

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI

**DÉVELOPPEMENT D'UN MODÈLE DE PRONOSTIC POUR
LES ROULEMENTS DES ÉOLIENNES**

Mémoire présenté dans le cadre du programme de maîtrise en ingénierie en vue de
l'obtention du grade de maître ès sciences appliquées

PAR

© **HAYOUNI JIHED**

Octobre 2017

Composition du jury :

Mohamed Yasser Hayyani, PhD, Président du Jury, UQAR

Adrian Ilinca, Ing, PhD, Professeur - Directeur de recherche, UQAR

Hussein Ibrahim, Codirecteur de recherche, UQAR

Samuel Austin, Examineur externe, Institut Technologique de Maintenance Industrielle (ITMI)

Dépôt initial le 11 août 2017

Dépôt final le 6 octobre 2017

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À RIMOUSKI
Service de la bibliothèque

Avertissement

La diffusion de ce mémoire ou de cette thèse se fait dans le respect des droits de son auteur, qui a signé le formulaire « *Autorisation de reproduire et de diffuser un rapport, un mémoire ou une thèse* ». En signant ce formulaire, l'auteur concède à l'Université du Québec à Rimouski une licence non exclusive d'utilisation et de publication de la totalité ou d'une partie importante de son travail de recherche pour des fins pédagogiques et non commerciales. Plus précisément, l'auteur autorise l'Université du Québec à Rimouski à reproduire, diffuser, prêter, distribuer ou vendre des copies de son travail de recherche à des fins non commerciales sur quelque support que ce soit, y compris l'Internet. Cette licence et cette autorisation n'entraînent pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits moraux ni à ses droits de propriété intellectuelle. Sauf entente contraire, l'auteur conserve la liberté de diffuser et de commercialiser ou non ce travail dont il possède un exemplaire.

Je dédie cet humble travail à mes chers et respectueux parents. Vraiment aucune dédicace ne saurait exprimer mon attachement, mon amour et mon affection. Je vous offre ce modeste travail en témoignage de tous les sacrifices et l'immense tendresse dont vous avez toujours su me combler.

REMERCIEMENTS

J'adresse mes remerciements pour les personnes qui m'ont aidé dans la réalisation de ce mémoire.

Je voudrais tout d'abord adresser toute ma gratitude à mon directeur **M. Adrian Ilinca**. Sans son support, encouragement et ses conseils, je n'aurais jamais pu finaliser mon travail.

Je remercie aussi **M. Hussein Ibrahim** pour sa disponibilité, ses conseils et son aide durant toute la période de maîtrise

Je tiens aussi à remercier **M. Eric Bechhoefer** pour avoir mis à ma disposition une base de données réelle cueillis aux états unis, et une variété de documents qui m'ont aidé à me familiariser avec l'analyse vibratoire.

Je tiens aussi à remercier ma famille, mes amis qui m'ont toujours encouragé afin de réaliser mes objectifs.

Enfin, j'exprime ma gratitude aux membres de Jury qui ont accepté d'évaluer ce travail.

RÉSUMÉ

Les climats nordiques font référence aux conditions météorologiques dans lesquelles les éoliennes sont exposées au givrage atmosphérique ou à des températures basses en dehors des limites de conception des éoliennes ce qui cause souvent une réduction de la production énergétique et une augmentation des coûts de maintenance. Les conséquences et les coûts liés aux défaillances des composants, sont critiques, car il est difficile d'accéder au site surtout les périodes hivernales et il faut attendre la livraison des pièces de rechange pour remettre l'éolienne en marche et faire face aux défauts. L'échec d'un composant critique, comme une boîte de vitesses, peut endommager d'autres composants et il est donc important d'obtenir un avertissement préalable des problèmes possibles.

L'objectif général du projet est d'élaborer une stratégie de maintenance prédictive afin de détecter les pièces et sous-systèmes qui démontrent une tendance à court et à moyen terme vers une anomalie de fonctionnement ou un arrêt complet à cause de bris. Cet objectif général a été atteint, à la fin du projet, par l'atteinte des objectifs spécifiques suivants :

- Élaboration d'une méthode d'analyse des données issues de capteurs installés sur les composants d'une éolienne permettant la détection d'anomalies d'une pièce ou d'un sous-système.
- Élaboration d'un modèle de pronostic basé sur les données des capteurs et les réseaux de neurones artificiels capable de calculer la durée de vie utile restante du roulement d'une éolienne

Après la réalisation de l'analyse de criticité des composantes principales de l'éolienne, un seul composant a été retenu dans le cadre de cette étude, vu la nature de données disponibles à analyser. Ce composant est le roulement de la boîte de vitesse d'une éolienne.

La surveillance d'un ou plusieurs équipements d'une machine peut être vérifiée en analysant, à des périodes de temps bien définies, l'indicateur de dégradation de performance. On retrouve plus d'une technique pour réaliser ces analyses : l'analyse vibratoire, l'analyse des lubrifiants, l'émission acoustique. La vibration est souvent le meilleur indicateur de la santé des machines tournantes, pour ce faire on a abouti dans ce projet à une analyse vibratoire.

Finalement, un modèle de pronostic basé sur les réseaux de neurones artificielles a été développé, à partir des signaux générés par les capteurs installés sur les différents sous-systèmes du roulement, avec l'objectif de se doter d'un outil capable de localiser la défaillance sur le roulement et permet la prédiction de sa durée de vie utile restante. Ainsi, d'autres méthodes ont été appliquées telle que la comparaison des données mesurées avec les données prédites numériquement et l'optimisation de l'erreur.

Mots clés : Maintenance prédictive; Éolienne; Roulement; Réseaux de neurones artificiels; pronostic etc.

ABSTRACT

Northern climates refer to the weather conditions in which wind turbines are exposed to atmospheric icing or to low temperatures outside the design limits of wind turbines, which often results in reduced energy production and increased maintenance costs. The consequences and costs associated with component failures are critical because it is difficult to access the site especially during winter periods and it is necessary to wait for the delivery of spare parts to restart the wind turbine and deal with defects. Failure of a critical component, such as a gearbox, may damage other components and it is therefore important to obtain prior warning of potential problems.

The overall objective of the project is to develop a predictive maintenance strategy to detect parts and subsystems that demonstrate a short- to medium-term trend towards a malfunction or a complete shut down due to breakage. This general objective was achieved at the end of the project by achieving the following specific objectives:

- Development of a method for analyzing data from sensors installed on the components of a wind turbine allowing the detection of anomaly of a part or of a subsystem.
- Development of a prognostic model based on sensor data and artificial neural networks capable of calculating the remaining service life of a wind turbine.

After carrying out the criticality analysis of the principal components of the wind turbine, only one component was selected for this study, given the nature of available data to be analyzed. This component is the bearing of the gearbox of a wind turbine.

Monitoring of one or more equipment of a machine can be verified by analyzing the performance degradation indicator at well-defined time periods. We can find more than one

technique for performing these analyzes: vibration analysis, lubricant analysis, acoustic emission, vibration is often the best indicator of the health of rotating machines, to achieve this we have succeeded in this Project to a vibratory analysis.

Finally, a prognostic model based on artificial neural networks was developed, based on the signals generated by the sensors installed on the various subsystems of the bearing, with the aim of acquiring a tool capable of locating the Failure and allows the prediction of its remaining service life. Thus, other methods have been applied such as the comparison of the measured data with the numerically predicted data and the optimization of the error.

Keywords: predictive maintenance, wind turbine, bearing, artificial neural network, prognostic etc.

TABLE DES MATIÈRES

REMERCIEMENTS	IX
RÉSUMÉ	XI
ABSTRACT.....	XIII
TABLE DES MATIÈRES.....	XV
LISTE DES TABLEAUX.....	XIX
LISTE DES FIGURES	XXI
LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES	XXIII
LISTE DES SYMBOLES.....	XXV
CHAPITRE 1 INTRODUCTION GÉNÉRALE.....	1
1.1 PROBLEMES LIES A L'ENERGIE EOLIENNE AUX MILIEUX NORDIQUES	3
1.2 IMPACTS DES MILIEUX NORDIQUES SUR L'INDUSTRIE EOLIENNE	5
1.2.1 REDUCTION DE LA PRODUCTION ENERGETIQUE	5
1.2.2 RISQUE DE CHUTE DE GLACE ET D'EMISSION SONORE.....	6
1.2.3 AUGMENTATION DE LA CHARGE DE FATIGUE	7
1.2.4 AUGMENTATION DES COUTS DE LA MAINTENANCE.....	7
1.3 REDUIRE LES COUTS DE MAINTENANCE	9
1.3.1 IDENTIFIER LES COMPOSANTS CRITIQUES.....	9
1.3.2 CARACTERISER LES MODES DE DEFAILLANCE	9
1.3.3 IDENTIFICATIONS DES CAUSES PRINCIPALES.....	9
1.3.4 ÉLABORATION D'UN PLAN DE LOGISTIQUE	10
1.3.5 IDENTIFIER LE PROBLEME DE REDONDANCE.....	10
1.3.6 AMELIORER LA MAINTENABILITE	11

1.3.7	IMPLANTER DES SYSTEMES DE SURVEILLANCE	11
1.4	PROBLEMATIQUE	12
1.5	METHODOLOGIE	13
1.6	CONTENU DU MEMOIRE	14
CHAPITRE 2 IDENTIFICATION DES COMPOSANTES CRITIQUES DES		
EOLIENNES		
2.1	INTRODUCTION	17
2.2	IDENTIFICATION DES ELEMENTS CRITIQUES DES EOLIENNES	18
2.2.1	LES PALES ET LE SYSTEME DE CALAGE	19
2.2.2	FREIN MECANIQUE	21
2.2.3	LE “YAW DRIVE”	22
2.2.4	ROTOR	23
2.2.5	NACELLE	24
2.2.6	TOUR	25
2.2.7	GENERATEUR	25
2.2.8	L’ARBRE A BASSE VITESSE (LSS) ET L’ARBRE A GRANDE VITESSE(HSS)..	26
2.2.9	BOITE DE VITESSE	27
2.3	REVUE DES ANALYSES DE CRITICITE DES COMPOSANTES PRINCIPALES	
D’EOLIENNES 28		
2.3.1	ÉTUDE SUEDOISE	28
2.3.2	ÉTUDE PORTUGAISE	29
2.3.3	ÉTUDE FINLANDAISE	29
2.3.4	ÉTUDE ALLEMANDE	30
2.4	IDENTIFICATION DES SOUS-SYSTEMES CRITIQUES ISSUE DE	
L’UTILISATION DE LA METHODE PIEU		
2.4.1	PRESENTATION DE LA DEMARCHE SUIVIE	33
2.4.2	RESULTATS DE LA DEMARCHE	36
2.5	CONCLUSION	37

CHAPITRE 3 GÉNÉRALITES SUR LA MAINTENANCE DES EOLIENNES	39	
3.1	INTRODUCTION	39
3.2	LES STRATEGIES DE MAINTENANCE APPLIQUEES AUX EOLIENNES.....	41
3.2.1	LA MAINTENANCE CORRECTIVE	42
3.2.2	LA MAINTENANCE PREVENTIVE.....	43
3.2.2.1.	LA MAINTENANCE PLANIFIEE	43
3.2.2.2.	LA MAINTENANCE CONDITIONNELLE	44
3.2.2.3.	EXEMPLES DE SYSTEMES DE SURVEILLANCE DES EOLIENNES	44
3.2.2.3.1.	LE SYSTEME DE CONTROLE ET D'ACQUISITION DE DONNEES SCADA... 	45
3.2.2.3.2.	SYSTEME DE SURVEILLANCE A HAUTE FREQUENCE.....	46
3.2.2.3.3.	SYSTEME DE DIAGNOSTIC A LA DEMANDE	47
3.2.2.3.4.	SURVEILLANCE DES STRUCTURES.....	48
3.2.2.3.5.	SYSTEMES COMMERCIALEMENT DISPONIBLES ET AUTRES TECHNIQUES	
	49	
3.2.3	COMPARAISON DES DIFFERENTS TYPES DE MAINTENANCE.....	49
3.3	SURVEILLANCE DES ROULEMENTS	51
3.3.1	LES TECHNIQUES DE SURVEILLANCE.....	52
3.3.2	CHOIX D'UNE TECHNIQUE D'ANALYSE	53
3.4	VIBRATIONS DES ROULEMENTS	56
3.4.1	CAPTEURS DE VIBRATIONS.....	56
3.4.2	CHAINE ET MATERIEL D'ACQUISITION	58
3.4.3	LE DIAGNOSTIC	59
3.4.4	PRONOSTIC DES ROULEMENTS PHM.....	60
3.5	CONCLUSION	61
CHAPITRE 4 PRONOSTIC DES ROULEMENTS	63	
4.1	INTRODUCTION.....	63
4.2	CLASSIFICATION DES MODELES EN PRONOSTIC	64
4.2.1	MODELES BASES SUR LA CONNAISSANCE.....	66

4.2.2	LES SYSTEMES EXPERTS	66
4.2.3	LES SYSTEMES FLOUS	67
4.2.4	LES MODELES D'ESPERANCE DE VIE	67
4.2.5	LES MODELES STOCHASTIQUES.....	68
4.2.6	LES MODELES STATISTIQUES.....	68
4.2.7	LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS	70
4.2.7.1.	ARCHITECTURES D'UN RESEAU DE NEURONES ARTIFICIELS	70
4.2.7.2.	ENTRAINEMENT DU RESEAU DE NEURONES ARTIFICIELS	71
4.2.8	LES MODELES PHYSIQUES.....	72
4.3	CHOIX DE LA METHODE D'ANALYSE VIBRATOIRE	73
4.3.1	IDENTIFICATION DES INDICATEURS VIBRATOIRES.....	74
4.3.2	GENERATION DES INDICATEURS DE CONDITIONS	76
4.4	MODELE A BASE DE RESEAUX DE NEURONES	81
4.4.1	PROCESSUS D'APPRENTISSAGE DU MODELE.....	83
4.4.2	PROCESSUS DE VALIDATION DU MODELE RNA	84
4.4.3	L'APPROCHE PROPOSEE POUR LA PREDICTION DE LA DUREE DE VIE UTILE EN UTILISANT LE MODELE DU RNA ET L'HISTORIQUE DE DEFAILLANCES.....	86
4.5	ÉTUDE DE CAS	87
4.6	RESULTATS ET DISCUSSION	87
CHAPITRE 5 CONCLUSION GENERALE		97
ANNEXES 1 : ALGORITHME UTILISE POUR CALCULER LE SPECTRE DU SIGNAL VIBRATOIRE		99
ANNEXE 2 CODE MATLAB POUR LA GENERATION DU MODELE DEVELOPPE		101
RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES.....		105

LISTE DES TABLEAUX

Table 1 Liste comparative des éléments critiques par pays:	31
Table 2: Grille d'évaluation de la criticité repris de[33]	34
Table 3: comparaison des différentes méthodes de maintenance [51].....	50
Table 4: Principaux avantages et inconvénients des différentes méthodes d'analyse.....	55
Table 5: Principales méthodes d'analyse vibratoire.....	74

LISTE DES FIGURES

Figure 1 : Pales d'éoliennes givrées [12]	5
Figure 2:Composition de la nacelle d'une éolienne	19
Figure 3:Vue de coupe du système de calage [26]	21
Figure 4:Frein mécanique d'une éolienne	22
Figure 5:moyeu cylindrique (a), moyeu sphérique (b)[27].....	23
Figure 6:Génératrice d'une éolienne	26
Figure 7:Arbre à basse vitesse(LSS), l'arbre à grande vitesse (HSS)	27
Figure 8: Pourcentage d'arrêt par composant de l'éolienne installée au suède [28]	28
Figure 9: Temps d'arrêt des composants des éoliennes d'un parc éolien au Portugal[29].....	29
Figure 10: Temps d'arrêt des composantes des éoliennes en Finlande [30]	30
Figure 11: Temps d'arrêt des composants d'éoliennes en Allemagne [32].....	30
Figure 12: Composantes critiques et type de défaillances communes entre les divers types d'éoliennes [27]	31
Figure 13: Les différents types de maintenance[37].....	42
Figure 14: Les systèmes de surveillance des éoliennes [42]	45

Figure 15: Données typiques d'un roulement à rouleaux à haute fréquence [46]	48
Figure 16: Différentes méthodes d'analyse [53].....	52
Figure 17: Accéléromètre piézoélectrique [57].....	58
Figure 18: Chaîne et matériel d'acquisition [53]	59
Figure 19 : Différents types de modèles de pronostic [62]	66
Figure 20: Analyse de tendance pour la prédiction de la durée de vie restante [62]	69
Figure 21 : Réseau de neurones Feed Forward	71
Figure 22: Algorithme suivi pour l'obtention du spectre du signal vibratoire [79].....	77
Figure 23 : Principales composantes du roulement étudié.....	78
Figure 24 : Génération des indicateurs de conditions [80].....	80
Figure 25 : La structure du modèle développé	82
Figure 26: Structure du modèle développé	88
Figure 27 : Performances du modèle (régression)	89
Figure 28 : Performances du modèle (erreur)	90
Figure 29 : Performances de validation.....	91
Figure 30: Comparaison entre la courbe réelle et prédite du pourcentage de vie du roulement.....	92
Figure 31 : Zoom sur la différence entre courbe réelle et prédite	92
Figure 32 : Estimation de la durée de vie résiduelle	93
Figure 33:Les différents indicateurs de condition du roulement.....	94

LISTE DES ABRÉVIATIONS, DES SIGLES ET DES ACRONYMES

RNA	Réseaux de neurones artificiels.
PHM	Prognostic and health management.
SCADA	Supervisory control and data acquisition.
CBM	Condition based maintenance.
CMS	Condition monitoring system.
FFT	Fast Fourier transformation.
LM	Levenberg marquedt.
RUL	Remaining useful life.
Ff	feed forward.
NREL	National Renewable Energy Laboratory.
HFCMS	High Frequency Condition Monitoring System
CI	Capital initial
PEE	Prix de l'énergie éolienne
TCF	Taux de charge fixe
Cr	Coûts de remplacements
PAE	Production annuelle d'énergie
CM	Coûts de maintenance

CI Condition Indicator

LISTE DES SYMBOLES

f	fréquence de rotation de l'arbre	[rad/s]
b	diamètre de la bille	[mm]
e	diamètre moyen du roulement	[mm]
b	nombre de billes du roulement	[Ø]
α	angle de contact	[degré]
Y'	matrice transpose de Y	[Ø]
Σ^{-1}	l'inverse de la matrice de covariance des ordres de l'arbre SO1, SO2 et SO3	[Ø]
ν	paramètre à déterminer de la distribution de probabilité nakagami	[Ø]

CHAPITRE 1

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Le Québec est le deuxième marché d'énergie éolienne au Canada, avec 3510 MW de puissance installée [1]. Le gouvernement québécois, qui s'efforce d'installer 4 000 MW d'énergie éolienne dans son approvisionnement en électricité, s'attaque au rôle stratégique que le vent peut jouer dans la lutte contre le changement climatique et accélère le passage à un environnement propre et d'économie de l'énergie. Le Québec a adopté un objectif de réduction des émissions de gaz à effet de serre de 37,5 pour cent par rapport aux niveaux de 1990 d'ici 2030. La politique énergétique 2030 vise à augmenter la production d'énergie renouvelable de 25 pour cent et à réduire la consommation de combustibles fossiles de 40 pour cent au cours des 15 prochaines années [1]. La stratégie reconnaît également la possibilité d'exporter l'énergie éolienne et d'utiliser le vent pour diminuer la consommation de pétrole et diesel dans les collectivités hors réseau.

Les éoliennes souffrent de charges stochastiques puisque la vitesse du vent varie dépendamment des saisons et des jours [2, 3]. Ces charges stochastiques rendent le processus de dégradation très complexe. De plus, la faisabilité de la maintenance est toujours paralysée par la sévérité des conditions météorologiques surtout dans les milieux nordiques. Les pratiques actuelles d'entretien des parcs éoliens consistent principalement en une maintenance programmée et une maintenance corrective. Selon [4] et [5], l'entretien régulier est dans la majorité des cas effectué au maximum deux fois par an par turbine et il y a en moyenne 2,2 défaillances par turbine par an qui nécessitent vraiment une intervention et des réparations majeures. Compte tenu de la tendance actuelle des parcs éoliens à grande échelle et de leur éloignement par rapport aux centres d'exploitation, ces visites d'entretien coûtent cher d'où la motivation d'atteindre une rentabilité accrue en minimisant les temps d'arrêt et les coûts de maintenance.

Grâce à l'avancement de la technologie des capteurs, de nombreux fabricants de turbines ont commencé à installer des équipements de surveillance conditionnelle (CBM), avec de nombreux capteurs au sein des turbines. Avec ces signaux des capteurs, on peut estimer l'état physique de la turbine et prendre des décisions concernant les actions de maintenance à prendre. Par conséquent, les exploitants de parcs éoliens peuvent réduire le nombre de visites inutiles et éviter les défaillances inattendues qui sont parfois catastrophiques et demandent une maintenance coûteuse.

Les équipements de la maintenance conditionnelle fournissent des informations sur les systèmes et sous-systèmes sous surveillance, mais ils ne résolvent pas la question d'incertitude bien comme il faut [6]. Le diagnostic de panne basé sur des mesures de capteurs est non trivial du fait que les éoliennes fonctionnent dans des conditions de fonctionnement non stables. Souvent, il n'est pas possible de conclure l'état exact d'un composant de turbine. Au lieu de cela, il faut estimer l'état réel dans un sens probabiliste.

Trois facteurs stochastiques doivent être pris en compte dans la modélisation de l'entretien des éoliennes : Le premier facteur est représenté par les conditions météorologiques, qui peuvent limiter la faisabilité des actions de maintenance. Par exemple, sous des vitesses de vent élevées de plus de 20 mètres par seconde (m/s), la montée d'une turbine n'est pas autorisée. Dans des vents de plus de 30 m/s, le site devient inaccessible [7]. D'autre part, les parcs éoliens sont inévitablement situés sur des sites venteux pour maximiser la production d'électricité. Pour cette raison, les actions de réparation ne peuvent pas être effectuées souvent. Dans une étude utilisant une simulation de Monte-Carlo, la disponibilité de l'éolienne reste seulement à 85 % - 94 % dans un parc éolien de 100 unités, situé à environ 35 kilomètres au large des côtes hollandaises [8]. La raison principale de cette disponibilité relativement faible est l'accessibilité médiocre de la ferme éolienne, qui est en moyenne d'environ 60 %. Dans une autre étude de [4], la disponibilité d'un parc éolien était de 76 %.

Le deuxième facteur est la réparation des interruptions et des retards. La plupart des réparations liées aux parcs éoliens durent plusieurs jours ou plusieurs semaines. Cette durée

relativement longue augmente la probabilité qu'une réparation soit interrompue par des conditions météorologiques défavorables. Lorsque le temps devient défavorable, l'équipage doit cesser de travailler et attendre que les conditions météorologiques deviennent favorables. Ces retards entraînent des pertes de revenus parce que les éoliennes ne peuvent plus être exploitées tant que les réparations ne sont pas terminées.

Le troisième est un long délai pour l'assemblage des équipes d'entretien et l'obtention de pièces de rechange, ce qui affecte également de manière significative les temps d'arrêt des turbines éoliennes. Par exemple, il peut falloir plusieurs semaines pour que des pièces, comme une boîte de vitesses, soient livrées [9].

Plusieurs théories existent quant à la meilleure façon pour minimiser les coûts d'entretien des éoliennes, mais le principe de base consiste à élaborer une planification permettant d'effectuer le moins possible de maintenance en ciblant précisément les interventions au lieu d'opérer les turbines éoliennes jusqu'à leurs défaillances ou arrêts complets.

1.1 PROBLEMES LIES A L'ENERGIE EOLIENNE AUX MILIEUX NORDIQUES

Les climats froids font référence aux conditions météorologiques dans lesquelles les éoliennes sont exposées au givrage atmosphérique ou à des températures basses en dehors des limites de conception des éoliennes [10].

La forme la plus typique de givrage atmosphérique est causée lorsque la température ambiante est inférieure à 0 °C et les gouttelettes de liquide super refroidi entrent en collision avec un objet. Ces conditions sont souvent remplies en hiver dans les nuages et, par conséquent, le phénomène est également appelé givrage dans les nuages, qui devient rare, bien que non inexistant, lorsque la température ambiante descend sous -10 °C. Le givrage dans les nuages provoque la plupart des problèmes et défis liés à l'énergie éolienne aux milieux nordiques[10]. Un exemple d'une éolienne qui a été arrêtée en raison des pales de rotor glacées est sur la figure 1. En plus de cela, les éoliennes modernes de plusieurs

mégawatts avec des pointes maximales à presque 200m atteignent plus souvent la base de nuages, les exposant ainsi sensiblement plus fréquemment au givrage que les éoliennes plus anciennes et plus petites. La glace peut s'accumuler sur les pales des éoliennes, les équipements de mesure, la tour et le toit de la nacelle. D'autres formes de givrage atmosphérique sont par exemple la pluie verglaçante, qui provoque une accumulation très rapide de glace et les conséquences peuvent être catastrophiques, mais comme il s'agit de phénomènes météorologiques rares et ce n'est pas considéré comme le principal défi pour l'industrie éolienne.

Un autre problème qui existe dans les milieux nordiques, surtout en hiver, est représenté par les basses températures, ce qui signifie une plage de température en dehors des limites standards des éoliennes, généralement de -20 °C ou moins. Dans [11], Germanischer Lloyd définit le climat à basse température de telle façon que, dans les mesures à long terme, des températures minimales en dessous de moins 20 °C soient observés en moyenne plus de 10 jours par an. Les températures basses doivent être prises en compte non seulement lors du dimensionnement des matériaux et des composants de l'éolienne pour résister aux basses températures, en particulier des aciers, des soudures et des équipements électriques, mais aussi lors de la conception du système de commande et du fonctionnement de l'éolienne.



Figure 1 : Pales d'éoliennes givrées [12]

1.2 IMPACTS DES MILIEUX NORDIQUES SUR L'INDUSTRIE EOLIENNE

1.2.1 Réduction de la production énergétique

Le givrage des éoliennes réduit la quantité d'énergie produite et réduit ainsi les revenus des propriétaires de parcs éoliens. La réduction du rendement énergétique est due à l'accumulation de glace sur les pales des turbines éoliennes, ce qui perturbe ou même détruit les propriétés aérodynamiques sensibles des pales des turbines éoliennes. Au début d'un événement de givrage, la glace commence à augmenter la rugosité de surface sur le bord d'attaque de la lame, ce qui augmente le coefficient de traînée et diminue le coefficient de portance, provoquant ainsi une pénalité aérodynamique [10]. Alors que le givrage continue, la pénalité aérodynamique est encore augmentée et peut même atteindre un niveau où le contrôleur de turbine éolienne décide d'arrêter la turbine en raison d'une production d'énergie trop faible par rapport à la vitesse du vent ou à des niveaux de vibrations trop élevés. Des arrêts de la turbine pourraient également se produire si les capteurs de mesure météorologique, tels que les anémomètres, sont gelés ou qu'ils donnent

des valeurs qui n'ont pas de relation avec le réel. Lacroix et Tan [13] ont indiqué que la perte de production d'énergie induite par la glace atteint 16 % de la production annuelle d'énergie sur les sites éoliens à fort givrage.

Le givrage affecte également la prévision à court terme de l'énergie éolienne. Les prévisions de production, variant de quelques heures à 1 ou 2 jours à l'avance, sont utilisées pour équilibrer la production et la consommation dans les réseaux électriques. Les prévisions sont également utilisées pour déterminer les offres sur les marchés de l'électricité. Les phénomènes de givrage entraînent une production d'énergie éolienne inférieure à la prévision, car le givrage n'est généralement pas pris en compte dans les modèles de prévision. Cela pourrait conduire à une situation où le réseau doit être équilibré en utilisant des centrales de réserve, ce qui entraîne généralement les prix de l'électricité. Les coûts d'équilibrage peuvent être remarquables et les exploitants du réseau peuvent souvent amender le producteur d'énergie éolienne parce qu'ils ne livrent pas la puissance promise au réseau. Cela augmente les risques et les coûts pour les éoliennes [10].

1.2.2 Risque de chute de glace et d'émission sonore

Le givrage des éoliennes pose également un risque pour la sécurité. Le givrage des turbines éoliennes, en particulier les accumulations de glace sur les pales du rotor, entraîne des risques de lancer de glace qui, à leur tour, peuvent causer des blessures aux humains ou des dommages à la propriété. Les morceaux de glace peuvent varier considérablement en taille, une étude suisse a prouvé que la plus grande pièce de glace était d'environ 1,8 kg de masse, mais la majorité des morceaux de glace pesaient moins de 600 g [14], la distance la plus longue où les morceaux de glace sont tombé était à 90 m de l'éolienne. Les morceaux les plus lourdes, pesant plus de 600 g, se trouvaient à moins de 20 m de l'éolienne. Un grand défi est de connaître le moment de formation de la glace sur les pales du rotor et donc posant le risque de givrage. Un autre problème de santé et de sécurité est que l'accumulation de glace sur les pales du rotor provoque une augmentation de l'émission de bruit en raison de la formation de givre. Il n'y a pas beaucoup d'informations disponibles

sur ce sujet, quelques premiers résultats présentés dans [15], mais l'existence du problème est reconnue par les personnes vivant aux voisinages des éoliennes dans des milieux nordiques où le givrage atmosphérique se produit.

1.2.3 Augmentation de la charge de fatigue

L'augmentation des coûts indirects de l'énergie éolienne dans les climats nordiques provient de la durée de vie mécanique des éoliennes. Comme les accumulations de glace sur les pales des turbines éoliennes sont généralement asymétriques, ils créent un déséquilibre entre les pales. Le déséquilibre est causé par des changements dans l'aérodynamique en combinaison avec la masse des pales qui augmente à cause de la formation de glace. Ce déséquilibre provoque des vibrations, ce qui entraîne des changements dans la dynamique des éoliennes et donc une augmentation de la charge de fatigue des composants. Lehtomäki et al. ont prouvé dans [16] que le fait de travailler avec des pales glacées pourrait augmenter les vibrations de la base de la tour qui peuvent être particulièrement nocifs pour certains types de tours. Le déséquilibre du rotor peut également avoir un effet sur les roulements principaux, le chargement de la base de la tour et d'autres composants qui sont conçus pour résister à une charge plus équilibrée résultant de l'entraînement au vent des pales de rotor.

1.2.4 Augmentation des coûts de la maintenance

Les coûts de la maintenance peuvent représenter dans les milieux nordiques de 10 à 20 % du coût total de l'énergie totale produite d'un projet éolien, en fait, la relation qui lie le prix de l'énergie éolienne et de maintenance est la suivante [17] :

$$PEE = [(CI+TCF+CR)/(PAE)] + CM \quad (1)$$

CI : Capital initial (\$)

PEE : prix de l'énergie éolienne (\$/kWh)

TCF : Taux de charge fixe (%/an)

Cr : Coûts de remplacements (\$/an)

PAE : production annuelle d'énergie (kWh/an)

CM : coûts de maintenance (\$/kWh)

Étant donné qu'il existe une incertitude importante dans les coûts futurs d'exploitation et d'entretien des parcs éoliens lorsque les projets sont financés, les sensibilités sont souvent effectuées sur les coûts d'exploitation et de maintenance. La différence entre les estimations faibles et élevées typiques peut avoir une incidence sur le prix de l'énergie éolienne et le retour sur investissement après impôt d'environ 10 %. À l'heure actuelle, les avantages fiscaux associés à l'énergie éolienne contribuent de manière significative à l'économie d'un projet. À mesure que ces avantages se réduiront au fil du temps, l'importance de l'incertitude dans la maintenance augmentera. Par exemple, bien que la différence entre les estimations faible et élevée ait une incidence après le rendement fiscal d'environ 10 %, elle influe sur les rendements avant impôt de l'ordre de 20 % [17]. Ainsi, l'incertitude dans les coûts de maintenance deviendra plus importante pour l'industrie à mesure que les crédits d'impôt à la disposition de l'industrie commerciale diminuent.

Les études [18] et [19] donnent des estimations du prix de l'énergie éolienne semblables d'environ 0,05 \$ à 0,06 \$/kWh pour les nouvelles turbines, augmentant à environ 0,18 \$ à 0,22 \$/kWh après 20 ans d'exploitation. À titre de référence, le National Renewable Energy Laboratory (NREL) utilise actuellement un coût d'énergie éolienne nivelé de 0,07 \$/kWh pour les calculs dans l'ensemble de ses projets de technologie à faible vitesse du vent. Le Département américain de l'énergie estime que le coût d'énergie total pour les nouveaux projets d'éoliennes est de 0,05 \$ à 0,06 \$/kWh.

Ici les questions qui se posent sont les suivantes :

Comment peut-on réduire les coûts de production de l'énergie éolienne?

Comment peut-on baisser les coûts de maintenance?

1.3 REDUIRE LES COUTS DE MAINTENANCE

1.3.1 Identifier les composants critiques

Dans la majorité des systèmes complexes, certains composants sont considérés comme des éléments critiques, l'identification de ces éléments permet au personnel de maintenance de diriger ses activités de surveillance, d'inventaire et de logistique. Bien que dans une certaine mesure les composants critiques dépendent du fabricant, de la configuration et de l'environnement d'exploitation, certains composants (boîtes de vitesses, générateurs et convertisseurs...) sont bien connus dans toute l'industrie comme étant critiques [20].

1.3.2 Caractériser les modes de défaillance

Bien comprendre le mode de défaillance permet au personnel de maintenance de concentrer les efforts de surveillance et potentiellement de prévoir ou de prévenir les défaillances et les bris des composants. Un court-circuit de générateur peut être difficile à prévoir, mais beaucoup d'études se sont concentrées sur les roulements de la boîte de vitesses ou sur l'usure des engrenages qui peuvent être détectées tôt avec une bonne surveillance du lubrifiant ou des vibrations du roulement dans différents axes. Une compréhension de la façon dont une défaillance progresse est essentielle pour s'assurer que le personnel évite les dommages en raison d'une rupture imprévue [20].

1.3.3 Identifications des causes principales

Bien que l'exploitant du parc éolien puisse s'intéresser principalement au remplacement d'un composant défectueux et à la remise en service de la machine, une

défaillance représente toujours une occasion pour identifier les causes et par la suite améliorer le produit ainsi que la stratégie de maintenance. La plupart des fabricants d'éoliennes incluent l'analyse des défaillances comme une partie essentielle de leur processus continu d'amélioration de la qualité. L'évaluation de la cause principale d'une certaine défaillance de composants majeurs est essentielle pour déterminer si la défaillance est due à la qualité du produit, à une application incorrecte de ce produit, à une erreur de conception ou à des hypothèses de conception inappropriées. Dans ce cas, et une fois les causes de défaillances des composants critiques sont identifiées, des corrections seront nécessaires et un plan de remplacement sur le terrain sera élaboré [20].

1.3.4 Élaboration d'un plan de logistique

Un plan logistique complet permet au personnel de maintenance de traiter avec efficacité les problèmes de défaillance lorsqu'elles arrivent et de minimiser les temps d'arrêt des éoliennes. Au minimum, un plan logistique permettra d'identifier les événements majeurs de défaillance et d'énumérer les tâches requises pour effectuer une réparation. Un plan complet anticipe les défaillances probables et prépare un inventaire des pièces de rechange, de la main-d'œuvre et de l'équipement [20].

1.3.5 Identifier le problème de redondance

Actuellement, les systèmes redondants dans les éoliennes commerciales sont limités à ceux nécessaires pour assurer la sécurité de la. Il existe potentiellement d'autres domaines où la redondance (en particulier dans les systèmes auxiliaires de fluide, de refroidissement et de contrôle des capteurs) peut réduire les coûts de main-d'œuvre avec des frais supplémentaires minimes. L'attractivité des systèmes de sauvegarde augmentera avec l'inaccessibilité de l'équipement, d'autant que les turbines sont installées souvent dans des endroits plus éloignés ou en mer [17].

1.3.6 Améliorer la maintenabilité

La maintenabilité se réfère à la facilité et l'efficacité de l'exécution des tâches associées à la maintenance des éoliennes, y compris le service de réparations non planifiées. Le personnel d'entretien est très bon à trouver des moyens efficaces pour exécuter des tâches de routine, et a souvent une compréhension de l'équipement qui ne peut être acquise que par de l'expérience pratique. Leurs suggestions et commentaires devraient être systématiquement inclus dans le processus d'amélioration continue [20].

1.3.7 Implanter des systèmes de surveillance

La surveillance des conditions lors du fonctionnement des éoliennes est un élément essentiel dans une stratégie de maintenance efficace. Un programme de surveillance complet fournit beaucoup de données de diagnostic et de pronostique sur la santé des différents sous-systèmes des éoliennes et surtout les composants critiques et avertit le personnel d'entretien des conséquences qui peuvent se développer en bris ou en défaillances critiques. Ces informations peuvent être utilisées pour planifier des tâches de maintenance prédictive avant que le problème ne s'aggrave et entraîne un temps d'arrêt qui résulte un manque de productivité et une perte de revenus. Dans certains cas, des mesures correctives peuvent être envisagées pour atténuer le problème. Un exemple est le filtrage de l'huile de boîte de vitesses si la surveillance indique des niveaux de contamination élevés. Dans d'autres cas, comme l'indication d'une fissure structurelle, des mesures peuvent être mises en œuvre pour suivre la progression du problème. Dans le pire des cas de défaillance majeure imminente, la surveillance des conditions peut aider le personnel de maintenance à planifier la logistique afin d'optimiser la main-d'œuvre et l'utilisation de l'équipement et de minimiser le coût des réparations [20].

1.4 PROBLEMATIQUE

La problématique de ce travail de maîtrise est centrée sur la fiabilité des composants du système éolien. Si les composants les plus critiques pour le système peuvent être identifiés, on aura une indication dans quels domaines se concentrer lors de la planification de la maintenance pour une éolienne ou un parc éolien.

En effectuant une étude approfondie des défaillances, on peut découvrir quelles composantes sont susceptibles à être défaillantes, combien de fois elles s'arrêtent et s'il est possible de mesurer l'usure du composant et de cette mesure décider quand effectuer l'entretien. Les systèmes d'énergie éolienne ont généralement un taux élevé de disponibilité, mais cela est dû à un entretien fréquent [21]. L'entretien préventif au bon moment permettra d'économiser de l'argent pour le propriétaire d'un parc éolien, d'autant plus que certains parcs éoliens sont situés à des endroits éloignés.

La discussion sur le problème peut être divisée en deux grandes questions qui seront clarifiées et qui donneront une réponse dans ce travail de maîtrise. Ces questions sont les suivantes :

a. Quels composants sont les plus critiques dans l'éolienne en ce qui concerne le nombre de défaillances et le temps d'arrêt résultant de ces pannes?

b. Est-il possible d'utiliser un système de surveillance des conditions pour superviser ces composants critiques? Ce système, serait-il un outil efficace pour diminuer la quantité d'entretien et les coûts de maintenance pour les parcs éoliens?

Objectifs

Objectif principal :

L'objectif général du projet est d'élaborer une stratégie de maintenance prédictive afin de détecter les pièces et sous-systèmes qui démontrent une tendance à court et à moyen terme vers une anomalie de fonctionnement ou un arrêt complet à cause de bris. Cet

objectif général a été atteint, à la fin du projet, par l'atteinte des objectifs spécifiques suivants :

- Élaboration d'une méthode d'analyse des données issues de capteurs installés sur les composants d'une éolienne permettant la détection d'anomalies d'une pièce ou d'un sous-système.
- Élaboration d'un modèle de pronostic basé sur les données des capteurs et les réseaux de neurones artificiels capable de calculer la durée de vie utile restante du roulement d'une éolienne

Objectifs secondaires

Afin de réaliser notre objectif, on doit passer par les étapes suivantes.

- Identification des composants critiques d'une éolienne et analyse de criticité afin de classer ces derniers selon le niveau de criticité.
- Identification des paramètres à surveiller dépendamment du composant choisi (vibration, température, vitesse du vent, pression...)
- Développement de la stratégie de maintenance afin de prévoir la durée de vie restante selon le composant sélectionné et conclure quant à la précision de la méthode ainsi utilisée.

1.5 METHODOLOGIE

Comme les coûts de maintenance dans l'industrie éolienne sont assez élevés et peuvent même atteindre 20 % du coût de production de l'énergie éolienne, plusieurs chercheurs se sont intéressés dernièrement à développer une variété d'approches dont l'objectif principal est de minimiser ces coûts et optimiser les temps d'arrêt des éoliennes et assurer la sécurité des personnes et des biens.

Dans ce travail, une stratégie de maintenance prédictive sera mise en place et ceci afin de profiter de la durée de vie maximale des équipements ainsi prévoir les futurs bris et défaillances et décider quand une intervention est nécessaire. En fait, un processus de surveillance doit être mis en œuvre afin d'assurer cet objectif.

Ce projet propose une approche pour étudier la durée de vie restante utile d'un composant critique d'une éolienne en se basant sur un système de surveillance, la validation du modèle par des résultats expérimentaux et finalement la modélisation prédictive en utilisant les réseaux de neurones artificiels.

L'approche proposée repose sur une méthodologie structurée en quatre étapes : (i) la revue de criticité des composants critiques d'une éolienne et validation du choix du composant retenu par la méthode PIEU ; (ii) choix du paramètre à surveiller et l'emplacement d'installation des capteurs; (iii) choix de l'algorithme à utiliser pour définir la durée de vie restante du roulement (iv) la modélisation par réseaux de neurones artificiels.

Cette approche est adoptée suite à une étude attentive de la littérature dans le domaine dû aux nombres restreints de travaux sur la modélisation de la durée de vie restante utile des composants critiques des éoliennes en utilisant les réseaux de neurones.

1.6 CONTENU DU MEMOIRE

Dans ce mémoire, nous allons détailler l'étude réalisée afin d'élaborer un modèle de prédiction de la durée de vie restante d'un roulement de la boîte de vitesse d'une éolienne.

Dans le deuxième chapitre, nous présentons les principaux composants d'une éolienne et identifions ceux qui sont critiques et ensuite nous réalisons une analyse de criticité afin de les classer selon le niveau de criticité et justifier le choix du roulement.

Dans le troisième chapitre, nous présentons les stratégies de maintenance utilisées dans les parcs éoliens ainsi que les concepts de diagnostic et de pronostic, ensuite, nous présentons les types d'analyse possible pour les roulements (vibratoire, analyse des huiles, analyse d'émissions acoustiques) et les comparer afin de justifier le choix de l'analyse vibratoire.

Dans le quatrième chapitre, nous présentons les approches utilisées en ingénierie pour la prédiction de la durée de vie résiduelle des machines tournantes et spécifiquement les roulements des boites de vitesse des éoliennes, ensuite, nous présentons l'approche proposée et le modèle de prédiction de la durée de vie résiduelle du roulement étudié ainsi développé et ceci en se basant sur des données issues de différents capteurs et les réseaux de neurones artificiels.

À la fin, nous tirons des conclusions des résultats obtenus et nous discutons les travaux futurs.

CHAPITRE 2

IDENTIFICATION DES COMPOSANTES CRITIQUES DES EOLIENNES

2.1 INTRODUCTION

L'industrie de l'énergie éolienne a connu un développement considérable au cours des 35 dernières années. Cela a conduit l'énergie éolienne à devenir la source d'énergie renouvelable la plus importante disponible pour l'humanité jusqu'à présent. De nombreuses études prédisent que les tendances de croissance de l'énergie éolienne se poursuivront à un rythme soutenu et stable au moins jusqu'en 2030 [22]. La taille et la complexité des turbines éoliennes industrielles continueront de croître avec des appareils évalués à 10 MW déjà en phase de conception. La mise en œuvre efficace de ces grandes turbines éoliennes nécessitera des opérations plus rentables basées sur des niveaux optimisés de fiabilité, de disponibilité, de maintenabilité et de sécurité.

Certains composants brisent plus tôt que prévu par leur conception et provoquent des temps d'arrêt non programmés qui réduisent la productivité du parc éolien. Les systèmes de surveillance de l'état peuvent contribuer à l'amélioration du contrôle opérationnel des composants critiques [23] et [24]. Les techniques de surveillance, telles que l'analyse des vibrations et de l'huile, des émissions acoustiques, la mesure de la température, etc., avec les méthodes avancées de traitement du signal et les tendances des données, fournissent des informations continues concernant l'état du composant à surveiller [25]. Ces techniques sont utilisées pour collecter les principaux paramètres fonctionnels des composants critiques, tels que les boîtes de vitesses, générateur, paliers principaux, pales, tour, etc.

2.2 IDENTIFICATION DES ELEMENTS CRITIQUES DES EOLIENNES

Le but de cette phase est de générer une liste de composants qui peuvent être sensibles à la défaillance, les vibrations, la rupture ou aux bris. Un classement par niveau de vulnérabilité et de la durée de vie des pièces sera également complété. De toute évidence, il est important de présenter toutes les parties générales de la turbine éolienne et de générer une liste complète de ses composants avant de développer davantage sur le sujet :

- ✓ Les pales et le système de calage
- ✓ Le frein mécanique
- ✓ La *yaw drive*
- ✓ Le rotor
- ✓ La nacelle
- ✓ La tour
- ✓ Le générateur
- ✓ L'arbre à grande vitesse (HSS)
- ✓ L'arbre à faible vitesse (LSS)
- ✓ La boîte des vitesses

Schéma type d'une architecture de nacelle

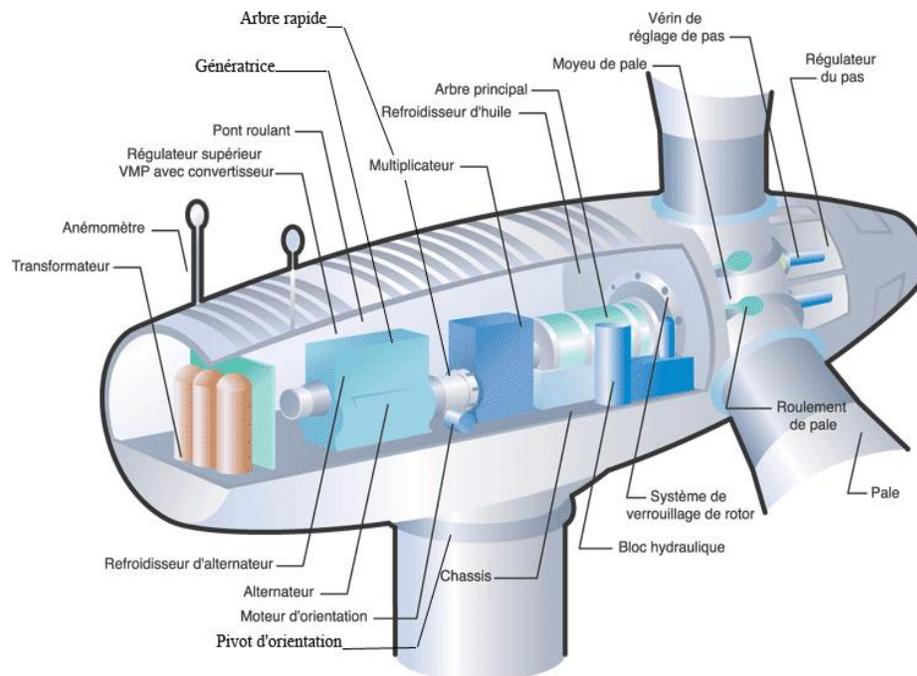


Figure 2:Composition de la nacelle d'une éolienne

2.2.1 Les pales et le système de calage

Le vent fait tourner les pales du rotor, ce qui fait tourner l'arbre à l'intérieur de l'éolienne. Il existe différentes conceptions des pales, mais les meilleures sont toujours celles qui sont plus légères et robustes. Les pales sont généralement en plastique renforcé de fibres de verre. Le renfort peut également être en fibre de carbone ou en bois stratifié. Certaines pales ont des techniques avancées pour la protection contre la foudre intégrée dans la pale. Une autre caractéristique de certaines pales, est le chauffage à l'intérieur pour être utilisé dans les climats nordiques

La conception la plus courante des rotors est celle à trois pales. Les rotors à deux pales sont utilisés commercialement mais la plupart des fabricants préfèrent produire trois pales [25].

Pour les pales, plusieurs inspections peuvent être effectuées afin de favoriser la détection précoce des dégradations et les réparations au moindre coût. On parle alors de :

- ✓ Contrôle de l'enveloppe extérieure
- ✓ Contrôle de l'intérieur des pales
- ✓ Contrôle du drain d'évacuation
- ✓ Contrôle du paratonnerre
- ✓ Contrôle de l'état et la position des éléments d'optimisation aérodynamique.

Le système de calage est étroitement relié aux pales du rotor. L'objectif du système de calage est de réguler la puissance de sortie à des vitesses de vent opérationnelles élevées. Cela implique de faire tourner les pales autour de leur grand axe pour réguler la puissance extraite du rotor. L'angle de calage est commandé par le système de commande et est habituellement réglé par un système hydraulique mais des moteurs électriques pour le calage des pales sont également disponibles. Toutes les éoliennes n'utilisent pas la technique de calage, Certaines s'appuient sur d'autres techniques pour réguler la puissance de sortie.

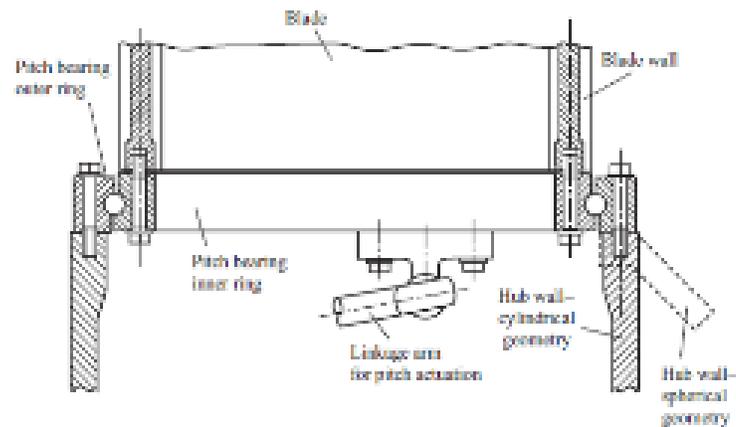


Figure 3: Vue de coupe du système de calage [26]

2.2.2 Frein mécanique

Un frein à tambour mécanique ou un frein à disque est utilisé pour arrêter la turbine en cas d'urgence, par exemple des rafales extrêmes ou une vitesse excessive. Ce frein est un moyen secondaire pour maintenir la turbine au repos pour l'entretien, avec un système de verrouillage du rotor comme moyen primaire. Les freins mécaniques peuvent créer un incendie à l'intérieur de la nacelle s'ils sont utilisés pour arrêter les pales à pleine vitesse. La charge sur la turbine augmente si le frein est appliqué au régime nominal. Les freins mécaniques sont entraînés par des systèmes hydrauliques et sont reliés à la boîte de commande principale.



Figure 4:Frein mécanique d'une éolienne

Bien qu'il soit mentionné du frein mécanique dans le paragraphe précédent, il est à noter que plusieurs types de frein existent pour arrêter les éoliennes. Voici les plus connus :

- ✓ Frein hydraulique
- ✓ Frein hydraulique à ressort
- ✓ Frein pneumatique à ressort
- ✓ Frein mécanique proprement dit

2.2.3 Le "yaw drive"

Il s'agit du système de lacet est le système de contrôle de la rotation de la tour car, comme le vent tourne, la nacelle doit s'adapter de manière à faire face au vent correctement. Ce système contient des roulements, des roues dentées, des freins et un moteur de lacet. Pour le contrôle de la position face au vent, une « mini station météo » est installée sur la nacelle. Elle est constituée d'une girouette qui asservit numériquement la position de la

nacelle face au vent, par l'intermédiaire d'un automate. Il y a aussi un anémomètre qui donne des renseignements sur la vitesse du vent et un thermomètre pour la température.

Généralement, pour des raisons de fonctionnalité, les moteurs d'entraînement du lacet sont à l'intérieur de la nacelle, donc se déplacent avec elle. La couronne de l'engrenage est donc fixée à la tour, en sections qui sont interchangeables, pour permettre leur remplacement éventuel puisque l'on peut penser que les vents dominants pourraient endommager seulement qu'une partie de la couronne plus qu'une autre. Ces engrenages doivent toujours être bien graissés et bien positionnés par rapport au centre de rotation de la nacelle.

2.2.4 Rotor

En ce qui concerne le rotor, les analyses ont porté toujours sur le moyeu qui représente la pièce qui reçoit le plus de contraintes mécaniques. La Figure 5 représente les deux types de moyeux qui peuvent exister dans une éolienne.

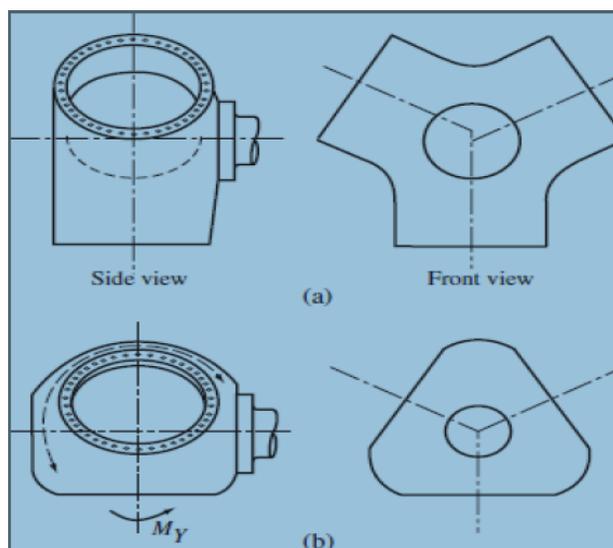


Figure 5: moyeu cylindrique (a), moyeu sphérique (b)[27]

D'après [27], trois charges peuvent être appliqués sur le moyeu d'une éolienne dont il faut bien les prendre en considération lors de l'élaboration d'un plan de maintenance. Ces trois dernières charges sont les suivantes :

- ✓ Charge de poussée sur une seule pale
- ✓ Moment de gravité sur la pale
- ✓ Charge de poussée symétrique sur le rotor

Lors de la conception des moyeux, six cas de charges doivent être analysés, correspondant à l'application séparée des moments, sur les trois axes, et des forces, le long de ces trois axes, à chacune des interfaces pale/moyeu (pour une éolienne à 3 pales). Ensuite, la distribution des contraintes dues à la combinaison des charges sur les différentes pales peut être obtenue par superposition. De façon similaire, la fluctuation des contraintes au cours du temps peut être dérivée à partir des données historiques de la charge appliquée sur les pales obtenues lors du fonctionnement de l'éolienne. De cette façon, il peut être possible, en connaissant les limites du moyeu et selon les recommandations du fabricant, de déterminer le bon moment pour prévoir ou effectuer la maintenance prédictive.

2.2.5 Nacelle

La fonction principale de la nacelle est en fait de protéger les équipements de l'éolienne comme la boîte de vitesse et le générateur des conditions météorologiques sévères comme les grandes vitesses de vent, les intempéries et les rafales ainsi que les hautes ou basses températures des fois. Une autre fonction de la nacelle est de supporter le poids de ces équipements de façon répartie. En fait, la nacelle est équipée d'un système d'orientation qui est le *yaw* lui permettant de choisir la bonne orientation permettant de produire le maximum d'électricité. En fait, la nacelle doit être bien étanche pour empêcher la pénétration d'eau ou de neige qui peut affecter le fonctionnement des équipements qui sont à l'intérieur. La température de la nacelle peut fournir des indications sur le fonctionnement de différents systèmes à son intérieur, une élévation de température par

exemple peut indiquer une surchauffe à l'intérieur d'où une intervention est conseillée (Figure 2).

Puisque la nacelle contient presque tous les équipements d'une éolienne, une procédure d'inspection doit être établie et suivie à la lettre, et tout détail concernant l'état ou les conditions d'opération doit être inscrit dans un historique de maintenance pour permettre de comprendre et de prévoir la maintenance.

2.2.6 Tour

Dans la majorité des cas, le matériau principal pour la fabrication des tours d'éoliennes est l'acier, et dans d'autres cas, le béton ou le bois sont utilisés mais leur utilisation est plus adaptée pour des éoliennes de plus petite taille. Cette tour doit être capable de supporter les rafales et les tempêtes lors des périodes de l'année où les conditions météorologiques sont extrêmes, c'est pour cette raison elles sont généralement attachées à des solides fondations. La tour contient les raccordements nécessaires et permet aux travailleurs du parc d'accéder à la nacelle pour faire leur maintenance. Sa hauteur peut aller au-delà de 100 mètres. Elle maintient donc la nacelle en une grande altitude, là où le vent est le plus constant et le plus fort.

Pour toutes les formes d'éolienne, la fondation de béton qui la supporte doit rester stable et doit maintenir la tour verticale et résister aux intempéries. Il est impératif que l'éolienne soit installée sur un endroit géologiquement stable.

2.2.7 Générateur

Le type de générateur utilisé dans l'éolienne varie, mais il est généralement un générateur d'induction ou un générateur d'induction à double alimentation. Le générateur transforme l'énergie mécanique en énergie électrique. Le générateur est relié au système électrique et fournit l'énergie transformée au système électrique. Pour les éoliennes de 2

MW et plus, les éléments critiques du générateur sont les roulements à billes, le stator, le noyau du stator, le rotor, les fils du rotor et les bagues du collecteur (Figure 6).

Afin de prévoir les défaillances dans les générateurs d'éoliennes, ces derniers doivent être instrumentés afin de paramétrer les conditions d'utilisation des sous-systèmes qui les composent

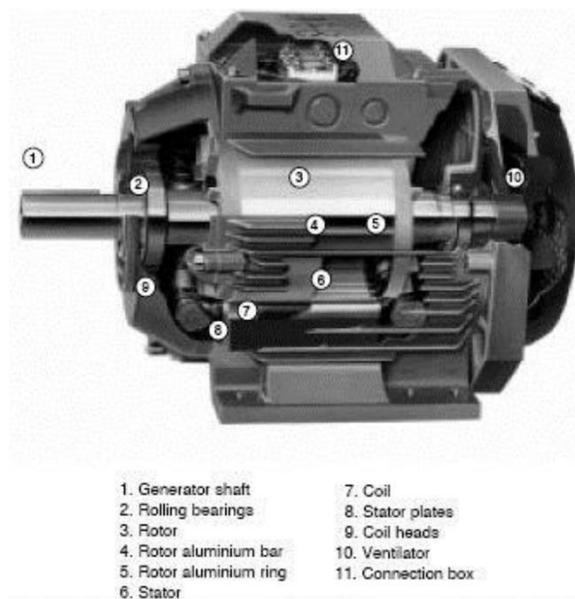


Figure 6:Génératrice d'une éolienne

2.2.8 L'arbre à basse vitesse (LSS) et l'arbre à grande vitesse(HSS)

L'arbre à basse vitesse est responsable de la transmission du mouvement de rotation du moyeu et des pales de l'éolienne. Les charges en jeu sont passablement élevées et ce chargement est de type cyclique. L'effort appliqué n'est pas constant selon la position des pales durant la rotation. Pour ce qui est de l'arbre à haute vitesse, il n'est pas directement connecté au moyeu du rotor et aux pales, mais il subit des chargements similaires à l'arbre à haute vitesse. L'amplitude des charges est difficile à évaluer à cause de la boîte de vitesse qui diffère d'une turbine à l'autre.

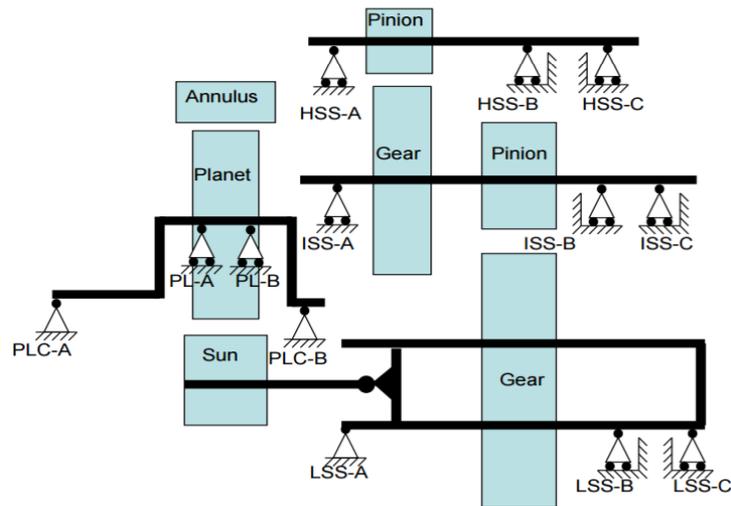


Figure 7: Arbre à basse vitesse (LSS), l'arbre à grande vitesse (HSS)

2.2.9 Boîte de vitesse

La majorité des éoliennes contiennent des boîtes de vitesses ou ce qu'on appelle aussi multiplicateur. L'objectif principal de ce multiplicateur est d'augmenter la vitesse de rotation du rotor à des valeurs exploitables et permettant de maximiser la production d'électricité. Son bon fonctionnement est donc important et nécessaire à la production d'électricité. Principalement, la boîte de vitesse est composée d'arbres, de roulements et d'engrenages. Les composants qui sont amenés à rencontrer une défaillance lors du fonctionnement sont les engrenages et les roulements. La Figure 7 montre l'arrangement de la boîte de vitesse dans la majorité des éoliennes.

Il est primordial de surveiller le niveau d'huile de lubrification des boîtes de vitesse. Un manque d'huile peut causer des contacts métal et donc produire des particules métalliques qui s'attaquent aux surfaces des roulements. Dans ce cas-ci, un capteur de niveau de liquide (pour mesurer le niveau d'huile dans la boîte) ainsi qu'un capteur de turbidité (pour mesurer le nombre de particules en suspension dans l'huile) devrait pouvoir prévenir les problèmes inhérents à l'huile de lubrification.

2.3 REVUE DES ANALYSES DE CRITICITE DES COMPOSANTES PRINCIPALES D'EOLIENNES

Beaucoup d'études faites aux États-Unis et certains pays de l'Europe ont permis de collecter des informations issues de l'opération de différents parcs éoliens comportant plusieurs technologies d'éoliennes. Ces études ont permis d'établir un classement de vulnérabilité des composantes critiques des éoliennes qu'on peut voir dans ce qui suit.

2.3.1 Étude Suédoise

Cette étude de fiabilité a été réalisée sur un parc de 723 éoliennes en Suède et ceci durant une période de huit ans entre 1997 et 2005. En fait, cette étude est l'une des activités de recherche effectuée par l'Institut royal de technologie de Stockholm sur la maintenance des parcs éoliens [28]

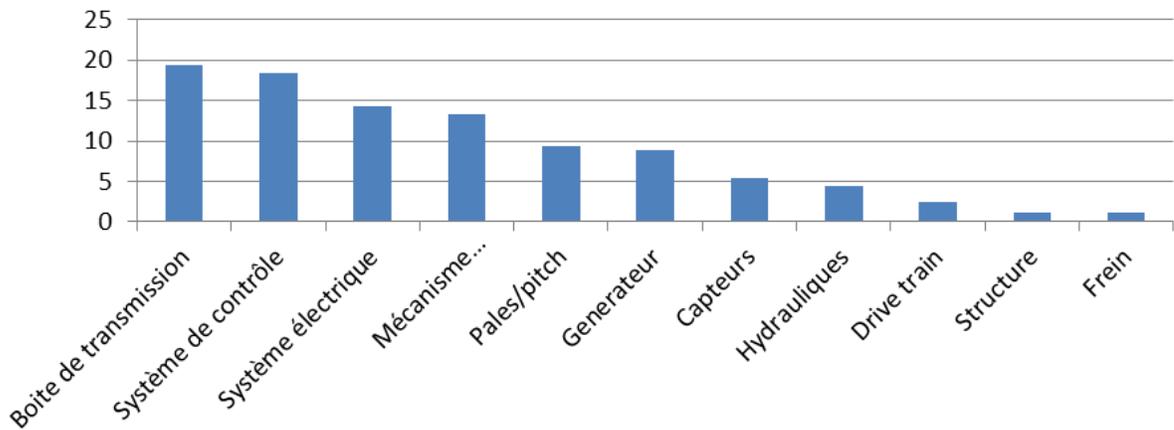


Figure 8: Pourcentage d'arrêt par composant de l'éolienne installée au suède [28]

Comme le montre la Figure 8, le composant qui a le pourcentage d'arrêt le plus élevé est la boîte de transmission, ensuite on trouve le système de contrôle suivi du système électrique et à la fin on trouve les freins de l'éolienne.

2.3.2 Étude Portugaise

Une étude basée sur les données d'un an d'exploitation d'un parc éolien au Portugal, composé de 13 éoliennes de 2 MW chacune a permis de révéler que les équipements les plus pénalisant en terme de temps d'arrêt sont le générateur, la boîte de transmission, et le rotor des pales.

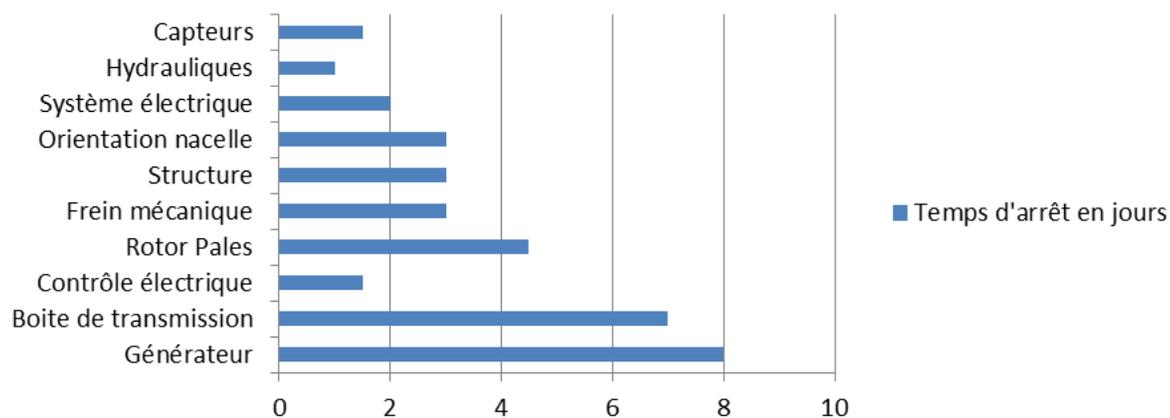


Figure 9: Temps d'arrêt des composants des éoliennes d'un parc éolien au Portugal[29]

2.3.3 Étude Finlandaise

Une étude de fiabilité a été réalisée sur 72 éoliennes en Finlande durant la période de 1996-2008. La figure 10 montre les résultats obtenues après cette étude et représente le pourcentage des défaillances et les temps d'arrêt pour chaque composant de l'éolienne[30].

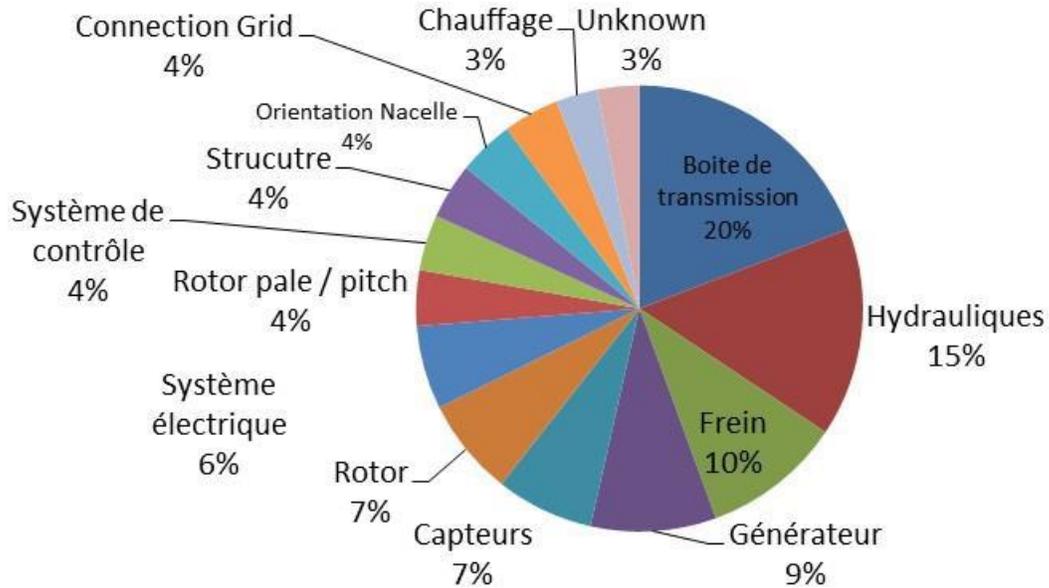


Figure 10: Temps d'arrêt des composants des éoliennes en Finlande [30]

2.3.4 Étude Allemande

Cette étude est réalisée en effectuant la surveillance de 1,467 éoliennes en Allemagne majoritairement d'une puissance moyenne inférieure de 1MW et ceci durant la période de 1989 à 2004 [31]. Les analyses statistiques des données ont déterminé les éléments les plus pénalisants en fonction du temps d'arrêt.

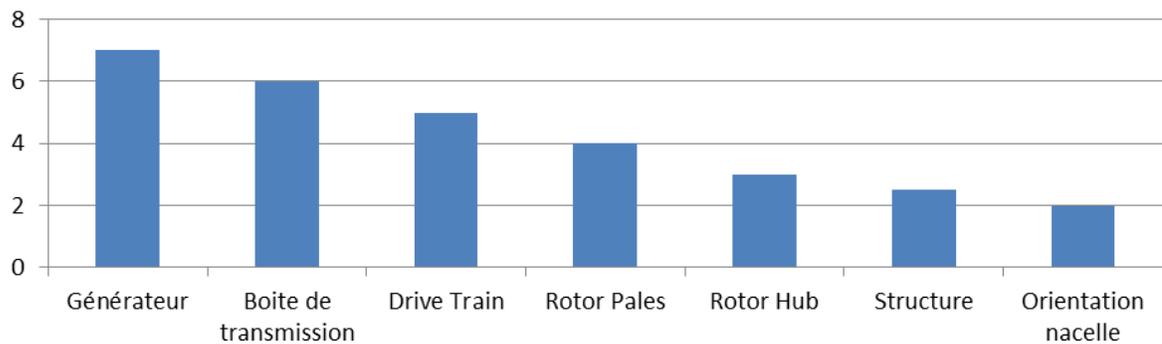


Figure 11: Temps d'arrêt des composants d'éoliennes en Allemagne [32]

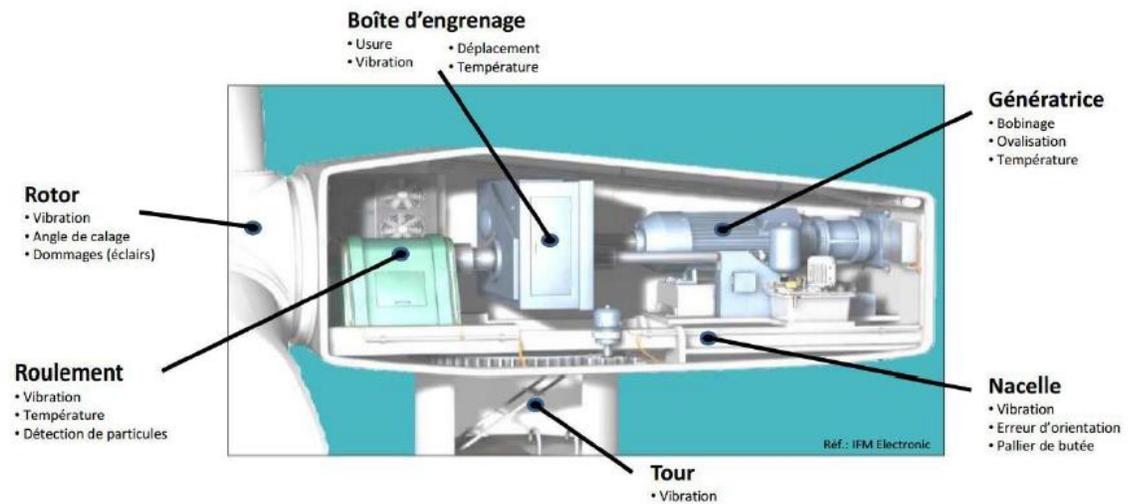


Figure 12: Composantes critiques et type de défaillances communes entre les divers types d'éoliennes [27]

L'analyse des résultats obtenus à partir de ces études montrent que malgré la différence géographique, les conditions d'opération, la capacité de production éolienne, la technologie de fabrication et l'âge des éoliennes, qui sont différentes d'un pays à l'autre, l'ensemble des composantes critiques et le type de défaillances semblent être les mêmes à une différence près. Le générateur et la boîte de transmission sont les plus critiques d'après la majorité des études. Le Tableau 2.1 montre les tendances et les similitudes entre les quatre études effectuées dans les quatre pays différents.

Table 1: Liste comparative des éléments critiques par pays:

Pays	Allemagne	Suède	Finlande	Portugal
Classement des éléments par pourcentage du temps d'arrêt/ l'arrêt total	générateur	Boîte de transmission	Boîte de transmission	générateur
	Boîte de transmission	Système de contrôle	Pales/ pitch	Boîte de transmission
	Drive train	Système électrique	hydrauliques	Rotor/ pales
Classement des éléments par temps d'arrêt	générateur	Drive train	Boîte de transmission	Générateur
	Boîte de transmission	Mécanisme d'orientation	Pales / pitch	Boite de transmission
	Drive train	Boîte de transmission	structure	Rotor/ Pales

. L'analyse de ces résultats vient de confirmer le choix des composantes identifiées comme critiques dans le deuxième chapitre de ce mémoire surtout en ce qui concerne le coût de défaillance, soient : la boîte de transmission, le générateur, le système électrique, le système de contrôle, le drive train, le mécanisme d'orientation de la nacelle, les pales/Pitch et le rotor. Cependant, une classification par ordre de vulnérabilité globale reste nécessaire. D'où l'intérêt d'utiliser des méthodes comme Celle de PIEU.

Dans la partie qui suit, une analyse de criticité des composants ainsi cités sera faite et ceci afin de valider la revue de criticité de ces derniers composants ainsi valider le choix du

roulement de la boîte de transmission comme étant le composant le plus critique qui demande une surveillance continue

2.4 IDENTIFICATION DES SOUS-SYSTEMES CRITIQUES ISSUE DE L'UTILISATION DE LA METHODE PIEU.

2.4.1 Présentation de la démarche suivie

Les besoins en termes de maintenance varient d'un équipement à un autre selon la nature et l'utilisation de chaque composant. Pour se faire, il est important de classer et d'analyser la criticité de chacun des équipements utilisés ou des sous-systèmes constituant le système global à étudier. La criticité est en fait l'indice qui permet de prévoir les conséquences d'un bris ou de la panne d'une installation sur le fonctionnement général de l'entreprise. Elle se mesure à partir de quatre critères qui seront mentionnés ci-dessous.

✓ Premier indice : indice des pannes P

On peut en déduire donc les conséquences techniques et économiques sur l'environnement et la sécurité des personnes et de leurs biens. En d'autres termes obtenir une prévision en cas d'apparition une panne.

✓ Deuxième indice : importance de l'équipement I

Cet indice caractérise l'influence que peut avoir une certaine panne sur la production d'une entreprise ou d'un système donné.

✓ Troisième indice : État de l'équipement E

En effet, le critère E est lié à l'âge du matériel, sa précision, son usure, son implantation (ambiance poussiéreuse, abrité ou non, ...). Il peut se déterminer globalement d'après l'aspect général, l'état des organes de travail, le niveau de "vétusté" et d'obsolescence des équipements de contrôle et commande électrique

L'état de l'équipement est un critère qui peut être déterminé en se basant sur son âge et sa durée d'opération depuis son implantation

✓ Quatrième facteur : taux d'utilisation U

Indique la proportion du temps d'engagement de l'équipement sur le temps total disponible (temps d'ouverture)

Un poids, comportant cinq niveaux différents commençant de 0,1 et allant jusqu'à 4 est associé à chacun des critères mentionnés ci-dessus. Ceci aide à l'évaluation et à la notation de chaque composant. Le tableau suivant repris de [33] , permet d'apprécier les niveaux et d'attribuer ainsi les notes à chaque niveau et ceci en calculant l'indice de criticité global selon la relation suivante :

$$Cr = P * I * E * U \quad (2)$$

Table 2:Grille d'évaluation de la criticité repris de[33]

INDICE/POIDS	0.1	1	2	3
P	Arrêt total de plusieurs jours la production éolienne	Arrêt de plusieurs heures de la production éolienne	Possibilité de produire l'électricité en mode dégradé	Pas de répercussions sur la production
I	Stratégique : pas de composant redondant ; pas de fonctionnement en mode dégradé	Primaire : pas de redondance mais possibilité d'un fonctionnement en mode dégradé	Secondaire : redondance avec capacité limitée	De secours : redondance totale
E	A remettre au rebut	A remettre en état à cout élevé	A remettre en état à faible cout	Quasi neuf
U	Saturé (utilisation>98.5%)	Fort (90 < utilisation < 98.5%)	Moyen (70% < utilisation< 90%)	Faible (utilisation < 70%)

Les équipements sont ensuite regroupés en trois catégories selon la valeur de l'indice global de criticité de chaque équipement :

- ✓ Catégorie A : ($0 < CR < 1$) les équipements sont jugés super critiques
- ✓ Catégorie B : ($1 \leq CR \leq 10$) les équipements sont jugés critiques

✓ Catégorie C : ($10 \leq CR \leq 256$) les équipements sont jugés Banals

Donc les catégories A et B sont prioritaires et nécessitent beaucoup plus d'attention et d'effort que les autres catégories.

La méthode PIEU originale est généralement appliquée sur des équipements de production. Elle sera utilisée dans le cadre de ce travail pour hiérarchiser les sous-systèmes d'un certain équipement.

2.4.2 Résultats de la démarche

Table 3: résultats de la démarche suivie

Équipement	Désignation	Indice P	Indice I	Indice E	Indice U	Criticité CR
1	générateur	0.1	0.1	1	0.1	0.001
2	Boîte de transmission	0.1	1	1	0.1	0.01
3	rotor	2	1	1	1	2
4	Drive train	0.1	1	1	2	0.2
5	Système électrique	1	0.1	1	2	0.2
6	Pales/pitch	0.1	1	2	1	0.2
7	Système de control	2	1	0.1	1	0.2
8	Mécanisme d'orientation de la Nacelle	1	1	2	3	6

Après avoir exposé la méthode PIEU, qui permet de classer les différents composants de l'éolienne mentionnés dans le tableau ci-dessus selon leur criticité : $CR = P \times I \times E \times U$, il est maintenant clair que les deux composants les plus critiques dans la majorité des éoliennes sont le générateur et la boîte de transmission (les roulements).

En tant que mécaniciens, dans le reste de ce travail on s'intéressera plus aux stratégies de maintenances prédictives pour les roulements qui permettent de prévoir la durée de vie utile restante de ces composants et réduire le temps d'arrêt des éoliennes et par conséquent réduire le coût d'exploitation et d'entretien que selon Blanco [34] peuvent être de 20% à 30% du coût total de l'électricité au cours de la durée de vie du projet et ceci parce que les composants de la boîte de transmission qui sont amenés à rencontrer une défaillance lors du fonctionnement sont les roulements en premier ensuite les engrenages. La Figure 7 montre l'arrangement de la boîte de vitesse dans la majorité des éoliennes). Bien que les turbines plus importantes puissent réduire les coûts de l'énergie et de l'énergie par unité de puissance, le coût par défaut augmente en raison du coût combiné associé à la maintenance corrective d'urgence et à la perte de production pendant les temps d'arrêt [35]. En employant une technique de surveillance de l'état adéquate, de nombreux défauts peuvent être détectés et contrôlés dans des conditions opérationnelles. La détection anticipée des défauts naissants empêche les défaillances majeures des composants et permet la mise en œuvre de stratégies de réparation prédictive [36]. Par conséquent, des actions appropriées peuvent être planifiées à temps pour prévenir les défaillances qui, dans le cas de procédures de maintenance correctives, entraîneraient des coûts et des temps d'arrêt significatifs.

2.5 CONCLUSION

Ce chapitre rappelle les principaux composants des éoliennes jugées critiques. Selon la bibliographie, ces composants et les défaillances qu'elles causent sont presque les mêmes

à une différence près malgré la différence des conditions d'opérations et la différence géographique d'un pays à l'autre. Une analyse de criticité par la méthode PIEU a été faite et il a été conclu que le générateur et les roulements de la boîte de vitesse sont les plus susceptibles aux défaillances et causent le plus des temps d'arrêts des éoliennes.

Dans le chapitre qui suit, les différentes stratégies de maintenance dans les parcs éoliens seront discutées et un choix de la stratégie adoptée sera fait afin de prévoir les défaillances dans les roulements à un stade précoce et réduire les couts de maintenance des parcs éoliens.

CHAPITRE 3

GÉNÉRALITES SUR LA MAINTENANCE DES EOLIENNES

3.1 INTRODUCTION

Dans de nombreuses industries, les machines fonctionnent dans des conditions plus ou moins stationnaires. Cependant, les éoliennes souffrent de charges stochastiques puisque la vitesse du vent varie dépendamment des saisons et des jours [2] [3]. Ces charges stochastiques rendent le processus de dégradation assez complexe. De plus, la faisabilité de la maintenance est toujours paralysée par la sévérité des conditions météorologiques surtout dans les milieux nordiques. Les pratiques actuelles d'entretien des parcs éoliens consistent principalement en une maintenance programmée et une maintenance corrective

Selon [4] et [5], l'entretien régulier est dans la majorité des cas effectué au maximum deux fois par an pour une turbine et il y a en moyenne 2,2 défaillances par turbine par an qui nécessitent vraiment une intervention et des réparations majeures. Compte tenu de la tendance actuelle des parcs éoliens à grande échelle et de leur éloignement par rapport aux centres d'exploitation, le coût de ces visites d'entretien est important d'où la motivation d'atteindre une rentabilité accrue en minimisant les temps d'arrêt et les coûts de maintenance.

Grâce à l'avancement de la technologie des capteurs, de nombreux fabricants de turbines ont commencé à installer des équipements de surveillance conditionnelle (CBM), avec de nombreux capteurs au sein des turbines. Avec ces signaux de capteur, on peut vraisemblablement estimer l'état physique de la turbine et prendre des décisions concernant les actions de maintenance à prendre. Par conséquent, les exploitants de parcs éoliens peuvent réduire le nombre de visites inutiles et éviter les défaillances inattendues qui sont parfois catastrophiques.

Les équipements de la maintenance conditionnelle fournissent des informations sur les systèmes et sous-systèmes sous surveillance, mais il ne résolvent pas la question d'incertitude bien comme il faut [6]. Le diagnostic de panne basé sur des mesures de capteur est non trivial du fait que les éoliennes fonctionnent dans des conditions non stables. Souvent, il n'est pas possible de conclure l'état exact d'un composant de turbine. Au lieu de cela, il faut estimer l'état réel dans un sens probabiliste.

Trois facteurs stochastiques doivent être pris en compte dans la modélisation de l'entretien des éoliennes. Le premier facteur est représenté par les conditions météorologiques, qui peuvent limiter les actions de maintenance. Par exemple, sous des vitesses de vent élevées de plus de 20 mètres par seconde (m/s), la montée d'une turbine n'est pas autorisée. Dans des vents de plus de 30 m/s, le site devient inaccessible [7]. D'autre part, les parcs éoliens sont inévitablement situés sur des sites venteux pour maximiser la production d'électricité. Pour cette raison, les actions de réparation ne peuvent pas être effectuées souvent. Dans une étude utilisant une simulation de Monte-Carlo, la disponibilité de l'éolienne reste seulement à 85%-94% dans un parc éolien de 100 unités, situé à environ 35 kilomètres au large des côtes hollandaises [8]. La raison principale de cette disponibilité relativement faible est l'accessibilité médiocre de la ferme, qui est en moyenne d'environ 60%. Dans une autre étude de [4], la disponibilité d'un parc éolien était de 76%

Le deuxième facteur est la réparation des interruptions et des retards. La plupart des réparations liées aux parcs éoliens durent plusieurs jours ou plusieurs semaines. Cette durée relativement longue augmente la probabilité qu'une réparation soit interrompue par des conditions météorologiques défavorables.

Lorsque le temps devient défavorable, l'équipage doit cesser de travailler et attendre que les conditions météorologiques deviennent favorables. Ces retards entraînent des pertes de revenus parce que les éoliennes ne peuvent plus être exploitées tant que les réparations ne sont pas terminées.

Le troisième est un long délai pour l'assemblage des équipes d'entretien et l'obtention de pièces de rechange, ce qui affecte également de manière significative les temps d'arrêt des turbines éoliennes. Par exemple, il peut falloir plusieurs semaines pour que des pièces, comme une boîte de vitesses, soient livrées [9].

3.2 LES STRATEGIES DE MAINTENANCE APPLIQUEES AUX EOLIENNES

La gestion de l'entretien des éoliennes a pris de l'importance avec l'augmentation dans la quantité d'énergie éolienne dans les réseaux électriques et la nécessité de prédire adéquatement la production l'énergie éolienne. Différentes stratégies de maintenance ont été développées et discuté par les chercheurs, qui se concentrent sur l'optimisation du coût de la maintenance. Pour une éolienne individuelle ou pour un parc éolien. Une compréhension approfondie de la fiabilité des éoliennes est hautement souhaitable pour formuler une stratégie de gestion de maintenance optimale. Les installations n'ont pas encore atteint un scénario de fin de vie, ce qui signifie que l'analyse de fiabilité définitive des éoliennes est une tâche difficile. Cette difficulté est également renforcée par le fait que les statistiques d'échecs d'éoliennes ne sont pas disponibles librement. En l'absence de données requises pour des prévisions de fiabilité précises, les seules sources sont les publications qui présentent des données sur les pannes dans les éoliennes. Dans [28] les statistiques d'échec pour les éoliennes suédoises entre les années 1997-2005 ont été publiées. C'était l'une des premières publications sur les statistiques sur les pannes éoliennes; L'industrie ne publie généralement pas de données similaires. Dans [35], des bases de données publiques de l'Allemagne et du Danemark ont été présentées avec des résultats d'analyse de fiabilité à un niveau de sous-assemblage.

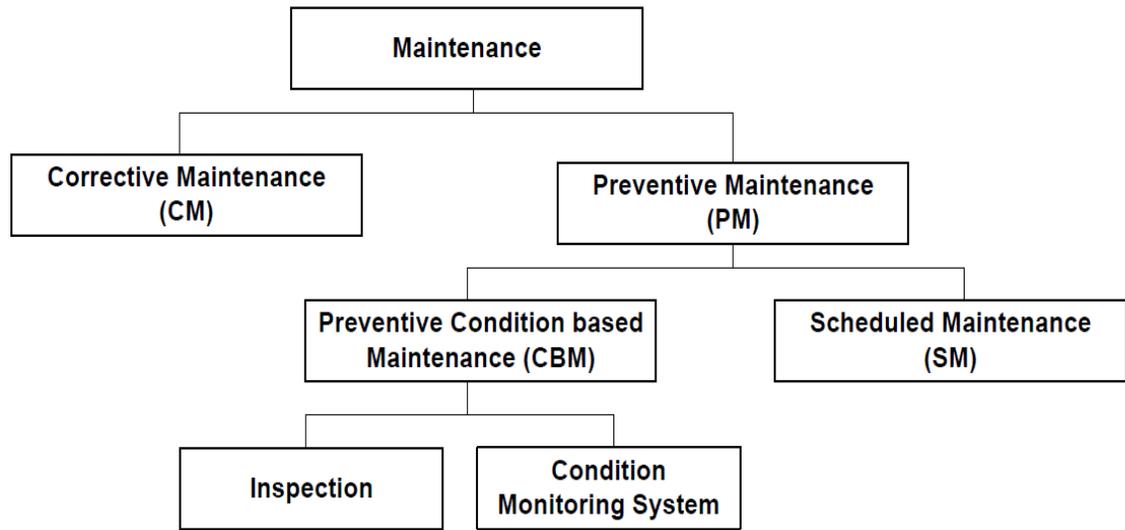


Figure 13: Les différents types de maintenance[37]

3.2.1 La maintenance corrective

On appelle ce type de maintenance « réparation » et elle est effectuée après la défaillance d'un composant. L'objectif de la maintenance corrective est la remise de composant en état de fonctionnement dès que possible, soit en réparant ou en remplaçant le composant défaillant [38].

Utiliser uniquement l'entretien correctif est rarement une bonne solution. Cela signifie que vous exploitez l'équipement jusqu'à ce qu'une panne se produise. Avec une stratégie de dépannage, l'entretien préventif est réduit au minimum et le système fonctionnera jusqu'à ce qu'une défaillance majeure d'un composant se produise, ce qui entraînera un arrêt de l'éolienne. Cette stratégie est risquée, étant donné que les défaillances de composants relativement petits et imparfaits peuvent entraîner de graves dommages indirects. Un autre aspect d'une telle stratégie est que la plupart des défaillances de composants sont susceptibles d'être liées à la condition de charge réelle de l'éolienne et est également susceptible de se produire pendant des conditions de charge élevée. Cela signifie que l'arrêt de la turbine est lié à de fortes périodes de vent. Les temps d'arrêt dans ces périodes entraîneront une perte de production plus élevée. Si les éoliennes sont

« offshore » c'est-à-dire le parc est dans la mer, l'accessibilité est susceptible d'être mauvaise pendant les périodes de vent élevé [39].

Un autre inconvénient de cette stratégie est que lorsque la réparation est nécessaire, le temps d'arrêt peut être considérable, car la logistique devient plus compliquée et les délais de livraison pour les pièces de rechange peuvent être longs. Une telle stratégie minimise le coût de réparation et d'entretien pendant le fonctionnement. Sans connaissance de la conséquence d'une défaillance jusqu'à ce qu'elle se produise, il est impossible de calculer les coûts des remplacements. La durée de vie du composant est imprévisible et une fois que le composant tombe défectueux, une évaluation du coût et la durée de vie peut être faite [40].

3.2.2 La maintenance préventive

La maintenance préventive est effectuée régulièrement pour retarder les défaillances ou pour éviter des défaillances ou des bris inattendus. Il existe deux types de maintenance préventive : la maintenance planifiée et la maintenance conditionnelle. Ce qui diffère entre ces deux est la façon de décider quand effectuer l'opération de maintenance.

3.2.2.1. La maintenance planifiée

La maintenance planifiée signifie que l'entretien préventif est effectué conformément à un calendrier bien établi par une équipe de maintenance. Le calendrier de l'entretien préventif peut être basé sur les unités de temps (les jours) ou sur l'âge. La maintenance basée sur le temps signifie que l'entretien préventif est effectué à des heures précises du calendrier et que l'entretien basé sur l'âge signifie que l'entretien est effectué lorsqu'un composant atteint un certain âge. L'âge est calculé généralement quand le système est en fonctionnement [41].

L'entretien préventif effectué à intervalles réguliers devrait être conçu pour réduire la probabilité des défaillances, le système sera inspecté et entretenu périodiquement. Les composants qui montrent d'abord l'usure et la fatigue seront maintenus et remplacés. Ce type de

stratégie d'entretien signifie que les composants exposés à l'usure seront remplacés régulièrement même s'ils ne sont pas en fin de vie [39].

3.2.2.2. La maintenance conditionnelle

La maintenance conditionnelle est un type de maintenance préventive qui est basée sur la surveillance des paramètres du système. Avec ce type de maintenance préventive, l'équipement de surveillance recueille les données de la machine. La surveillance de l'état peut être programmée, sur demande ou en continu. Les données collectées d'une telle machine peuvent indiquer si la maintenance est requise ou pas avant la défaillance. La maintenance est déclenchée lorsqu'une variable de condition approche ou dépasse une valeur de seuil. Lorsque cette condition est atteinte, le composant doit être maintenu ou remplacé. Dans [39], on trouve des exemples de variables qu'un système de surveillance peut suivre le comportement au cours du temps comme les vibrations, la température, le nombre de particules dans l'huile lubrifiante, etc.

La capacité de surveiller l'état des composants facilite la planification de la maintenance avant qu'une défaillance se produise et minimise les temps d'arrêt et les coûts de réparation. Les composants seront utilisés plus près de leur durée de vie et la coordination des pièces de rechange sera facile. Un autre avantage de la mise en place d'un système de surveillance est que les tendances et les données statistiques telles que le temps moyen avant la défaillance peuvent être fournies [40]. Les données statistiques du système de surveillance sont importantes pour obtenir des données fiables pour la durée de vie résiduelle des composants du système. Avec des données spécifiques au site, la prédiction du temps restant pour les composants peut être plus précise.

3.2.2.3. Exemples de systèmes de surveillance des éoliennes

Pour identifier à la fois les techniques de surveillance existantes et les défis de la détection précoce, du diagnostic et du pronostic à travers les systèmes de surveillance de l'état d'une éolienne, il est indispensable d'identifier les systèmes disponibles qui collectent et rassemblent les données pour l'analyse. La surveillance de l'éolienne est essentielle pour diverses raisons, en règle générale les propriétaires de parcs éoliens voudront utiliser les données recueillies pour

s'assurer que leurs turbines fonctionnent correctement et génèrent des revenus. Les exploitants souhaiteront exploiter les données pour réduire les coûts d'entretien et les fabricants d'équipement d'origine utiliseront généralement les données à des fins de garantie [42]. Ainsi, différents systèmes de surveillance de condition existent sur une éolienne.

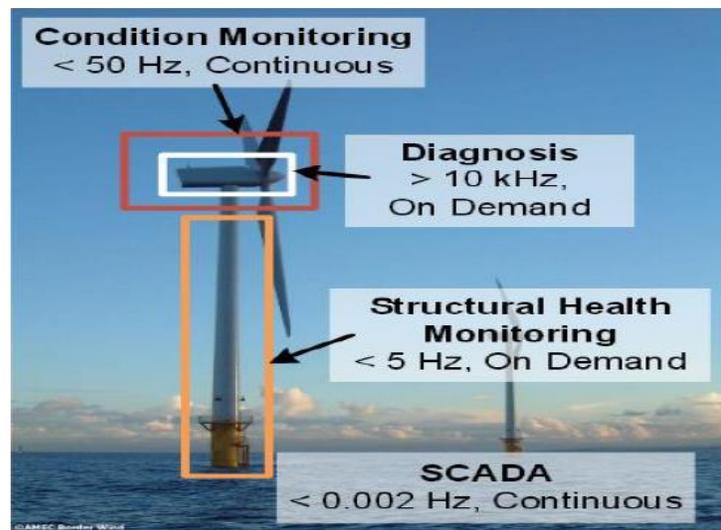


Figure 14: Les systèmes de surveillance des éoliennes [42]

3.2.2.3.1. Le système de contrôle et d'acquisition de données SCADA

Le système de contrôle et l'acquisition de données (SCADA) est le système de surveillance le plus utilisé sur une éolienne. Les données sont collectées à basse fréquence. Typiquement, il s'agit d'un échantillon par 5 minutes ou par 10 minutes, bien que les systèmes utilisant des systèmes SCADA à 1 échantillon aux 10 secondes soient mentionnés dans la littérature [43].

Les données SCADA contiennent typiquement des données relatives au fonctionnement général de la turbine et regroupent et intègrent souvent des signaux provenant de divers capteurs afin que les rapports puissent être effectués de manière holistique. Comme plusieurs sous-ensembles sont connectés au système SCADA, de nombreux signaux différents sont collectés. Par exemple, en [44] il est indiqué que les informations météorologiques (telles que la vitesse du vent, la direction du vent, l'humidité et la température ambiante) sont collectées avec les

informations de fonctionnement de la turbine (comme la puissance et la vitesse du rotor). En fait, il faut noter que les systèmes SCADA ne sont pas parfaits. D'après la revue, il y a des rapports cohérents de diverses questions qui se sont produites. Ceux-ci ont été explorés en [44] et les auteurs ont identifié quelques problèmes de ces systèmes; citons par exemple le manque de données pendant certaines périodes ou l'impossibilité à lire le signal provenant d'un capteur, etc.

3.2.2.3.2. Système de surveillance à haute fréquence

Le deuxième système d'acquisition de données sur l'éolienne diffère du système SCADA qui collecte les données à basse fréquence. Ce système de surveillance à haute fréquence utilisé sur les éoliennes - comme son nom l'indique - recueille des données à une fréquence beaucoup plus élevée. En tant que tel, ce système est employé dans des situations où les données SCADA ne sont pas capables de fournir la granularité de l'analyse requise. Ils sont souvent utilisés conjointement avec le système de diagnostic à haute fréquence à la demande pour permettre une prise de décision efficace. Deux systèmes distincts de haute fréquence existent; des systèmes de surveillance d'état qui enregistrent typiquement des données à 50 Hz, et d'autre part des diagnostics à la demande qui sont disponibles jusqu'à 50 kHz.

Bien que le système haute fréquence ait une fréquence d'acquisition de données supérieure à celle du système SCADA, il est inférieur à celui du système de diagnostic à la demande. Cela permet d'évaluer les données à plusieurs niveaux de granularité. Ceci est essentiel sur les actifs critiques tels que les éoliennes, où la gestion de l'actif est effectuée à distance. En ayant des données disponibles à des fréquences différentes, de nombreuses techniques peuvent être utilisées afin de valider et de vérifier les modes de dégradation et de défaut potentiels. En règle générale, le système SCADA avertira l'opérateur qu'un problème potentiel s'est posé, ce qui sera ensuite exploré à l'aide du système de surveillance des conditions à haute fréquence (High Frequency Condition Monitoring System). Si le défaut potentiel ne peut pas être prouvé ou discrédité, le système de diagnostic à la demande est utilisé.

3.2.2.3.3. Système de diagnostic à la demande

Le troisième système d'acquisition de données sur l'éolienne est celui du diagnostic à la demande. En raison des fréquences élevées utilisées par le système de diagnostic (jusqu'à 50 kHz), ces données sont disponibles sur demande et ne sont pas stockées en mode hors connexion pour une analyse rétrospective. Cela est dû aux exigences élevées de bande passante et de stockage imposées par la fréquence des données. Les données de surveillance de conditions de fréquence relativement faibles (50 Hz) sont typiquement collectées et stockées pour analyse. Cela pose de nombreux défis. Comme ces données sont recueillies sur une base secondaire, ces données deviennent rapidement ingérables et difficiles à traiter. Une heure de données SCADA contiendra 6 points de données, alors qu'au cours de la même période, 180 000 points de données de 50 Hz auront été enregistrés [45]. Cela rend difficile l'identification du développement et de la propagation des défauts en raison de la complexité informatique des différents algorithmes utilisés pour l'analyse. A titre de comparaison, au cours de la même période, 180 000 000 points de données de 50 kHz de données de diagnostic auraient été enregistrés. Un système de surveillance de l'état des éoliennes à haute fréquence enregistrant des données à 50 Hz nécessite environ 2 To de stockage par mois [45]. En tant que tel, effectuer l'analyse simultanément à travers une ferme entière de turbines exige des quantités substantielles de données, des algorithmes efficaces et à la fois un résultat final fiable et actionnable. Un exemple typique des données haute fréquence collectées à partir du roulement à rouleaux est présenté dans la Figure 15.

L'acquisition de données à haute fréquence permet une analyse qui n'est pas réalisable à travers des données SCADA. Par exemple, si des données d'accéléromètre ou d'émission acoustique sont disponibles pour l'analyse des roulements, à l'aide de ces données il serait possible d'effectuer le diagnostic de types de défaut spécifiques et d'identifier l'emplacement et la gravité du défaut en utilisant différentes techniques.

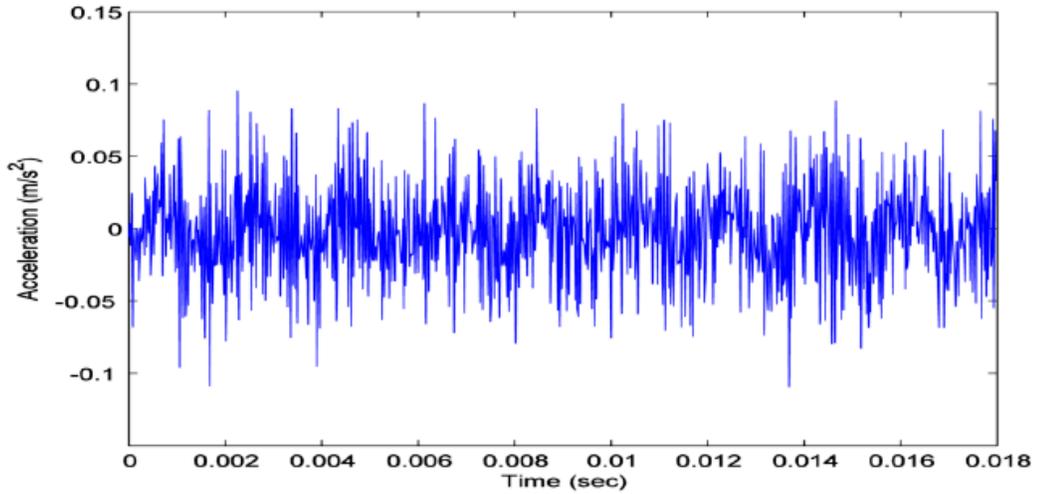


Figure 15: Données typiques d'un roulement à rouleaux à haute fréquence [46]

3.2.2.3.4. Surveillance des structures

Le quatrième système de surveillance des éoliennes est celui de surveillance de la santé des structures. Les éoliennes offshore, en raison de leur taille, utilisent généralement des techniques de surveillance de l'état pour assurer l'intégrité structurelle de l'éolienne. Le plus souvent, le système de surveillance de la santé de la structure est utilisé pour aider à déterminer les défauts de la structure ou de la fondation de la tour d'éoliennes, comme ceux causés par les rafales de vent et les vagues [47].

En raison du développement lent et de la propagation de ces défauts - la loi de Paris peut être utilisée pour déterminer et prédire la croissance de taille de fracture [48] - la surveillance continue n'est pas requise, et comme tel, ces systèmes sont généralement disponibles à la demande avec des données non stockées pour analyse rétrospective. Les données sont généralement acquises à 5 Hz [42].

3.2.2.3.5. Systèmes commercialement disponibles et autres techniques

En raison des avantages qui peuvent être obtenus en utilisant les équipements de surveillance et de collecte de données, diverses solutions sont disponibles dans le commerce pour fournir cette fonctionnalité. Une étude menée pour le consortium SuperGen Wind [49] a effectué un examen approfondi des systèmes de surveillance à haute fréquence disponibles dans le commerce [50] et ils ont trouvé que :

- ✓ Il existe un système de surveillance des vibrations des pales des éoliennes
- ✓ Deux systèmes existent pour mesurer la déformation des fibres optiques des pales d'éoliennes.
- ✓ Il existe trois systèmes de surveillance des débris d'hydrocarbures.
- ✓ Quatorze systèmes existent pour la surveillance du « drive train » basés sur des analyses vibratoires.

3.2.3 Comparaison des différents types de maintenance

Le tableau 3 présente quelques avantages et inconvénients pour les différentes méthodes de maintenance appliquées à l'énergie éolienne.

Table 4: comparaison des différentes méthodes de maintenance [51]

Méthode	Avantages	Désavantages
Maintenance corrective	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Bas coût de maintenance lorsque l'équipement est en opération ✓ Les pièces sont utilisés presque jusqu'à la fin de leur vie 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Risque élevé de dommages consécutifs entraînant des temps d'arrêt importants. ✓ Aucune planification de maintenance n'est possible. ✓ La logistique des pièces de rechange est compliquée. ✓ Des délais de livraison longs pour les pièces
Maintenance préventive	<ul style="list-style-type: none"> ✓ La maintenance peut être planifiée ✓ Faible temps d'arrêt ✓ Logistique des pièces de rechange facile 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Les composants ne seront pas utilisés pour une durée de vie maximale. ✓ Les coûts d'entretien sont plus élevés par rapport à la maintenance corrective.
Maintenance conditionnelle	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Les composantes seront utilisées jusqu'à la fin de leurs vie ✓ Le temps d'arrêt prévu est faible ✓ Les taches de maintenance peuvent être bien planifiées ✓ La logistique des pièces de rechange est facile, car un défaut peut être détecté tôt dans le temps 	<ul style="list-style-type: none"> ✓ La durée de vie restante des composants est presque connue à une erreur près. ✓ Un effort important pour le matériel de surveillance des conditions est requis. ✓ Il est difficile d'identifier les seuils de condition appropriés. ✓ Pas un marché mature pour les systèmes de surveillance de l'énergie éolienne.

D'après [51], le type de maintenance le plus adéquat pour prévoir les bris et les défaillance à un stade précoce est la maintenance conditionnelle ce qui permet aux opérateurs des parcs éoliens de bien planifier leur taches de maintenance lors des interventions aussi bien gérer la logistique de pièces de rechange et par conséquent réduire les temps d'arrêts des éoliennes ce qui reflète une réduction des prix de maintenance et du cout de production de l'énergie éolienne. La maintenance conditionnelle est un type de maintenance préventive qui est basée sur la surveillance des paramètres du système. Dans [39], on trouve des exemples de variables qu'un système de surveillance peut suivre le comportement au cours du temps comme les vibrations, la température, le nombre de particules dans l'huile lubrifiante, etc. La surveillance de l'état peut être programmée, sur demande ou en continu. Les données collectées d'une telle machine peuvent indiquer si la maintenance est requise ou pas avant la défaillance.

Mais quelle est la variable la plus indicative sur l'état de santé des roulements?

3.3 SURVEILLANCE DES ROULEMENTS

Un roulement est un élément mécanique qui supporte la charge et permet un mouvement relatif entre deux parties, tels que l'arbre et le boîtier, avec un minimum de frottement. Ils sont les composants les plus communs que l'on trouve dans les machines de rotation et jouent un rôle important dans le bon fonctionnement de ces machines.

La présence de défauts dans les roulements entraîne de fortes vibrations des machines tournantes. La détection rapide de ces défauts et l'estimation de la durée de vie résiduelle sont les sujets de préoccupation pour les chercheurs parce que les défaillances brutales des roulements peuvent causer un mauvais fonctionnement de l'ensemble du système, ou un arrêt, ce qui se traduit par une perte économique. Ainsi, pour les dernières décennies, la maintenance conditionnelle (Condition Based Maintenance) a fait l'objet de recherches approfondies pour les ingénieurs et les chercheurs. La détection de défauts, le diagnostic et le pronostic sont les trois piliers de la maintenance conditionnelle. La détection consiste à savoir qu'un dommage est survenu au roulement, tandis que le diagnostic est une détermination de l'emplacement et du type de la défaillance, alors que le pronostic implique l'estimation de la durée de vie restante (Remaining Useful Life) du roulement endommagé et l'étude des modes de défaillance. Un objectif important de la maintenance conditionnelle est de prédire l'état de la machine ou de la durée de vie utile restante (RUL) au lieu de son temps de service, ce qui conduit à l'utilisation prévue de la machine, la réduction des temps d'arrêt et l'amélioration de la sécurité opérationnelle [52]. Les roulements à éléments roulants sont parmi les composants mécaniques les plus critiques des machines tournantes et nécessitent par conséquent une surveillance attentive dans une politique de maintenance prédictive. Dans beaucoup de secteurs, l'analyse vibratoire s'est imposée comme une méthode de surveillance attractive étant donné sa faible intrusion et sa capacité à réagir de manière précoce à l'apparition de défauts typiques. Aujourd'hui, alors que les prémises de l'analyse vibratoire remontent à plus de 40 ans, le nombre de publications sur le sujet ne cesse d'augmenter exponentiellement [52].

3.3.1 Les techniques de surveillance

La surveillance d'un ou plusieurs équipements d'une machine peut être vérifiée en analysant à des périodes de temps bien définies, l'indicateur de dégradation de performance. On retrouve plus d'une technique pour réaliser ces analyses : l'analyse vibratoire, l'analyse des lubrifiants, la thermographie, l'émission acoustique, la ou les variations de la résistance au sein d'un circuit électrique.

Les machines étudiées ainsi que les défaillances qu'on souhaite détecter, nous permettent de bien définir le choix de l'indicateur. Un indicateur de type vibratoire par exemple nous permet de retrouver les défaillances au niveau des machines tournantes. Afin de le réaliser, on a donc recours à l'établissement d'une courbe d'évolution de cet indicateur au cours du temps. Sur cette dernière on définit les différents seuils qui correspondent à une alarme, un niveau d'alerte et les niveaux de défaillances. Ces différents niveaux sont définis par les anciennes expériences réalisés où on se fiant à certaines normes ; pour définir les différents seuils au niveau des roulements on a recours aux abaques de sévérité vibratoire.

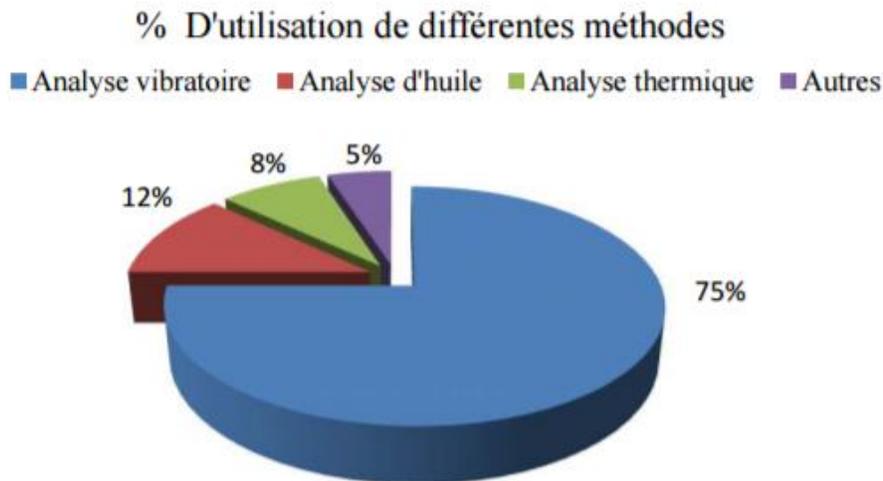


Figure 16: Différentes méthodes d'analyse [53]

✓ L'analyse vibratoire : ce type d'analyse est le plus utilisé en industrie [54] car adapté aux systèmes mécaniques et aux machines industrielles en fonctionnement. En fait, cette méthode est la plus populaire vu sa capacité à détecter la majorité des défauts qui peuvent apparaître dans les différentes machines industrielles tournantes.

✓ L'analyse d'huile : cette analyse peut être appliquée à toute machine qui contient un fluide de lubrification. En fait, cette analyse consiste à analyser un échantillon du fluide de lubrification déjà prélevé afin de déduire l'état de santé actuel et futur de l'équipement.

✓ La thermographie infrarouge : Cette technique, la moins utilisée dans la surveillance des équipements ou machines tournantes permet de faire des mesures de loin, ce qui permet l'obtention d'une image thermique de la zone surveillée. L'avantage de cette technique est la détection des défauts qui apparaissent suite à un échauffement anormal de l'équipement surveillé.

✓ L'analyse acoustique : Ce type d'analyse autorise une surveillance continue des équipements et permet de détecter l'apparition de défauts audibles et ceci à travers des microphones placés à distance de l'équipement à surveiller.

✓ Le contrôle par ultrasons : permet la détection des défauts de petites amplitudes à des fréquences élevées tels que l'initiation de la dégradation d'un roulement [53].

3.3.2 Choix d'une technique d'analyse

Chaque technique d'analyse a son champ d'application préféré :

L'analyse vibratoire, dans une plage de fréquences bien déterminées, convient à différentes défaillances liées à la structure de la machine et à la cinématique (dans la plupart des cas elle se situe entre quelques Hz et plusieurs dizaines de kHz). Elle peut ainsi couvrir les principaux défauts liés aux roulements, une fois le seuil de 20 kHz dépassé il faudrait utiliser le contrôle par ultrasons ou par émissions acoustiques.

Quant à l'analyse acoustique, cette dernière se limite à la détection de bruits au niveau des fréquences audibles. Par contre, lorsque la dégradation du roulement se présente à cette fréquence il est trop tard pour pouvoir intervenir.

On retrouve aussi l'analyse d'huile qui se définit par les analyses des particules présentes dans le fluide, permettant la détection d'une usure anormale d'un ou plusieurs organes. Elle est utilisée dans le cas des machines où la qualité de l'huile est primordiale et lorsque l'analyse des débris d'usure est assez significative [54].

Table 5: Principaux avantages et inconvénients des différentes méthodes d'analyse

	Principaux avantages	Principales limitations	Champ d'application privilégié
Analyse vibratoire	<ul style="list-style-type: none"> -détection de défauts à un stade précoce -possibilité de réaliser un diagnostic approfondi -autorise une surveillance continue -permet de surveiller l'équipement à distance 	<ul style="list-style-type: none"> -spectres des fois difficiles à interpréter -dans le cas de la surveillance continue, le cout d'installation est élevé 	<ul style="list-style-type: none"> -détection des défauts de tous les organes cinématiques de la machine
Analyse d'huile	<ul style="list-style-type: none"> -détection d'une pollution anormale du lubrifiant avant d'entraîner une usure ou une pollution - possibilité de connaître l'origine de l'anomalie par analyse des particules 	<ul style="list-style-type: none"> - ne permet pas de localiser précisément le défaut - nécessite de prendre plusieurs précautions dans le prélèvement de l'échantillon 	<ul style="list-style-type: none"> - contrôle des propriétés physico-chimiques du lubrifiant, détection d'un manque de lubrifiant, analyse des éléments d'usure
Thermographie IR	<ul style="list-style-type: none"> -permet de réaliser un control rapide de l'installation -interprétation immédiate des résultats 	<ul style="list-style-type: none"> -détection des défauts à un stade moins précoce que l'analyse vibratoire -contrôle limité à ce que voit la caméra 	<ul style="list-style-type: none"> -détection de tous les défauts engendrant un échauffement (manque de lubrification en particulier)
Analyse acoustique	<ul style="list-style-type: none"> -permet de détecter l'apparition des défauts audibles. -autorise une surveillance continue 	<ul style="list-style-type: none"> -Sensibilité au bruit ambiant -diagnostic souvent difficile -problèmes de répétabilité des mesures 	<ul style="list-style-type: none"> -détection d'un bruit inhabituel pouvant ensuite être analysé par une analyse vibratoire

Afin de quantifier la gravité des pannes et des défauts des roulements, la technique de surveillance utilisée ne doit pas se limiter seulement à la détection des défauts, mais aussi à la réalisation d'un pronostic et d'un diagnostic approfondi qui permet la localisation des pannes et des bris et calculer la durée de vie restante du roulement. L'analyse vibratoire est une technique permettant la réalisation de ce pronostic et ce diagnostic [54]. Pour ce faire, dans ce travail on va utiliser une analyse vibratoire pour élaborer un modèle de pronostic qui permet la prédiction de la durée de vie résiduelle d'un roulement d'une boîte de vitesse d'une éolienne. Ce type de modèle nécessite d'étudier les contenus fréquentiels des signaux à l'aide des outils de traitements de signaux qu'on va voir dans le chapitre suivant dans le choix des indicateurs vibratoires.

3.4 VIBRATIONS DES ROULEMENTS

Une bonne conception au niveau pratique, produit de faibles niveaux vibratoires au niveau d'une machine tournante. Par contre, au cours du temps, la machine devient de plus en plus vieille, ses principales fondations travaillent encore plus, ses pièces commencent à se déformer et deviennent de plus en plus usées, ce qui entraîne aussi un changement au niveau des propriétés mécaniques : Les arbres se désalignent, les paliers s'usent, les rotors se déséquilibrent, les courroies se détendent, les jeux augmentent. Ces facteurs développent donc une hausse de l'énergie vibratoire excitant ainsi les résonances et ajoutant une charge dynamique considérable aux différents paliers. Lors de cette campagne de mesure des vibrations on enregistre les informations recueillies qui sont porteuses des principales caractéristiques des composants mécaniques de la machine analysée. Grâce à cette analyse, il est possible donc de détecter et localiser les principaux éléments défectueux. Quand un certain seuil de vibration limite est atteint, on peut estimer la durée de vie du composant ainsi que les conditions de son fonctionnement à partir de la loi d'endommagement [53].

3.4.1 Capteurs de vibrations

Comme pour tous les transducteurs, les accéléromètres piézoélectriques convertissent une forme d'énergie en une autre et fournissent un signal électrique en réponse à une quantité, une

propriété ou une condition mesurée. En utilisant la méthode de détection générale sur laquelle tous les accéléromètres sont basés, l'accélération agit sur une masse sismique qui est retenue par un ressort ou suspendue sur un faisceau en porte-à-faux et convertit une force physique en un signal électrique. Avant que l'accélération puisse être convertie en une quantité électrique, elle doit d'abord être convertie en force ou en déplacement. Cette conversion se fait via le système masse ressort. La façon avec laquelle le capteur est fixé sur la structure peut influencer la qualité du signal recueilli, Il peut être soit vissé à la même structure, soit vissé sur une embase collée, magnétique pour les structures ferriques, ou accolé avec une pointe touche. Cette fixation joue un rôle vital sur le résultat des mesures recueillis, et la largeur de bande peut s'en trouver affectée [55].

Il reste toujours préférable d'utiliser des embases collées (cyanoacrylate de méthyle) pour que la fiabilité et la reproductibilité des mesures soient efficaces même en basse fréquences de 0 à 7 kHz. L'accéléromètre doit être planté sur des endroits (pas toujours abordables) de la structure où la mobilité est au niveau maximale pour la bande de fréquences étudiée [56]. Actuellement, il est toujours préférable de placer le capteur le plus près possible du composant à étudier, ainsi avec une distance et un contact limité le signal sera de moins en moins perturbé.

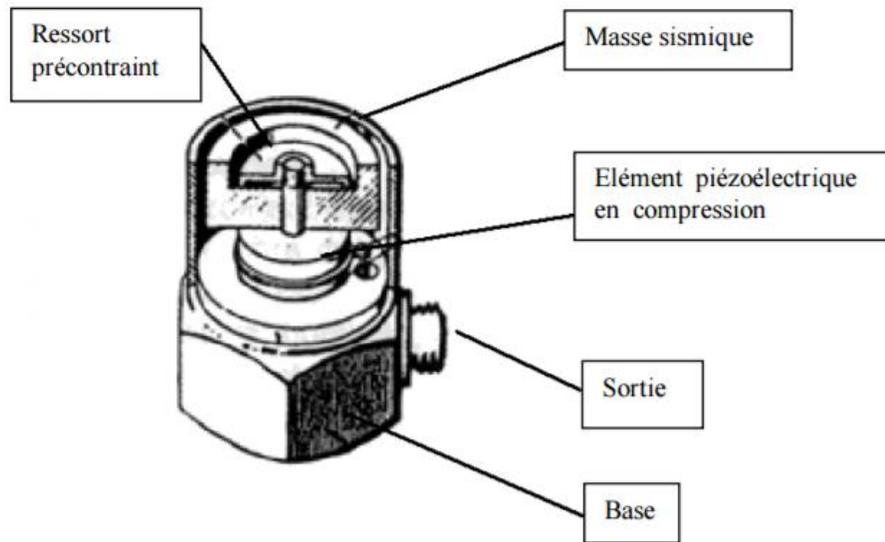


Figure 17: Accéléromètre piézoélectrique [57]

3.4.2 Chaîne et matériel d'acquisition

Une bonne surveillance ne peut avoir lieu sauf si les outils de mesure sont en correspondance avec les caractéristiques vibratoires fournies par les machines et si les données recueillies sont en adéquation avec les outils de post-traitement qui doivent rendre plus facile le diagnostic [53]. Il est nécessaire de posséder un matériel d'analyse des vibrations qui doit contenir : des capteurs, conditionneur, pot vibrant, analyseur et programme d'analyse modale, en plus de la structure à étudier.

La Figure 18 représente la chaîne d'acquisition de données lors de la surveillance d'un roulement.

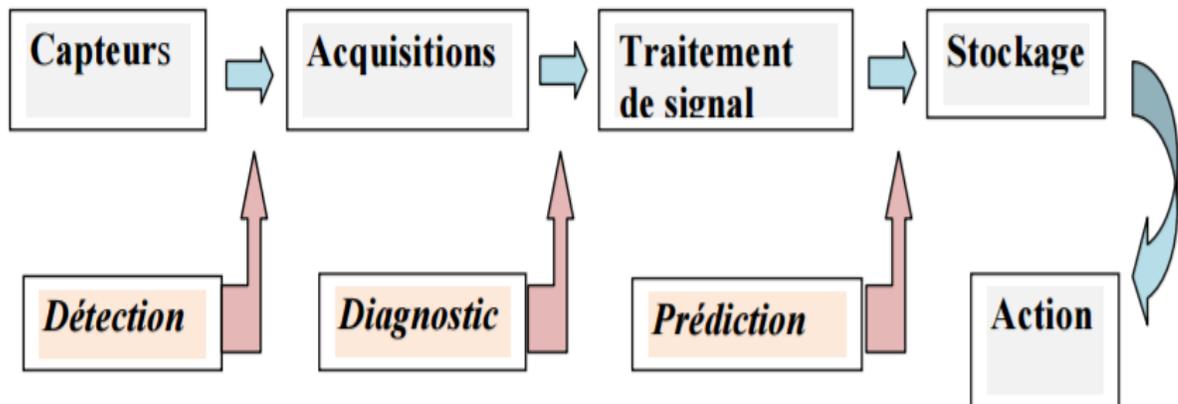


Figure 18: Chaîne et matériel d'acquisition [53]

Les capteurs doivent être placés sur un certain nombre de points choisis judicieusement, c'est à dire le plus proche possible des sources de vibrations et dans une direction donnée.

Dans ce travail, quatre capteurs de vibrations seront utilisés pour la surveillance d'un roulement d'une éolienne, ces derniers étaient placés sur la cage, la bague intérieure, la bague extérieure et une des billes du roulement.

3.4.3 Le diagnostic

La réussite des approches de la maintenance conditionnelle revient aux robustesses et la fiabilité des capacités de diagnostic des pannes. Les algorithmes de diagnostic des défauts sont conçus pour détecter les performances du système, surveiller les niveaux de dégradation et identifier les défauts (défaillances) basés sur les changements de propriétés physiques, à travers des phénomènes détectables [58]. Idéalement, ces systèmes identifieront également le sous-système spécifique et ou le composant en panne, ainsi que le mécanisme de défaillance spécifique qui s'est produit.

Les capacités de diagnostic des défauts sont en développement depuis plus de 50 ans dans différents domaines d'application. Certaines des premières capacités de diagnostic des

pannes ont été développées sous forme d'équipement d'essai intégré pour les avions de première génération [58]. Durant la période d'intervention, des développements continus et des améliorations dans la puissance de l'ordinateur et les capacités de stockage de données ont été rétablis dans le développement continu de capacités de diagnostic de pannes plus complexes. De telles capacités ont continué à s'améliorer de telle sorte que, dans de nombreux domaines d'application, il est souvent possible d'identifier la présence de conditions de défaut initiales qui se produisent avant la panne de l'équipement. De telles capacités permettent au personnel d'entretien d'éviter les défaillances catastrophiques et de réduire le temps d'arrêt global de l'équipement. En outre, de telles capacités ont poussé les utilisateurs à développer des capacités au-delà des capacités de diagnostic des pannes, à savoir les capacités de pronostic.

Le terme diagnostic de panne est généralement utilisé pour décrire un large éventail de tâches. Les définitions bien définies et acceptées pour les différentes tâches couvertes par le terme diagnostic de panne ne sont pas encore normalisées, cependant, dans la communauté de la maintenance conditionnelle, les termes suivants deviennent des définitions acceptées [58]:

✓ Le diagnostic de défaillances concerne la détection, l'isolement et l'identification d'une condition de panne imminente ou inattendue dans un système. Le terme défaillance implique que le système en observation reste opérationnel, mais ne peut pas continuer à fonctionner sans une intervention d'entretien.

✓ Le diagnostic de défaillance concerne la détection, l'isolement et l'identification d'un système qui a cessé de fonctionner.

3.4.4 Pronostic des roulements PHM

Selon l'Organisation Internationale de Normalisation [52], le pronostic des défaillances correspond à « l'estimation du temps restant pour une défaillance et le risque pour un ou plusieurs actuels et futurs modes de défaillance ». Il est l'art ou l'acte de prédire les conditions futures sur la base des signes et symptômes présents. La mise en œuvre du système de pronostic se traduit par un programme d'entretien optimal. En fait, le pronostic des roulements consiste à

anticiper la date d'une défaillance et ceci en prédisant l'état de santé future d'un roulement et sa durée de vie résiduelle [59]. La plupart des recherches liées à la maintenance conditionnelle sont principalement axées sur le diagnostic des défaillances. Le pronostic est un nouveau domaine de recherche et il y a un large champ d'application pour développer des méthodes, des outils et des applications pour un système pronostique efficace. Bref, on peut dire que le PHM (Pronostic and Health Management) est une discipline de science de l'ingénieur focalisée sur la détection, la prédiction et le management de l'état de santé des systèmes complexes. Cette discipline est transversale aux domaines de l'instrumentation, du traitement de données et des signaux, de la surveillance des systèmes jusqu'au développement d'un processus d'aide à la décision. L'objectif de cette discipline est d'optimiser le compromis de disponibilité d'un système tout en assurant la sécurité des biens et des personnes par une utilisation de la maintenance industrielle de manière adéquate.

Bien que le pronostic des défaillances est un nouveau domaine de recherche, mais pas un concept nouveau et a été abordée dans un grand nombre de publications sur plusieurs années. Il existe différents types d'indicateurs vibratoires des roulements qu'on va aborder au chapitre suivant.

3.5 CONCLUSION

Ce chapitre rappelle les différents types de maintenance existants pour l'entretien des parcs éoliens et conclut que la maintenance conditionnelle est la meilleure solution afin de surveiller l'état de santé des roulements qui étaient jugés critiques dans le chapitre précédent, prévoir leurs dégradations futures et par conséquent calculer leurs durées de vie restantes en se basant sur une analyse vibratoire.

Les techniques employées actuellement dans la majorité des recherches, selon la bibliographie, sont basés sur l'utilisation de descripteurs de signaux afin d'obtenir les meilleurs indicateurs vibratoires. Dans le chapitre suivant, on choisit l'indicateur le plus adéquat pour élaborer un modèle de pronostic capable d'estimer la durée de vie résiduelle d'un roulement d'une boîte de vitesse d'une éolienne.

CHAPITRE 4

PRONOSTIC DES ROULEMENTS

4.1 INTRODUCTION

Au cours des dernières années, une quantité considérable de recherches a été menée pour élaborer des modèles de pronostic qui peuvent être utilisés pour prévoir la durée de vie utile des actifs d'ingénierie. Les mises en œuvre par l'industrie n'ont eu qu'un succès limité. Par définition, les modèles sont soumis à des hypothèses et à des approximations spécifiques, dont certaines sont mathématiques, alors que d'autres se rapportent à des problèmes de mise en œuvre pratique tels que la quantité de données requises pour valider et vérifier un modèle proposé. Par conséquent, une sélection de modèle appropriée pour une mise en œuvre réussie nécessite non seulement une compréhension mathématique de chaque type de modèle, mais aussi une appréciation de la façon dont une entreprise a l'intention d'utiliser un modèle et ses extrants.

Le pronostic d'ingénierie est utilisé par l'industrie pour gérer les risques commerciaux résultant des défaillances inattendues des équipements. Dans la pratique, il est encore essentiellement intuitif et basé sur l'expérience du personnel familier avec l'équipement. Toutefois, en raison d'une meilleure fiabilité des actifs et d'une main-d'œuvre d'ingénierie vieillissante, l'expérience devient de plus en plus difficile à accumuler. En outre, la prise de décision humaine n'est pas toujours suffisamment fiable ou précise pour traiter des équipements complexes avec une multitude de modes de défaillance inter reliés. Par conséquent, au cours des dernières années, une quantité importante de recherches a été entreprise pour élaborer des modèles qui peuvent être utilisés pour réduire la dépendance de l'industrie à l'égard d'individus clés.

Dans ce chapitre, on va passer en premier par les différents types de modèles de pronostic utilisés en ingénierie, et discuter pour chacun ses avantages et ses inconvénients. Ensuite, un modèle de prédiction de la durée de vie restante d'un roulement d'une boîte à vitesse d'une éolienne sera développé et ceci en se basant sur des données de vibration issus de quatre capteurs installés sur les différentes parties du roulement ainsi que les réseaux de neurones artificielles. Une fois le modèle présenté, ses performances seront analysées et discutées et le chapitre sera finalisé par une conclusion et une discussion des futurs travaux.

4.2 CLASSIFICATION DES MODELES EN PRONOSTIC

Chaque type de modèle a des forces et des faiblesses, basées sur des hypothèses sous-jacentes, des exigences de données ou de complexité, qui les rendent mieux adaptés à certaines applications qu'à d'autres. Par conséquent, non seulement les détails techniques du système physique et la manière dont les variables de modèle reflètent ce système doivent être compris [60, 61] mais aussi la capacité des programmes de modélisation du pronostic de réussir une appréciation de l'environnement des affaires doit être évaluée.

Les considérations relatives à la sélection de modèles appropriés peuvent être regroupées en quatre catégories, chacune posant une question à laquelle il faut répondre afin d'évaluer la pertinence d'un modèle particulier dans un environnement d'affaires particulier :

- ✓ Les exigences de prédiction: « Qu'est-ce que la prévision RUL doit atteindre? »
- ✓ La compatibilité modèle-processus: « Le modèle peut-il décrire la réalité? »
- ✓ Les ressources nécessaires: « Les ressources sont-elles disponibles pour entreprendre la modélisation? »

✓ La disponibilité de l'approche: « L'approche de modélisation est-elle suffisamment étayée pour être utilisée? »

Il existe plusieurs types de modèles de prédiction de la durée de vie utile restante des roulements, dans la littérature on a pu identifier les différents types de modèles suivants :

✓ **Modèles basés sur la connaissance:** Ils évaluent la similitude entre une situation observée et une banque de données de défaillances préalablement définies et déduisent l'espérance de vie des événements précédents;

✓ **Les modèles d'espérance de vie:** Ceux-ci déterminent la durée de vie des composants de la machine par rapport au risque attendu de la détérioration des conditions de fonctionnement connues;

✓ **Réseaux de neurones artificiels:** Ils calculent une sortie estimée pour la durée de vie utile d'un composant / machine, directement ou indirectement, à partir d'une représentation mathématique du composant / système qui a été dérivée des données d'observation plutôt que d'une compréhension physique du processus de défaillance;

✓ **Modèles physiques:** ils calculent une sortie estimée pour la durée de vie utile d'un composant / machine à partir d'une représentation mathématique du comportement physique des processus de dégradation.

La Figure 19 représente les différents modèles cités ci-dessus :

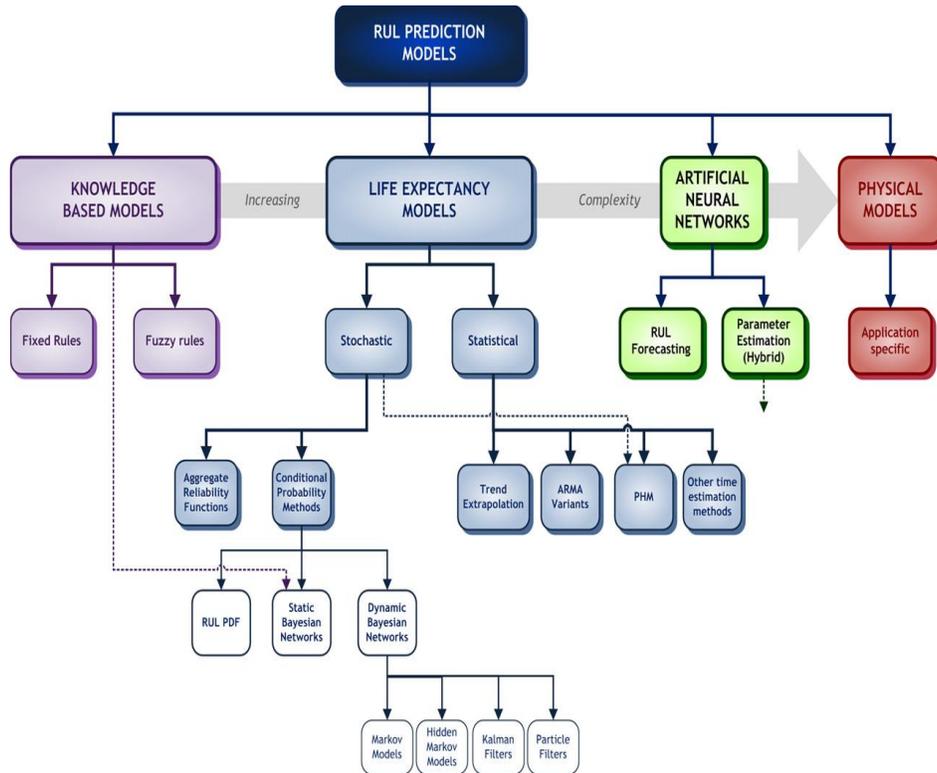


Figure 19 : Différents types de modèles de pronostic [62]

4.2.1 Modèles basés sur la connaissance

Ce type de modèle évalue la similitude entre une situation observée et une banque de données de défaillances préalablement définies et déduisent l'espérance de vie des événements précédents.

4.2.2 Les systèmes experts

Un système expert est un logiciel (ou ensemble de programmes) qui simule la performance d'experts humains dans un domaine particulier. Il se compose généralement d'une base de connaissances contenant l'expérience accumulée par des experts en la matière et une base de règles pour appliquer cette connaissance à des problèmes particuliers connus

du système logiciel. Les règles sont formulées comme des énoncés Si-Alors précis; ceux-ci sont souvent basés sur des faits heuristiques acquis par un ou plusieurs experts sur un certain nombre d'années. Pour être utile, une base de connaissances doit être aussi complète et exacte que possible [63].

4.2.3 Les systèmes flous

Un système flou est constitué d'une base de connaissances, d'une base de règles floues et d'algorithmes pour appliquer la logique floue. Les données sont reçues de diverses sources et après prétraitement, converties en représentations floues qui peuvent être comparées aux ensembles de règles floues. Seules quelques règles sont normalement requises, car une règle floue peut remplacer un certain nombre de règles conventionnelles [64] par le nombre final généralement lié au nombre de combinaisons possibles d'entrée / sortie. Les règles floues sont généralement développées manuellement, bien qu'une alternative a été présentée dans [65]. Ce processus implique l'utilisation de fonctions d'appartenance pour définir comment les données d'entrée sont mappées à des variables floues particulières. Une fois le traitement effectué par la logique floue, les données résultantes doivent être «désamorçées» en sorties numériquement précises. Ce processus est largement utilisé dans les applications de contrôle où l'entrée du modèle est l'état actuel du dispositif physique et la sortie est ensuite renvoyée au contrôleur de l'appareil (par exemple actionneur) pour ajuster le comportement en conséquence, comme dans [66]. Après que les quatre étapes sont terminées, le modèle flou résultant doit être validé.

4.2.4 Les modèles d'espérance de vie

Ce type de modèles détermine la durée de vie des composants de la machine par rapport au risque attendu au niveau de la détérioration des conditions de fonctionnement connues, parmi ces modèles, on trouve les modèles stochastiques et les modèles statiques.

4.2.5 Les modèles stochastiques

Les modèles stochastiques fournissent des informations relatives à la fiabilité, telles que le temps moyen de défaillance en tant que probabilité d'échec par rapport au temps. Ils reposent sur l'hypothèse que les temps de défaillance de composants identiques peuvent être considérés comme des variables aléatoires statistiquement identiques et indépendantes et donc être décrits par une fonction de densité de probabilité. Dans les populations où les défaillances sont relativement clairsemées, les estimations de fiabilité peuvent être excessivement pessimistes. L'exactitude des estimations de la durée de vie restante peut être améliorée en incluant des données censurées (périodes où la défaillance n'a pas eu lieu) dans l'analyse [67, 68], bien que dans les petits ensembles de données, où les censures se produisent tôt dans la vie, cela peut introduire d'autres erreurs. Dans l'application la plus simple, la durée de vie utile restante est égale au temps restant avant qu'un nombre critique de défaillances soit attendu.

4.2.6 Les modèles statistiques

Les modèles statistiques estiment l'amorçage et la progression des dégâts sur la base de résultats d'inspection antérieurs sur des machines similaires. La prévision de la détérioration future est souvent effectuée en comparant ces résultats avec des modèles représentant un « bon » comportement. Ils sont souvent utilisés comme une alternative aux réseaux de neurones artificiels lorsqu'un modèle dynamique approprié du processus physique n'est pas disponible. Ils utilisent généralement des données temporelles telles que des sorties de surveillance de condition ou de processus et sont donc souvent classés comme des modèles guidés par données.

Parmi les modèles statistiques les plus connus en ingénierie, on a pu citer la moyenne mobile autorégressive (ARMA), la moyenne mobile intégrée autorégressive (ARIMA) et les modèles ARMAX qui sont largement utilisés pour la modélisation et la prévision en temps réel [69]. Mais la forme la plus simple de prédiction de la durée de vie résiduelle est

basée sur l'analyse de tendance simple d'un seul paramètre monotone corrélé avec la vie restante. Bien que ce type d'évaluation des tendances soit simple et facile à mettre en œuvre, les indications de défaillance imminente sont généralement bruyantes et souvent non monotones [70]. Ils sont également compliqués par la présence de modes de défaillance multiples et de valeurs d'indicateurs de condition non nominales résultant de changements dans les conditions de fonctionnement. Par conséquent, les seuils simples sont souvent peu fiables pour prévoir la durée de vie utile restante, en particulier lorsque les données doivent être extrapolées.

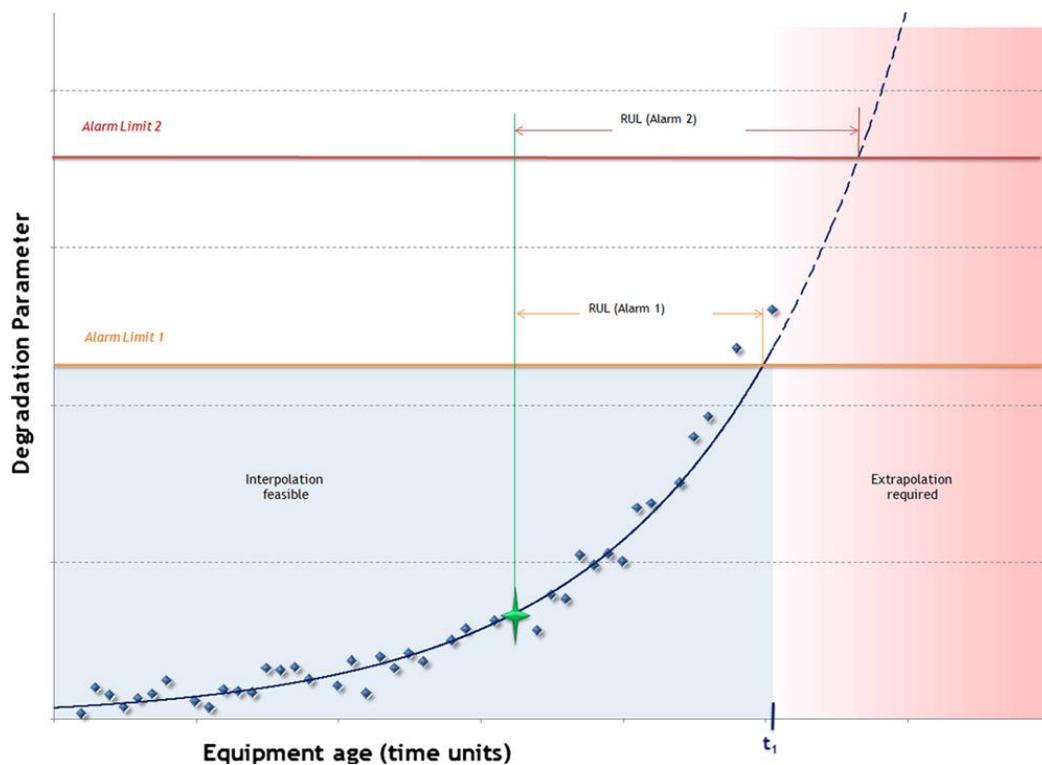


Figure 20: Analyse de tendance pour la prédiction de la durée de vie restante [62]

4.2.7 Les réseaux de neurones artificiels

Les réseaux neuronaux artificiels calculent directement ou indirectement une production estimée pour la durée de vie utile d'un composant / machine à partir d'une représentation mathématique du système dérivé des données d'observation plutôt que d'une compréhension physique des processus de défaillance. Ils sont très efficaces pour modéliser des systèmes non linéaires complexes et peuvent généraliser et adapter des solutions à partir d'un ensemble de données limité. Un certain nombre de types différents de données peuvent être utilisés comme entrées de réseau, y compris les variables de processus, les indicateurs de surveillance d'état, les caractéristiques d'actifs (par exemple l'âge, les heures de fonctionnement) et les caractéristiques d'historique de maintenance (par exemple le temps écoulé depuis la dernière révision). Les sorties dépendent du but du processus de modélisation, tel que l'action de maintenance souhaitée ou la durée de vie utile restante.

4.2.7.1. Architectures d'un réseau de neurones artificiels

Les architectures de réseau utilisées pour estimer la durée de vie restante peuvent être classées comme suit [71] :

- ✓ Feed forward (statique) dans lesquelles les entrées d'une couche particulière ne dépendent que des sorties de la couche précédente.
- ✓ Les réseaux dynamiques : dans lesquels les entrées d'une couche particulière dépendent des sorties des nœuds précédents ainsi que des itérations précédentes du réseau lui-même.

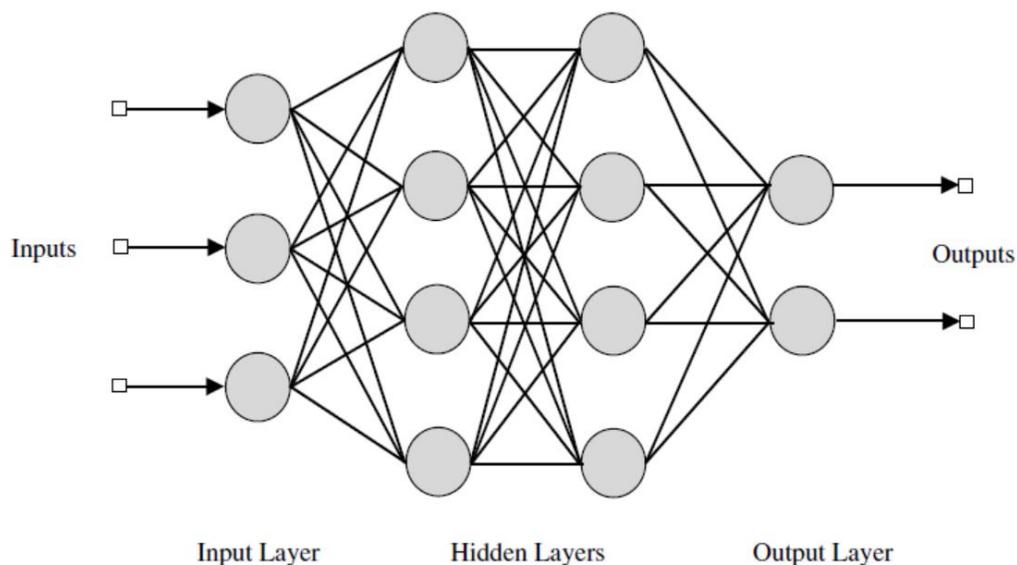


Figure 21 : Réseau de neurones Feed Forward¹

4.2.7.2. Entraînement du réseau de neurones artificiels

En fin de compte, le succès des réseaux de neurones dépend de la phase d'entraînement; c'est le processus d'ajustement automatique de tous les poids synaptiques jusqu'à ce que le réseau global fournisse une sortie souhaitée à partir de l'ensemble donné d'entrées.

La rétro propagation (back propagation) des perceptrons multicouches est de loin l'algorithme d'apprentissage le plus couramment utilisé pour la prédiction de la durée de vie utile restante. Un bon résumé de cette technique est fourni dans [72]. La généralisation est également améliorée en utilisant l'algorithme de Levenberg-Marquardt [73] et Levenberg-

¹ Modern practical deep networks

http://magizbox.com/training/deep_learning/site/introduction/

Marquardt avec régularisation bayésienne. Les fonctions de base radiales ont tendance à s'entraîner plus rapidement que les algorithmes de rétro propagation car elles agglomèrent des données en adaptant des poids. L'entraînement de réseaux neuronaux dynamiques est récursif. Les poids sont ajustés, les sorties sont ensuite recalculées et le processus est répété jusqu'à ce que l'équilibre soit atteint [74]. Ainsi, on peut s'attendre à ce que la formation dure beaucoup plus longtemps que pour un modèle statique de taille équivalente. Les algorithmes d'apprentissage varient en fonction du type de réseau dynamique utilisé.

4.2.8 Les modèles physiques

Les modèles physiques ou bien les modèles de défaillance caractérisent quantitativement le comportement d'un mode de défaillance en utilisant des lois physiques. Cela implique une compréhension approfondie du comportement du système en réponse au stress, aux niveaux macroscopique et microscopique. En outre, il suppose que ce comportement peut être décrit de façon précise et analytique. Les modèles physiques estiment une sortie pour la vie utile restante d'un composant / machine en résolvant une équation déterministe ou un ensemble d'équations dérivées de données empiriques étendues. Certaines de ces données seront converties en connaissances scientifiques et d'ingénierie communes, tandis que d'autres données doivent être acquises grâce à une expérimentation spécifique de laboratoire ou de terrain. Normalement, la dérivation de modèles physiques pour un système particulier impliquera l'identification d'un ou plusieurs paramètres spécifiques à ce système (par exemple, propriétés physiques exactes, taux de corrosion, constantes d'équation).

Les modèles comportementaux sont généralement décrits à l'aide d'une série d'équations dynamiques ordinaires ou partielles qui peuvent être résolues avec la dynamique Lagrangienne, les méthodes d'approximation appliquées aux équations différentielles partielles, les modèles distribués et d'autres techniques [75]. Les modèles physiques peuvent également être décrits en utilisant des méthodes d'espace d'état (c'est-à-

dire sans équations différentielles) et résolu en conséquence. Des méthodes de simulation ont également été utilisées [76].

Vu leurs nombreux avantages, comme la possibilité de modéliser des systèmes complexes, multidimensionnels et non linéaires, dans ce travail, la partie modélisation sera réalisée à l'aide des réseaux de neurones artificiels.

4.3 CHOIX DE LA METHODE D'ANALYSE VIBRATOIRE

En pratique, une bonne conception produira de faibles niveaux vibratoires dans une machine tournante. Cependant, la machine vieillissant, les fondations travaillent, les pièces se déforment et s'usent, et de légers changements dans ses propriétés dynamiques apparaissent. Les arbres se désalignent, les paliers s'usent, les rotors se déséquilibrent, les courroies se détendent, les jeux augmentent. Tous ces facteurs se traduisent par une augmentation de l'énergie vibratoire qui excite les résonances et ajoute une charge dynamique considérable aux roulements. Les vibrations recueillies lors des campagnes de mesures sont porteuses d'informations qui caractérisent l'état de fonctionnement de certains composants mécaniques constituant la machine analysée. C'est grâce à l'analyse de ces vibrations qu'il est possible de détecter les composants défectueux et éventuellement de les localiser. Lorsqu'un certain seuil (correspondant à un niveau de vibration limite) fixé est atteint, il est possible d'estimer la durée de vie résiduelle du composant dans les conditions de fonctionnement données à partir de la connaissance des lois d'endommagement [77].

4.3.1 Identification des indicateurs vibratoires

Table 6: Principales méthodes d'analyse vibratoire²

	Principaux avantages	Principales limitations
<i>Indicateurs vibratoires simples</i>		
Niveau global (mesures d'accélération)	- indicateur simple et fiable	- détection tardive - diagnostic difficile - peu adapté aux faibles vitesses de rotation - détermination des seuils empiriques
Kurtosis (moment statique d'ordre 4)	- adapté à la surveillance des roulements des arbres tournant à de faibles vitesses de rotation (<600 t/min) -détection à stade précoce - grande sensibilité aux chocs périodiques et non périodiques	- décroissance de l'indicateur en fin de vie du roulement - diagnostic souvent difficile
Facteur de crête (rapport entre la valeur crête et la valeur efficace)	- indépendant des conditions de fonctionnement (dimensions des roulements, charge, vitesse de rotation)	- décroît lorsque les défauts se développent
<i>Méthodes d'analyse vibratoire qualitatives</i>		

² Maintenance préventive : les roulements, des composants à surveiller de près

Analyse temporelle	<ul style="list-style-type: none"> - adaptée aux faibles vitesses de rotation - permet d'analyser des phénomènes non périodiques (chocs aléatoires, chocs répétitifs à vitesses variable) 	<ul style="list-style-type: none"> - diagnostic souvent difficile
Analyse fréquentielle	<ul style="list-style-type: none"> - permet de localiser les défauts et de réaliser le diagnostic fiable - ne nécessite pas de mesures supplémentaires 	<ul style="list-style-type: none"> - interprétation des spectres parfois difficile - détection tardive - inopérant à vitesse ou charge variable
Analyse d'enveloppe	<ul style="list-style-type: none"> - détection de défauts à un stade précoce - permet de déterminer de manière fiable et rapide les fréquences de répétition des chocs 	<ul style="list-style-type: none"> - interprétation des spectres parfois difficile - nécessite de connaître le domaine fréquentiel d'intérêt - inopérant si vitesse ou charge variable - généralement associée à d'autres indicateurs (le Kurtosis par exemple)
Analyse spectrale	<ul style="list-style-type: none"> - met en évidence les composantes périodiques d'un spectre - permet de localiser et déterminer l'origine des défauts induisant les chocs périodiques - interprétation des spectres complexes 	<ul style="list-style-type: none"> - utilisation en complément d'autres techniques

Ce travail se fait dans le cadre de pronostic des défaillances, c'est-à-dire la prévision des défaillances et des bris avant qu'ils arrivent, pour ce faire, on a choisi d'utiliser la méthode d'analyse d'enveloppe vu son efficacité dans la prédiction des défaillances à des stades précoces.

4.3.2 Génération des indicateurs de conditions

L'analyse des enveloppes a permis au cours des dernières années de jouer un rôle de premier plan parmi les techniques appliquées au diagnostic et pronostic des roulements, grâce à son efficacité, à la simplicité de son application et à l'effort de calcul bas. Comme le montre [78], cette technique peut être considérée comme un outil cyclo stationnaire, capable de démoduler le signal pour obtenir une représentation du train à impulsions. Un algorithme simple et efficace pour obtenir un spectre d'enveloppe carré est décrit dans [78] et est essentiellement basé sur le procédé de la Figure 22, c'est-à-dire la procédure de spectre d'enveloppe au carrée traditionnelle. La première étape consiste à filtrer le signal de vibration en bande passante, en gardant uniquement la bande de fréquence caractéristique de la fonction de réponse impulsionnelle de la structure de machine $s(y)$. Ensuite, le signal filtré est élevé au carré et filtré avec un filtre passe bas pour obtenir le signal d'enveloppe. Le spectre d'enveloppe est finalement obtenu comme le carré de la valeur absolue de la Transformée de Fourier Discrète du signal d'enveloppe. La méthode permet donc de s'affranchir des signaux parasites basse fréquence émis par d'autres défauts de la machine (balourd, désalignement, etc.), et de ne garder que les signaux émis par les défauts des roulements (à haute fréquence). Ensuite, il ne reste plus qu'à rechercher les fréquences caractéristiques (qui seront mentionnés ci-dessous) des défauts sur le spectre de l'enveloppe du signal filtré.

Un autre algorithme est proposé sur la même figure (b) afin d'obtenir le spectre d'enveloppe dans les applications où les vitesses de rotation sont assez élevés et variables ce qui rend l'application du premier algorithme inefficace dans ce type d'applications.

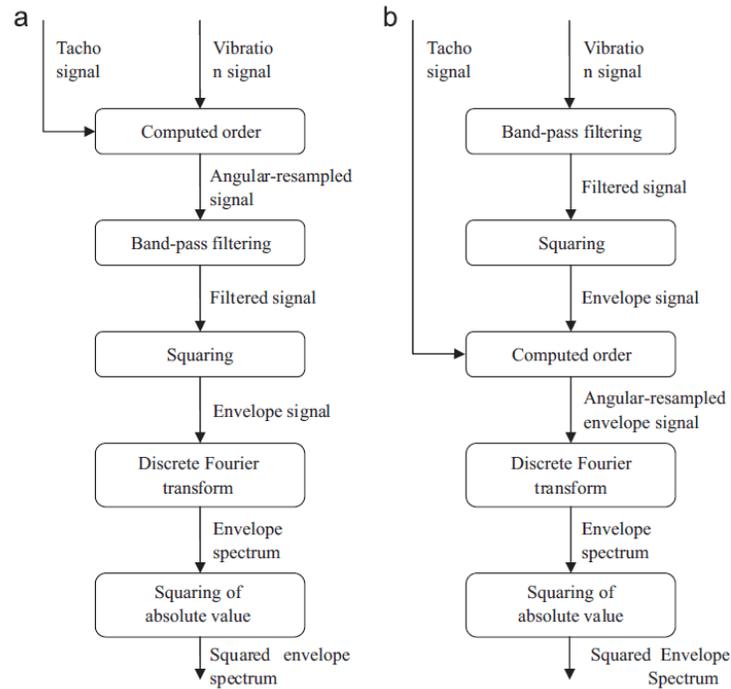


Figure 22: Algorithme suivi pour l'obtention du spectre du signal vibratoire [79]

Les différents défauts qu'on peut voir sur les roulements se manifestent par l'apparition de chocs périodiques à des fréquences spécifiques. Pour réaliser un pronostic efficace à partir d'un certain spectre, on peut donc utiliser un certain nombre de fréquences caractéristiques ou fréquences de défauts qui sont les suivantes [80]:

- Fréquence caractéristique de la bague intérieure (BPFI) (3)

$$\frac{fb}{2} * \left(1 + \frac{d}{e} \cos(\alpha)\right)$$

- Fréquence caractéristique de la bague extérieure (BPFO) (4)

$$\frac{fb}{2} * \left(1 - \frac{d}{e} \cos(\alpha)\right)$$

- Fréquence caractéristique de la cage (CPF) (5)

$$\frac{f}{2} * \left(1 - \frac{d}{e} \cos(\alpha)\right)$$

- Fréquence caractéristique des billes (BFF) (6)

$$\frac{ef}{d} * \left(1 - \left(\frac{d}{e}\right)^2 \cos^2(\alpha)\right)$$

Avec :

- f : fréquence de rotation de l'arbre
- b : diamètre de la bille
- e : diamètre moyen du roulement
- b : nombre de billes du roulement
- α : angle de contact

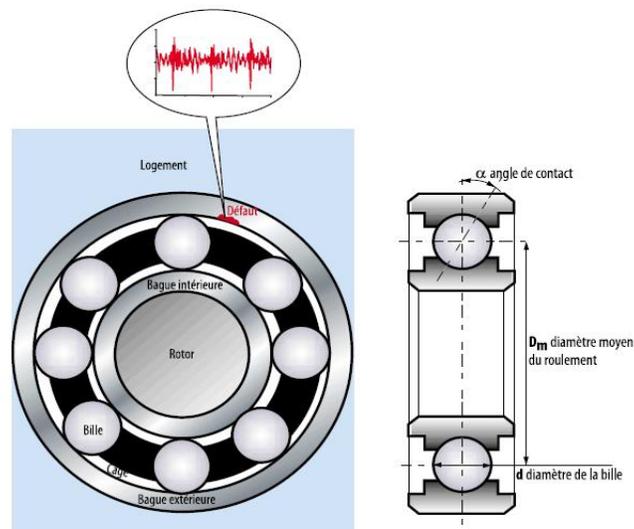


Figure 23 : Principales composantes du roulement étudié

Ces fréquences caractéristiques nous permettent d'extraire ce qu'on appelle les indicateurs de conditions pour les différentes parties du roulement qui sont la bague intérieure, la bague extérieure, la cage et les billes. Une fenêtre d'observation est généralement définie autour des fréquences de défaut des roulements; dans ce travail, le fenêtrage utilisé est « Hamming » et ceci est conçu pour assurer même si la vitesse de l'arbre est quelque peu inexacte, l'amplitude de la fréquence des défauts de roulement peut encore être capturée. Ces indicateurs sont sous forme d'énergie extraite du spectre de l'enveloppe. Ci-dessous sont mentionnées les quatre équations des différents indicateurs de condition du roulement extraits du signal vibratoire [81], et en annexe, on trouve le code Matlab utilisé dans ce travail pour convertir le signal vibratoire en indicateurs de conditions capables de donner des informations sur l'état de dégradation du roulement.

- **L'énergie des billes** : L'énergie de la bille représente l'énergie du signal de vibration du roulement autour de la fréquence de défaut de la bille.

$$E_{billes} = \frac{1}{N} \sum_1^N (BFF + N)^2 \quad (7)$$

- **L'énergie de la cage** : L'énergie de la cage représente l'énergie du signal de vibration du roulement autour de sa fréquence de défaut.

$$E_{cage} = \frac{1}{N} \sum_1^N (CPF + N)^2 \quad (8)$$

- **L'énergie de la bague intérieure** : L'énergie de la bague intérieure représente l'énergie du signal de vibration du roulement autour de sa fréquence de défaut.

$$E_{bague \text{ int}} = \frac{1}{N} \sum_1^N (BPF I + N)^2 \quad (9)$$

- **L'énergie de la bague extérieure** : L'énergie de la bague extérieure représente l'énergie du signal de vibration du roulement autour de sa fréquence de défaut.

$$E_{bague \text{ ext}} = \frac{1}{N} \sum_1^N (BPF O + N)^2 \quad (10)$$

Avec:

- CPF: Fréquence caractéristique de la cage
- BFF: Fréquence caractéristique des billes
- BPFi : Fréquence caractéristique de la bague intérieure
- BPFo : Fréquence caractéristique de la bague extérieure
- N : moitié de la fenêtre d'observation

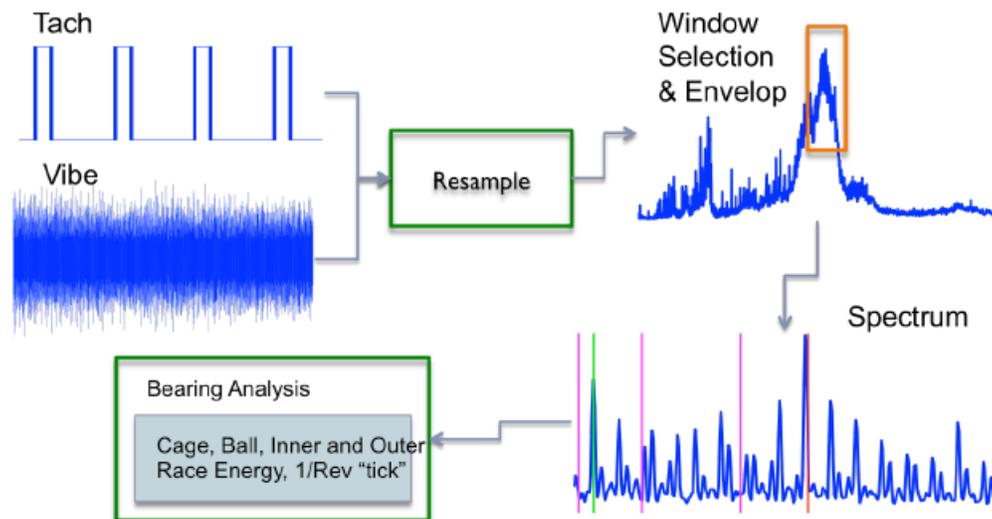


Figure 24 : Génération des indicateurs de conditions [80]

Les indicateurs de santé ainsi générés des différents sous-systèmes du roulement sont ensuite fusionnés dans un indicateur global de tout le roulement qui nous permet de suivre les performances de notre roulement et aussi l'état de dégradation, l'équation suivante explique la relation entre les indicateurs de santé et l'indicateur de santé global [80], une fois que l'indicateur de santé global est égal à 1, une maintenance est requise.

$$HI = \sqrt{Y'Y} * 0.5/\nu \quad (11)$$

$$Y = CI * L \quad (12)$$

$$\Sigma^{-1} = L * L' \quad (13)$$

- Y' est la matrice transposée de Y
- Σ^{-1} est l'inverse de la matrice de covariance des ordres de l'arbre SO1, SO2 et SO3
- L est obtenu avec la décomposition de Cholesky de la matrice Σ^{-1}
- ν = paramètre à déterminer de la distribution de probabilité Nakagami

4.4 MODELE A BASE DE RESEAUX DE NEURONES

Le modèle développé dans cette partie du mémoire est un modèle de réseau de neurones Levenberg-Marquardt avec une couche d'entrée, une couche de sortie avec un neurone de sortie et une seule couche cachée. Nous utilisons un RNA (réseaux de neurones artificiels) avec une seule couche cachée au lieu de deux parce que nous trouvons qu'elle est capable de produire des résultats plus fiables selon nos données. C'est-à-dire, en utilisant la même structure du RNA et les mêmes données, nous pouvons obtenir différents résultats d'entraînements et de prédictions lorsque nous répétons la phase d'entraînement du RNA plusieurs fois en raison du caractère aléatoire de l'algorithme d'entraînement. Selon nos données, ces différences sont plus petites pour les RNAs avec une seule couche cachée, en comparaison avec un RNA avec deux couches cachées.

Les entrées du modèle de réseaux de neurones ainsi développées sont les quatre indicateurs de conditions mentionnés dans le paragraphe précédent qui sont les différentes

énergies extraites du spectre d'enveloppe du signal vibratoire de chaque composant du roulement en plus du temps t d'opération du roulement.

La sortie du modèle de RNA proposé est le pourcentage de la vie, noté P . À titre d'exemple, supposons que HI à l'instant t est 0.5, alors le pourcentage de vie à l'instant t serait:

$$P = (1 - HI) \times 100 = 50\% \quad (14)$$

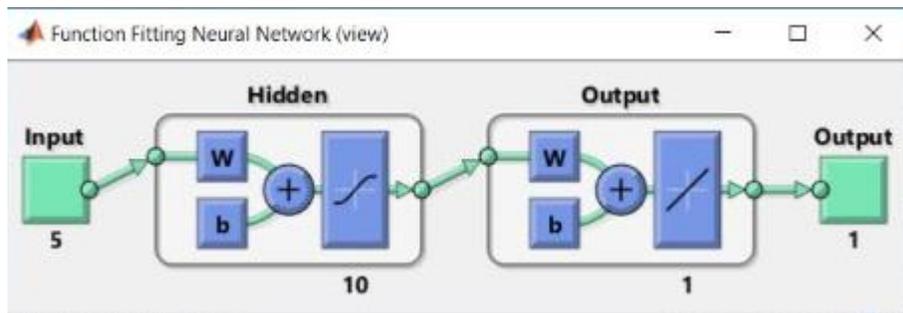


Figure 25 : La structure du modèle développé

Il est vrai que l'état de santé d'un équipement se détériore avec le temps. Par exemple, la propagation d'une fissure racine ou de l'usure de la surface dans un engrenage, est généralement un processus monotone. Ainsi, le véritable indice inhérent de la condition de santé du roulement dans notre cas qui est le pourcentage de vie diminue et est inversement proportionnel au HI. Le pourcentage de vie est une excellente option pour indiquer l'indice inhérent de l'état de santé d'une pièce ou d'un équipement parce qu'il est capable d'indiquer quand la défaillance survient, c'est-à-dire que la défaillance survient lorsque le pourcentage de vie atteint 0%.

La fonction de transfert pour les neurones dans la couche cachée est la fonction de transfert sigmoïde tangente qui, pour le neurone caché j , prend la forme représentée dans l'équation :

$$Y_j = 2 / (1 + e^{-2N_j}) \quad (15)$$

$$N_j = \sum_{k=1}^{K_j} W_{kj} * Y_k + \delta_j \quad (16)$$

où Y_j est la valeur de sortie du neurone j , K_j est le nombre de neurones dont la sortie est en connexion avec le neurone j , w_{kj} est la valeur de poids de la connexion du neurone k au neurone j et δ_j est la valeur de polarisation du neurone j . La fonction de transfert pour le neurone dans la couche de sortie est la fonction de transfert linéaire qui, pour le neurone de sortie j , prend la forme suivante :

$$Y_j = N_j \quad (17)$$

où N_j garde la même forme donnée dans l'équation ci-dessus.

Ainsi, une fois que les valeurs de poids et de biais sont déterminées pendant le processus d'entraînement, compte tenu d'un vecteur d'entrée avec des valeurs de mesure de surveillance de l'âge et de l'état, le pourcentage de vie peut être calculé à l'aide des équations (15) et (16).

4.4.1 Processus d'apprentissage du modèle

Pendant le processus de d'entraînement ou d'apprentissage du modèle à base de réseau de neurones, en fonction de l'ensemble de données d'apprentissage, y compris un ensemble de vecteurs d'entrée et les valeurs de sortie correspondantes, les poids et les valeurs de polarisation du modèle RNA sont ajustés pour minimiser l'erreur entre les sorties du modèle et les sorties réelles. La fonction de performance, ou la fonction d'erreur, doit être minimisée pendant le processus d'apprentissage. La fonction de performance typique prend la forme suivante

$$F = \text{mse} = \frac{1}{N} \sum_{K=1}^N e_k^2 = \frac{1}{N} \sum_{K=1}^N (Y_k - Y)^2 \quad (18)$$

Avec :

- N est le nombre de paires d'entrée-sortie d'entraînement,

- Y est la sortie réelle.
- Y_k est la sortie du modèle, qui est calculée à l'aide des équations (15) - (16),
- e_k est l'erreur de sortie correspondante.

Il existe de nombreux algorithmes disponibles pour le processus d'apprentissage de réseaux neuronaux *feed-forward*, tels que l'algorithme de *back-propagation* standard, et l'algorithme Levenberg-Marquardt (LM) [82].

4.4.2 Processus de validation du modèle RNA

L'objectif du processus d'apprentissage est de modéliser le mappage entre les vecteurs d'entrée et la sortie sans modéliser le bruit dans les données. Le problème de «Overfitting» peut se produire pendant l'entraînement du modèle du RNA. C'est-à-dire que l'erreur sur l'ensemble de données d'entraînement est portée à une très faible valeur, mais lorsque de nouvelles données sont présentées au réseau formé, l'erreur est importante. Il est essentiel d'assurer la performance de généralisation du réseau formé, en particulier pour l'application de la prédiction de la vie dans ce travail.

Il existe essentiellement deux méthodes pour améliorer la généralisation du réseau [83]. Une méthode est l'utilisation de l'ensemble de données de validation. C'est-à-dire que les données disponibles sont divisées en données d'apprentissage et d'autres de validation. Les données dans l'ensemble d'entraînement sont utilisées pour ajuster les valeurs de poids et de biais du modèle de réseaux de neurones développé, alors que les données dans le processus de validation ne le sont pas. Au cours du processus de formation du modèle de RNA, l'erreur moyenne au carrée (MSE) pour l'ensemble d'apprentissage et celle pour l'ensemble de validation chutent tôt dans le processus de formation, car le modèle est en train d'apprendre la relation entre les entrées et les résultats en modifiant les poids formés lors du processus d'entraînement. Après un certain point, cependant, l'erreur moyenne

carrée pour la phase de validation commencera à augmenter, car le modèle commence à modéliser le bruit dans l'ensemble d'entraînement. Le processus d'apprentissage peut être arrêté à ce stade, et un RNA enrichie avec une bonne capacité de modélisation et de généralisation peut être réalisé.

L'autre méthode pour améliorer la généralisation du réseau s'appelle la régularisation. La fonction de performance est modifiée dans cette méthode, de sorte que nous réduisons non seulement l'erreur moyenne au carrée, mais aussi minimisons la somme des carrés des poids formés au réseau.

Dans ce travail, dans le processus d'apprentissage, nous avons besoin d'une mesure de performance pour indiquer la qualité du modèle ainsi formé, compte tenu d'un certain ensemble de données disponibles. L'erreur moyenne au carrée sur l'ensemble d'entraînement ne peut pas être utilisée comme mesure, car une erreur d'entraînement inférieure ne correspond pas nécessairement à un meilleur réseau en raison du problème de généralisation. La régularisation bayésienne ne peut pas être utilisée non plus parce que les rapports de performance optimum sont probablement différents si les mêmes données sont utilisées pour former le réseau à plusieurs reprises et, par conséquent, l'erreur globale ne permet pas d'indiquer quel réseau formé est le meilleur.

Ainsi, dans ce travail, les données disponibles sont divisées en deux, un ensemble d'entraînement et un ensemble de validation. Sur la base des résultats rapportés, nous utilisons 51% des données disponibles comme ensemble de validation et les autres 49% comme ensemble de données de formation du modèle. L'erreur moyenne au carrée sur l'ensemble de données de validation est utilisée comme mesure de performance pour déterminer quel réseau de neurone artificiel annoncée est le meilleur parmi un certain nombre de réseaux formés à l'aide des mêmes ensembles de données. Par rapport à d'autres mesures, l'erreur de validation est la meilleure mesure à cette fin. Généralement, plus l'erreur de validation est faible, mieux vaut le réseau de neurones formé.

4.4.3 L'approche proposée pour la prédiction de la durée de vie utile en utilisant le modèle du RNA et l'historique de défaillances

La première étape de l'approche est de construire l'ensemble de données d'apprentissage ou de formation du modèle sur l'historique des défaillances, qui sera combiné avec le temps d'opération t du roulement pour former le modèle de RNA. Supposons qu'il existe des mesures de surveillance de l'état utilisées dans le modèle du RNA. Un vecteur d'entrée aux réseaux de neurones basé sur l'historique de défaillance prend la forme suivante:

$$\text{INPUT} = (\text{CI1}, \text{CI2}, \text{CI3}, \text{CI4}, t) \quad (19)$$

Comme indiqué dans les sections précédentes, le modèle prend les données de surveillance ou les indicateurs de condition et l'âge comme entrées et le pourcentage de vie du roulement comme sortie. La valeur du pourcentage de vie à un moment t est :

$$p = (1 - \text{HI}(t)) * 100 \quad (20)$$

Une fois que le modèle est formé, comme on l'a vu dans la section précédente, il peut être utilisé pour la prévision de la durée de vie résiduelle pour d'autres roulements surveillés et ayant les mêmes caractéristiques que celui utilisé dans ce travail. L'âge ou le temps d'opération du roulement et les mesures de surveillance de l'état des sous-systèmes du roulement aux points de données actuels sont utilisées comme entrées pour la RNA formé et le pourcentage de vie actuel peut être obtenu. La durée de vie résiduelle est obtenue en attribuant à chaque pourcentage de vie prédit un certain nombre de jours, d'heures ou de minutes qui est déterminé en analysant la courbe de tendances des points utilisés dans la phase d'apprentissage, ensuite multiplier ce nombre par le pourcentage de vie prédit pour avoir enfin la durée de vie résiduelle. Lorsque de nouvelles données de surveillance de condition sont disponibles, la prédiction sera effectuée à nouveau et la durée de vie restante sera mise à jour. Le processus de prédiction de la vie utile restant s'arrête lorsque l'équipement est défaillant ou lorsqu'il est prévenu hors service.

4.5 ÉTUDE DE CAS

Sur une période de trois ans, plus de 80 systèmes de surveillance de la condition [80] ont été développés sur 11 modèles différents d'éoliennes, allant de 1,5 MW à 3 MW. Ces installations sont situées sur 8 sites différents, généralement dans un endroit éloigné avec des conditions météorologiques extrêmes. Ces systèmes ont capturé plus de 50 conditions de défaut, principalement des roulements, mais aussi des défauts d'engrenage et des déséquilibres d'arbre [80]. Les défauts, lorsqu'ils sont trouvés, sont surveillés, et généralement dans les 2 semaines, une inspection est effectuée et la maintenance est programmée.

L'exemple de validation présenté est basé sur un roulement à grande vitesse (vitesse typique de l'arbre, 30 Hz), capturant la propagation des défauts sur 1200+ heures, 144 acquisitions par jour. Lors de l'inspection (avec un HI = 1), le roulement s'est avéré avoir une bague intérieure craquée. Cela montre que le processus de réglage du seuil a fonctionné correctement et qu'il était approprié de faire la maintenance.

4.6 RESULTATS ET DISCUSSION

Dans cette section, nous présentons les performances du modèle généré et les résultats de prédiction sous forme de graphiques obtenus de MATLAB.

La figure 26 représente la structure du modèle ainsi développé, le modèle contient une seule couche cachée à 10 neurones, les entrées du réseau de neurones sont les différents indicateurs de conditions et le temps d'opération t , la sortie est le pourcentage de vie du roulement

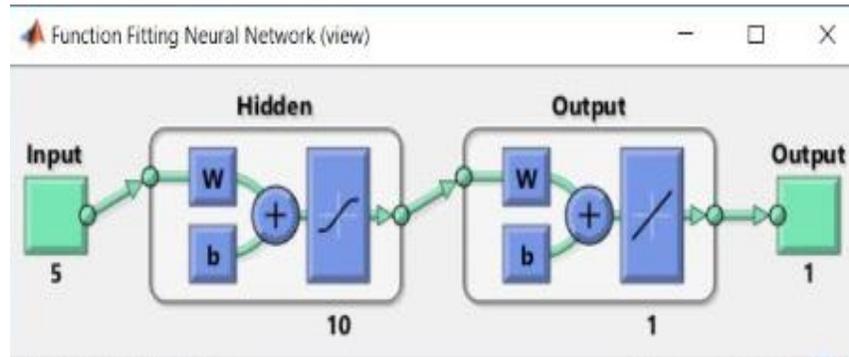


Figure 26: Structure du modèle développé

La Figure 27 représente l'efficacité du réseau par la régression (R) du pourcentage de vie du roulement. Les représentations de régression suivantes montrent les productions de réseau en respectant les cibles formées, la validation et les tests des ensembles. Les valeurs de régression mesurent la corrélation entre les valeurs de sortie et les cibles. Les résultats obtenus pour cette étude ont montré une bonne corrélation entre les valeurs et les cibles de sortie pendant la formation ($R = 1$), la validation ($R = 0,99999$) et les tests ($R = 0,99999$).

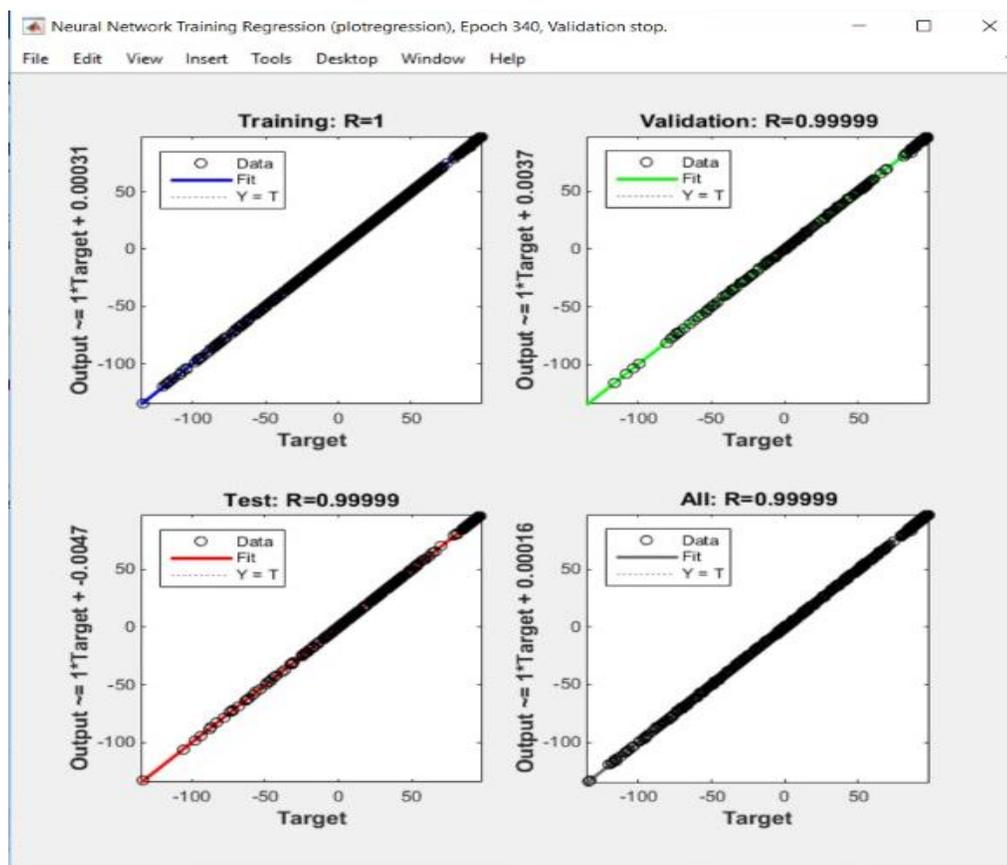


Figure 27 : Performances du modèle (régression)

La Figure 28 représente l'histogramme d'erreur. L'erreur, c'est la différence entre les cibles de réseau de neurones et les résultats réels. Les barres en bleues représentent des données de formation, les barres en vert représentent des données de validation et les barres en rouges représentent des données de test. On constate que la plupart des erreurs se situent entre $-4,669\%$ et $5,179\%$.

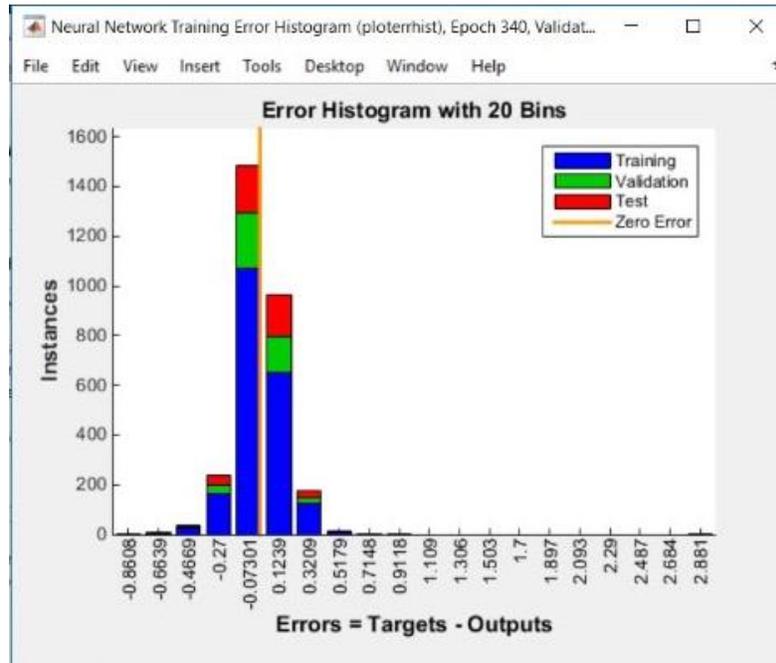


Figure 28 : Performances du modèle (erreur)

La Figure 29 représente la performance des réseaux de neurones ainsi développé. C'est l'erreur carrée moyenne en fonction du nombre des itérations. La meilleure performance de validation égale à 0.044752 à 334 epochs. L'erreur de l'ensemble « test » et l'erreur de l'ensemble « validation » ont des caractéristiques semblables. L'erreur carrée moyenne finale est petite.

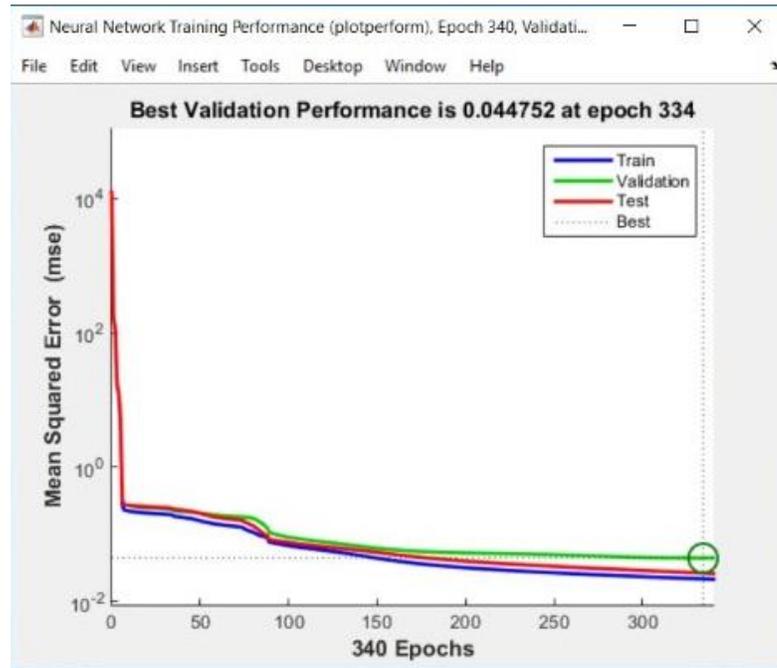


Figure 29 : Performances de validation

La Figure 30 montre la comparaison entre le pourcentage de vie réel du roulement et son pourcentage de vie calculée à l'aide des réseaux de neurones artificiels. Le résultat obtenu indique que l'approche du réseau de neurones est capable de modéliser le comportement normal et anormal du roulement et ceci en modélisant son pourcentage de vie qui donne une grande indication sur sa durée de vie utile restante.

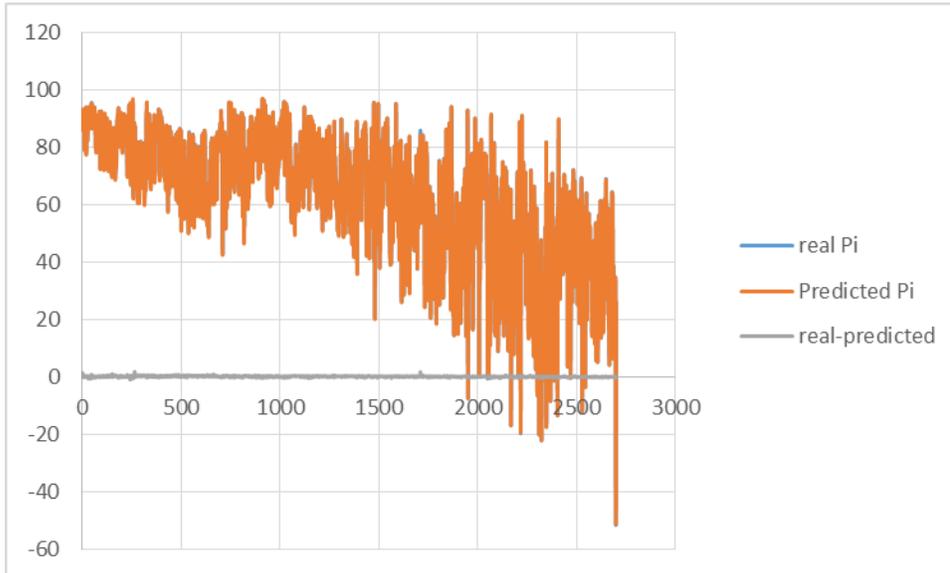


Figure 30: Comparaison entre la courbe réelle et prédite du pourcentage de vie du roulement

La figure 31 représente un Zoom sur la différence entre la courbe réelle et prédite du pourcentage de vie du roulement, ce qui montre que les deux courbes sont presque confondues, mais dans des points, les deux courbes sont pas confondues mais avec une erreur presque négligeable.

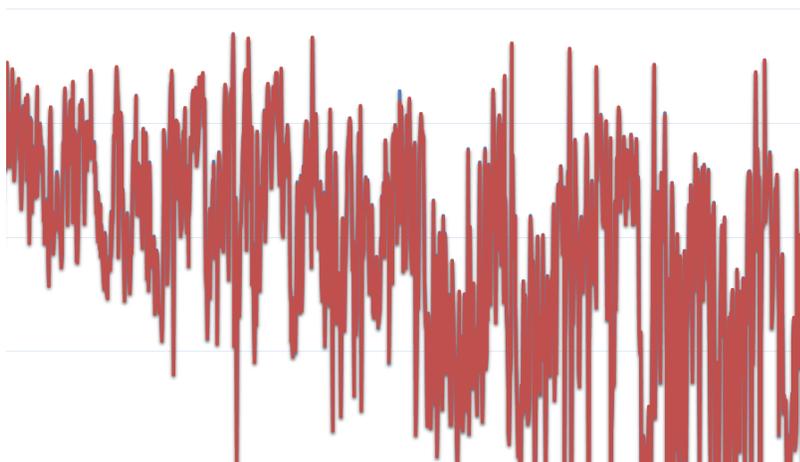


Figure 31 : Zoom sur la différence entre courbe réelle et prédite

La Figure 32 présente la durée de vie réelle du roulement étudiée et une estimation de sa durée de vie à l'aide du modèle ainsi développé avec des réseaux de neurones artificiels.

Le pourcentage de vie prédit, et après une analyse de la courbe de tendance des données d'apprentissage, est ensuite multiplié par 0.28 jours, cette valeur correspond à la variation du pourcentage de vie du roulement par rapport à son âge ou son temps d'opération ce qui donne la durée de vie restante du roulement.

On peut dire donc que le modèle de prédiction peut être considéré comme efficace et a conduit à des résultats concluants, en raison de la complexité du comportement du roulement lors du fonctionnement.

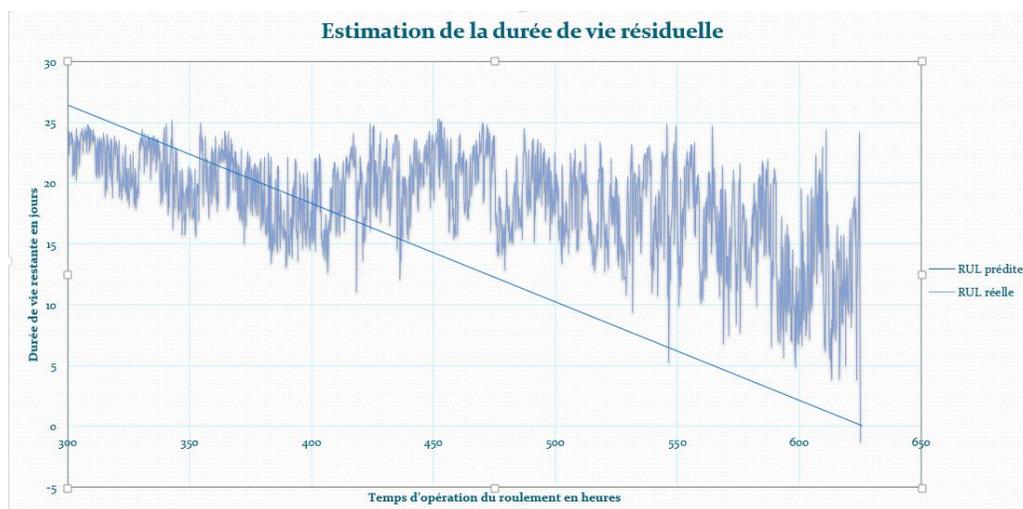


Figure 32 : Estimation de la durée de vie résiduelle

En conclusion, il est important de comprendre que la durée de vie restante actuelle du roulement est une fonction de la charge appliquée, qui, pour les éoliennes, est fonction des données météorologiques, aussi le taux de variation local de l'indicateur de santé global est sensible à la durée d'opération du roulement.

Il est aussi indispensable de mentionner le point fort d'une telle analyse spectrale qui est la capacité de la méthode à localiser la défaillance et ceci à travers la variation de

l'énergie du spectre extraite du signal vibratoire. Dans notre cas, la défaillance est arrivée au niveau de la bague intérieure du roulement et cela était prévisible vu l'augmentation brutale de l'énergie extraite du signal vibratoire de la bague intérieure. La figure 33 montre à quel point l'augmentation de l'énergie de la bague intérieure est importante par rapport à celles extraites des autres sous-systèmes du roulement.

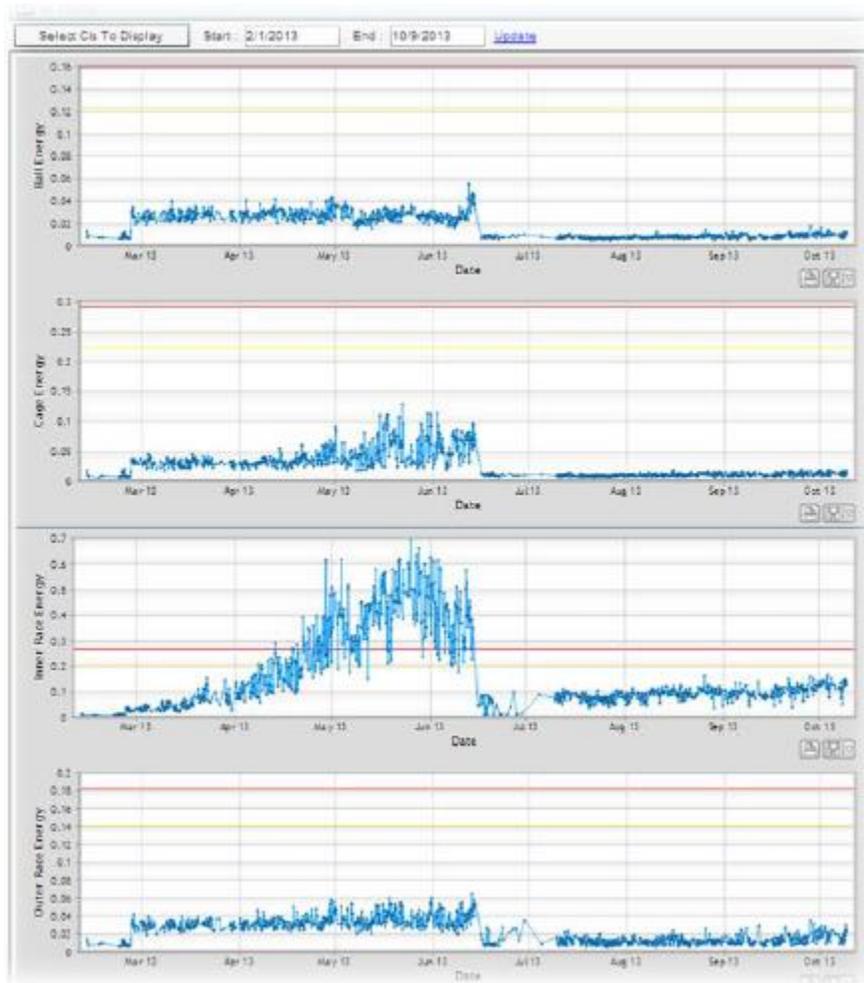


Figure 33: Les différents indicateurs de condition du roulement

Le modèle de réseau de neurones ainsi développé a pu généraliser la relation entre les entrées et la sortie du roulement, et grâce à lui on a pu estimer la durée de vie restante du

roulement avec une erreur plus ou moins variable. Ceci a été limité par manque d'autres historiques de défaillances d'autres roulements ayant les mêmes caractéristiques que celui qu'on a étudié. Le modèle reste à valider dans des futurs travaux lorsque d'autres bases de données ou d'autres historiques de défaillances sont disponibles, d'où on essayera aussi de trouver la relation entre les données météorologiques, les indicateurs de condition et la durée de vie restante du roulement.

CHAPITRE 5 CONCLUSION GENERALE

La présente étude a été réalisée dans le but de détecter, prédire et prévenir un bris quelconque lié à une composante principale d'une éolienne qui est le roulement de la boîte des vitesses qui a été choisi d'après la revue de la littérature et une analyse par la méthode PIEU.

Une localisation et une prédiction d'un défaut ont été effectuées dans l'objectif de montrer qu'en se basant sur les informations disponibles pendant plusieurs jours, mois ou années de données, il est possible de définir le comportement normal d'un roulement en particulier et une éolienne en général. De ce fonctionnement déterminé, il serait alors concevable de détecter un comportement anormal tel qu'un bris d'un sous-système d'un roulement, hausse pression ou toute autre information en lien avec la composante à surveiller.

D'un autre côté, un modèle numérique de pronostic utilisant les réseaux de neurones artificielles reproduisant la dynamique de divers sous-systèmes d'une roulement d'une éolienne a été développé dans l'objectif de localiser un comportement anormal dans un sous- système du roulement étudié et calculer sa durée de vie utile restante en se basant sur les signaux de capteurs de vibrations installés sur la bague intérieure, la bague extérieure, la cage et les billes.

Toutes les analyses effectuées au cours du présent projet pourraient être approfondies si plus de données deviennent disponibles et plus de tests sont faits. Si le nombre d'alertes

augmente considérablement sans montrer un signe quelconque de bris, un ajustement des seuils de vibrations ou du paramètre à surveiller sera indispensable et un entretien du système de surveillance sera nécessaire.

Le présent projet a permis de montrer que les outils classiques de supervision doivent être complétés par des outils de surveillance, de diagnostic, de pronostic qui s'intègrent à la supervision. En effet, la supervision consiste à gérer et à surveiller l'exécution d'un travail, puis à proposer des actions correctives si nécessaire. En fait, tout ce processus de collecte de données à partir des signaux et les analyser nécessite d'être complètement automatisée afin de réduire l'intervention humaine et par conséquent réduire les coûts de maintenance et de production de l'énergie éolienne, et ceci à travers des systèmes d'acquisition de données qui archivent et traitent les données efficacement ce qui permet une visualisation facile des résultats d'analyses ce qui aide à être efficace dans la prise de décision.

D'un côté, plusieurs applications permettant de programmer des interfaces récupérant les données de SCADA existent déjà sur le marché. Il serait intéressant d'évaluer le potentiel de ces applications en ce qui concerne l'élaboration d'un outil de prédiction de défaillances des éoliennes telles que :

- ✓ IntegraXor : Permet de programmer des interfaces de contrôle SCADA pour le WEB. Il a été considéré par le TechnoCentre dans le cadre d'un projet étudiant
- ✓ Osisoft PI Archive 2015 (Date prévue de sortie juin 2015) : Possibilité de définir des timestamp dans le futur
- ✓ GE Cimplicity : possibilité de programmer des alarmes et des panneaux de contrôle. Déjà utilisé par le TechnoCentre pour le micro-réseau

*ANNEXES 1 : ALGORITHME UTILISE POUR CALCULER LE SPECTRE DU
SIGNAL VIBRATOIRE*

```
[function [Spec, freq] = psde(x, winln,Fs, noverlap)
    %[Spec, freq] = psde(x, winln,Fs, noverlap);
    %Inputs:
    % x :time domain data
    % winln: window length, e.g. 2048,
    % Fs :sampling frequency

    % noverlap :length of the overlap

    %Outputs:
    % Spec :vector Spectrum
    % freq :corresponding frequency
    n = winln;
    m = n/2;
    Window = .5*(1 - cos(2*pi*(1:m)/(n+1))); %Hann window
    Window = [window; window(end:-1:1)];
    Window = window (:);
    nfft = length(window);
    n = length(x); % Number of data points
    nwind = length(window); % length of window
    if n < nwind % zero-pad x if it has length less than
    the window length
    x (nwind)=0; n=nwind;
    end
```

```

    % Make sure x is a column vector; do this AFTER the zero-padding % in case x is a
    scalar. x = x(:);
    k = fix((n-noverlap)/(nwind-noverlap)); % Number of windows
    index = 1:nwind;
    %KMU = norm(k*window)^2; % Normalizing scale factor ==> asymptotically
    unbiased KMU = k*sum(window)^2;% alt. Nrmlzng scale factor ==> peaks are about right
    Spec = zeros(nfft,1);
    for i=1:k
        xw = window.*detrend(x(index));
        index = index + (nwind - noverlap);
        xx = fft(xw,nfft);
        Xx = abs(xx).^2;
        Spec = Spec + Xx;
    end
    % Select first half
    if ~any(any(imag(x)~=0)), % if x is not complex
        if rem(nfft,2), % nfft odd
            select = (1:(nfft+1)/2)';
        else
            Select = (1:nfft/2)';
        End
    Spec = Spec(select);
    else
        select = (1:nfft)';
    end
    freq = (select - 1)*Fs/nfft;
    % find confidence interval if needed
    Spec = sqrt(Spec*(4/KMU)); % normalize: ow in Energy vs. Power

```

Annexe 2 CODE MATLAB POUR LA GENERATION DU MODELE DEVELOPPE

```

% Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
% Script generated by Neural Fitting app
% Created Wed Mar 08 21:03:08 EST 2017
%
% This script assumes these variables are defined:
%
%   in - input data.
%   out - target data.

x = in';
t = out';

% Choose a Training Function
% For a list of all training functions type: help nntrain
% 'trainlm' is usually fastest.
% 'trainbr' takes longer but may be better for challenging problems.
% 'trainscg' uses less memory. NFTOOL falls back to this in low
memory situations.
trainFcn = 'trainlm'; % Levenberg-Marquardt

% Create a Fitting Network
hiddenLayerSize = 10;
net = fitnet(hiddenLayerSize,trainFcn);

% Choose Input and Output Pre/Post-Processing Functions
% For a list of all processing functions type: help nnprocess
net.input.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};
net.output.processFcns = {'removeconstantrows','mapminmax'};

% Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
% For a list of all data division functions type: help nndivide

```

```
net.divideFcn = 'dividerand'; % Divide data randomly
net.divideMode = 'sample'; % Divide up every sample
net.divideParam.trainRatio = 70/100;
net.divideParam.valRatio = 15/100;
net.divideParam.testRatio = 15/100;

% Choose a Performance Function
% For a list of all performance functions type: help nnperformance
net.performFcn = 'mse'; % Mean squared error

% Choose Plot Functions
% For a list of all plot functions type: help nnplot
net.plotFcns = {'plotperform', 'plottrainstate', 'ploterrhist', ...
    'plotregression', 'plotfit'};

% Train the Network
[net, tr] = train(net, x, t);

% Test the Network
y = net(x);
e = gsubtract(t, y);
performance = perform(net, t, y)

% Recalculate Training, Validation and Test Performance
trainTargets = t .* tr.trainMask{1};
valTargets = t .* tr.valMask{1};
testTargets = t .* tr.testMask{1};
trainPerformance = perform(net, trainTargets, y)
valPerformance = perform(net, valTargets, y)
testPerformance = perform(net, testTargets, y)

% View the Network
view(net)
```

```
% Plots
% Uncomment these lines to enable various plots.
%figure, plotperform(tr)
%figure, plottrainstate(tr)
%figure, plotfit(net,x,t)
%figure, plotregression(t,y)
%figure, ploterrhist(e)

% Deployment
% Change the (false) values to (true) to enable the following code
blocks.
if (false)
    % Generate MATLAB function for neural network for application
deployment
    % in MATLAB scripts or with MATLAB Compiler and Builder tools, or
simply
    % to examine the calculations your trained neural network
performs.
    genFunction(net, 'myNeuralNetworkFunction');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a matrix-only MATLAB function for neural network code
% generation with MATLAB Coder tools.
    genFunction(net, 'myNeuralNetworkFunction', 'MatrixOnly', 'yes');
    y = myNeuralNetworkFunction(x);
end
if (false)
    % Generate a Simulink diagram for simulation or deployment with.
% Simulink Coder tools.
    gensim(net);
end
```


RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

- [1] Canwea. (2016). *Wind Energy in Quebec* <http://canwea.ca/wind-energy/quebec/>. Available: <http://canwea.ca/wind-energy/quebec/>
- [2] A. P. Leite, C. L. Borges, and D. M. Falcao, "Probabilistic wind farms generation model for reliability studies applied to Brazilian sites," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 21, pp. 1493-1501, 2006.
- [3] R. Karki and R. Billinton, "Cost-effective wind energy utilization for reliable power supply," *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 19, pp. 435-440, 2004.
- [4] G. Van Bussel, "The development of an expert system for the determination of availability and O&M costs for offshore wind farms," in *EWEC-CONFERENCE-*, 1999, pp. 402-405.
- [5] J. Nilsson and L. Bertling, "Maintenance management of wind power systems using condition monitoring systems—life cycle cost analysis for two case studies," *IEEE Transactions on energy conversion*, vol. 22, pp. 223-229, 2007.
- [6] Y. Ding, E. Byon, C. Park, J. Tang, Y. Lu, and X. Wang, "Dynamic data-driven fault diagnosis of wind turbine systems," in *International Conference on Computational Science*, 2007, pp. 1197-1204.
- [7] D. McMillan and G. Ault, "Condition monitoring benefit for onshore wind turbines: sensitivity to operational parameters," *IET Renewable Power Generation*, vol. 2, pp. 60-72, 2008.
- [8] J. M. Leigh and S. J. Dunnett, "Use of Petri nets to model the maintenance of wind turbines," *Quality and Reliability Engineering International*, 2014.
- [9] O. Anaya-Lara, N. Jenkins, and J. McDonald, "Communications requirements and technology for wind farm operation and maintenance," in *First International Conference on Industrial and Information Systems*, 2006, pp. 173-178.
- [10] T. Wallenius and V. Lehtomäki, "Overview of cold climate wind energy: challenges, solutions, and future needs," *Wiley Interdisciplinary Reviews: Energy and Environment*, vol. 2, pp. 128-135, 2016.
- [11] G. Lloyd, "GL Wind-Technical Note 067: Certification of Wind Turbines for Extreme Temperatures (here: Cold Climate)," *Germanischer Lloyd, Hamburg*, 2011.
- [12] <https://rescoll.fr/blog/tag/paniplast/page/2/>.
- [13] A. Lacroix and M. Tan, "Assessment of wind energy production penalties due to cold climate in Canada," *Natural Resources Canada Tech. Rep*, 2012.
- [14] R. Cattin, "Ice throw studies, Gütch and St. Brais," *Winterwind 2012*, 2012.

- [15] T. Lutz, B. Arnold, D. Bekiropoulos, J. Illg, E. Krämer, A. Wolf, *et al.*, "Prediction of flow-induced noise sources of wind turbines and application examples," *International Journal of Aeroacoustics*, vol. 14, pp. 675-714, 2015.
- [16] V. Lehtomäki, K. Sandel, W. Moser, S. Rissanen, and M. Wadham Gagnon, "Input to new IEC 61400–1 design standards: two case studies of iced turbine load analysis," in *Proceedings of Winterwind 2014 Conference*, 2014.
- [17] C. A. Walford, *Wind turbine reliability: understanding and minimizing wind turbine operation and maintenance costs*: United States. Department of Energy, 2006.
- [18] W. Vachon, "Long-term O&M costs of wind turbines based on failure rates and repair costs," in *Proceedings WINDPOWER, American Wind Energy Association annual conference, Portland, OR, 2002*, pp. 2-5.
- [19] J. K. Lemming, P. E. Morthorst, L. Hansen, P. D. Andersen, and P. H. Jensen, "O and M costs and economical life-time of wind turbines," 1999.
- [20] C. A. Walford, "Wind turbine reliability: understanding and minimizing wind turbine operation and maintenance costs," Sandia National Laboratories 2006.
- [21] T. K. Hansen, "Project Team Manager," *Elsam Engineering Denmark Interview January*, 2006.
- [22] F. P. G. Márquez, A. M. Tobias, J. M. P. Pérez, and M. Papaelias, "Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods," *Renewable Energy*, vol. 46, pp. 169-178, 2012.
- [23] F. P. García Márquez, C. Roberts, and A. M. Tobias, "Railway point mechanisms: condition monitoring and fault detection," *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part F: Journal of Rail and Rapid Transit*, vol. 224, pp. 35-44, 2010.
- [24] F. P. García, D. J. Pedregal, and C. Roberts, "Time series methods applied to failure prediction and detection," *Reliability Engineering & System Safety*, vol. 95, pp. 698-703, 2010.
- [25] G. Giebel, O. Gehrke, M. McGugan, and K. Borum, "Common access to wind turbine data for condition monitoring the IEC 61400-25 family of standards," in *27th Risoe International Symposium on Materials Science*, 2006, pp. 157-164.
- [26] T. Burton, N. Jenkins, D. Sharpe, and E. Bossanyi, *Wind energy handbook*: John Wiley & Sons, 2011.
- [27] T. Burton, D. Sharpe, N. Jenkins, and E. Bossanyi, *Wind energy handbook*: John Wiley & Sons, 2001.
- [28] J. Ribrant and L. Bertling, "Survey of failures in wind power systems with focus on Swedish wind power plants during 1997-2005," in *Power Engineering Society General Meeting, 2007. IEEE, 2007*, pp. 1-8.
- [29] R. M. Brandão, J. B. Carvalho, and F. M. Barbosa, "Neural networks for condition monitoring of wind turbines," in *Modern Electric Power Systems (MEPS), 2010 Proceedings of the International Symposium*, 2010, pp. 1-4.
- [30] A. Stenberg and H. Holtinen, "Analysing failure statistics of wind turbines in finland," in *European Wind Energy Conference, April*, 2010, pp. 20-23.
- [31] O. Langniss, "The German 250-MW wind program," *Energy Foundation's China Sustainable Energy Program*, pp. 1-5, 2006.

- [32] B. Hahn, M. Durstewitz, and K. Rohrig, "Reliability of wind turbines," *Wind energy*, pp. 329-332, 2007.
- [33] Y. Lavina, *Audit de la maintenance: Éditions d'organisations*, 1992.
- [34] M. I. Blanco, "The economics of wind energy," *Renewable and sustainable energy reviews*, vol. 13, pp. 1372-1382, 2009.
- [35] F. Spinato, P. J. Tavner, G. Van Bussel, and E. Koutoulakos, "Reliability of wind turbine subassemblies," *IET Renewable Power Generation*, vol. 3, pp. 387-401, 2009.
- [36] D. J. Pedregal, F. P. García, and C. Roberts, "An algorithmic approach for maintenance management based on advanced state space systems and harmonic regressions," *Annals of Operations Research*, vol. 166, pp. 109-124, 2009.
- [37] P. Bangalore and L. B Tjernberg, "Condition Monitoring and Asset Management in the Smart Grid," *Smart Grid Handbook*, 2016.
- [38] I. Gertsbakh, *Reliability theory: with applications to preventive maintenance*: Springer, 2013.
- [39] J. Ribrant, "Reliability performance and maintenance—a survey of failures in wind power systems," *KTH School of Electrical Engineering*, pp. 59-72, 2006.
- [40] B. Rao, "The need for condition monitoring and maintenance management in industries. Handbook of condition monitoring," ed: Elsevier Science, Amsterdam, 1996.
- [41] H. Arnljot and M. Rausand, *System Reliability Theory: Models and Statistical Methods* vol. 420: John Wiley & Sons, 2009.
- [42] C. CRABTREE, "Condition monitoring techniques for wind turbines," Durham University, 2011.
- [43] Z. Zhang, A. Verma, and A. Kusiak, "Fault analysis and condition monitoring of the wind turbine gearbox," *IEEE transactions on energy conversion*, vol. 27, pp. 526-535, 2012.
- [44] E. Sainz, A. Llombart, and J. Guerrero, "Robust filtering for the characterization of wind turbines: Improving its operation and maintenance," *Energy Conversion and Management*, vol. 50, pp. 2136-2147, 2009.
- [45] D. Ferguson and V. Catterson, "Big data techniques for wind turbine condition monitoring," *European Wind Energy Association Annual Event (EWEA 2014)*, 2014.
- [46] D.-H. Kwak, D.-H. Lee, J.-H. Ahn, and B.-H. Koh, "Fault detection of roller-bearings using signal processing and optimization algorithms," *Sensors*, vol. 14, pp. 283-298, 2013.
- [47] B. Chen, "Automated On-line Fault Prognosis for Wind Turbine Monitoring using SCADA data," Durham University, 2014.
- [48] P. C. Paris and F. Erdogan, "A critical analysis of crack propagation laws," 1963.
- [49] M. Wilkinson, B. Hendriks, F. Spinato, K. Harman, E. Gomez, H. Bulacio, *et al.*, "Methodology and results of the ReliaWind reliability field study," in *European Wind Energy Conference and Exhibition 2010, EWEC 2010*, 2010, pp. 1984-2004.
- [50] C. Crabtree, Y. Feng, and P. Tavner, "Detecting incipient wind turbine gearbox failure: a signal analysis method for on-line condition monitoring," in *Proceedings*

- of *European Wind Energy Conference (EWEC 2010)*, Warsaw, Poland, 2010, pp. 20-23.
- [51] B. Rao, "Condition monitoring and the integrity of industrial systems," in *Handbook of Condition Monitoring*, ed: Springer, 1998, pp. 3-34.
- [52] N. Jammu and P. Kankar, "A review on prognosis of rolling element bearings," *International Journal of Engineering Science and Technology*, vol. 3, pp. 7497-7503, 2011.
- [53] O. Djebili, "Contribution à la maintenance prédictive par analyse vibratoire des composants mécaniques tournants: Application aux butées à billes soumises à la fatigue de contact de roulement," 2013.
- [54] R. Chevalier, "État de l'art de la surveillance et du diagnostic des machines tournantes à EDF," *RFM Revue française de mécanique*, pp. 5-11, 2001.
- [55] O. Cousinard, "Contribution à l'étude et au développement d'un système intégré de suivi de l'endommagement des composants mécaniques sur machines tournantes: application au développement et au choix des outils d'analyse et de mesure vibratoire: Thèse pour le doctorat en sciences spécialité Génie mécanique," Reims, 2002.
- [56] F. Bogard, "Développement d'une approche numérique visant à optimiser le suivi vibratoire des constituants d'une machine tournante," 2000.
- [57] G. Zine, "Modélisation, simulation et analyse expérimentale du capteur de vibration (accéléromètre)," Université de M'sila, 2013.
- [58] J. Keller, M. McDade, W. LaCava, Y. Guo, and S. Sheng, "Gearbox reliability collaborative update," *US National Renewable Energy Laboratory (NREL) report PR-5000-54558*, 2012.
- [59] D. A. Tobon-Mejia, K. Medjaher, N. Zerhouni, and G. Tripot, "A mixture of gaussians hidden markov model for failure diagnostic and prognostic," in *Automation Science and Engineering (CASE), 2010 IEEE Conference on*, 2010, pp. 338-343.
- [60] A. Bendell, "Proportional hazards modelling in reliability assessment," *Reliability engineering*, vol. 11, pp. 175-183, 1985.
- [61] D. Lugtigheid, A. K. Jardine, and X. Jiang, "Optimizing the performance of a repairable system under a maintenance and repair contract," *Quality and Reliability Engineering International*, vol. 23, pp. 943-960, 2007.
- [62] J. Sikorska, M. Hodkiewicz, and L. Ma, "Prognostic modelling options for remaining useful life estimation by industry," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 25, pp. 1803-1836, 2011.
- [63] T. Biagetti and E. Sciubba, "Automatic diagnostics and prognostics of energy conversion processes via knowledge-based systems," *Energy*, vol. 29, pp. 2553-2572, 2004.
- [64] E. Cox, "Fuzzy fundamentals," *IEEE spectrum*, vol. 29, pp. 58-61, 1992.
- [65] K. Dmitry and V. Dmitry, "An algorithm for rule generation in fuzzy expert systems," in *Pattern Recognition, 2004. ICPR 2004. Proceedings of the 17th International Conference on*, 2004, pp. 212-215.

- [66] C.-C. Lee, "Fuzzy logic in control systems: fuzzy logic controller. I," *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 20, pp. 404-418, 1990.
- [67] A. K. Jardine and A. H. Tsang, *Maintenance, replacement, and reliability: theory and applications*: CRC press, 2013.
- [68] A. Heng, A. C. Tan, J. Mathew, N. Montgomery, D. Banjevic, and A. K. Jardine, "Intelligent condition-based prediction of machinery reliability," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 23, pp. 1600-1614, 2009.
- [69] G. E. Box, G. M. Jenkins, G. C. Reinsel, and G. M. Ljung, *Time series analysis: forecasting and control*: John Wiley & Sons, 2015.
- [70] S. J. Engel, B. J. Gilmartin, K. Bongort, and A. Hess, "Prognostics, the real issues involved with predicting life remaining," in *Aerospace Conference Proceedings, 2000 IEEE*, 2000, pp. 457-469.
- [71] A. Majidian and M. Saidi, "Comparison of fuzzy logic and neural network in life prediction of boiler tubes," *International Journal of Fatigue*, vol. 29, pp. 489-498, 2007.
- [72] L. Burke and J. P. Ignizio, "A practical overview of neural networks," *Journal of Intelligent Manufacturing*, vol. 8, pp. 157-165, 1997.
- [73] M. T. Hagan and M. B. Menhaj, "Training feedforward networks with the Marquardt algorithm," *IEEE transactions on Neural Networks*, vol. 5, pp. 989-993, 1994.
- [74] N. Sinha, M. Gupta, and D. Rao, "Dynamic neural networks: An overview," in *Industrial Technology 2000. Proceedings of IEEE International Conference on*, 2000, pp. 491-496.
- [75] G. Vachtsevanos, F. Lewis, M. Roemer, A. Hess, and B. Wu, "Intelligent fault diagnosis and prognosis for engineering systems. 2006, Hoboken," ed: New Jersey, USA: John Wiley & Sons, Inc.
- [76] M. A. A. Majid, R. K. Wassan, and A. A. Mokhtar, "Gas Turbine Risk Assessment Based on Different Repair Assumptions," *Journal of Applied Sciences*, vol. 14, p. 1966, 2014.
- [77] F. Bolaers, J. Dron, and L. Rasolofondraibe, "Prédiction et suivi de l 'évolution d 'un écaillage de fatigue de roulement par analyse vibratoire," *XVIème Congrès Français de mécanique, Nice, référence*, vol. 649, 2003.
- [78] J. Antoni, "Cyclic spectral analysis of rolling-element bearing signals: facts and fictions," *Journal of Sound and vibration*, vol. 304, pp. 497-529, 2007.
- [79] P. Borghesani, R. Ricci, S. Chatterton, and P. Pennacchi, "A new procedure for using envelope analysis for rolling element bearing diagnostics in variable operating conditions," *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 38, pp. 23-35, 2013.
- [80] E. Bechhoefer and R. Schlanbusch, "Generalized Prognostics Algorithm Using Kalman Smoother," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 48, pp. 97-104, 2015.
- [81] J. Zhu, T. Nostrand, C. Spiegel, and B. Morton, "Survey of condition indicators for condition monitoring systems," in *Annu. Conf. Progn. Heal. Manag. Soc*, 2014, pp. 1-13.
- [82] R. Rojas, "The backpropagation algorithm," in *Neural networks*, ed: Springer, 1996, pp. 149-182.

- [83] H. Demuth and M. Beale, "Matlab neural network toolbox user's guide version 6. The MathWorks Inc," 2009.