominal power was modified in the “DISCON” file, which describes the behavior of the WT. During our simulations, it was observed that each of these loads can be decomposed into two simple signals (see [figure 6.6](#)): firstly, a constant signal corresponding to the effect of WS on M_{edge} and M_{flap} and the rotor rotation speed on F_{rad} ; secondly, a periodic signal whose period depends on the rotor rotation speed for all three loads and whose oscillation amplitude depends on the wind shear coefficient α for M_{edge} and M_{flap} and on the rotor rotation speed and blade weight for F_{rad} .

Due to its inertia, the rotor rotation speed is assumed to be constant over a 10-min period and is therefore dependent on V_{mean} . This assumption removes from consideration the impact of high-frequency wind variations V_{HF} on the periodic component of the M_{edge} and M_{flap} signals and the entire signal F_{rad} . However, the constant component of the M_{edge} and M_{flap} signals depends on V_{HF} due to the natural frequency of the blades, approximately 1 Hz in flapwise and edgewise bending. The following idea is to take into account V_{HF} to reconstruct the signal of moments M_{edge} and M_{flap} by adding the periodic component of these moments $M_{edge,AC}$ and $M_{flap,AC}$ (which depends on V_{mean}), to the mean component $M_{edge,DC}$ and $M_{flap,DC}$ directly influenced by V_{HF} , as follows:

$$M_{edge}(V_{HF}) = M_{edge,AC} + M_{edge,DC}(V_{HF}) \quad (6.5)$$

$$M_{flap}(V_{HF}) = M_{flap,AC} + M_{flap,DC}(V_{HF}) \quad (6.6)$$

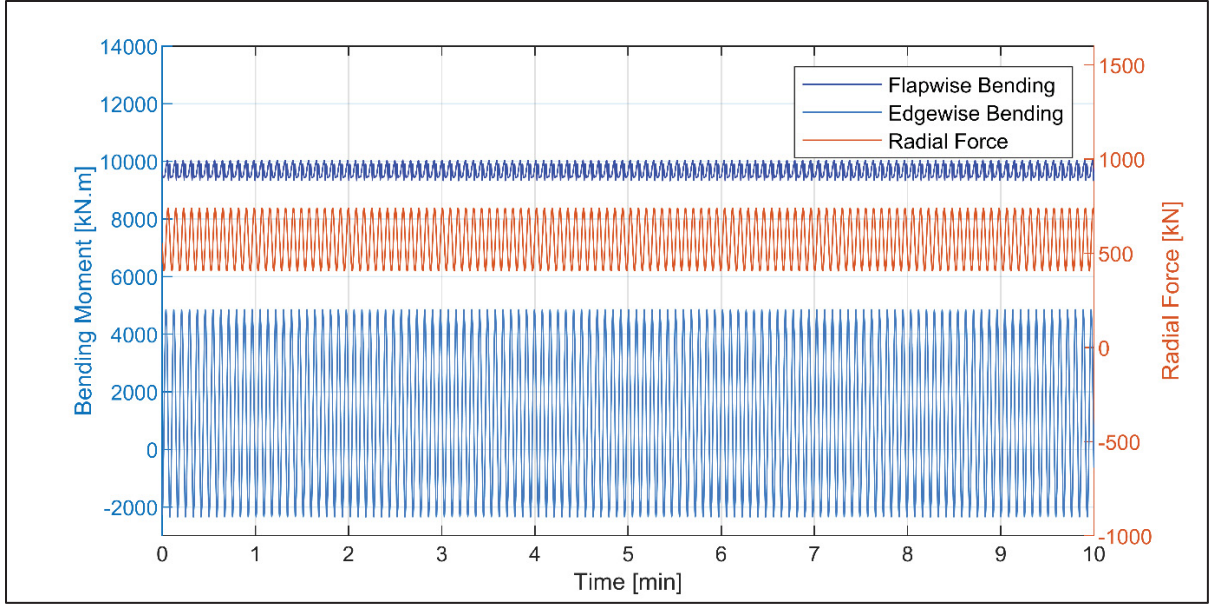


Figure 6.5 : Graph of loadings according to the time at $V_{mean} = 11 \text{ m.s}^{-1}$ for a 10-min period and a nominal power of 5 MW

The average values of $M_{edge,DC}$ and $M_{flap,DC}$ are recorded for each tested constant wind speed, allowing to plot their behavior as a function of the wind speed (see [figure 6.7](#)). By utilizing the curves of $M_{edge,AC}$ and $M_{flap,DC}$ as functions of the wind speed, it becomes possible to convert the previously obtained high-frequency WS, V_{HF} , into the moment signals $M_{edge,DCHF}(V_{HF})$ and $M_{flap,DCHF}(V_{HF})$. These moment signals can then be inserted into Equations 3 and 4 in place of $M_{edge,DC}(V_{HF})$ and $M_{flap,DC}(V_{HF})$ to obtain $M_{edge}(V_{HF})$ and $M_{flap}(V_{HF})$ over 10 minutes and at a frequency of 1 Hz for given parameters V_{mean} and TI (see [figure 6.8](#) and [figure 6.9](#)). The revised [equations 6.5 and 6.6](#) are:

$$M_{edge}(V_{HF}) = M_{edge,AC} + M_{edge,DCHF}(V_{HF}) \quad (6.7)$$

$$M_{flap}(V_{HF}) = M_{flap,AC} + M_{flap,DCHF}(V_{HF}) \quad (6.8)$$

The signals $M_{edge,AC}$ and $M_{flap,AC}$, along with the entire radial force signal, were recorded for constant wind speeds ranging from V_{cut-in} to $V_{cut-out}$ with a step of 1 m.s^{-1} . The method used to record bending moments and the radial force is summarized in [figure 6.10](#).

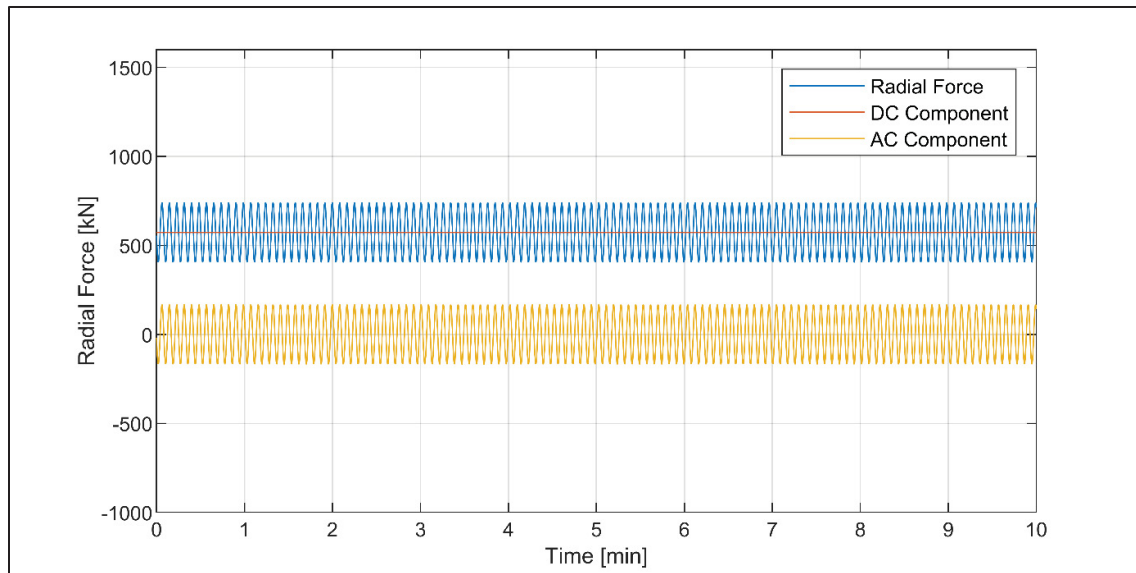


Figure 6.6 : Graph showing the decomposition of the radial force for a 5 MW WT at a constant $WS = 11 \text{ m.s}^{-1}$ for a 10-min period and a nominal power of 5 MW

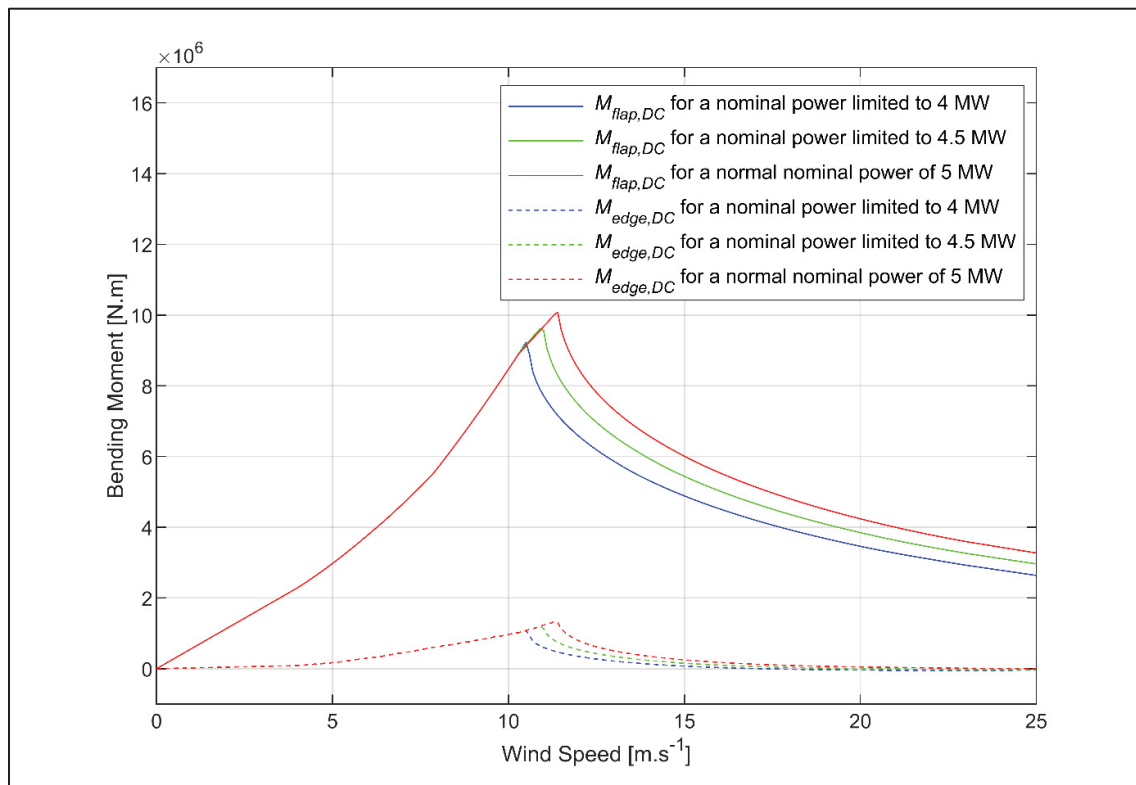


Figure 6.7 : Graph showing $M_{edge,DC}$ and $M_{flap,DC}$ according to the WS of a 5 MW WT under different nominal powers

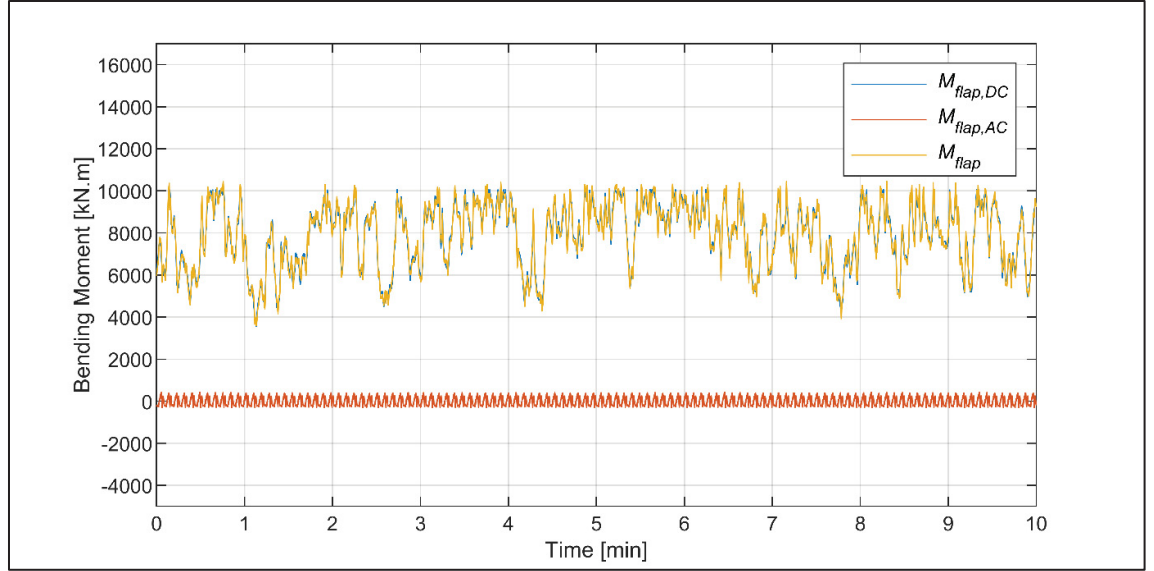


Figure 6.8 : Graph showing M_{flap} , $M_{flap,AC}$ and $M_{flap,DC}$ for $V_{mean} = 10 \text{ m.s}^{-1}$ and a turbulence class C

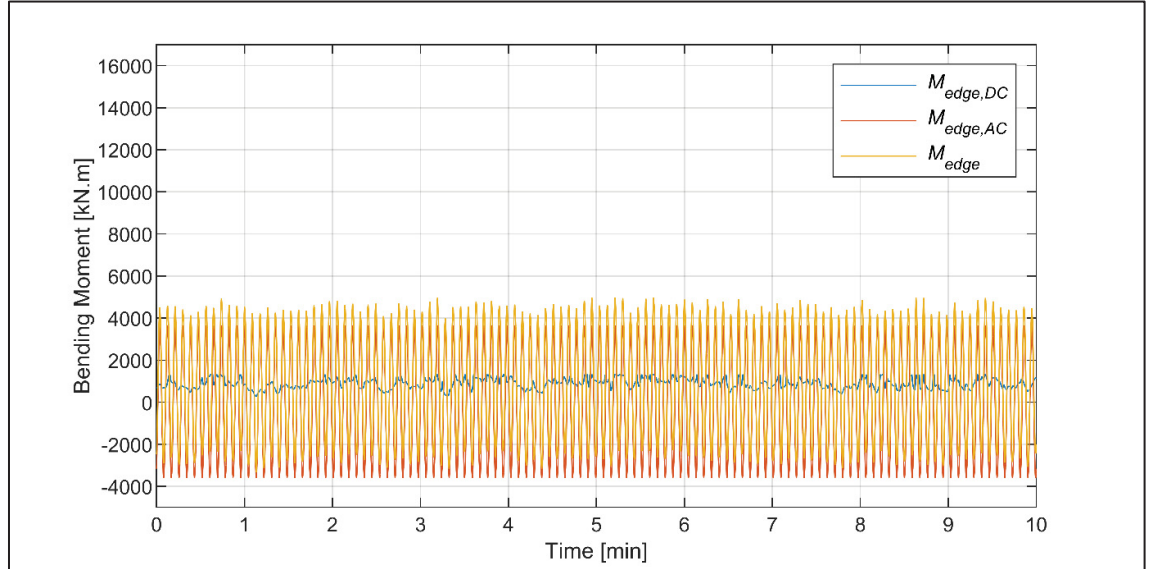


Figure 6.9 : Graph showing M_{edge} , $M_{edge,AC}$ and $M_{edge,DC}$ for $V_{mean} = 10 \text{ m.s}^{-1}$ and a turbulence class C

Once the profile of moments M_{edge} and M_{flap} is obtained, it needs to be converted into a stress signal. The expressions for the maximum stresses in the flapwise and edgewise directions (σ_{flap} and σ_{edge} [Pa]) are as follows:

$$\sigma_{flap} = \frac{M_{flap}c}{I} + F_{rad} \quad (6.9)$$

$$\sigma_{edge} = \frac{M_{edge}c}{I} + F_{rad} \quad (6.10)$$

Here, c represents the radius of the blade section at its root [m] (Damkilde et al., 2017 ; Joncas, 2010). I is the moment of inertia [m⁴] of the blade section at its root. However, to obtain I , it is necessary to know the thickness of the wind turbine's skin at its root, denoted as t_{root} [m]. However, t_{root} is unknown for the blade model used here. To obtain a reliable estimate, an empirical formula describing its thickness as a function of the rotor radius R was chosen (Joncas, 2010):

$$t_{root} \approx 0.08 \sqrt{\frac{R}{40}} \quad (6.11)$$

Given that the wind turbine blade is made of composite materials (glass/epoxy) (J. Li et al., 2020 ; Marín et al., 2009), it is advisable to assess damage based on the history of deformations rather than the strain history (source: DNV, Li & Wang). Thus, the strain history in the flapwise direction, S_{flap} , and the edgewise direction, S_{edge} , is obtained from the stress history σ_{flap} and σ_{edge} using the Hooke's law. Since the resulting signal is complex, the Rainflow Counting (RFC) method (« Rainflow counts for fatigue analysis - MATLAB rainflow », 2024) is applied to extract deformation cycles in terms of mean value $S_{i,M}$ and amplitude $S_{i,A}$ as follows:

$$[S_{i,A}, n_i] = \text{RFC}(u(t), S_{i,M}, S_u) \quad (6.12)$$

where S_u is the maximum strain to failure of the weakest ply in the composite, $u(t)$ is the analyzed strain history, and n_i is the number of strain cycles for the i -th cycle. Once the cycles n_i are characterized, it is the number of cycles to failure N_i that needs to be computed. The DNV certification guide (DNV GL Energy Transition Outlook, 2020) proposes an approach based on the Goodman diagram and strain, as follows:

$$N_i = \left[\frac{R_{k,t} + |R_{k,c}| - \left| 2 \gamma_{Ma} S_{k,M} - R_{k,t} + |R_{k,c}| \right|}{2 (\gamma_{Mb}/C_{1b}) S_{k,A}} \right]^m \quad (6.13)$$

With:

$$\gamma_{Mb}/C_{1b} = \gamma_{M0} C_{2b} C_{3b} C_{4b} C_{5b} \quad (6.14)$$

The different parameters used here are presented in the [nomenclature](#).

Once n_i and N_i are calculated, the Miner's rule can be applied, as recommended by the IEC 61400-1 standard (DNV GL Energy Transition Outlook, 2020 ; « I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. », 2019), to assess the wind turbine blade damage resulting from a simulated 10-min wind speed signal at a frequency of 1 Hz, d_{10min} :

$$d_{10min} = \sum \frac{n_i}{N_i} \quad (6.15)$$

To summarize the d_{10min} estimation process, a stochastic wind speed signal V_{HF} is generated via TurbSim based on the provided V_{mean} and TI parameters. Then, the V_{HF} signal is successively converted into stress and deformation signals in the flapwise and edgewise directions after analyzing the wind turbine behavior using FAST for different V_{mean} values. Subsequently, the RFC is applied to the strain signal to characterize the cycles. Once this is done, the Miner's rule is utilized to evaluate the d_{10min} . Then d_{10min} is recorded in a database. Because V_{HF} is generated stochastically, it was arbitrarily chosen to repeat the process 100 times to cover the entire range of possible damage values for each simulated V_{mean} and TI (see [figure 6.11](#)). Thus, for each simulated V_{mean} and TI , the d_{10min} damage is recorded as a Cumulative Distribution Function (CDF) consisting of 100 possible damage values, sorted from smallest to largest. The process is schematically represented in [figure 6.12](#).

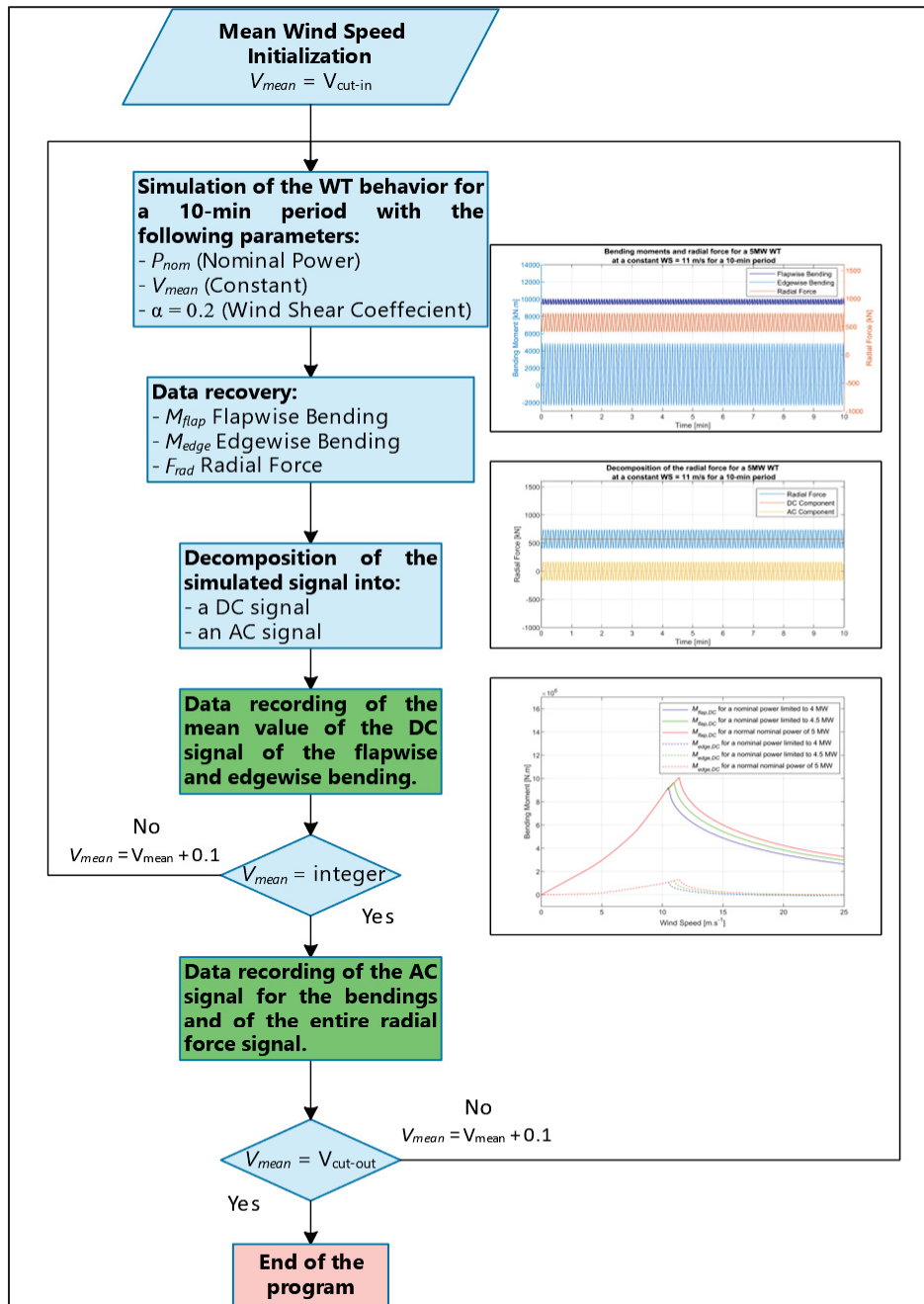


Figure 6.10 : Flowchart explaining the process leading to the recording of the WTB loads for different WS and nominal powers

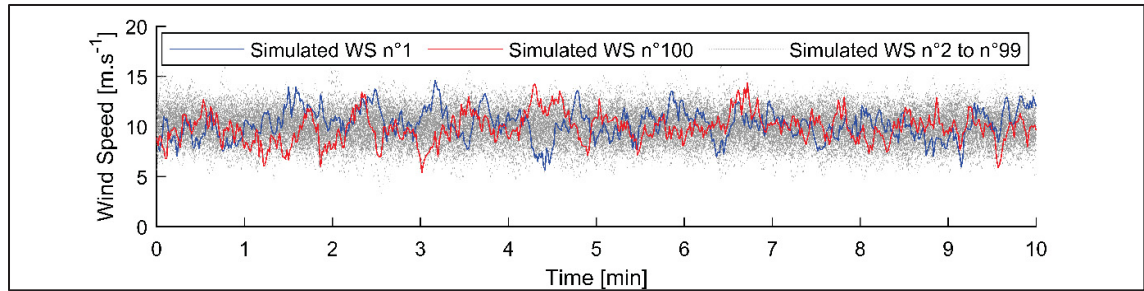


Figure 6.11 : Graph showing 100 stochastic V_{HF} generated for $V_{mean} = 10 \text{ m.s}^{-1}$ and a turbulence class C

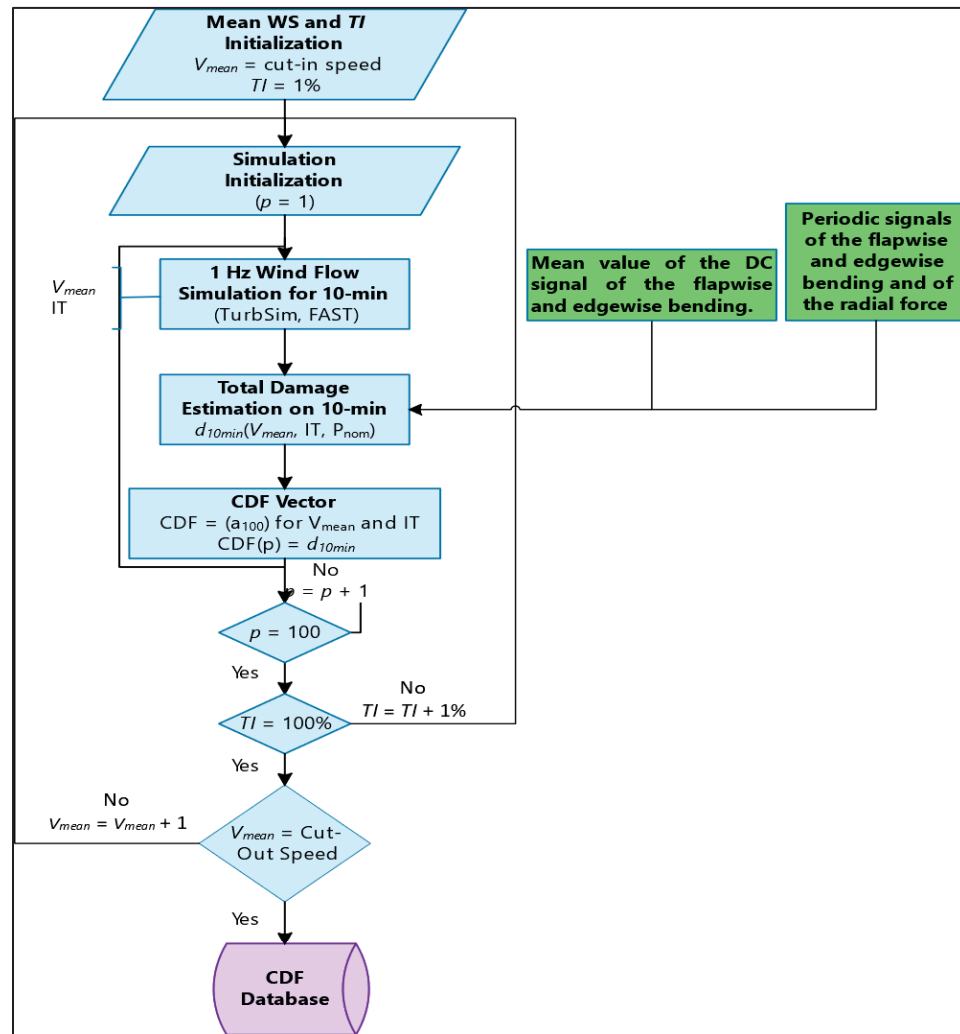


Figure 6.12 : Flowchart explaining the process leading to the obtention of the CDF database of the WTB damage d_{10min}

6.6 Results and Discussion

Thanks to the above methodology, it was possible to assess the evolution of wind turbine blade damage over long periods taking into account the V_{mean} provided in the SCADA data as well as the influence of V_{HF} and the weight of the blade. The evaluations of this damage over one year in the flapwise and edgewise directions are presented in [figures 6.13 to 6.18](#). The results are summarized in the following table:

Direction of D_{tot}	Turbulence class	$P_{nominal}$			Overall D_{tot} reduction between 5 MW and 4 MW
		5 MW	4.5 MW	4 MW	
$D_{tot,flap}$	A	5.0×10^{-2}	3.4×10^{-2}	2.0×10^{-2}	60.0 %
	B	2.6×10^{-2}	1.8×10^{-2}	1.0×10^{-2}	61.5 %
	C	1.2×10^{-2}	7.9×10^{-3}	4.7×10^{-3}	60.8 %
$D_{tot,edge}$	A	4.2×10^{-3}	3.6×10^{-3}	3.1×10^{-3}	26.2 %
	B	4.3×10^{-3}	3.7×10^{-3}	3.1×10^{-3}	27.9 %
	C	4.3×10^{-3}	3.7×10^{-3}	3.2×10^{-3}	25.6 %

Tableau 6.2 : Table presenting the evaluation of D_{tot} in flapwise and edgewise directions for different configurations in terms of nominal power and turbulence class.

Firstly, it is notable that the total damage in the flapwise direction, $D_{tot,flap}$, is highly sensitive to a decrease in $P_{nominal}$, regardless of the turbulence class, with a reduction in $D_{tot,flap}$ of up to 60% when reducing $P_{nominal}$ from 5 MW to 4 MW. Concerning the total damage in the edgewise direction, $D_{tot,edge}$, there is also a significant sensitivity to $P_{nominal}$, with the damage decreasing by approximately 26% for the same range of nominal power. These differences stem from the modification of the bending moment curves as a function of wind speed depending on the chosen $P_{nominal}$ (see [figure 6.7](#)). By analyzing these curves, it can be observed that beyond the nominal wind speed $V_{nominal}$ (the wind speed at which nominal power is reached), the bending moments decrease with $P_{nominal}$. This subsequently impacts the simulations of $M_{edge}(V_{HF})$ and $M_{flap}(V_{HF})$, and thus the resulting d_{10min} damage.

Next, as expected, $D_{tot,flap}$ is also highly sensitive to the wind turbulence class. Thus, for $P_{nominal} = 5$ MW, $D_{tot,flap}$ decreases by 76.0% between a class A and a class C wind. This is the result of the influence of TI on the $M_{flap}(V_{HF})$ signal. In contrast, the turbulence class seems to have almost no impact on $D_{tot,edge}$. This is due to the predominance of $M_{edge,AC}$, which is not influenced by TI , in the expression of $M_{edge}(V_{HF})$ (see [figure 6.9](#)).

Finally, a last point to note is that as the turbulence class decreases in intensity and $P_{nominal}$ decreases, $D_{tot,flap}$ approaches $D_{tot,edge}$. This yields the following table:

Tableau 6.3 : Table presenting $D_{tot,edge}$ in terms of percentage of $D_{tot,flap}$ considering the turbulence class and $P_{nominal}$

Turbulence class	$P_{nominal}$		
	5 MW	4.5 MW	4 MW
A	8.4%	10.6%	15.5%
B	16.5%	20.6%	31.0%
C	35.8%	46.8%	68.1%

Therefore, we can conjecture that if $P_{nominal}$ and/or TI become too low, then $D_{tot,edge}$ will exceed $D_{tot,flap}$, and consequently become the limiting factor in the WTB's RUL. This result further justifies the need to study D_{tot} in both the flapwise and edgewise directions to ensure a reliable estimation of the RUL.

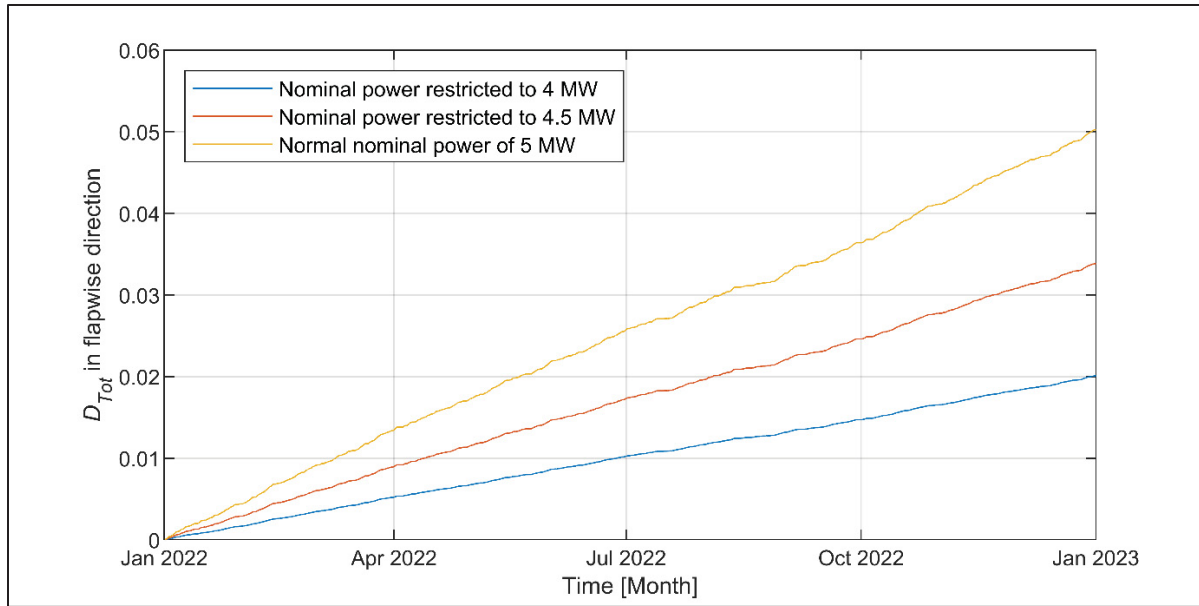


Figure 6.13 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the flapwise direction over a 1-year period with a turbulence class A for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model

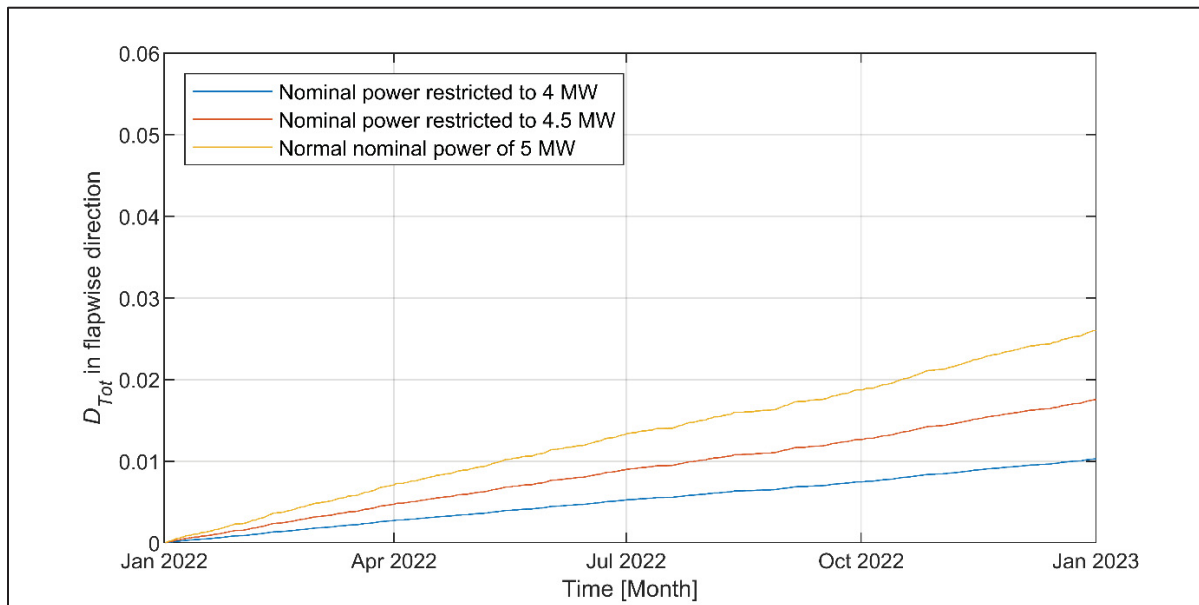


Figure 6.14 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the flapwise direction over a 1-year period with a turbulence class B for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model

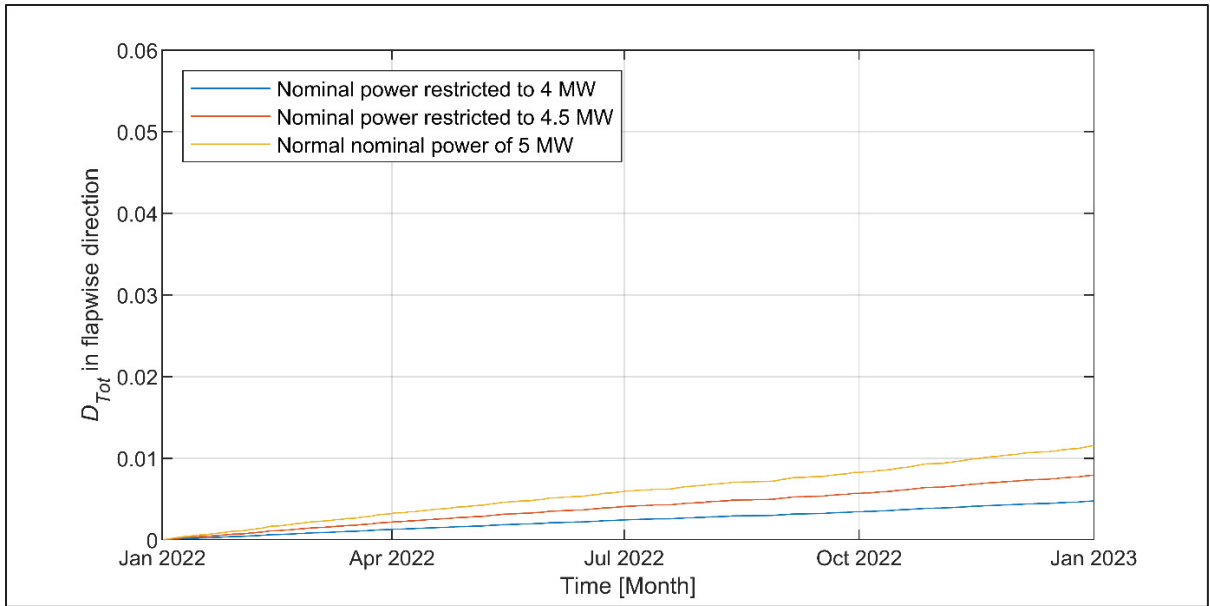


Figure 6.15 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the flapwise direction over a 1-year period with a turbulence class C for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model

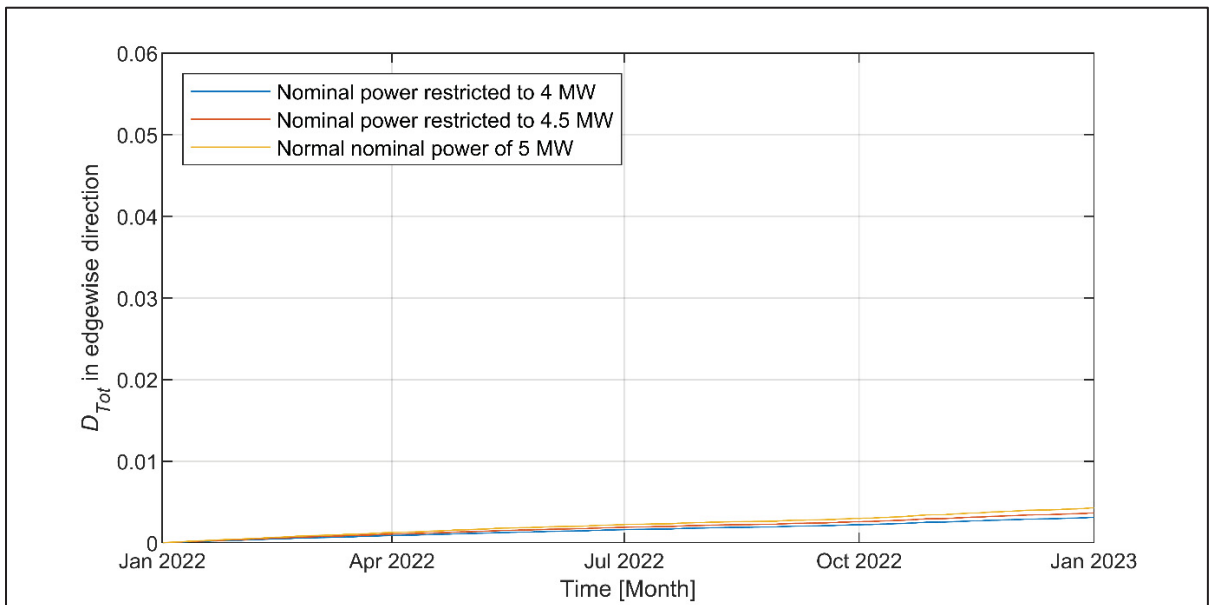


Figure 6.16 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the edgewise direction over a 1-year period with a turbulence class A for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model

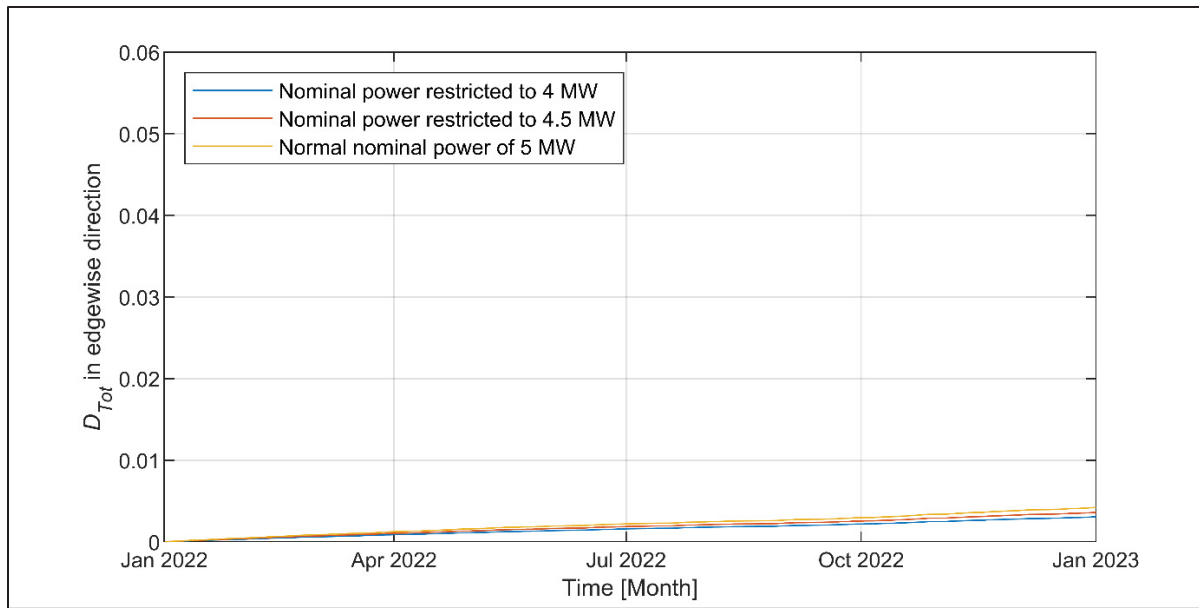


Figure 6.17 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the edgewise direction over a 1-year period with a turbulence class B for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model

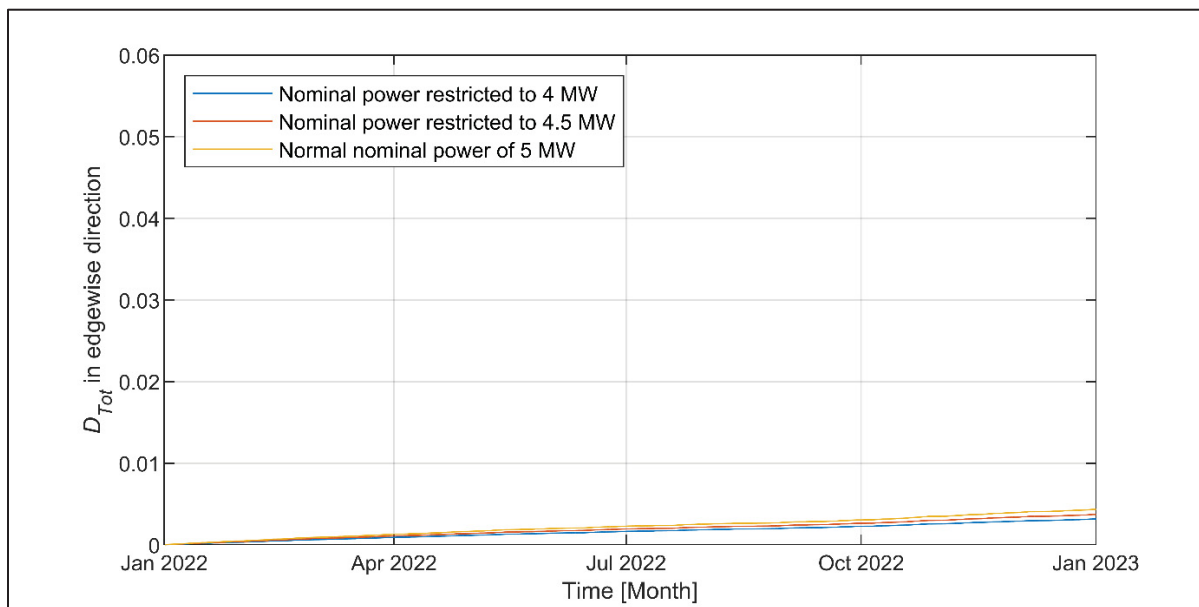


Figure 6.18 : Evaluation of the WTB damage D_{tot} in the edgewise direction over a 1-year period with a turbulence class C for different nominal powers applied to a 5 MW WT numeric model

To assess whether increasing the RUL of the wind turbine blade by reducing $P_{nominal}$ is financially beneficial, it is necessary to analyze the impact such a process has on the electricity production of the turbine. The theoretical electricity production was therefore evaluated based on the V_{mean} provided in the SCADA data used for the estimation of D_{tot} and the power curves obtained for the different variations of the WT's nominal power (see [figure 6.19](#) and [figure 6.20](#)). It is worth noting that the electrical power provided by the turbine primarily depends on V_{mean} , which implies that the overall energy output is not influenced by TI . The results are presented in the table below:

Tableau 6.4 : Table presenting the global energy production over a 1-year period for different values of $P_{nominal}$

$P_{nominal}$	5 MW	4.5 MW	4 MW
Global energy produced (MWh) over a 1-year period	1.48×10^4	1.43×10^4	1.36×10^4
Global energy produced as compared to that obtained with $P_{nominal} = 5$ MW	100%	96.6%	91.9%

According to these results, decreasing $P_{nominal}$ from 5 MW to 4 MW leads to a decrease in $D_{tot,edge}$ of 26% and $D_{tot,flap}$ of 60%, regardless of the wind turbulence class, at the cost of an 8.1% decrease in total electricity production in our case study. Therefore, we end up with a significant increase in the RUL of the WTB compared to the annual loss of electricity production for the tested configurations. This could lead to an increase in the amount of energy produced over the entire operational lifespan of the WT, resulting in an improved return on investment.

It is noteworthy that the 8.1% decrease in energy production over one year when reducing $P_{nominal}$ from 5 MW to 4 MW is due to the distribution of V_{mean} in our WS history. Indeed, by calculating the Weibull distribution of the latter, it is evident that most of the time, $V_{mean} < V_{nominal}$ (see [figure 6.21](#)), indicating that the turbine operates only during a small fraction of the time at its nominal power.

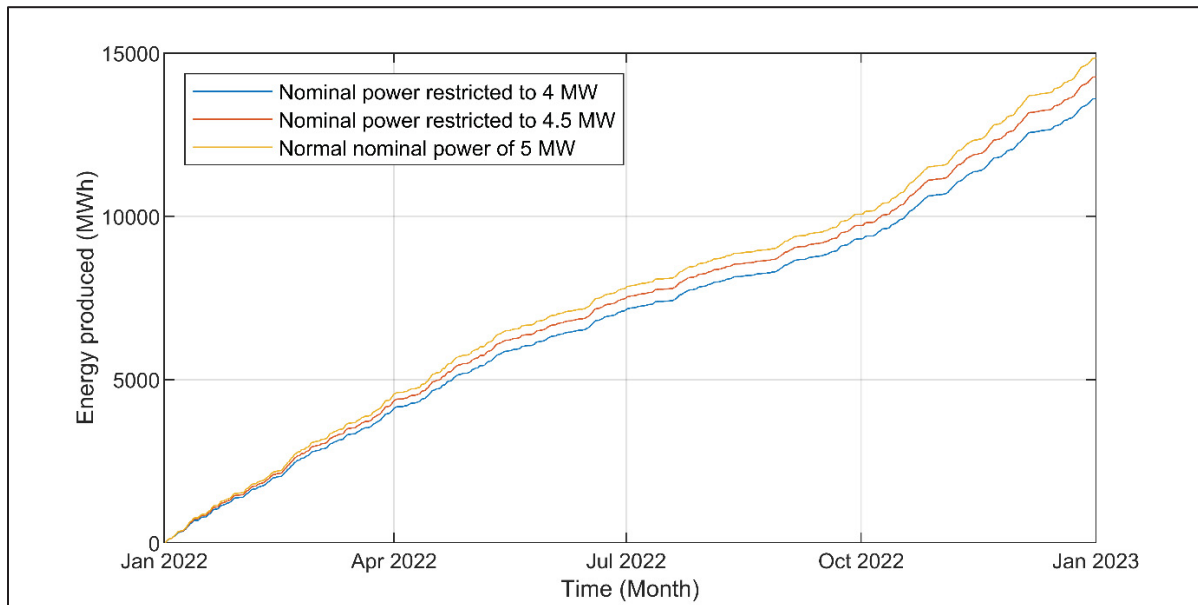


Figure 6.19 : Evaluation of the energy production according to the chosen nominal power for 1-year period

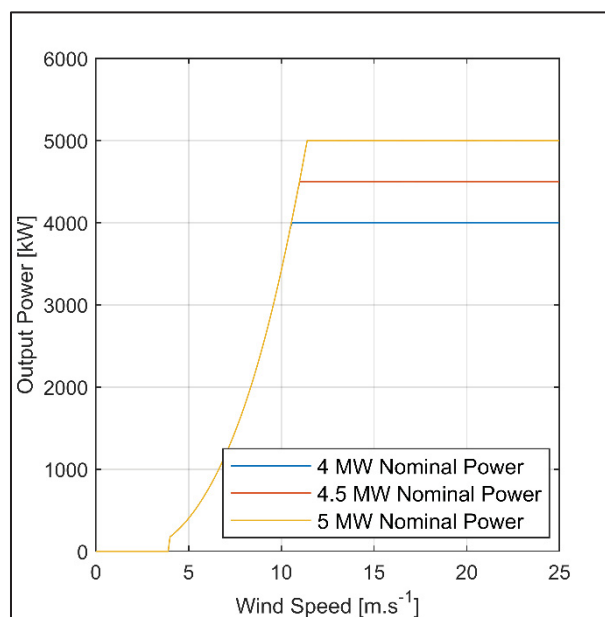


Figure 6.20 : Power curves of the numeric 5 MW WT for different nominal powers

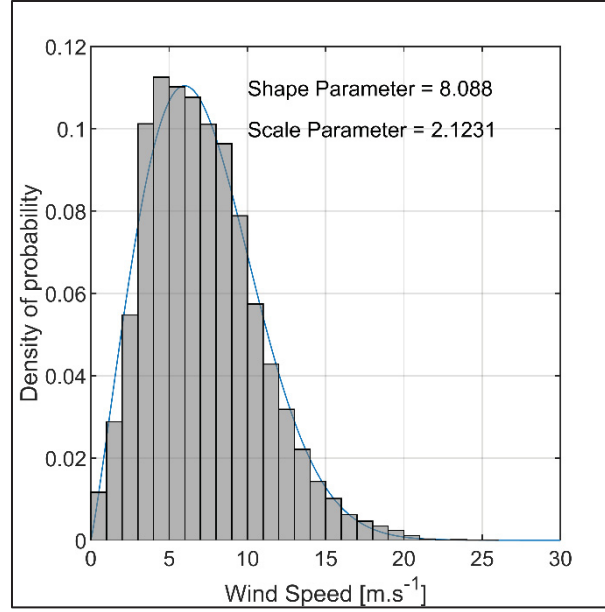


Figure 6.21 : Weibull distribution of V_{mean} stored in the SCADA data for a 1-year period

6.7 Conclusion

This paper proposes a method for calculating WTB damage over an extended period while considering a larger set of parameters. It takes into account 10-min SCADA data, TI, wind shear, and the forces generated by the blade mass. For this calculation, flapwise and edgewise bending moment responses, as well as the axial force on the blade, are simulated using FAST for various constant wind speeds, and then decomposed into two signals, namely, alternating and continuous. Subsequently, the moment and force signals are reconstructed over a 10-min period, considering a high-frequency wind signal, V_{HF} , simulated via Turbsim for all mean wind speeds (V_{mean}) and TIs that the WT may encounter. The resulting d_{10min} damage from these high-frequency solicitation simulations over a 10-min period is then calculated using the Miner's rule before being recorded in a database. Then, by reading the available 10-min SCADA data, d_{10min} is selected based on the measured V_{mean} and TI for each 10-min period and compiled to obtain the overall damage, D_{tot} . Furthermore, by repeating the process with different WT nominal powers, $P_{nominal}$, it was possible to provide various assessments of D_{tot} to assist wind farm operators in optimizing their maintenance scheduling, extending the RUL

of WTB, and assessing the impact such changes may have on overall electricity production. However, many uncertainties still exist regarding the properties of the wind turbine blades used, and this damage model will need to be calibrated in future projects to improve its accuracy.

CONCLUSION GÉNÉRALE

La recherche menée dans cette thèse traite de la conception d'un outil d'estimation du dommage en fatigue des pales d'éolienne ainsi que de leur espérance de vie résiduelle à partir des données enregistrées dans le SCADA. Cet outil a pour objectif d'aider l'exploitant de parc éolien à sélectionner la politique de maintenance la plus adaptée en fonction de l'état de santé du parc. En introduction, nous avons mis l'emphasis sur l'importance de l'industrie éolienne dans la transition énergétique. Mais face à la concurrence d'autres sources d'énergie, l'extension du parc éolien mondial doit se faire de concert avec une diminution des coûts de production d'électricité à partir des éoliennes. Il est attendu que cette diminution des coûts doit provenir en bonne partie d'une minimisation des coûts des opérations de maintenance.

Pour répondre à la problématique de la réduction du coût de maintenance, nous nous sommes interrogés sur la possibilité de créer un estimateur de dommage des pales d'éolienne basé principalement sur les données SCADA communément répandues afin de rendre cet outil utilisable par le plus grand nombre de parcs éoliens. Plus précisément, du fait du grand intérêt des industriels du secteur éolien pour cette perspective, nous avons centralisé nos sujets de recherche sur leurs interrogations suivantes :

1. Est-ce qu'il est possible d'avoir un outil d'aide à la décision permettant de statuer sur l'état du dommage et d'y proposer un pronostic à partir des données enregistrées dans les bases de données de type SCADA ?
2. Est-ce qu'il est possible de prolonger la durée de vie résiduelle des pales d'éoliennes afin de lisser le remplacement de ces dernières ?

À partir de ces deux questions fondamentales, nous avons mis la focale sur trois objectifs à atteindre :

- 1) Développer un estimateur du dommage en fatigue et de la durée de vie résiduelle des pales d'éolienne. Ce processus d'estimation doit être suffisamment simple sur le plan calculatoire pour évaluer le dommage des pales sur toute leur durée de vie et permettre une comparaison entre les éoliennes d'un même parc. L'objectif est d'aider les exploitants de parcs éoliens à planifier au mieux les opérations de maintenance en identifiant les éoliennes nécessitant une attention particulière. L'estimateur devrait principalement s'appuyer sur les données SCADA les plus couramment disponibles afin d'être applicable à un large éventail de parcs éoliens, y compris les plus anciens et moins équipés.
- 2) Effectuer une analyse détaillée des régimes de fonctionnement de l'éolienne contribuant le plus à la fatigue des pales. Cette analyse permettra de cibler les régimes de fonctionnement sur lesquels appliquer des ajustements afin de prolonger la durée de vie résiduelle des pales.
- 3) Concevoir un outil d'aide à la décision permettant de créer divers profils d'exploitation et de fonctionnement pour une éolienne donnée, et d'évaluer leur impact sur sa durée de vie résiduelle et sa rentabilité.

Au regard de notre premier objectif, nous avons proposé un estimateur de dommage en fatigue et d'espérance de vie résiduelle des pales d'éoliennes basé sur des données SCADA fournies par notre partenaire industriel. Le dommage correspondant à chaque période de 10 minutes enregistré dans SCADA a été évalué et accumulé à partir d'une base de données regroupant le dommage en fatigue des pales considérant un vaste panel de conditions de vent (en termes de vitesse moyenne du vent et d'intensité de turbulence) sur de courtes périodes de 10 minutes. Grâce à ce procédé, nous avons pu évaluer et comparer le dommage relatif des pales entre plusieurs éoliennes d'un même parc à partir de données SCADA répandues dans l'industrie éolienne. Le premier objectif ayant été rempli, nous avons pu envisager de développer davantage le potentiel de notre projet de recherche.

Notre deuxième objectif de recherche a été atteint en mettant l'emphasis sur la contribution des différents régimes d'opération de l'éolienne sur la fatigue des pales. Cette démarche était inspirée des travaux de (Jiang et al., 2015) traitant de l'impact des arrêts d'urgence sur l'endommagement des pales. Nous avons complété leurs travaux en comparant le dommage causé par les quatre régimes de fonctionnement principaux de l'éolienne que sont : le régime de production d'énergie, l'éolienne à l'arrêt, la mise à l'arrêt normal et le redémarrage de l'éolienne. Nos résultats ont montré que 99.9% de la fatigue des pales sur 4 ans est causé lorsque l'éolienne est en régime de production d'énergie, rendant le dommage causé par les autres régimes de fonctionnement négligeables. Cependant, nos résultats pointent aussi l'importance de tenir compte de ces différents régimes. En effet, si l'on considère l'éolienne constamment en régime de production d'énergie, alors on surestime le dommage de 3.8% par rapport à l'évaluation où la distinction entre les différents régimes de fonctionnement est prise en compte. La large prépondérance du régime de production d'énergie sur le dommage des pales en fait le régime de fonctionnement à privilégier dans le cadre d'une optimisation des conditions d'utilisation de l'éolienne en vue de moduler sa durée de vie résiduelle.

Remplir ces deux premiers objectifs de recherche nous permet d'affirmer que nous sommes capables de répondre à la première question de recherche posée dans cette thèse. À partir d'une base de données de dommage sur 10 minutes établie au préalable, de la vitesse moyenne du vent, de l'intensité de turbulence et des régimes de fonctionnement enregistrés dans le SCADA, il est possible d'avoir une évaluation du dommage relatif des pales d'éolienne et de comparer ce dommage entre différentes éoliennes d'un même parc. Cette approche tient compte de deux points de la norme (IEC 61400-1, 2019) : l'évaluation du dommage en fatigue des pales est basée sur une approche physique du comportement du dommage (en utilisant la règle de Miner) et elle tient compte des différents régimes de fonctionnement de l'éolienne.

Notre troisième objectif de recherche a lui aussi été atteint en modulant la puissance nominale de l'éolienne pour en modifier l'espérance de vie résiduelle. L'idée de changer le comportement de l'éolienne en régime de production d'énergie découle des résultats de l'objectif n°2. Les moments « *Flapwise* » et « *Edgewise* » dépendent de la vitesse du vent et

de la puissance nominale lorsque l'éolienne est en régime de production d'énergie. En diminuant la puissance nominale, on réduit les moments « *Flapwise* » et « *Edgewise* » et donc l'endommagement en fatigue des pales d'éolienne. Nous avons trouvé que pour un profil de vent de classe B tel que défini par la norme (IEC 61400-1, 2019), diminuer la puissance nominale de l'éolienne de 5 MW à 4 MW pourrait réduire l'endommagement de 61.5% tout en réduisant la production totale d'électricité sur 1 an de seulement 8.1%.

Les résultats de notre modèle répondent donc à la deuxième problématique des exploitants de parcs éoliens concernant la possibilité d'étendre la durée de vie résiduelle des pales d'éolienne. Comme expliqué en introduction, atteindre les objectifs fixés par les politiques au niveau de la transition énergétique représente un défi en plus de devoir remplacer les parcs éoliens en fin de vie. Notre approche permettrait donc de ne plus considérer la date du remplacement des pales d'éoliennes comme immuable, mais comme un paramètre modifiable dépendant du profil d'exploitation choisi par l'exploitant du parc. Cet outil pourrait aider les exploitants à lisser le remplacement des éoliennes tout en étant utilisable pour la plupart des parcs, notamment les plus anciens et donc ceux en ayant le plus besoin, car les estimations du dommage qu'il fournit sont basées sur les données SCADA.

Nous conjecturons que notre outil d'estimation du dommage en fatigue des pales d'éoliennes est capable de comparer le dommage relatif des pales entre différentes éoliennes d'un même parc à partir des données SCADA et de donner un aperçu de leur durée de vie résiduelle. Cet outil a également le potentiel d'aider à prévisualiser l'impact d'un changement de condition d'opération de l'éolienne sur sa durée de vie résiduelle. L'évaluation du dommage est fortement inspirée de la norme (IEC 61400-1, 2019) et du guide à la certification (Germanischer Lloyd, 2010) pour une meilleure acceptabilité de la part des utilisateurs. Enfin, si la partie précalculatoire prend plusieurs jours sur un ordinateur domestique (doté d'un processeur i5-9300H et de 16 Go de RAM), l'exécution finale de l'estimation du dommage des pales d'un parc éolien composé de 72 éoliennes sur 20 ans nécessite moins d'une heure sur ce même ordinateur, rendant ainsi son utilisation suffisamment peu gourmande en temps de calcul pour une utilisation régulière.

Nous avons répondu à chacune de nos questions de recherche grâce aux différents objectifs de recherche que nous avons atteints.

Pour résumer, les différentes contributions majeures que nous avons apportées à notre domaine sont résumées ci-dessous :

1. Nous avons proposé un outil d'évaluation du dommage en fatigue des pales d'éoliennes basé sur une approche physique du dommage et sur les conditions environnementales et d'opération enregistrées dans le SCADA.
2. Cet outil a été développé dans un contexte industriel avec des données SCADA réelles de manière à faciliter le transfert technologique.
3. Nous avons montré que pour estimer le dommage des pales en fatigue, travailler avec les données brutes de vitesse de vent moyenne sur 10 min n'était pas suffisant.
4. Nous avons alors proposé une démarche permettant d'estimer le dommage en fatigue causé par un signal de vitesse de vent échantillonné à la fréquence de 1 Hz (comme le suggère (Jang et al., 2015) ou les fréquences naturelles des pales telles que renseignées par (Dykes & Rinker, 2018)) à partir de l'*IT* et de la vitesse moyenne du vent sur 10 minutes enregistrées dans le SCADA.
5. À notre connaissance, c'est le premier évaluateur de dommage en fatigue des pales capable de calculer le dommage à partir d'un modèle physique pour l'ensemble de la durée de vie d'un parc entier d'éolienne.
6. Nous avons montré l'impact des différents régimes de fonctionnement de l'éolienne sur la fatigue de ses pales et notamment la prépondérance du régime de production d'énergie de l'éolienne sur la fatigue de ses pales.
7. Du fait de la prépondérance du régime de production d'énergie de l'éolienne sur la fatigue de ses pales, nous avons montré que c'est le régime qui a le plus de potentiel pour prolonger la durée de vie résiduelle des pales par la modification des paramètres de ce régime.
8. En modifiant la puissance nominale de l'éolienne, nous estimons pouvoir réduire la fatigue des pales de manière notable tout en limitant la perte de production globale

d'énergie. Nous avons proposé un outil permettant de prévisualiser l'impact d'une modification des conditions d'utilisation de l'éolienne sur la fatigue de ses pales. Une telle approche pourrait à terme permettre aux exploitants de parcs éoliens de lisser le remplacement des éoliennes dans un contexte de tension dans l'approvisionnement en nouvelles éoliennes.

9. Enfin, nos contributions à la recherche dans le domaine de la maintenance prédictive des éoliennes ont été matérialisés par la publication d'un article de conférence et de deux articles de journaux avec comité de lecture ainsi que la soumission d'un troisième article de journal avec comité de révision. Dans l'ordre chronologique, nous avons :
 - a. Antoine Chrétien, Antoine Tahan, Philippe Cambron and Adaiton Moreira De Oliveira (2022). Impact of 10-min average wind speed SCADA data on the wind turbine blade damage prediction compared to 1 Hz signal. Publié à la conférence "The 1st International Electronic Conference on Processes: Processes System Innovation".
 - b. Antoine Chrétien, Antoine Tahan, Philippe Cambron and Adaiton Moreira De Oliveira (2023). Operational wind turbine blade damage evaluation based on 10-min SCADA and 1 Hz data. Publié dans le journal "*Energies*".
 - c. Antoine Chrétien, Antoine Tahan and Francis Pelletier (2024). Wind turbine blade damage evaluation under multiple operating conditions and based on 10-min SCADA data. Publié dans le journal "*Energies*".
 - d. Antoine Chrétien, Antoine Tahan and Francis Pelletier (2024). Impact of wind turbine nominal power limitation over wind turbine blade remaining useful life and its economic consequence. Soumis au journal « Wind Engineering ».

Pour conclure, nous devons traiter des limitations de nos résultats bien qu'ils nous aient permis d'atteindre nos objectifs, soulevés aux chapitres [4.8](#), [5.7](#) et [6.7](#). L'évaluation du dommage que nous proposons repose sur une modélisation du comportement de l'éolienne qui est une approximation de son comportement réel, c'est pourquoi nous insistons sur le fait que les évaluations du dommage fournies ne sont pas absolues. De nombreuses incertitudes demeurent quant au comportement en fatigue des matériaux composites constitutifs des pales, pales dont

nous n'avons pas non plus le détail de la structure. Il s'agit là d'un problème commun dans la littérature scientifique portant sur la prévision du dommage des pales d'éolienne menant à une grande disparité des résultats entre les différents auteurs. L'autre limitation généralement trouvée est la difficulté à calibrer un modèle d'endommagement des pales ou d'en estimer l'erreur de précision vis-à-vis de l'éolienne à diagnostiquer. Pour compenser cet obstacle, notre modèle est suffisamment économe en ressource calculatoire pour évaluer le dommage relatif des pales pour tout un parc (testé pour un parc de 72 éoliennes dans notre cas) et sur une vingtaine d'années. Il s'agit là d'une avancée qui permettra aux exploitants de parcs éoliens de comparer le dommage relatif entre les différentes éoliennes à partir des données SCADA et donc de prioriser certaines éoliennes dans la planification de maintenance. Par conséquent, malgré les limitations de nos recherches, l'outil que nous avons développé permettra d'aider les exploitants de parcs éoliens à choisir la politique de maintenance la plus adaptée et donc à réduire les coûts d'exploitations des éoliennes dans le cadre de la transition énergétique.

L'outil d'évaluation de la fatigue des pales d'éolienne que nous avons développé est une base qui ne demande qu'à être améliorée. Nous proposons donc dans le chapitre suivant une série de recommandations pour quiconque souhaiterait reprendre ses travaux.

RECOMMANDATIONS

Au chapitre précédent nous avons confirmé avoir atteint les objectifs liés à la problématique de notre thèse. Cependant, le modèle que nous avons développé reste perfectible même s'il nous a permis d'atteindre nos objectifs. Dans ce chapitre, nous traiterons des éventuelles pistes d'amélioration de notre modèle pour guider de futurs chercheurs qui souhaiteraient reprendre les travaux développés dans cette thèse.

La première piste qui nous vient à l'esprit est de pouvoir faire évoluer notre estimateur de dommage **relatif** en un estimateur de dommage **absolu**. Pour ce faire il nous apparaît nécessaire de calibrer l'outil d'évaluation du dommage. Dans la littérature traitant de la prédiction du dommage des pales d'éolienne, aucune étude à notre connaissance a été capable de comparer le dommage qu'ils ont calculé avec celui constaté sur l'éolienne à diagnostiquer. Cela mène à une grande disparité des résultats entre les différentes études (allant jusqu'à un facteur cent (100) en termes de nombre de cycle à rupture) et limite donc l'utilisation de ces méthodes et de notre outil. Une première méthode pourrait être de comparer des comptes rendus d'inspection du dommage des pales avec le dommage évalué comme proposé par (Nielsen & Sørensen, 2017). Cependant ces inspections informent sur la longueur des fissures trouvées sur les pales, un résultat qui est à priori difficile de comparer avec un niveau de dommage D tel que calculé avec la règle de Miner. De plus, les exploitants de parcs éoliens souhaitent minimiser le nombre de ces inspections comme expliqué dans l'[Introduction](#). Une autre méthode pour comparer l'écart entre le dommage simulé et celui de l'éolienne à diagnostiquer pourrait être d'évaluer la dégradation des propriétés du matériau à mesure que la fatigue augmente à l'aide des données SCADA. En effet, les matériaux composites voient leurs propriétés mécaniques se dégrader à mesure que le dommage en fatigue augmente tel que proposé par (Gao, Zhu, Yuan, Wu, & Xu, 2022). Il faudrait donc examiner l'évolution du module de rigidité du matériau constitutif des pales au fur et à mesure du temps. Or, dans les données SCADA on peut avoir accès à l'historique des moments de flexion moyens sur 10 minutes dans les directions « *Edgewise* » et « *Flapwise* » et les tracer en fonction de la vitesse moyenne du vent sur 10 minutes (voir [figure 6.22](#)). Les capteurs de moment mesurent

en réalité une variation de la résistance électrique induite par une déformation (Baumer, 2024). Mais si le module de rigidité du matériau E diminue à cause de la fatigue, alors on pourrait s'attendre à voir une augmentation des déformations et donc des moments mesurés par les capteurs. Ainsi, à mesure que la fatigue augmente, peut-être verrait-on un décalage « vers le haut » du tracé des moments en fonction de la vitesse moyenne du vent. L'idée serait donc de corréler la dégradation du module E du matériau constitutif des pales mises en évidence par un décalage du tracé des moments de flexion en fonction de la vitesse du vent enregistré dans le SCADA avec le dommage simulé par notre outil.

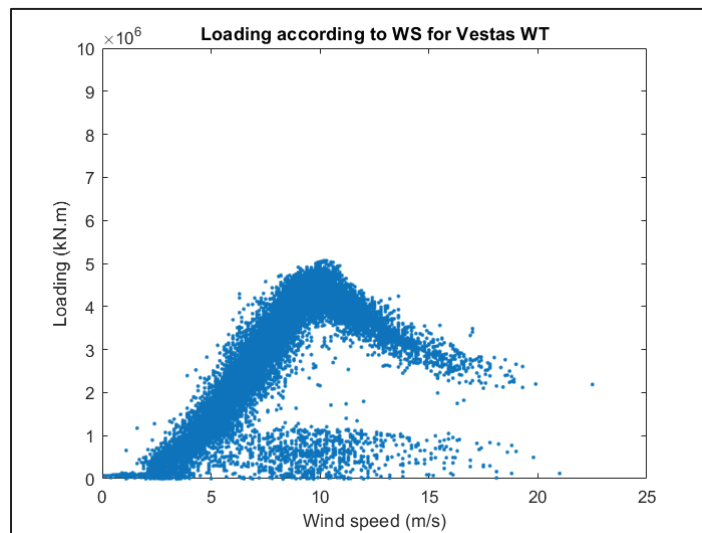


Figure 6.22 : Moment moyen sur 10 minutes dans la direction « *Flapwise* » en fonction de la vitesse moyenne du vent sur 10 minutes enregistré dans les données SCADA sur 1 an d'une éolienne de 2 MW

L'utilisation de la courbe des moments mesurés en fonction de la vitesse moyenne du vent pourrait également aider à prendre en compte le dommage initial des pales causées par des problèmes de fabrication, car leur impact sur la durée de vie résiduelle des pales en fatigue est significatif comme l'expliquent (J. Li et al., 2020 ; Marín et al., 2009). On pourrait imaginer une approche consistant à comparer cette courbe entre différentes éoliennes d'un même modèle à partir de données remontant au tout début de leur période d'exploitation. En ajoutant cette

capacité à notre outil d'estimation de la fatigue, les résultats s'approcheraient davantage d'un caractère absolu.

Une autre piste d'amélioration de notre modèle serait d'incorporer un modèle de comportement des composites en fatigue plus représentative de la réalité. Dans notre étude nous avons utilisé un modèle de dommage simplifié. Cependant, de plus en plus d'études pointent du doigt des propriétés en fatigue spécifiques aux composites dont on peine encore à caractériser les lois de comportement. On peut prendre l'exemple de l'impact des chargements complexes (traction/compression et cisaillement) sur la tenue en fatigue des composites ou la dégradation de la section utile du matériel en composite capable de soutenir les chargements tel qu'expliqué au à la [section 2.2](#).

Aussi, dans notre projet le modèle numérique d'éolienne utilisé est une éolienne de 5 MW de la librairie NREL que nous avons choisi du fait qu'elle soit très répandue dans la littérature scientifique. Cependant ce modèle peut différer des éoliennes à diagnostiquer et pronostiquer. Il serait donc intéressant de trouver une méthode permettant d'adapter le modèle de dommage aux éoliennes à étudier en lui fournissant un modèle numérique d'éolienne correspondant. Pour ce faire on pourrait imaginer dans un premier temps une méthode permettant de redimensionner le modèle numérique très détaillé de 5 MW de NREL en fonction de la puissance nominale des éoliennes à étudier. L'intérêt serait alors de pouvoir comparer le dommage entre des éoliennes d'un modèle différent et donc d'améliorer le spectre d'utilisation de notre calculateur de dommage.

De plus, à ce modèle numérique de 5 MW nous avons associé un modèle simplifié de réponse dynamique du contrôle de l'angle de pitch des pales de telle sorte que cet angle soit toujours optimal quelle que soit la vitesse du vent. Deux raisons ont motivé ce choix. Tout d'abord la vitesse de calage d'une pale d'éolienne de 5 MW peut atteindre $8^\circ/\text{sec}$ (Jiang et al., 2015 ; J. M. Jonkman & Buhl, 2005) ce qui après analyse de profils de vent turbulent peut suffire à avoir un calage optimal à condition que la réponse du contrôleur de pitch soit immédiat et sans inertie. La deuxième raison de notre choix concerne justement l'inertie du système de contrôle

de pitch. D'après le « *Wind Energy Handbook* » (Tony Burton, Nick Jenkins, David Sharpe, & Ervin Bossanyi, 2011) le contrôle du pitch doit pouvoir s'adapter à la vitesse du vent en tout temps malgré les turbulences de manière à protéger la génératrice et la transmission de pics de couple mécanique. Cette assertion est soutenue par l'équipementier KEBA qui assure que les systèmes de contrôle de pitch qu'il fabrique éliminent totalement les variations de couple sur le rotor dues aux turbulences du vent (Keba, 2024). Qui plus est, (Jiang et al., 2015) négligent également l'inertie du contrôleur de pitch dans leur simulation d'arrêt d'urgence des éoliennes. Cependant du fait de la masse importante des pales qui peut être de 28 t pour une éolienne de 5 MW (Dykes & Rinker, 2018), l'ouvrage de référence « *Wind Energy Explained* » (J. F. Manwell et al., 2009) soutient au contraire que le pitch des pales ne peut pas être optimal dans le cas de bourrasques. On comprend ici que l'hypothèse selon laquelle l'angle de pitch des pales peut être considéré comme optimal malgré les turbulences ne fait pas l'unanimité dans la communauté scientifique. C'est donc un point qui devra être investigué dans de futurs projet de recherche. Par la suite, on pourrait aussi étudier différents profils de réponse du contrôleur de pitch sur le dommage en fatigue des pales d'éolienne de manière à minimiser ce dommage.

Dans un second temps, il faudrait également détailler davantage la stratification du matériau composite constituant les pales ainsi que certains aspects structuraux des pales comme l'épaisseur de la peau où le type de longerons parcourant les pales. De nombreuses interrogations concernent ces points. C'est en partie pourquoi nous avons décidé de calculer le dommage à la racine des pales du fait de la simplicité de la géométrie à cette section. Mais en détaillant davantage le modèle, il deviendrait possible de calculer le dommage pour d'autres sections des pales et donc éventuellement cibler les zones à inspecter en priorité lors d'opération de maintenance. Cet apport aurait d'autant plus d'intérêt que les pales d'éolienne peuvent être très grandes (70 m de long pour notre modèle numérique de 5 MW) et chronophages à inspecter.

Pour conclure, l'outil d'évaluation de dommage en fatigue que nous avons développé a montré son potentiel pour calculer et comparer le dommage relatif en fatigue des pales entre différentes éoliennes d'un même parc pour de longues périodes. Il a également montré sa capacité à

prévisualiser l'impact d'un changement de condition d'utilisation de l'éolienne sur la durée de vie résiduelle. Cependant, malgré nos contributions et les résultats positifs obtenus, ce chapitre nous apporte également plusieurs pistes d'amélioration qui permettraient de repousser les limites que nous avons fixées pour notre projet et de répondre à certaines questions. Est-ce que le calcul du dommage via cet outil peut être absolu plutôt que relatif ? Peut-on identifier les zones des pales les plus sensibles à la fatigue ? Peut-on adapter l'estimateur de dommage aux différents modèles d'éolienne à étudier ? Est-ce qu'il est possible de faire évoluer le modèle de comportement en fatigue des composites utilisé dans cet outil en fonction des dernières découvertes dans le domaine ? Malgré ces interrogations persistantes, l'évaluateur de dommage en fatigue proposé dans cette thèse peut servir de base en tant qu'outil d'aide à la décision des opérateurs de parcs éoliens concernant leur politique de maintenance et d'utilisation de leurs actifs, faisant de cet outil une plus-value pour le secteur éolien afin de répondre aux défis de la transition énergétique. Finalement, pour quiconque voudrait étudier et contribuer au défi qu'est le pronostic de la fatigue des pales d'éolienne à partir des travaux présentés ici, nous espérons que les pistes d'amélioration décrites dans ce chapitre pourront l'inspirer.

ANNEXE I

IMPACT OF 10 MIN AVERAGE WIND SPEED SCADA DATA ON THE WIND TURBINE BLADE DAMAGE PREDICTION COMPARED TO 1 HZ SIGNAL.

Antoine Chrétien ^a, Antoine Tahan ^b, Philippe Cambron ^c, Adaiton Moreira De Oliveira ^d

^{a, b, d} Département de Génie mécanique, École de Technologie Supérieure, 1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3

^c Advanced Analytics Research, Power Factors, 7005 Boulevard Taschereau #150, Brossard, Québec, Canada, J4Z 1A7

Article publié dans le journal « *Proceeding* », juin 2022

Publication originale disponible à : <https://sciforum.net/paper/view/12685>

Abstract: This work aims to underline the sampling frequency impact of the SCADA data on the wind turbine blades damage estimation. Previous studies emphasize on the needs of a 1 Hz frequency signal to carry out wind turbine blades damage computation without proving this assumption. Such an approach requires a large memory capacity regarding to the lifespan of the wind turbines as well as strong calculation resources, restricting the application of this method in the current windfarms. The present study investigates on the impact of the wind speed sampling frequency on the blades damage estimation to determine if whether it is relevant working with higher frequencies than the standard 10 min SCADA data. Then, the possibility of using a transfer function to convert standard 10 min SCADA data into 1 Hz signal is proposed, making able to apply this method to current windfarms.

1. Introduction

According to the specialists, the part of the wind turbine (WT) energy in the overall electricity production is expected to rise from 5% today to 45% in 2050 to support an always growing need of energy in the context of fossil deposits exhaustion and global warming (DNV GL Energy Transition Outlook, 2020). This production growth will be enabled thanks to the reduction of the energy production costs relied to the wind turbine industry, making it still

competitive face to other sustainable energy sources (solar energy, hydroelectricity, etc.). To reduce the production costs, one of the main ways consists to optimize the operation and maintenance (O&M) costs of the wind turbine blades (WTB), because of their sensitivity to fatigue phenomena, of the important shutdowns and to the reparation costs of these parts. It is expected that 30% of the WT energy production cost decrease from 2020 to 2050 relies on the operation and maintenance cost reduction.

WTB fatigue are caused by different environmental factors. But, according to the scientific community, the main factor influencing on the WTB fatigue damage is the wind (Ragan & Manuel, 2007). For reasons of simplicity, we will focus only on this aspect in the rest of this paper.

Currently, the research efforts focus on the predictive maintenance of the WTB to minimize their associated O&M costs. The predictive maintenance relies on smart and suitable acts planification to avoid expensive preventive action costs as well as to avoid expensive repair operation costs. One of the most promising predictive maintenances relies on physical models (Eder & Chen, 2020). Those models shine for their ability to provide accurate estimation of the damage behavior. But the associated computations are time consuming, limiting the period study in regard to the necessary use of 1 Hz wind speed signal to solve WTB fatigue phenomena (Jang et al., 2015).

Therefore, this article aims to provide a method allowing to use a non-time-consuming physical model to cover the entire life span of WTB despite a 1 Hz wind signal.

2. Material and Methods

2.1. Materials

To carry out this study, we had access to real 10 min SCADA data providing 10 min average wind speed from a windfarm composed of several WT. Then, a 5 MW WT numeric model in free access in the NREL library has been used as reference. Finally, concerning the software,

MATLAB programming language and FAST aeroelastic model has been utilized to estimate the resulting stress variation and hence the damage due to the wind speed fluctuations.

2.2. Standard Method

The standard methodology to evaluate the damage level of wind turbine blades is suggested by the International Standard IEC 61400-1 (IEC 61400-1, 2019). It relies on physical damage model based on the Palmgren-Miner linear damage accumulation rule and the RFC (Rainflow Counting) algorithm.

Starting from the windspeed time series signal $u(t)$ extracted from the SCADA data, the mean stress exerted on the WTB $|\sigma|$ estimated via the simulation tool FAST and the 5 MW WT geometry from the NREL library here and the extremum design load of the material σ_u , the RFC algorithm enable to estimate:

$$[\Delta\sigma_i, n_i] = \text{RFC}(u(t), |\sigma|, \sigma_u) \quad (\text{A I-1})$$

Here, $\Delta\sigma_i$ is the stress range amplitude of the cycles, n_i corresponds to the number of cycles according to the cycle amplitude $\Delta\sigma_i$ and RFC represents the Rainflow counting method function as defined in Matlab in our situation.

Then, using the Palmgren-Miner rule, it is possible to have an estimation of the damage evolution $D \in [0,1]$ in the WTB:

$$D = \sum_i \frac{n_i}{N_i} \quad (\text{A I-2})$$

With N_i the maximum number of cycles before rupture of the material for the equivalent stress amplitude $\Delta\sigma_i$:

$$N_i = \left(\frac{\sigma_u - |\sigma|}{0.5\gamma\Delta\sigma_i} \right)^m \quad (\text{A I-3})$$

Here m is the slope of the S-N curve for the corresponding material and γ is a safety coefficient (Luna, Falkenberg, Gros, & Schild, 2020).

After those different steps, the damage evolution is expressed in function of the cycles. Therefore, it is necessary to convert the damage into a time-dependent value. The standard method is summarized in [figure-A I-1](#).

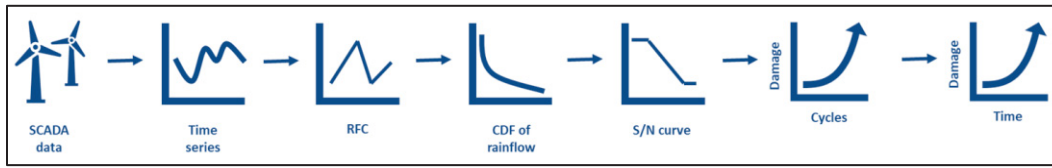


Figure-A I-1: Standard methodology for fatigue estimation

2.3. HCF processing

In most cases, wind turbines operators have just access to 10 min SCADA data for data-processing issue, informing only about the low cycle fatigue (LCF) by applying the RFC. But the SCADA data can also provide the turbulence intensity (TI) associated to the measured 10 min mean wind speed giving an idea of how the wind speed fluctuates into this 10 min period. Then, using the Kaimal turbulence model via TurbSim module included in FAST, the 10°min mean wind speed and the TI, it is possible to generate a 1 Hz stochastic signal fitting with the previous parameters. After that, using FAST software, the previous generated wind speed history, and a 5 MW WT model of the NREL library, it has been possible to estimate the flapwise and the edgewise bending moments at the blade root. The blade root seems to be a weak spot of the blade (Marín et al., 2009), and the flapwise bending is expected to be the main source of damage in normal working condition (Jiang et al., 2015). Hence, we will focus on the damage caused by the flapwise bending at the root of the blade. After which, knowing the flapwise bending moment and the geometry of the WTB it is possible to estimate the stress at the blade root thanks to the following equation (J. F. Manwell et al., 2009):

$$\sigma_{flap} = \frac{M_{flap}c}{I} \quad (\text{A I-4})$$

With σ_{flap} the stress linked to the flapwise bending, M_{flap} the flapwise bending moment, c the half of the airfoil thickness at the root and I the moment of inertia of the WTB root section.

The next step is to carry out a RFC of the stress to estimate the high cycle fatigue (HCF) damage associated with this 1 Hz signal on 10 min as described in [Section 2.2](#) (see [figure-A I-2](#)).

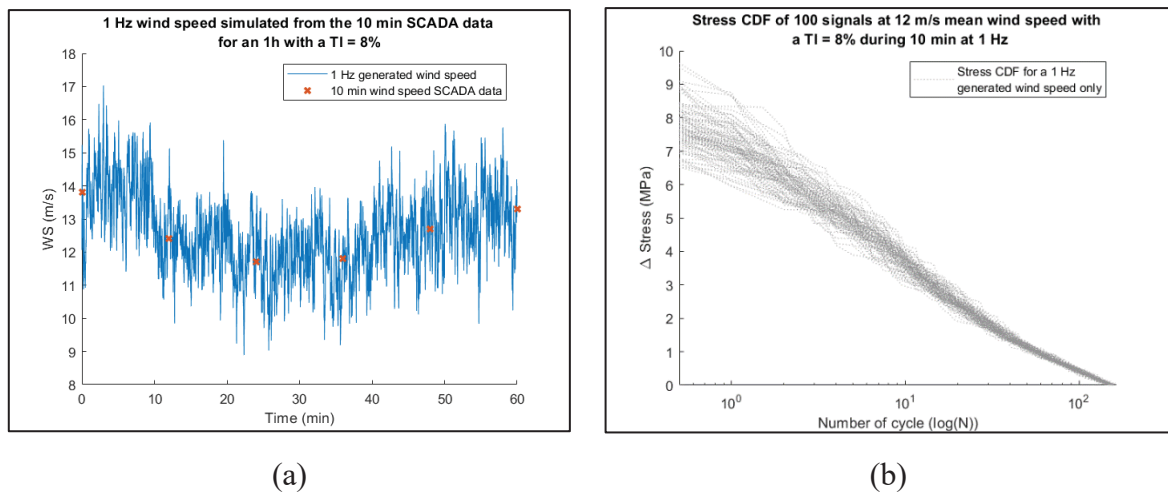


Figure-A I-2 (a): 1 Hz simulated wind speed based on 10 min SCADA data; (b) Stress CDF of 100 simulated wind speed signals at 1 Hz during 10 min with a TI=8%

2.4. Damage/Wind speed curve

In the previous section, a way to estimate the HCF damage corresponding to a 1 Hz signal during 10 min from SCADA data has been described. But this method is too time-consuming to be applied on the entire life span of WTB (20 years). So, the next idea is to calculate the equivalent HCF damage of a 10 min wind signal according to the wind speed separately from the global WTB damage estimation. To do this, the previous HCF processing is done multiple times to reduce the influence of the simulated wind stochasticity (100 times in our case,

validated by a convergence study) for each mean wind speed ranging from 0 m/s to 25 m/s with a fixed TI = 8% for the sake of simplicity. In this way, for each wind speed, we obtain the CDF of the damage allowing to draw it as function of the wind speed (see [figure-A I-3](#)).

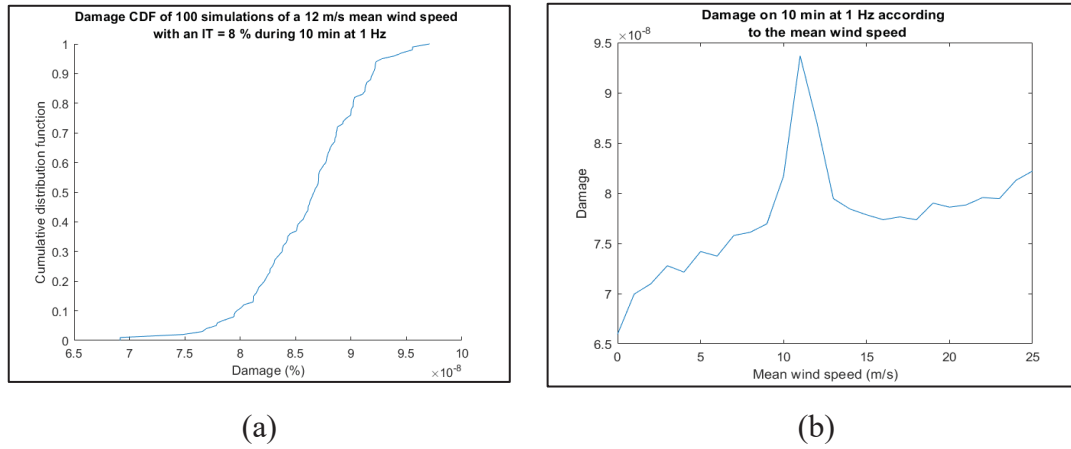


Figure-A I-3 (a): Damage CDF for a given windspeed according to 100 wind speed profiles generated via TurbSim; (b) Mean damage according to the windspeed for a TI=8%

Then, reading the 10 min mean wind speed SCADA data, it is possible to estimate the equivalent HCF damage looking at the previous curve. Hence, by summing the HCF damage for each measured 10 min mean wind speed $D_{HCF,i}$, the global HCF damage $D_{HCF} \in [0,1]$ can be obtained.

$$D_{HCF} = \sum_i D_{HCF,i} \quad (\text{A II-5})$$

2.5. Resulting damage/previous damage curve

It is worth noting that many WTB damage models developed in the scientific community follow an exponential law (Asgarpour & Sørensen, 2018). This is because according to (Movaghghar & Lvov, 2012) as damage increases, the effective surface of material capable of carrying the load decreases, in relation to the next equation:

$$D = \frac{A - \tilde{A}}{A} \quad (\text{A I-6})$$

With A the cross-section area and $\tilde{A}$ the effective cross section area. By following this hypothesis, it is expected that the actual effective stress amplitude $\Delta\tilde{\sigma}_i$ depends on the standard stress amplitude $\Delta\sigma_i$ and the total WTB damage D through the next equation:

$$\Delta\tilde{\sigma}_i = \frac{\Delta\sigma_i}{1 - D} \quad (\text{A I-7})$$

So, it is supposed in this project that the resulting damage of a 10 min wind speed section at 1 Hz depends on the previous damage level applied to the WTB replacing $\Delta\sigma_i$ by $\Delta\tilde{\sigma}_i$ in the Equation 3. Thanks to this relation, it has been possible to draw the curve traducing the relation between the resulting damage of a 10 min wind speed section at 1 Hz according to the previous damage (see [figure -A I-4](#)).

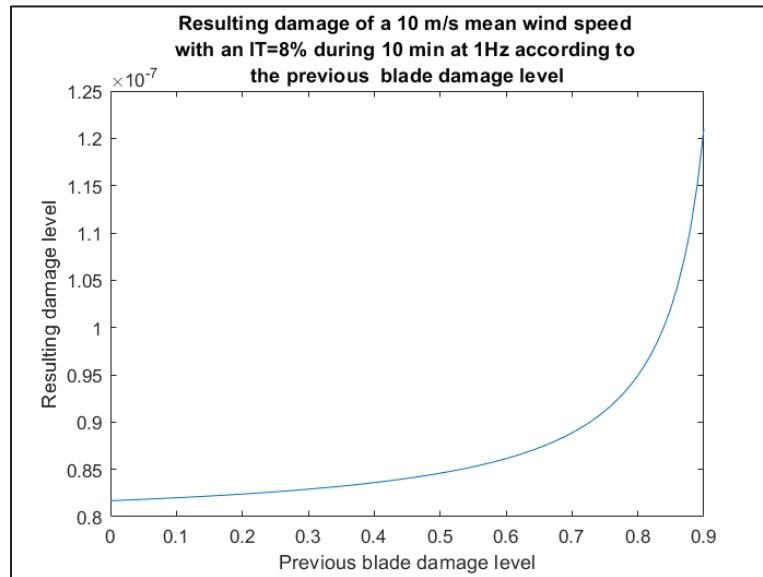


Figure-A I-4: Evolution of the resulting damage for a 10 min wind speed with a fixed mean wind speed and TI according to the previous total damage of the WTB

All the previous steps enable to estimate the HCF damage. Finally, by summing the global HCF damage to the LCF damage, the overall damage $D_{tot} \in [0,1]$ of the WTB can be estimated:

$$D_{tot} = D_{HCF} + D_{LCF} \quad (\text{A I-8})$$

3. Results and discussion

The damage caused by the LCF and the HCF on 5 WTB for 100 years have been estimated separately in order to compare them (see [figure-A I-5](#)).

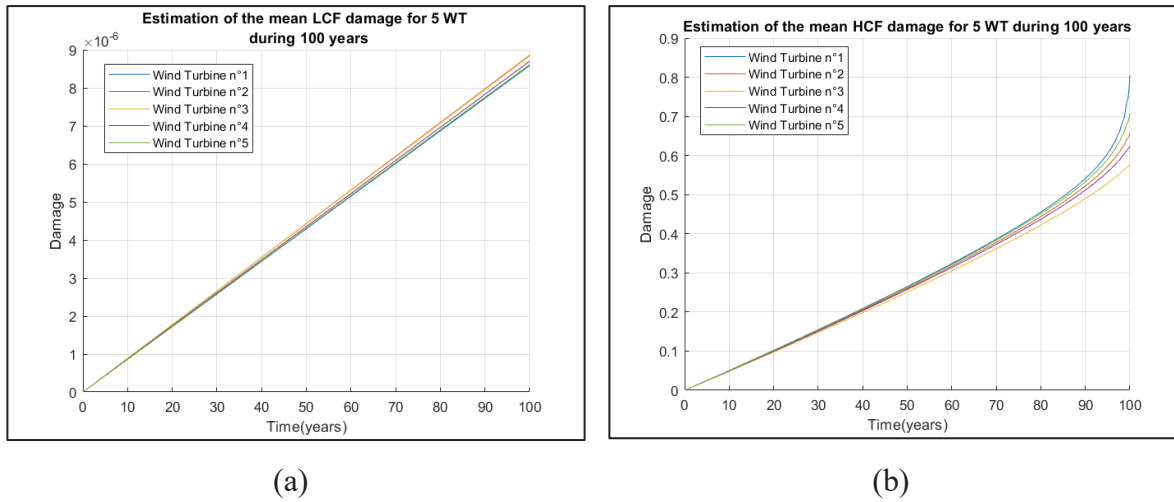


Figure-A I-5 (a): WTB LCF damage estimation of 5 different WT on 100 years; (b) WTB HCF damage estimation of 5 different WT on 100 years

The damage evolution of the WTB has been estimated taking 1 year of SCADA data available and by repeating it 100 times to reach a high enough level of damage. It is clear that the WTB life expectancy computed in our model is highly overestimated. This may be due to numerous factors encountered at the blade root like geometric stress concentrator, manufacturing problems or abrupt interruption of longitudinal reinforcements as explained by (Marín et al., 2009) leading to underestimate the effective stress in this area in our study. Hence, it would be interesting to further knowledge about the effective stress at the WTB root to improve the accuracy of this model.

Then, even if the WTB life expectancy of this model is overestimated, it is worth noting that, proportionately, the LCF is negligible next to the HCF impact on damage. Even if the HCF (1 Hz signal) contains 600 times more data than LCF (10 min SCADA signal), this can't explain on its own the ratio $D_{HCF}/D_{LCF} = 10^5$. Maybe the reason of this gap should be investigated in a future study. Moreover, even for prioritizing the most damaged WT on the maintenance schedule, it would be a mistake to rely only on LCF damage. As we can see on the [figure-A I-5](#) (a), the most damaged WT seems to be the number 4 and the number 1 the most preserved, while on the [figure-A I-5](#) (b) it is exactly the inverse with the WT number 1 reaching a high damage level far before the number 4 bringing up the rear. For those reasons it looks like necessary to estimate the WTB damage evolution with 1 Hz signal rather than primary 10 min SCADA data.

Finally, this method proposed an estimation based on 10 min SCADA data leading to the required 1 Hz wind speed signal simply and fast enough to be carried out by a home computer (6 minutes to estimate the damage of 72 WT for 20 years in our case) and applied to an entire windfarm for 20 years (the initial WT life expectancy). But generally, the calculating speed comes at the price of the accuracy. The problem here is that there are not enough WTB damage physical models establishing estimation on sufficient time to be compared therewith. And on the other hand, at first glance there is not enough hindsight on WTB damage data to confront this model. Therefore, it is a necessary, but not easy, task to evaluate the accuracy of this model with the correct stress parameter via a future study. Another way of improvement consists of updating the damage level of this model in adequation with SCADA data or maintenance reports on the operated WT to adjust their estimated remaining useful life.

4. Conclusion

As conclusion, an innovative approach has been developed in this study aiming to estimate the WTB damage evolution on a large period, easily covering the entire life span of a WT. This method is applicable for almost all WT operators since it only requires widespread 10 min SCADA data composed of 10 min mean wind speed and can even consider the turbulence

intensity of the wind flow. This approach has the particularity of proposing a viable solution to estimate the damage equivalent of a 1 Hz wind speed signal composing each 10 min mean wind speed registered in the SCADA data, providing an estimation of the HCF in addition to LCF directly provided by SCADA data. The comparison between WTB HCF and LCF shows that the LCF damage impact are negligible face to the HCF. Moreover, even in the aim of focusing the maintenance budget on the most damaged WT, it is necessary to work with HCF rather than LCF since they can't provide a correct ranking of the most damaged WT. But this model has been applied to a perfect geometry, without taking account of the stress concentrator and manufacturing defects leading to a large overestimation of the WTB remaining useful life and must take into account those parameters in a future study.

ANNEXE II

FACTEURS ENVIRONNEMENTAUX CAUSANT L'ENDOMMAGEMENT DES PALES

Il est primordial de définir les facteurs environnementaux qui contribuent au développement du dommage des pales et à leur durée de vie résiduelle pour pouvoir créer un estimateur de dommage. Trois sources de chargement vont principalement contribuer à la fatigue des pales. Il s'agit des chargements aérodynamiques, gravitationnels et inertiels (Barnes et al., 2015 ; Forcier, 2010 ; IEC 61400-1, 2019 ; J. F. Manwell et al., 2009 ; Manwell, McGowan, & Rogers, 2002 ; Martin Hansen, 2007 ; Tony Burton et al., 2011).

Les **chargements aérodynamiques** sont la conséquence de l'action du vent sur l'éolienne. Lorsque l'éolienne est en opération, les chargements aérodynamiques sont principalement composés d'une force de traînée dans l'axe du rotor. Cette force de traînée provoque un moment fléchissant en dehors du plan du rotor. Pour simplifier, lorsque l'éolienne est en opération et que les pales ont un angle de calage $\alpha = 0^\circ$, la force de traînée provoque du *Flapwise Bending*. En parallèle, une force de portance résultant de l'interaction du vent avec la pale cause un moment fléchissant dans le plan du rotor, à l'origine du couple moteur du rotor. Une fois encore pour simplifier, lorsque l'éolienne est en opération et que les pales ont un angle de calage $\alpha = 0^\circ$, cette force de portance provoque de l'*Edgewise Bending*. On peut noter que lorsque l'éolienne est en fonctionnement, la force de traînée est bien supérieur à la force de portance.

Le vent est un phénomène stochastique et non uniforme dans le plan du rotor. La stochasticité du vent est représenté par l'intensité de turbulence (IT) défini par :

$$IT = \frac{\sigma_V}{\bar{V}} \quad (\text{A II-1})$$

Avec σ_V l'écart-type de la vitesse du vent sur 10 min dans le cadre de la norme (IEC 61400-1, 2019) et $\bar{V}$ la vitesse moyenne du vent. Dans notre projet l' IT sera donné pour des périodes de temps de 10 min. Nous reviendrons plus tard sur ce point. La non-uniformité du vent est la conséquence des turbulences, mais aussi du cisaillement du vent. Le cisaillement du vent est provoqué par la friction entre le sol et l'air d'une part et d'autre part par les mécanismes de transfert d'énergie thermique dans l'air. Il existe plusieurs manières de simuler le cisaillement du vent parmi lesquels les profils de vent obéissants à une loi logarithmique ou à une loi de puissance (B. J. Jonkman & Buhl, 2006). Dans notre cas nous utiliserons la loi de puissance, car elle est préconisée par la norme (IEC 61400-1, 2019), définie telle que :

$$V(z) = V(z_{réf}) \left(\frac{z}{z_{réf}} \right)^\alpha \quad (\text{A II-2})$$

Avec z la distance par rapport au sol, $z_{réf}$ la hauteur de la nacelle, V la vitesse du vent et α le l'exposant de la loi de puissance. Il est à noter que la norme (IEC 61400-1, 2019) propose par défaut $\alpha = 0.2$. Nous garderons cette valeur, mais il faut garder à l'esprit que cette valeur peut fortement changer en fonction de la nature du terrain ou du cycle jour/nuit (Damkilde et al., 2017).

Enfin, les chargements aérodynamiques sont sensibles à l'erreur d'alignement de la nacelle par rapport à la direction du vent et au *tilt* (basculement du plan du rotor par rapport au plan horizontal).

Ensuite viennent les **chargements gravitationnels**. Ils sont cycliques et sont directement liés à la vitesse de rotation du rotor de l'éolienne. Ils dépendent de la masse des pales, et leur force s'applique dans le plan de rotation du rotor. Par conséquent ils agissent majoritairement sur l'*Edgewise Bending* des pales lorsque l'éolienne est en opération.

Viennent après les **chargements inertiels** causés par les arrêts et redémarrages de l'éolienne, les corrections de l'alignement de la nacelle avec la direction du vent. On peut citer également

la force centrifuge appliquée aux pales qui va exercer un chargement radial sur le rotor. Cette force centrifuge est le produit de la masse de la pale et de la vitesse de rotation du rotor.

En parallèle des chargements aérodynamiques, gravitationnels et inertiels, il existe d'autres facteurs environnementaux qui peuvent dégrader les pales (Katsaprakakis et al., 2021). On peut citer par exemple l'impact de la foudre (Preis & Mendez, 2021), la température ambiante qui peut modifier voir altérer la tenue en fatigue des matériaux composites (Hawileh et al., 2015), la formation de glace sur les pales qui va les alourdir (Battisti, 2015 ; Martini, Contreras Montoya, & Ilinca, 2021 ; Martini, Ilinca, Rizk, Ibrahim, & Issa, 2022) ou encore l'impact de la pluie, des particules et des insectes sur l'état de surface des pales qui vont conduire à une dégradation du rendement de l'éolienne (Hu et al., 2021 ; Papi, Ferrara, & Bianchini, 2020). Or, si la surface extérieure des pales est endommagée alors les couches internes des pales peuvent être exposées à de l'humidité. Les composites verre/époxy et carbone/époxy peuvent s'imbiber d'humidité par un phénomène de capillarité à l'interface entre la résine et les fibres et par diffusion à travers la matrice. Une augmentation de l'humidité dans un composite verre/époxy (qui compose majoritairement les pales d'éolienne de grande dimension) peut nuire gravement à sa résistance en fatigue (Moazzami, Ayatollahi, Akhavan-Safar, Teixeira De Freitas, & Da Silva, 2023). Pour des raisons de simplification, nous ne tiendrons pas compte des facteurs présentés dans ce dernier paragraphe.

ANNEXE III

CARACTÉRISATION DE L'HISTORIQUE DU VENT

Étant donné que le vent est l'une des composantes majeures des chargements mécaniques et donc du dommage des pales d'éolienne, il est essentiel d'avoir des outils permettant de caractériser l'historique du vent. D'après la norme IEC 61400-12-1 (IEC-61400-12, 2022, p. 614), il est conseillé d'enregistrer la vitesse moyenne du vent $\bar{V}$ pour chaque période de 10 min afin d'évaluer la performance énergétique de l'éolienne, car la puissance électrique produite par l'éolienne dépend directement de $\bar{V}$ (voir [figure-A III-1](#)). Cela en fait une donnée très répandue dans les données SCADA enregistrées dans les parcs éoliens. Pour caractériser l'historique de $\bar{V}$ et donc avoir une idée du potentiel énergétique des éoliennes, la distribution de Weibull est couramment utilisée (Adaramola & Oyewola, 2011 ; Jang et al., 2015 ; H.-G. Kim, Kim, & Kang, 2012 ; Soler-Bientz, 2011 ; Zhou et al., 2006). La distribution de Weibull décrit la probabilité qu'une variable aléatoire (ici $\bar{V}$) dépasse une certaine valeur. Cette distribution est caractérisée par deux paramètres : le facteur d'échelle c , qui détermine l'échelle de la distribution, et le paramètre de forme k , qui contrôle la forme de la distribution. Pour $\bar{V} > 0$, $k > 0$ et $c > 0$, la distribution de Weibull est définie telle que :

$$P(\bar{V}) = \frac{k}{c} \left(\frac{\bar{V}}{c} \right)^{k-1} e^{-\left(\frac{\bar{V}}{c} \right)^k} \quad (\text{A III-1})$$

Lorsque le facteur de forme $k = 2$ on obtient un cas particulier de la distribution de Weibull qui est appelée distribution de Rayleigh (Khahro et al., 2014).

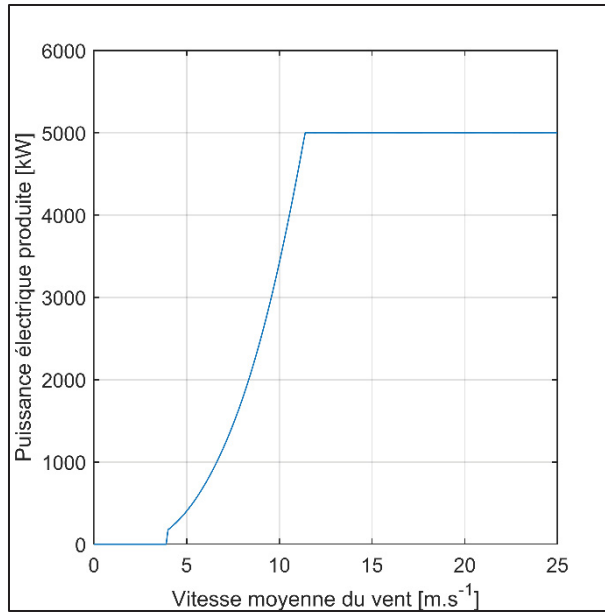


Figure-A III-1 : Courbe de puissance obtenue à partir de FAST d'une éolienne de 5 MW provenant de la bibliothèque NREL

La distribution de Weibull peut également être représentée sous la forme d'une fonction de distribution cumulative (CDF) (voir [figure-A III-2](#)) exprimée de la manière suivante :

$$F(\bar{V}) = 1 - e^{-\left(\frac{\bar{V}}{c}\right)^k} \quad (\text{A III-2})$$

La vitesse moyenne du vent $\overline{V_{mean}}$ [m.s⁻¹] sur l'ensemble de la période étudiée composée de n période de 10 minutes vaut :

$$\overline{V_{mean}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \bar{V}_i \quad (\text{A III-3})$$

L'écart-type de la vitesse du vent σ_V [m.s⁻¹] :

$$\sigma_V = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{V}_i - \bar{V}_{mean})^2} \quad (\text{A III-4})$$

Enfin, la variance de la vitesse du vent σ_V^2 [m².s⁻²] est égale à :

$$\sigma_V^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (\bar{V}_i - \bar{V}_{mean})^2 \quad (\text{A III-5})$$

Il peut être intéressant de noter que le profil de contraintes pourrait être reconstitué à partir d'un modèle fréquentiel du vent au lieu d'une distribution de Weibull. Mais il apparaît que cette méthode fréquentielle ne se prête pas aussi bien que la distribution de Weibull à la prédiction des contraintes de « *Edgewise Bending* » et surtout de « *Flapwise Bending* » des pales d'éolienne du fait de leur importante composante stochastique (Ragan & Manuel, 2007).

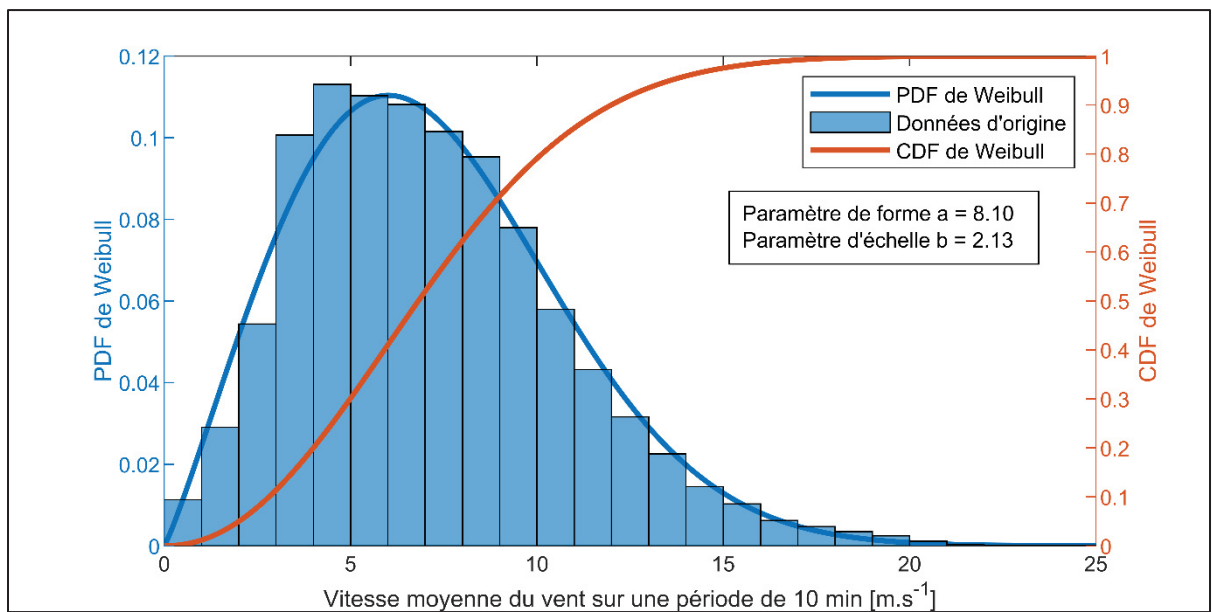


Figure-A III-2 : Distribution de Weibull sous la forme de PDF et de CDF appliquée aux vitesses moyennées sur 10 min contenues dans 1 an de données SCADA utilisé pour notre projet

ANNEXE IV

COMPTAGE DE RAINFLOW

Bien que la distribution de Weibull fournisse un aperçu du profil du vent, elle ne suffit pas à elle seule pour l'application de la loi de Paris ou de la règle de Miner, comme décrites auparavant. Pour pouvoir les utiliser, il est nécessaire de recourir au comptage de rainflow, une méthode qui permet d'enregistrer les cycles du vent en fonction de leur nombre d'occurrences, de leur amplitude de vitesse ainsi que de la valeur de la vitesse moyenne, comme illustré dans la [figure-A IV-1](#) (Grujicic et al., 2010 ; Jang et al., 2015 ; Luna et al., 2020 ; Pacheco et al., 2022). Le comptage de rainflow est un procédé recommandé par la norme (IEC 61400-1, 2019).

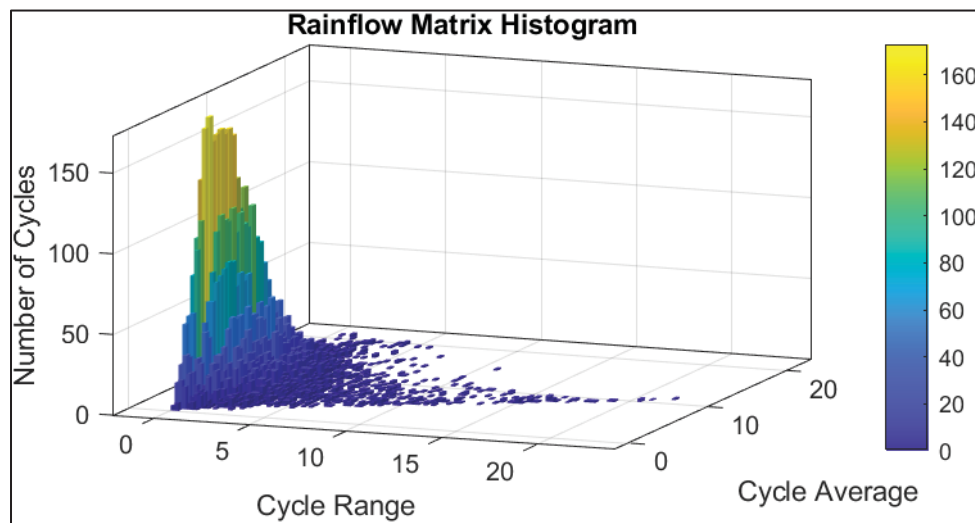


Figure-A IV-1 : Représentation de la matrice de rainflow d'un historique de vent moyenné sur 10 min provenant d'une année de donnée SCADA, avec le nombre de cycle en fonction de l'amplitude et de la vitesse moyenne des cycles en m.s^{-1}

Il existe différents algorithmes, par exemple en Python ou avec Matlab® (« Rainflow counts for fatigue analysis - MATLAB rainflow », 2024), qui permettent d'appliquer le comptage de

Rainflow à un signal temporel. Le logigramme correspondant à cette méthode est présenté [ci-dessous](#).

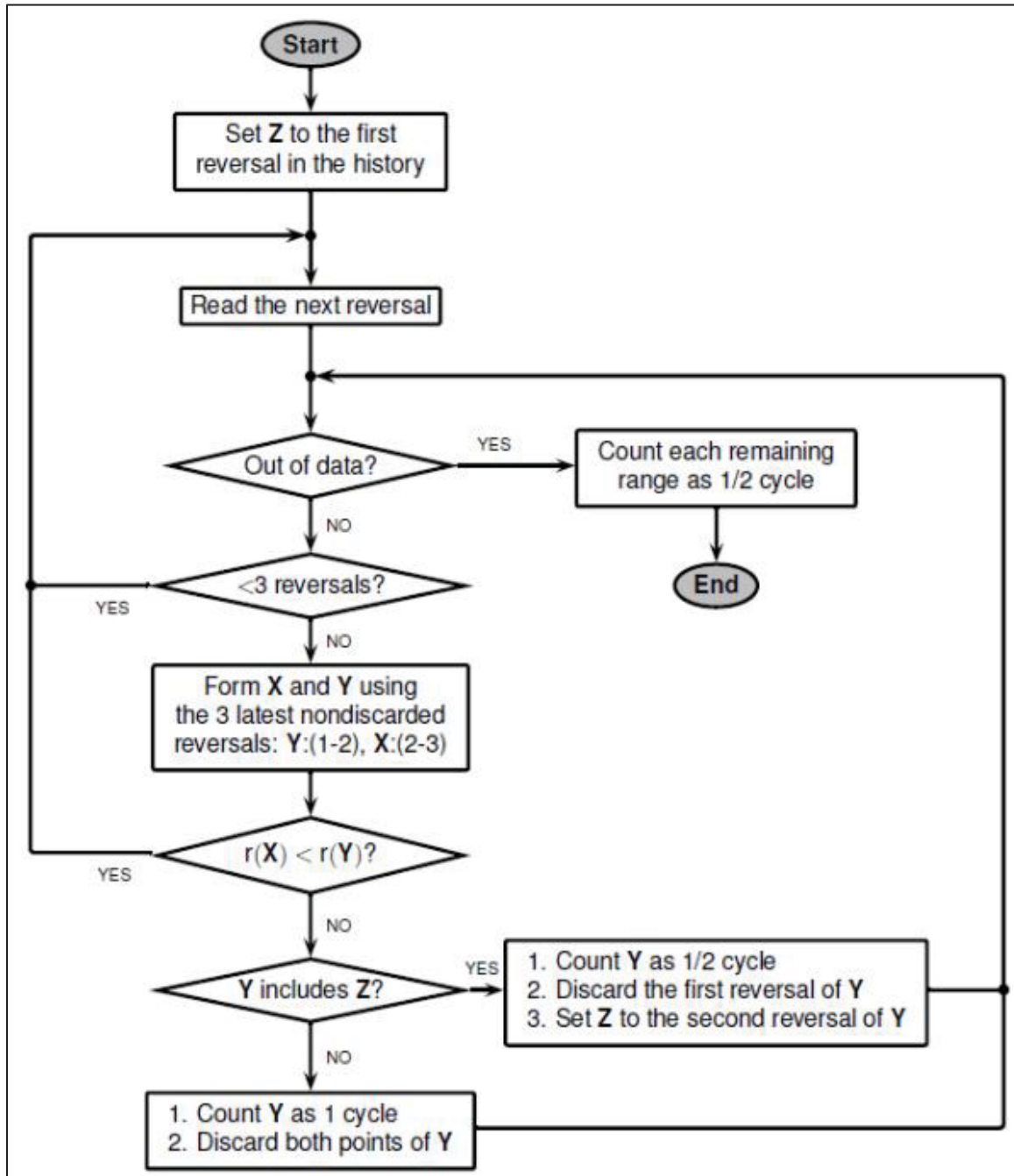


Figure-A IV-2 : Schéma montrant le processus du comptage de rainflow

BIBLIOGRAPHIE

- Adaramola, M. S., & Oyewola, O. M. (2011). Evaluating the performance of wind turbines in selected locations in Oyo state, Nigeria. *Renewable Energy*, 36(12), 3297-3304. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2011.04.029>
- AFNOR. (2001). NF EN 13306: Terminologie de la maintenance.
- Almond, D. P., Avdelidis, N. P., Bendada, H., Ibarra-Castanedo, C., Maldague, X., & Kenny, S. (2006). Structural Integrity Assessment of Materials by Thermography.
- Anastassopoulos, A. A., Kouroussis, D. A., Nikolaidis, V. N., Proust, A., Dutton, A. G., Blanch, M. J., ... Lekou, D. J. (2002). Structural Integrity Evaluation of Wind Turbine Blades Using Pattern Recognition Analysis on Acoustic Emission Data.
- Asgarpour, M., & Sørensen, J. D. (2018). Bayesian based Prognostic Model for Predictive Maintenance of Offshore Wind Farms, 10.
- Bai, H., Shi, L., Aoues, Y., Huang, C., & Lemosse, D. (2023). Estimation of probability distribution of long-term fatigue damage on wind turbine tower using residual neural network. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 190, 110101. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2023.110101>
- Barnes, R. H., Morozov, E. V., & Shankar, K. (2015). Improved methodology for design of low wind speed specific wind turbine blades. *Composite Structures*, 119, 677-684. <https://doi.org/10.1016/j.compstruct.2014.09.034>
- Bashirzadeh Tabrizi, A., Wu, B., Whale, J., & Shahabi Lotfabadi, M. (2019). Using TurbSim stochastic simulator to improve accuracy of computational modelling of wind in the built environment. *Wind Engineering*, 43(2), 147-161. <https://doi.org/10.1177/0309524X18780388>
- Battisti, L. (2015). *Wind Turbines in Cold Climates: Icing Impacts and Mitigation Systems*. Cham : Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-05191-8>
- Baumer. (2024). Le fonctionnement des capteurs de force | Baumer international. Repéré à https://www.baumer.com/ca/fr/service-assistance/fonctionnement/le-fonctionnement-des-capteurs-de-force/a/Know-how_function_force_sensor

Bayart, D. (2003). THÉORIE DES PROBABILITÉS ET PRATIQUES INDUSTRIELLES. CENTRE DE RECHERCHE EN GESTION – ÉCOLE POLYTECHNIQUE.

Beattie, A. G. (1997). Acoustic emission monitoring of a wind turbine blade during a fatigue test. *Aerospace Sciences Meetings*. <https://doi.org/10.2514/6.1997-958>

Bergami, L., & Gaunaa, M. (2014). Analysis of aeroelastic loads and their contributions to fatigue damage. *Journal of Physics: Conference Series*, 555, 012007. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/555/1/012007>

Bisoi, S., & Haldar, S. (2017). Impact of climate change on dynamic behavior of offshore wind turbine. *Marine Georesources & Geotechnology*, 35(7), 905-920. <https://doi.org/10.1080/1064119X.2016.1257671>

Bortolotti, P., Tarres, H. C., Dykes, K., Merz, K., Sethuraman, L., Verelst, D., & Zahle, F. (2019). *IEA Wind TCP Task 37: Systems Engineering in Wind Energy - WP2.1 Reference Wind Turbines*. *iea wind*.

Bureau Veritas. (s.d.). Eoliennes: comment étendre leur durée de vie de un à cinq ans | Bureau Veritas France. Repéré à <https://www.bureauveritas.fr/magazine/eoliennes-comment-etendre-leur-duree-de-vie-de-un-cinq-ans>

Catastrophe ferroviaire (Meudon) | IHMEC : Mémoire Des Catastrophes. (2024). Repéré à <https://memoiresdescatastrophes.org/catastrophe/1842-catastrophe-ferroviaire-meudon/>

Centre des Sciences de Montréal. (2024). Autant en emportera le vent : l'énergie éolienne. *Centre des sciences de Montréal*. Repéré à <https://www.centredessciencesdemontreal.com/blogue/autant-en-emportera-le-vent-l-energie-eolienne>

Cheyne, E., Jakobsen, J. B., & Obhrai, C. (2017). Spectral characteristics of surface-layer turbulence in the North Sea. *Energy Procedia*, 137, 414-427. <https://doi.org/10.1016/j.egypro.2017.10.366>

Chou, J.-S., Chiu, C.-K., Huang, I.-K., & Chi, K.-N. (2013). Failure analysis of wind turbine blade under critical wind loads. *Engineering Failure Analysis*, 27, 99-118. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2012.08.002>

- Chrétien, A., Tahan, A., Cambron, P., & de Oliveira-Filho, A. M. (2022). Impact of 10 Minute Average Wind Speed SCADA Data on the Wind Turbine Blade Damage Prediction Compared to 1 Second Signal, 7.
- Chrétien, A., Tahan, A., Cambron, P., & Oliveira-Filho, A. (2023). Operational Wind Turbine Blade Damage Evaluation Based on 10-min SCADA and 1 Hz Data. *Energies*, 16(7), 3156. <https://doi.org/10.3390/en16073156>
- Ciang, C. C., Lee, J.-R., & Bang, H.-J. (2008). Structural health monitoring for a wind turbine system: a review of damage detection methods. *Measurement Science and Technology*, 19(12), 122001. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/19/12/122001>
- Couche limite atmosphérique - Centre National de Recherches Météorologiques. (s.d.). Repéré à <https://www.umr-cnrm.fr/spip.php?rubrique186>
- Damkilde, L., Larsen, T. J., Walbjørn, J., Sørensen, J. D., Kirt, R., Johnny Plauborg, ... Vasileios Karatzas. (2017). *Wind Turbine Blades Handbook* (Bladena). (S.I.) : (s.n.).
- Dassault Systèmes. (2023, 25 juillet). Abaqus. *Dassault Systèmes*. Repéré à <https://www.3ds.com/products/simulia/abaqus>
- Dávila, C. G. (2020). From S-N to the Paris law with a new mixed-mode cohesive fatigue model for delamination in composites. *Theoretical and Applied Fracture Mechanics*, 106, 102499. <https://doi.org/10.1016/j.tafmec.2020.102499>
- DNV GL Energy Transition Outlook. (2020). DNV GL's Energy Transition Outlook 2020. Repéré à <https://www.dnv.sg/article/energy-transition-outlook-2020-download-190758/>
- DNV GL Energy Transition Outlook. (2023). DNV GL's Energy Transition Outlook 2023.
- Dong, L., Lio, W. H., & Simley, E. (2021). On turbulence models and lidar measurements for wind turbine control. *Wind Energy Science*, 6(6), 1491-1500. <https://doi.org/10.5194/wes-6-1491-2021>
- Dykes, K. L., & Rinker, J. (2018). *WindPACT Reference Wind Turbines* (Rapport No. NREL/TP--5000-67667, 1432194). <https://doi.org/10.2172/1432194>
- Eder, M. A., & Chen, X. (2020). FASTIGUE: A computationally efficient approach for simulating discrete fatigue crack growth in large-scale structures. *Engineering*

Fracture Mechanics, 233, 107075.
<https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2020.107075>

Elwany, A. H., & Gebraeel, N. Z. (2008). Sensor-driven prognostic models for equipment replacement and spare parts inventory. *IIE Transactions*, 40(7), 629-639.
<https://doi.org/10.1080/07408170701730818>

Farouk Chellali. (2019). *Etude du comportement stochastique et cyclique du vent en Algérie* (Presses Académiques Francophones). (S.l.) : (s.n.).

Fédération des Moulins de France. (2012, 1 janvier). Historique des moulins à vent – Fédération des Moulins de France. Repéré à <https://fdmf.fr/historique-des-moulins-a-vent/>

Fischer, K., & Coronado, D. (2015). Condition monitoring of wind turbines: State of the art, user experience and recommendations.

Forcier, L.-C. (2010). *CONCEPTION D'UNE PALE D'ÉOLIENNE DE GRANDE ENVERGURE À L'AIDE DE TECHNIQUES D'OPTIMISATION STRUCTURALE*. ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE.

Gao, J., Zhu, P., Yuan, Y., Wu, Z., & Xu, R. (2022). Strength and stiffness degradation modeling and fatigue life prediction of composite materials based on a unified fatigue damage model. *Engineering Failure Analysis*, 137, 106290.
<https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2022.106290>

Gave, C. (2023, 27 mars). L'économie : de l'énergie transformée. *Conflits : Revue de Géopolitique*. Repéré à <https://www.revueconflits.com/leconomie-de-lenergie-transformee/>

Gebraeel, N. (2006). Sensory-Updated Residual Life Distributions for Components With Exponential Degradation Patterns. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 3(4), 382-393. <https://doi.org/10.1109/TASE.2006.876609>

Germanischer Lloyd. (2010). Guideline for the Certification of Wind Turbine. Hamburg : Germanischer Lloyd.

Global Wind Energy Council. (2019). Global Wind Report 2019. *Global Wind Energy Council*. Repéré à <https://gwec.net/global-wind-report-2019/>

- Grujicic, M., Arakere, G., Subramanian, E., Sellappan, V., Vallejo, A., & Ozen, M. (2010). Structural-Response Analysis, Fatigue-Life Prediction, and Material Selection for 1 MW Horizontal-Axis Wind-Turbine Blades. *Journal of Materials Engineering and Performance*, 19(6), 790-801. <https://doi.org/10.1007/s11665-009-9558-8>
- Hackl, C. M. (2014). Funnel control for wind turbine systems. Dans *2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA)* (pp. 1377-1382). Juan Les Antibes, France : IEEE. <https://doi.org/10.1109/CCA.2014.6981516>
- Haj-Ali, R., Wei, B.-S., Johnson, S., & El-Hajjar, R. (2008). Thermoelastic and infrared-thermography methods for surface strains in cracked orthotropic composite materials. *Engineering Fracture Mechanics*, 75(1), 58-75. <https://doi.org/10.1016/j.engfracmech.2007.02.014>
- Haselibozchaloe, D., Correia, J., Mendes, P., De Jesus, A., & Berto, F. (2022). A review of fatigue damage assessment in offshore wind turbine support structure. *International Journal of Fatigue*, 164, 107145. <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2022.107145>
- Hawileh, R. A., Abu-Obeidah, A., Abdalla, J. A., & Al-Tamimi, A. (2015). Temperature effect on the mechanical properties of carbon, glass and carbon–glass FRP laminates. *Construction and Building Materials*, 75, 342-348. <https://doi.org/10.1016/j.conbuildmat.2014.11.020>
- Hiebel M & Schlipf D. (2018). Case Study: D50 Offshore Wind Turbine. *Aerodyn Engineering*.
- Hiroshi Tada, Paul C. Paris, & George R. Irwin. (2000). *The Stress Analysis of Cracks Handbook* (Troisième). New York : (s.n.).
- Hong, X., & Li, J. (2018). Stochastic Fourier spectrum model and probabilistic information analysis for wind speed process. *Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics*, 174, 424-436. <https://doi.org/10.1016/j.jweia.2018.01.021>
- Hu, W., Chen, W., Wang, X., Jiang, Z., Wang, Y., Verma, A. S., & Teuwen, J. J. E. (2021). A computational framework for coating fatigue analysis of wind turbine blades due to rain erosion. *Renewable Energy*, 170, 236-250. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.01.094>
- Hydro-Québec. (2024). Prix de l'électricité, ici et ailleurs. *Hydro-Québec*. Repéré à <https://www.hydroquebec.com/residentiel/espace-clients/tarifs/prix-electricite-ici-ailleurs.html>

I. E. Commission, et al., Iec 61400-1: Wind Turbines Part 1: Design Requirements, International Electrotechnical Commission. (2019).

IEC 61400-1. (2005). Design requirements for wind turbines.

IEC 61400-1. (2019). Wind energy generation systems - Part 1: Design requirements.

IEC-61400-12. (2022). Wind energy generation systems - Part 12-1: Power performance measurements of electricity producing wind turbines. Repéré à <https://webstore.iec.ch/en/publication/68499>

IEC-61400-25. (2019). Wind energy generation systems - Part 25-71: Communications for monitoring and control of wind power plants - Configuration description language. Repéré à <https://webstore.iec.ch/publication/59862>

International Energy Agency. (2013). Technology Roadmap: Wind Energy - 2013 edition.

International Energy Agency. (2023). World Energy Outlook 2023. Repéré à <https://iea.blob.core.windows.net/assets/86ede39e-4436-42d7-ba2a-edf61467e070/WorldEnergyOutlook2023.pdf>

J. C. Kaimal, J. C. Wyngaard, Y. Izumi, & O. R. Coté. (s.d.). *Spectral characteristics of surface-layer turbulence*. (S.l.) : (s.n.).

J. F. Manwell, J. G. McGowan, & A. L. Rogers. (2009). *Wind Energy Explained*. (S.l.) : (s.n.).

Jancovici, J.-M. (2011, 1 août). L'énergie, de quoi s'agit-il exactement ? – Jean-Marc Jancovici. Repéré à <https://jancovici.com/transition-energetique/l-energie-et-nous/lenergie-de-quoi-sagit-il-exactement/>

Jang, Y. J., Choi, C. W., Lee, J. H., & Kang, K. W. (2015). Development of fatigue life prediction method and effect of 10-minute mean wind speed distribution on fatigue life of small wind turbine composite blade. *Renewable Energy*, 79, 187-198. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2014.10.006>

Jensen, F. V., & Nielsen, T. D. (2007). *Bayesian networks and decision graphs* (2nd ed). New York : Springer.

- Jiang, Z., Karimirad, M., & Moan, T. (2013). Dynamic response analysis of wind turbines under blade pitch system fault, grid loss, and shutdown events: Analysis of turbines under pitch fault, grid loss, and shutdown events. *Wind Energy*, 17, 1385-1409. <https://doi.org/10.1002/we.1639>
- Jiang, Z., Moan, T., & Gao, Z. (2015). A Comparative Study of Shutdown Procedures on the Dynamic Responses of Wind Turbines. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering*, 137(1), 011904. <https://doi.org/10.1115/1.4028909>
- Jiang, Z., & Xing, Y. (2022). Load mitigation method for wind turbines during emergency shutdowns. *Renewable Energy*, 185, 978-995. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2021.12.068>
- Joncas, S. (2010). *Thermoplastic Composite Wind Turbine Blades*. (S.l.) : (s.n.).
- Jonkman, B. J., & Buhl, M. L. (2006). *TurbSim User's Guide*. Golden : NREL.
- Jonkman, J., Butterfield, S., Musial, W., & Scott, G. (2009). *Definition of a 5-MW Reference Wind Turbine for Offshore System Development* (Rapport No. NREL/TP-500-38060, 947422). Golden : NREL. <https://doi.org/10.2172/947422>
- Jonkman, J. M., & Buhl, M. L. Jr. (2005). *FAST User's Guide - Updated August 2005* (Rapport No. NREL/TP-500-38230, 15020796). <https://doi.org/10.2172/15020796>
- Joose, P. A., Blanch, M. J., Dutton, A. G., Kouroussis, D. A., Philippidis, T. P., & Vionis, P. S. (2002). Acoustic Emission Monitoring of Small Wind Turbine Blades. *Journal of Solar Energy Engineering*, 124(4), 446-454. <https://doi.org/10.1115/1.1509769>
- Jørgensen, E. R., Borum, K. K., McGugan, M., Thomsen, C. L., & Jensen, F. M. (s.d.). Full scale testing of wind turbine blade to failure - flapwise loading.
- Katsaprakakis, D. Al., Papadakis, N., & Ntintakis, I. (2021). A Comprehensive Analysis of Wind Turbine Blade Damage. *Energies*, 14(18), 5974. <https://doi.org/10.3390/en14185974>
- Kaygusuz, K. (2010). Wind energy status in renewable electrical energy production in Turkey. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 14(7), 2104-2112. <https://doi.org/10.1016/j.rser.2010.03.022>

- Keba. (2024). Pitch control systems for wind turbine installations. *Pitch control systems for wind turbine installations*. Repéré à <https://www.keba.com/en/industrial-automation/industries/wind-energy/pitch-systems-detail>
- Khahro, S. F., Tabbassum, K., Soomro, A. M., Dong, L., & Liao, X. (2014). Evaluation of wind power production prospective and Weibull parameter estimation methods for Babaurband, Sindh Pakistan. *Energy Conversion and Management*, 78, 956-967. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2013.06.062>
- Khorchani, W. (2020). *CONTRIBUTION À L'ESTIMATION DU DOMMAGE CUMULÉ DANS LES ÉOLIENNES*.
- Kim, D.-Y., Kim, Y.-H., & Kim, B.-S. (2021). Changes in wind turbine power characteristics and annual energy production due to atmospheric stability, turbulence intensity, and wind shear. *Energy*, 214, 119051. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2020.119051>
- Kim, H.-G., Kim, K.-H., & Kang, Y.-H. (2012). Wind Resource Assessment for Green Island - Dokdo. *Journal of the Korean Solar Energy Society*, 32(5), 94-101. <https://doi.org/10.7836/kses.2012.32.5.094>
- Kirikera, G. R., Shinde, V., Schulz, M. J., Ghoshal, A., Sundaresan, M., & Allemang, R. (2007). Damage localisation in composite and metallic structures using a structural neural system and simulated acoustic emissions. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(1), 280-297. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2006.01.010>
- Kollar, L. P., & Springer, G. S. (2003). *Mechanics of composite structures*. Cambridge ; New York : Cambridge University Press.
- Kong, C., Kim, T., Han, D., & Sugiyama, Y. (2006). Investigation of fatigue life for a medium scale composite wind turbine blade. *International Journal of Fatigue*, 28(10), 1382-1388. <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2006.02.034>
- Lannoy, A., & Marle, L. (2011). Quelques méthodes d'analyse, de diagnostic et de pronostic utilisées en fiabilité et maintenance industrielle.
- Lee, J.-R., Takatsubo, J., Toyama, N., & Kang, D.-H. (2007). Health monitoring of complex curved structures using an ultrasonic wavefield propagation imaging system. *Measurement Science and Technology*, 18(12), 3816-3824. <https://doi.org/10.1088/0957-0233/18/12/017>

- Li, H., Peng, W., Huang, C.-G., & Guedes Soares, C. (2022). Failure Rate Assessment for Onshore and Floating Offshore Wind Turbines. *Journal of Marine Science and Engineering*, 10(12), 1965. <https://doi.org/10.3390/jmse10121965>
- Li, J., Wang, J., Zhang, L., Huang, X., & Yu, Y. (2020). Study on the Effect of Different Delamination Defects on Buckling Behavior of Spar Cap in Wind Turbine Blade. *Advances in Materials Science and Engineering*, 2020, 1-10. <https://doi.org/10.1155/2020/6979636>
- Li, N., Lei, Y., Lin, J., & Ding, S. X. (2015). An Improved Exponential Model for Predicting Remaining Useful Life of Rolling Element Bearings. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 62(12), 7762-7773. <https://doi.org/10.1109/TIE.2015.2455055>
- Liu, P. F., Chen, H. Y., Wu, T., Liu, J. W., Leng, J. X., Wang, C. Z., & Jiao, L. (2023). Fatigue Life Evaluation of Offshore Composite Wind Turbine Blades at Zhoushan Islands of China Using Wind Site Data. *Applied Composite Materials*. <https://doi.org/10.1007/s10443-022-10098-1>
- Luan, C., & Moan, T. (2021). On Short-Term Fatigue Analysis for Wind Turbine Tower of Two Semi-Submersible Wind Turbines Including Effect of Startup and Shutdown Processes. *Journal of Offshore Mechanics and Arctic Engineering*, 143(1), 012003. <https://doi.org/10.1115/1.4047542>
- Luna, J., Falkenberg, O., Gros, S., & Schild, A. (2020). Wind turbine fatigue reduction based on economic-tracking NMPC with direct ANN fatigue estimation. *Renewable Energy*, 147, 1632-1641. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.09.092>
- Manwell, J. F., McGowan, J. G., & Rogers, A. L. (2002). *Wind Energy Explained*. Chichester, UK : John Wiley & Sons, Ltd. <https://doi.org/10.1002/0470846127>
- Marín, J. C., Barroso, A., París, F., & Cañas, J. (2009). Study of fatigue damage in wind turbine blades. *Engineering Failure Analysis*, 16(2), 656-668. <https://doi.org/10.1016/j.engfailanal.2008.02.005>
- Martin Hansen. (2007). *Aerodynamics of Wind Turbines, 2nd edition* (2nd Edition). London : (s.n.).
- Martini, F., Contreras Montoya, L. T., & Ilinca, A. (2021). Review of Wind Turbine Icing Modelling Approaches. *Energies*, 14(16), 5207. <https://doi.org/10.3390/en14165207>

- Martini, F., Ilinca, A., Rizk, P., Ibrahim, H., & Issa, M. (2022). A Survey of the Quasi-3D Modeling of Wind Turbine Icing. *Energies*, 15(23), 8998. <https://doi.org/10.3390/en15238998>
- Michaels, T. E. (2006). Application of Acoustic Wavefield Imaging to Non-Contact Ultrasonic Inspection of Bonded Components. Dans *AIP Conference Proceedings* (Vol. 820, pp. 1484-1491). Brunswick, Maine (USA) : AIP. <https://doi.org/10.1063/1.2184698>
- Miner, M. A. (1945). Cumulative Damage in Fatigue. *JOURNAL OF APPLIED MECHANICS*.
- Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie du Québec. (2024). Projets éoliens au Québec. *Ministère de l'Économie, de l'Innovation et de l'Énergie*. Repéré à <https://www.economie.gouv.qc.ca/bibliotheques/le-secteur/eolien/energie-eolienne/projets-eoliens-au-quebec>
- Mishnaevsky, L. (2019). Repair of wind turbine blades: Review of methods and related computational mechanics problems. *Renewable Energy*, 140, 828-839. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2019.03.113>
- Moazzami, M., Ayatollahi, M., Akhavan-Safar, A., Teixeira De Freitas, S., & Da Silva, L. F. (2023). Cyclic aging analysis of CFRP and GFRP composite laminates. *Journal of Composite Materials*, 57(20), 3213-3229. <https://doi.org/10.1177/00219983231185100>
- Movaghghar, A., & Lvov, G. I. (2012). A Method of Estimating Wind Turbine Blade Fatigue Life and Damage using Continuum Damage Mechanics. *International Journal of Damage Mechanics*, 21(6), 810-821. <https://doi.org/10.1177/1056789511419693>
- Murdy, P., Hughes, S., & Barnes, D. (2022). Characterization and repair of core gap manufacturing defects for wind turbine blades. *Journal of Sandwich Structures & Materials*, 10996362221122046. <https://doi.org/10.1177/10996362221122046>
- Murphy, K. P. (2002). *Dynamic Bayesian Networks: Representation, Inference and Learning*. UNIVERSITY OF CALIFORNIA, BERKELEY.
- Nergica. (2023, 22 mars). Communiqué de presse – Le Colloque de l'industrie éolienne québécoise devient le Colloque des énergies renouvelables du Québec. *Nergica*. Repéré à <https://nergica.com/communiquede-presse-colloque-des-energies-renouvelables-du-quebec/>
- Nielsen & Sørensen. (2017). Bayesian Estimation of Remaining Useful Life for Wind Turbine Blades. *Energies*, 10(5), 664. <https://doi.org/10.3390/en10050664>

- Oliveira-Filho, A., Zemouri, R., Cambron, P., & Tahan, A. (2023). Early Detection and Diagnosis of Wind Turbine Abnormal Conditions Using an Interpretable Supervised Variational Autoencoder Model. *Energies*, 16(12), 4544. <https://doi.org/10.3390/en16124544>
- Ozay, C., & Celiktaş, M. S. (2016). Statistical analysis of wind speed using two-parameter Weibull distribution in Alaçatı region. *Energy Conversion and Management*, 121, 49-54. <https://doi.org/10.1016/j.enconman.2016.05.026>
- P. Stanley. (1997). Applications and potential of thermoelastic stress analysis. [https://doi.org/10.1016/S0924-0136\(96\)02587-3](https://doi.org/10.1016/S0924-0136(96)02587-3)
- Pacheco, J., Pimenta, F., Pereira, S., Cunha, Á., & Magalhães, F. (2022). Fatigue Assessment of Wind Turbine Towers: Review of Processing Strategies with Illustrative Case Study. *Energies*, 15(13), 4782. <https://doi.org/10.3390/en15134782>
- Pacheco, J., Pimenta, F., Pereira, S., Cunha, Á., & Magalhães, F. (2023). Experimental evaluation of strategies for wind turbine farm-wide fatigue damage estimation. *Engineering Structures*, 285, 115913. <https://doi.org/10.1016/j.engstruct.2023.115913>
- Pape, M., & Kazerani, M. (2020). Turbine Startup and Shutdown in Wind Farms Featuring Partial Power Processing Converters. *IEEE Open Access Journal of Power and Energy*, 7, 254-264. <https://doi.org/10.1109/OAJPE.2020.3006352>
- Papi, F., Ferrara, G., & Bianchini, A. (2020). Practical Considerations on Wind Turbine Blade Leading Edge Erosion Modelling and its Impact on Performance and Loads. *Journal of Physics: Conference Series*, 1618(5), 052005. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1618/5/052005>
- Planetoscope-Statistiques. (2021). Planetoscope - Statistiques : Quantité d'électricité produite par une éolienne de 2 mégawatts (en kWh). Repéré à <https://www.planetoscope.com/eolienne/706-quantite-d-electricite-produite-par-une-eolienne-de-2-megawatts-en-kwh-.html>
- POWER | Data Access Viewer. (2024). Repéré à <https://power.larc.nasa.gov/data-access-viewer/>
- Preis, F., & Mendez, Y. (2021). Model-based Risk Assessment on Wind Turbine Blade's Failure Caused by Composite Material's Dielectric Strength Breakdown During

Lightning. Dans *2021 35th International Conference on Lightning Protection (ICLP) and XVI International Symposium on Lightning Protection (SIPDA)* (pp. 01-08). Colombo, Sri Lanka : IEEE.
<https://doi.org/10.1109/ICLPandSIPDA54065.2021.9627355>

Quaresimin, M., & Carraro, P. A. (2013). On the investigation of the biaxial fatigue behaviour of unidirectional composites. *Composites Part B: Engineering*, 54, 200-208.
<https://doi.org/10.1016/j.compositesb.2013.05.014>

Quaresimin, M., Carraro, P. A., & Maragoni, L. (2015). Influence of load ratio on the biaxial fatigue behaviour and damage evolution in glass/epoxy tubes under tension–torsion loading. *Composites Part A: Applied Science and Manufacturing*, 78, 294-302.
<https://doi.org/10.1016/j.compositesa.2015.08.009>

Quaresimin, Marino, Susmel, L., & Talreja, R. (2010). Fatigue behaviour and life assessment of composite laminates under multiaxial loadings. *International Journal of Fatigue*, 32(1), 2-16. <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2009.02.012>

R. Nijssen. (2007). *Fatigue life prediction and strength degradation of wind turbine rotor blade composites*.

Ragan, P., & Manuel, L. (2007). Comparing Estimates of Wind Turbine Fatigue Loads Using Time-Domain and Spectral Methods. *Wind Engineering*, 31(2), 83-99.
<https://doi.org/10.1260/030952407781494494>

Rainflow counts for fatigue analysis - MATLAB rainflow. (2024). Repéré à <https://www.mathworks.com/help/signal/ref/rainflow.html?searchHighlight=C#d123e146736>

Ravikumar, K., Subbiah, R., Ranganathan, N., Bensingh, J., Kader, A., & Nayak, S. K. (2020). A review on fatigue damages in the wind turbines: Challenges in determining and reducing fatigue failures in wind turbine blades. *Wind Engineering*, 44(4), 434-451.
<https://doi.org/10.1177/0309524X19849851>

Requate, N., Meyer, T., & Hofmann, R. (2022). *From wind conditions to operational strategy: Optimal planning of wind turbine damage progression over its lifetime*. Dynamics and control/Wind turbine control. <https://doi.org/10.5194/wes-2022-99>

Salimi-Majd, D., Azimzadeh, V., & Mohammadi, B. (2015). Loading Analysis of Composite Wind Turbine Blade for Fatigue Life Prediction of Adhesively Bonded Root Joint.

Applied Composite Materials, 22(3), 269-287. <https://doi.org/10.1007/s10443-014-9405-4>

- Sanchez, H., Sankararaman, S., Escobet, T., Puig, V., Frost, S., & Goebel, K. (2016). Analysis of two modeling approaches for fatigue estimation and remaining useful life predictions of wind turbine blades (p. 11). Communication présentée au EUROPEAN CONFERENCE OF THE PROGNOSTICS AND HEALTH MANAGEMENT SOCIETY, Bilbao, Spain.
- Schulz, M. J., & Sundaresan, M. J. (2006). *Smart Sensor System for Structural Condition Monitoring of Wind Turbines: 30 May 2002--30 April 2006* (Rapport No. NREL/SR-500-40089, 891105). <https://doi.org/10.2172/891105>
- Seo, D.-C., & Lee, J.-J. (1999). Damage detection of CFRP laminates using electrical resistance measurement and neural network. *Composite Structures*, 47(1-4), 525-530. [https://doi.org/10.1016/S0263-8223\(00\)00016-7](https://doi.org/10.1016/S0263-8223(00)00016-7)
- Si, X.-S., Wang, W., Chen, M.-Y., Hu, C.-H., & Zhou, D.-H. (2013). A degradation path-dependent approach for remaining useful life estimation with an exact and closed-form solution. *European Journal of Operational Research*, 226(1), 53-66. <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2012.10.030>
- Sohn, Y., & Krishnaswamy, S. (2004). Interaction of a scanning laser-generated ultrasonic line source with a surface-breaking flaw. *The Journal of the Acoustical Society of America*, 115(1), 172-181. <https://doi.org/10.1121/1.1630997>
- Soler-Bientz, R. (2011). Preliminary results from a network of stations for wind resource assessment at North of Yucatan Peninsula. *Energy*, 36(1), 538-548. <https://doi.org/10.1016/j.energy.2010.10.007>
- Sørensen, B. F., Lading, L., Sendrup, P., McGugan, M., Debel, C. P., Kristensen, O. J. D., & Larsen, G. (2002). Fundamentals for Remote Structural Health Monitoring of Wind Turbine Blades - a Pre-Project.
- Straub, D. (2009). Stochastic Modeling of Deterioration Processes through Dynamic Bayesian Networks. *Journal of Engineering Mechanics*, 135(10), 1089-1099. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)EM.1943-7889.0000024](https://doi.org/10.1061/(ASCE)EM.1943-7889.0000024)
- Sun, Z., Sessarego, M., Chen, J., & Shen, W. Z. (2017). Design of the OffWindChina 5 MW Wind Turbine Rotor. *Energies*, 10(6), 777. <https://doi.org/10.3390/en10060777>

- Sutherland, H., Beattie, A., Hansche, B., Musial, W., Allread, J., Johnson, J., & Summers, M. (1994). *The application of non-destructive techniques to the testing of a wind turbine blade* (Rapport No. SAND--93-1380, 10184661). <https://doi.org/10.2172/10184661>
- Tangler, J. L., & Boulevard, C. (2000). The Evolution of Rotor and Blade Design.
- Ted L. Anderson. (2017). *Fracture Mechanics Fundamentals and Applications* (Quatrième). Boca Raton : (s.n.).
- Tibaldi, C., Henriksen, L. C., Hansen, M. H., & Bak, C. (2016). Wind turbine fatigue damage evaluation based on a linear model and a spectral method: Wind turbine fatigue damage evaluation. *Wind Energy*, 19(7), 1289-1306. <https://doi.org/10.1002/we.1898>
- Todoroki, A. (2002). Delamination identification of cross-ply graphite/epoxy composite beams using electric resistance change method. *Composites Science and Technology*, 62(5), 629-639. [https://doi.org/10.1016/S0266-3538\(02\)00013-1](https://doi.org/10.1016/S0266-3538(02)00013-1)
- Todoroki, A. (2005). Electrical resistance change method for monitoring delaminations of CFRP laminates: effect of spacing between electrodes. *Composites Science and Technology*, 65(1), 37-46. <https://doi.org/10.1016/j.compscitech.2004.05.018>
- Todoroki, Akira, Tanaka, Y., & Shimamura, Y. (2002). Delamination monitoring of graphite/epoxy laminated composite plate of electric resistance change method. *Composites Science and Technology*, 62(9), 1151-1160. [https://doi.org/10.1016/S0266-3538\(02\)00053-2](https://doi.org/10.1016/S0266-3538(02)00053-2)
- Tony Burton, Nick Jenkins, David Sharpe, & Ervin Bossanyi. (2011). *Wind Energy Handbook*. (S.l.) : (s.n.).
- University of Illinois. (2024). PROPID. Repéré à <https://m-selig.ae.illinois.edu/propid.html>
- Valeti, B., & Pakzad, S. N. (2019). Estimation of Remaining Useful Life of a Fatigue Damaged Wind Turbine Blade with Particle Filters. Dans S. Pakzad (Éd.), *Dynamics of Civil Structures, Volume 2* (pp. 319-328). Cham : Springer International Publishing. https://doi.org/10.1007/978-3-319-74421-6_42
- Vera-Tudela, L., & Kühn, M. (2017). Analysing wind turbine fatigue load prediction: The impact of wind farm flow conditions. *Renewable Energy*, 107, 352-360. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2017.01.065>

- We are LM Wind Power - the leading rotor blade supplier to the wind industry | LM Wind Power. (2023). Repéré à <https://www.lmwindpower.com/>
- Yi, W., Lu, Z., Hao, J., Zhang, X., Chen, Y., & Huang, Z. (2021). A Spectrum Correction Method Based on Optimizing Turbulence Intensity. *Applied Sciences*, 12(1), 66. <https://doi.org/10.3390/app12010066>
- Yisu Chen, Di Wu, Haifeng Li, & Wei Gao. (2022). Quantifying the fatigue life of wind turbines in cyclone-prone regions | Elsevier Enhanced Reader. <https://doi.org/10.1016/j.apm.2022.06.001>
- You, M.-Y., Liu, F., Wang, W., & Meng, G. (2010). Statistically Planned and Individually Improved Predictive Maintenance Management for Continuously Monitored Degrading Systems. *IEEE Transactions on Reliability*, 59(4), 744-753. <https://doi.org/10.1109/TR.2010.2085572>
- Zárate-Miñano, R., Anghel, M., & Milano, F. (2013). Continuous wind speed models based on stochastic differential equations. *Applied Energy*, 104, 42-49. <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2012.10.064>
- Zenner, H., & Hinkelmann, K. (2019). August Wöhler – founder of fatigue strength research. *Steel Construction*, 12(2), 156-162. <https://doi.org/10.1002/stco.201900011>
- Zhang, C., Chen, H.-P., & Huang, T.-L. (2018). Fatigue damage assessment of wind turbine composite blades using corrected blade element momentum theory. *Measurement*, 129, 102-111. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2018.06.045>
- Zhou, W., Yang, H., & Fang, Z. (2006). Wind power potential and characteristic analysis of the Pearl River Delta region, China. *Renewable Energy*, 31(6), 739-753. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2005.05.006>
- Zhu, C., Li, Y., Zhu, C., & Li, Y. (2018). *Reliability Analysis of Wind Turbines. Stability Control and Reliable Performance of Wind Turbines*. (S.l.): IntechOpen. <https://doi.org/10.5772/intechopen.74859>
- Zhu, D., Ding, Z., Huang, X., & Li, X. (2023). Probabilistic modeling for long-term fatigue reliability of wind turbines based on Markov model and subset simulation. *International Journal of Fatigue*, 173, 107685. <https://doi.org/10.1016/j.ijfatigue.2023.107685>

- Ziane, K., Ilinca, A., Khan, A., & Zebirate, S. (2020). A cuckoo search based neural network to predict fatigue life in rotor blade composites. *Journal of Mechanical Engineering and Sciences*, 14(1), 6430-6442. <https://doi.org/10.15282/jmes.14.1.2020.18.0503>
- Ziane, K., Zebirate, S., & Zaitri, A. (2016). Fatigue strength prediction in composite materials of wind turbine blades under dry-wet conditions: An artificial neural network approach. *Wind Engineering*, 40(3), 189-198. <https://doi.org/10.1177/0309524X16641849>

