TABLE DES MATIÈRES

Page

INTRODUCTION 1
0.1 Objectifs de la thèse 2
0.2 Cadre du projet de recherche 3
0.3 Contributions scientifiques et réalisations industrielles 4

CHAPITRE 1 FONCTIONNEMENT ET OPÉRATION D'UN ÉOLIENNES 7
1.1 Fonctionnement d'une éolienne 7
1.2 Description du SCADA 8
1.3 Défauts typiques des éoliennes 10

REVUE DE LITTÉRATURE 13
2.1 La surveillance de centrales éoliennes 13
2.1.1 La surveillance par SCADA 14
2.1.1.1 Prédiction et diagnostic des fautes 14
2.1.1.2 Surveillance de la courbe de puissance 16
2.1.1.3 Surveillance des composants 20
2.1.2 Types de surveillance 22
2.1.2.1 Surveillance basée sur le signal 22
2.1.2.2 Surveillance basée sur des modèles 23
2.2 Les cartes de contrôle 23
2.2.1 La carte de contrôle de Shewhart 24
2.2.2 La carte de contrôle EWMA 26
2.3 Présentation et mise en contexte des articles 28
2.3.1 Article I 28
2.3.2 Article II 29
2.3.3 Article III 30
2.3.4 Relation entre les articles 31

CHAPITRE 3 POWER CURVE MONITORING USING WEIGTHED MOVING AVERAGE CONTROL CHARTS 33
3.1 Abstract 33
3.2 Introduction 33
3.3 Power Curve 35
3.4 Statistical Control Charts 36
3.4.1 EWMA Control Chart 36
3.4.2 GWMA Control Chart 38
3.5 Methodology 39
3.5.1 Data source 39
3.5.2 Reference power curve 40
3.5.3 Validation Bench 42

3.6 Results 45
3.6.1 EWMA chart results 46
3.6.2 GWMA Chart results 48
3.6.3 False alarms 48
3.6.3.1 Type I errors 50
3.6.3.2 Type II errors 50
3.6.4 Application to real Data 50
3.7 Conclusion 51

CHAPITRE 4 BEARING TEMPERATURE MONITORING OF A WIND TURBINE USING PHYSICS-BASED MODEL 55
4.1 Abstract 55
4.2 Introduction 55
4.3 Data Source 58
4.4 Model for bearing temperature 58
4.4.1 Description of model 58
4.4.2 Validation of model 60
4.5 Monitoring using a control chart 61
4.5.1 Exponentially Weighted Moving Average control chart 62
4.6 Results 64
4.6.1 Case Study A 64
4.6.2 Case Study B 66
4.7 Conclusion 67

CHAPITRE 5 CONTROL CHART MONITORING OF WIND TURBINE GENERATORS USING THE STATISTICAL INERTIA OF A WIND FARM AVERAGE 69
5.1 Abstract 69
5.2 Introduction 70
5.3 Literature Review 71
5.3.1 Condition monitoring systems 71
5.3.2 SCADA monitoring 72
5.3.3 Fault monitoring 73
5.4 Data Source 74
5.5 Methodology 75
5.5.1 Control Charts 79
5.6 Results 81
5.6.1 Electrical energy produced 81
5.6.2 Tower Vibration 82
5.6.3 Yaw 83
5.6.4 Gearbox Temperature 85
5.7 Discussion 87
5.7.1 Required wind farm size 87
5.7.2 Centralized and Normalized Control Chart 89

5.8 Conclusion 89

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS 91

ANNEXE I APPLICATION DE VISUALISTION DES DONNÉES OPÉRATIONELLES DE CENTRALES ÉOLIENNES 99

ANNEXE II EXEMPLE SUPPLÉMENTAIRE D'ÉROSION DU BORD D'ATTAQUE D'UNE PALE 101

ANNEXE III EXEMPLE DE DONNÉES DISPONIBLES DANS LE SCADA POUR TROIS MANIFACTURIERS D'ÉOLIENNES 103

BIBLIOGRAPHIE 105

LISTE DES TABLEAUX

Page

Tableau 3.1 Rate of Type II errors based on the amplitude of underperformance..... 50

Tableau 4.1 Values for β_i obtained using the least-squares fit..... 60

LISTE DES FIGURES

Page

Figure 1.1 Schéma de l'intérieur d'une éolienne. 8

Figure 1.2 Symptôme d'un bris éventuels ou d'usure d'un composant en fonction du temps.. 11

Figure 2.1 Hiérachie conceptuelle de la littérature connexe à cette thèse et des thèmes abordés. 15

Figure 2.2 Courbe de puissance d'une éolienne avec ses zones d'opération. 17

Figure 2.3 Exemple de carte de contrôle de Shewhart. 25

Figure 2.4 Exemple de carte de contrôle EWMA avec $\lambda = 0.2$ sur les données de la figure 2.3. 27

Figure 3.1 Example of a power curve. 36

Figure 3.2 Translation of values per bin. 43

Figure 3.3 Overview of the creation of the reference power curve. 43

Figure 3.4 Methodology step by step. 44

Figure 3.5 Example : applying the EWMA control chart to a 10% ramp underperformance. 46

Figure 3.6 ARL for EWMA step-type shift. 47

Figure 3.7 ARL for EWMA ramp-type shift. 47

Figure 3.8 ARL for GWMA with a step-type shifts. 49

Figure 3.9 ARL for GWMA with ramp-type shift. 49

Figure 3.10 Example of application of the proposed method to real data - View of the residuals as they would have occurred at the end of August 2011. 51

Figure 3.11 Example of application of the proposed method to real data - Confirmation detection that occurring in August 2011. 52

Figure 3.12 Picture of blade erosion taken in June 2013. 52

Figure 4.1 Temperature of a WTG's main bearing. 59

Figure 4.2 Temperature of a WT's main bearing. 61

Figure 4.3 Example of the EWMA control chart applied to the residual of the main bearing temperature. 64

Figure 4.4 Monitoring of main bearing temperature in WT Case A. 65

Figure 4.5 Pictures of main bearing cage parts showing the damage for case study A. 66

Figure 4.6 Monitoring of main bearing temperature in WT Case B. 67

Figure 4.7 Chunks of metal found inside the main bearing of WT B. 67

Figure 4.8 Rollers of WT B main bearing. 68

Figure 5.1 Example of shifts in power curve caused by instrumentation. On the left, the effect of a faulty anemometer and on the right, the effect of the anemometer type. 73

Figure 5.2 Available data and data acquisition process. 75

Figure 5.3 Illustration of the calculation of the difference between measurement of a single WTG and average of all other WTGs on the wind farm. 77

Figure 5.4 Example of the distribution of the $\Delta x_{i,j}(t)$. Here the case of the Difference in tower vibration between a WTG and the wind farm's remaining WTGs. 78

Figure 5.5 Case study of the application of a control chart to the difference between the production of a single WTG and the mean production of the remaining WTGs on the wind farm. This example shows the detection of a badly activated curtailment. 82

Figure 5.6 Case study of the application of a control chart comparing a WTG's tower vibration of a WTG a with the mean vibration of the wind farm's remaining WTGs. This example shows detection of a rotor imbalance. 83

Figure 5.7 Case study of the application of a control chart showing one WTG's the tower vibration as compared to the mean vibration of the wind farm remaining WTGs. This example shows the detection of a progressively rising tower vibration. 84

Figure 5.8 Partial layout of a wind farm at a certain time. Line color indicates the wind speed and line direction indicates wind direction. 84

Figure 5.9 Case study of the application of a control chart to the yaw difference of WTG as compared to the mean yaw of wind farm's remaining WTGs. This example shows of slow drift. 85

Figure 5.10 Case study of the application of a control chart to the difference between one WTG's gearbox temperature and the mean temperature of the wind farm's remaining WTGs. This example shows early detection of a gearbox failure. 86

Figure 5.11 Case study of the application of a control chart to the gearbox temperature difference of one WTG as compared with the mean temperature of the wind farm's remaining WTGs. This example shows oil temperature control failure. 87

Figure 5.12 Centralized control chart for a WTG. 90

Figure 5.13 Image de synthèse de la centrale éolienne de Noordoostpolder, aux Pays-Bas tirée de RWE (2015) avec des éoliennes des années 1980 et 1990 à côté d'éoliennes construites en 2016 96

Rapport-Gratuit.com

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AEP	Annual Energy Production
ANN	Artificial Neural Network
ARL	Average Run Length
CMS	Condition Monitoring System
CÉÉ	Cartier Énergie Éolienne
EWMA	Exponentially Weighted Moving Average
GWMA	Generally Weighted Moving Average
IEC	International Electrotechnical Commission
LCL	Lower Control Limit
O&M	Operation and Maintenance
SCADA	Supervisory Control And Data Acquisition
SPC	Statistical Process Control
SQC	Statistical Quality Control
UCL	Upper Control Limit
WT	Wind Turbine
WTG	Wind Turbine Generator

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

α	Facteur de forme de la distributions des poids pour la carte GWMA
$\Delta x_{i,j}$	Écart avec la moyenne des autres éoliennes de la centrale pour la propriété j de l'éolienne i
G	Valeur du GWMA
Γ	Distribution normale de moyenne nulle et d'écart-type unitaire
H_0	Hypothèse nulle d'un test statistique
H_A	Hypothèse alternative d'un test statistiques
λ	Paramètre de lissage pour la carte EWMA
N	Nombre d'éolienne de la centrale
P	Puissance [kW]
P_{bin}	Puissance moyenne d'un casier (*bin*) [kW]
$\phi(\mu,\sigma)$	Distribution normale de moyenne μ et d'écart-type σ
q	Facter de lissage de la carte GWMA
ρ	Densité de l'air [kg.m^{-3}]
R	Résidu
σ	Écart-type
s	Variance
t	Temps
T	Température [$^\circ$ C]
TI	Intensité de turbulence [-]
$\hat{T}$	Température attendue [$^\circ$ C]
v	vitesse du vent [m.s^{-1}]
v_{bin}	vitesse centre d'un casier (*bin*) [m.s^{-1}]
ω	Vitesse de rotation du rotor [rad.s^{-1}]

$x_{i,j}$	Propriété j de l'éolienne i
Z	Valeur du EWMA

INTRODUCTION

Les énergies renouvelables, notamment l'énergie éolienne, ont connu depuis le début des années 90 une croissance soutenue à travers le monde. Cette croissance a été appuyée par les contraintes environnementales et économiques grandissantes liées à l'utilisation des ressources fossiles. Comme le rapporte l'Agence Internationale de l'Énergie, la production mondiale d'énergie éolienne est passée de 4 TWh en 1990 à 566 TWh en 2015. Le taux de croissance annuel de la production d'énergie éolienne a donc été en moyenne de 22,1% (IEA, 2016). Durant cette période, seule l'énergie solaire photovoltaïque a connu un taux de croissance plus important.

Dans le cas du Canada, le développement de l'énergie éolienne a plutôt démarré au début des années 2000. La capacité installée est passée de 137 MW à plus de 11 000 MW entre 2000 et 2015. Entre 2011 et 2015, la croissance annuelle moyenne de la production d'énergie éolienne au Canada a été de 23% (CANWEA, 2016). Au Québec, la majorité du développement de projets éoliens a été réalisée dans le cadre des deux premiers appels d'offres lancés respectivement en 2003 et 2005. À la fin de 2016, la puissance installée à travers la province est d'un peu plus de 3 200 MW (TCE, 2016).

L'augmentation du nombre de centrales éoliennes a fait émerger un nouveau secteur d'activité dans l'industrie éolienne, soit l'opération et l'entretien (*Operation and Maintenance*) (O&M). Auparavant, les problématiques de l'industrie se situaient principalement au niveau de l'évaluation de la ressource, de la conception des éoliennes et la construction des centrales éoliennes. Comme les principaux coûts associés à l'opérations des centrales (parcs) éoliennes se situent au niveau de l'entretien, l'optimisation des activités d'O&M est devenue par conséquence importante et même essentielle à la pérennité de cette industrie.

Concrètement, cette optimisation poursuit deux objectifs. Le premier vise à maximiser la disponibilité des éoliennes. Le deuxième est de pouvoir prévoir plus efficacement l'entretien à

effectuer. En d'autres mots, il s'agit de pouvoir détecter d'une manière précoce les dégradations sur l'ensemble des éléments constituant une éolienne et de réaliser un diagnostic et un pronostic précis. En effet, au cours de la durée de vie d'une éolienne, en plus de l'entretien routinier (préventif et systématique), des réparations majeures risquent d'être nécessaires telles que le remplacement du multiplicateur ou le resurfaçage des pales. Plusieurs méthodes pour la surveillance (*monitoring*) d'éoliennes et de leurs compostants ont donc été proposées dans les dernières années.

Certaines spécificités du domaine éolien rendent la tâche plus complexe lorsqu'il s'agit de proposer une méthode de surveillance. La définition du comportement normal d'une éolienne ou d'une centrale éolienne ne peut être faite en utilisant directement les données opérationnelles puisque le vent est un élément stochastique. Par conséquent, la production des centrales varie constamment selon la vitesse du vent, mais aussi selon l'intensité de turbulence du vent, sa direction et la température ambiante.

0.1 Objectifs de la thèse

Le but de cette thèse est de développer des méthodes pour la surveillance des centrales éoliennes qui permettent de détecter d'une manière précoce et précise des sous-performances. Les sous-performances des centrales éoliennes se situent à la fois au niveau de la réduction du rendement et au niveau de la réduction de la disponibilité des éoliennes. Dans le premier cas, il y a sous-performance si une éolienne produit moins d'énergie électrique que ce qui est espéré pour une vitesse de vent donnée. Dans le deuxième cas, l'objectif est de limiter l'arrêt de l'éolienne suite à un bris. Cette période d'indisponibilité non planifiée de l'éolienne entraine une sous-performance au niveau de la production espérée de la centrale. Les méthodes de surveillance aideront donc l'exploitant d'une centrale éolienne à améliorer ses performances économiques en améliorant la fiabilité intrinsèque de chaque compostant.

Comme cette thèse émane d'un partenariat avec une entreprise, toutes les méthodes développées devront être applicables dans un contexte industriel. Elles devront donc être robustes et faciles d'utilisation tout en étant capables de détecter de faibles changements dans le comportement d'une éolienne.

0.2 Cadre du projet de recherche

Le partenaire industriel de ce projet de recherche est l'entreprise Cartier Énergie Éolienne (CÉÉ). Elle possède et exploite cinq centrales éoliennes en Gaspésie dans l'est du Québec. Toutes les éoliennes de CÉÉ sont du même fabriquant et du même modèle : GE SLE 1,5 MW. La capacité installée de CÉÉ est de 589,5 MW (393 éoliennes) faisant ainsi de cette entreprise un joueur important dans l'industrie éolienne québécoise.

CÉÉ a fourni un accès à ses données opérationnelles via son système d'archivage PI d'OSISoft. Ce dernier permet l'accès aux données opérationnelles des centrales éoliennes en temps réel en plus d'archiver ces valeurs à haute fréquence (1 Hz). Ce système est directement connecté au système de gestion des centrales éoliennes ou SCADA (*Supervisory Control and Data Acquisition*).

Pour chacune des centrales, des valeurs sont mesurées et archivées pour les sous-stations électriques, les mâts météo, le réseau collecteur et chacune des éoliennes. Pour ces-dernières, les valeurs mesurées incluent, entre-autres : la puissance électrique produite, la vitesse du vent mesurée à la nacelle, la température ambiante, la température des compostants (roulement, générateur, mutilplicateur, etc.), le courant et la tension des trois phases au transformateur à la base de l'éolienne, l'état d'opération de l'éolienne, la vibration de la tour, l'azimut de la nacelle, l'écart entre l'azimut de la nacelle et la direction du vent.

Les méthodes développées dans le cadre de cette thèse doivent se limiter aux propriétés mesurées et archivées dans le système PI ; il n'est pas envisageable d'instrumenter davantage

ces centrales éoliennes pour le moment. Cela augmente cependant la portée du projet puisque toutes les éoliennes sont équipés d'un SCADA. Selon le manufacturier, la liste des quantités mesurées varie cependant un peu. Il reste néamoins que les quantités de base comme la vitesse du vent, la puissance produite ou encore l'orientation de la nacelle sont toujours disponibles.

0.3 Contributions scientifiques et réalisations industrielles

Cette thèse a été rédigée par articles. Les trois principaux chapitres sont donc des articles acceptés par des journaux scientifiques. Chacun apporte une contribution scientifique originale et distincte au domaine de la surveillance des centrales éoliennes. Le premier article traite du développement d'une méthode de surveillance de la courbe de puissance des éoliennes. Il utilise une norme du résidu entre la puissance attendue (espérée) et la puissance telle que mesurée pour détecter des comportements anormaux. Cette méthode se distingue par la validation de la méthode proposée avec des données synthétiques. Cela permet d'affirmer qu'il serait possible de détecter une variation de l'ordre de 1% par année. Les principales contributions de cet article sont la proposition d'une approche pour quantifier l'efficacité des méthodes de surveillances proposées et la proposition d'une méthode efficace pour la détection de sous-performances de faible amplitude.

Pour le deuxième article, il sera question de l'utilisation d'un modèle physique pour détecter des défaillances ou des détériorations des roulements principaux des éoliennes. Ce modèle prédit la température d'un roulement avec l'aide des échanges de chaleur entre le roulement et son environnement. Il se distingue par l'utilisation d'une approche robuste pour la détection de changement de comportement avec l'utilisation de carte de contrôle sur le résidu de la température.

Quant au troisième article, on y propose une approche plus globale à la surveillance d'une centrale éolienne. L'idée fondamentale est d'employer l'inertie statistique de la moyenne de la

centrale comme métrique stable dans le temps et d'y comparer, une à une, les performances de chaque éolienne. Cette méthode est intéressante puisqu'elle est applicable à presque toutes les propriétés des éoliennes mesurées contrairement à ce qui est présenté dans la littérature. La taille minimale requise d'une centrale éolienne pour que cette méthode soit robuste est aussi discutée. Une carte de contrôle globale permettant de réunir toutes ces propriétés ensemble est aussi proposée.

Chacune des méthodes proposées est vérifiée et validée en utilisant les données industrielles du partenaire du projet. Les trois chapitres seront précédés d'une revue de la littérature scientifique contextualisant ainsi la recherche effectuée.

Aussi, comme cette thèse a été réalisée en partenariat avec CÉÉ, plusieurs réalisations industrielles ont également été apportées dans le cadre de ce projet en plus des contributions strictement scientifiques. Elles couvrent des opérations d'analyses ou de développement d'outils pour aider à l'opération des centrales éoliennes. Ces réalisations incluent entre autres :

- Développement d'applications Matlab (*Graphical User Interface* ou GUI) (voir l'Annexe I pour une présentation de cette application) ;
- Implantation au sein de CÉÉ des méthodes de surveillance décrites par les articles composant cette thèse ;
- Analyse de l'usure des bagues collectrices des générateurs ;
- Analyse du déplacement de la nacelle en fonction du type d'anémomètre ;
- Analyse de la tension dans chacune des trois phases suite à un problème avec le câble de mise à la terre ;
- Évaluation des pertes de production causée par les fautes ;
- Évaluation de l'augmentation du mouvement des pales causé par une limitation de la puissance maximale.

Rapport-Gratuit.com

À la fin de cette thèse, une liste de recommandations sera énumérée pour une suite des travaux réalisés, des futurs projets de recherche et aussi des solutions à envisager dans l'industrie.

CHAPITRE 1

FONCTIONNEMENT ET OPÉRATION D'UN ÉOLIENNES

Cette section survolera le fonctionnement d'une éolienne et de ses principaux composantes. Puis une description du SCADA sera faite, suivi d'une revue des défauts typiques et des sources de sous-performances.

1.1 Fonctionnement d'une éolienne

Le fonctionnement d'une éolienne est étroitement lié avec les propriétés du vent. Comme ce-dernier est de nature stochastique, les éoliennes sont conçues pour s'adapter à des conditions intermittentes. Il va de soi que la puissance électrique générée est fonction de la vitesse du vent. Puis, chaque éolienne est équipée d'une girouette et d'un anémomètre. La girouette permet à l'éolienne de connaître la direction du vent. Le rotor peut donc être orienté de manière à assurer un rendement optimal. Lorsqu'en opération, les éoliennes vont constamment chercher à s'aligner avec la direction du vent.

L'anémomètre ne sert qu'au démarrage et aux arrêts en cas de tempête. Pour les éoliennes modernes, la régulation de la puissance se fait en contrôlant activement le couple du rotor. Pour une puissance en deçà de la puissance nominale, la vitesse de rotation du rotor augmente avec la puissance de l'éolienne. La vitesse de rotation du rotor atteint sa valeur maximale lorsque la puissance atteint sa valeur nominale. Dans ce régime d'opération, l'angle de calage des pales est ajusté pour contrôler le couple du rotor.

La figure 1.1 présente un schéma de l'intérieur d'une éolienne. Le vent entraine la rotation du rotor qui fait tourner l'arbre de rotation à faible vitesse. Cet arbre est lié au multiplicateur ou directeur au générateur dans le cas d'une turbine à entrainement direct. Sinon, entre le multiplicateur et le générateur se trouve l'arbre de rotation à haute vitesse. Le générateur produit un courant à une tension de 400 V. À la base de chacun des éoliennes se trouve un transformateur amenant la tension à celle du réseau collecteur, soit 37,5 kV. Le réseau collecteur achemine

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

l'électricité produite des éoliennes à la sous-station électrique qui relie la centrale au réseau de distribution à une tension de 230 kV.

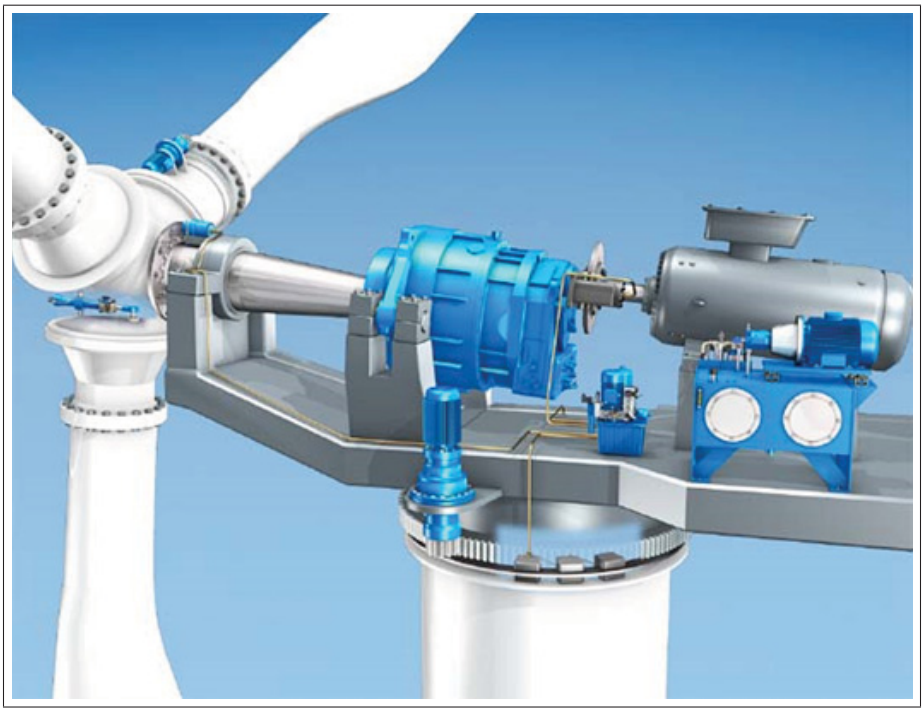

Figure 1.1 Schéma de l'intérieur d'une éolienne.

1.2 Description du SCADA

Le travail effectué dans cette thèse est basé sur les données opérationnelles des éoliennes fournies par le système de contrôle et d'aquisition des données (*Supervisory control and data acquisition* ou SCADA). Ce système collecte des données sur l'ensemble des éoliennes à une fréquence de 1 Hz. L'information est acheminée des éoliennes au serveur assurant le contrôle de la centrale éolienne par de la fibre optique. La précision des instruments de mesure du SCADA n'est pas celle d'instruments de laboratoire ou d'instruments qui seraient propres à un système de suivi de la condition (*Condition Monitoring System* ou CMS).Toutefois, le SCADA doit être minimalement fiable puisqu'il servent au contrôle de l'éolienne. L'information contenue dans les SCADA varient d'un manufacturier à l'autre, principalement parce que les compostants et

les algorithmes de contrôle diffèrent. Pour ce qui est de CÉÉ, les propriétés des éoliennes sont les suivantes :

- Accélération de la tour ;
- Angle de calage, pale 1,2 et 3 ;
- Azimut de la nacelle ;
- Courant, phase A,B et C ;
- Couple du rotor ;
- Disponibilité ;
- Déflection de la tour ;
- Déviation du vent
- État opérationnel ;
- Fréquence ;
- Nombre de tours de la nacelle ;
- Puissance active ;
- Puissance Réactive ;
- Température du multiplicateur ;
- Température du roulement principal ;
- Température du roulement du multiplicateur ;
- Température du générateur ;
- Température de l'air de refroidissement du générateur ;
- Température de la nacelle ;
- Température du moyeu ;
- Température ambiante ;
- Température des boîtes de batteries ;
- Tensions, phases A,B et C ;
- Vitesse du vent ;
- Vitesse de rotation du rotor ;
- Vitesse de rotation du générateur.

À l'Annexe III se trouve une comparaison des données disponibles pour trois manufacturiers (GE,Enercon et Siemens).

1.3 Défauts typiques des éoliennes

Une analyse de marché (*benchmark*) effectuée par *Wind Energy Update* recense entre autres la cause des principaux arrêts des éoliennes (WEU, 2015). Il en ressort qu'une éolienne de 1 à 2 MW en moyenne tombe en panne 5 fois par année et que la durée totale des pannes annuellement est de 10 jours. Une autre analyse, faite par Stenberg et Holttinen (2010) rapporte qu'une durée totale annuelle des pannes un peu plus faible, soit environ 7 jours. De plus, cette durée augmente avec le temps et peu atteindre plus de 40 jours pour des éoliennes qui sont en opération pour plus de 14 ans. Le multiplicateur est le composant le plus critique au niveau du nombre de pannes et de la durée des événements. La durée de vie observée des multiplicateurs est d'environ 7 à 11 ans, malgré qu'ils soient conçus pour ne jamais être remplacée pendant la durée de vie d'une éolienne, soit 20 ans. En 2008, une étude de Tavner *et al.* (2008) rapporte une durée de vie des multiplicateurs d'environ 6 ans et de 20 ans pour les générateurs. Cela laisse entrevoir que la fiabilité des multiplicateurs a été améliorée entre 2008 et 2015. Comme la location d'une grue est dispendieuse, les exploitants de centrales éoliennes tentent autant que possible de faire les réparations directement dans la nacelle (*up tower*). Par contre, pour certains compostants comme le roulement principal, cela n'est pas possible. WEU (2015) rapporte que le coût d'une grue pour faire le remplacement d'un roulement principal est d'au moins 120 000$ pour un composant valant environ 20 000 $.

À moins d'avoir ajouté des capteurs de vibrations supplémentaires sur les composants rotatifs, il n'est pas possible de diagnostiquer de manière précoce le mode de défaillance. Lorsqu'une panne survient, la seule information qui est fournie par le SCADA est que l'éolienne vient de s'arrêter parce qu'un de ses composants est trop chaud. Comme le montre la figure 1.2 tirée des travaux de Tchakoua *et al.* (2013), lorsque la température d'un composant plus élevée qu'attendue, une défaillance est susceptible de se produire dans les jours qui suivent.

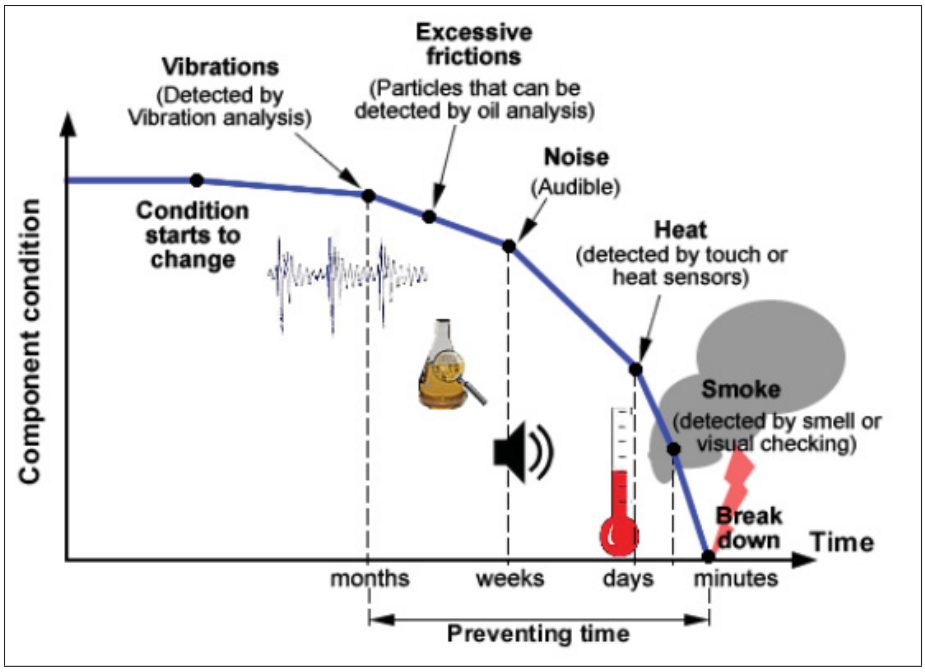

Figure 1.2 Symptôme d'un bris éventuels ou d'usure d'un composant en fonction du temps..

Pour ce qui est de la performance des éoliennes, l'érosion du bord d'attaque des pales ou la présence de saletés peuvent causer des sous-performances. Dalili *et al.* (2009) discutent de cas de sous-performances de plus de 50 % causées par la présence d'insectes sur les pales pour des turbines contrôlées par décrochage. L'érosion provient de la présence de particules solides dans l'air. Ce problème est fréquent pour les éoliennes situées en milieu désertique, mais aussi en milieu agricole où au printemps et à l'automne alors que le vent soulève la terre des sols non-couverts.

REVUE DE LITTÉRATURE

Dans cette section, une revue de la littérature et une présentation des concepts théoriques permettant de mettre en contexte les trois articles qui composent cette thèse seront abordées. Les différentes approches présentes dans la littérature liées à la surveillance des centrales éoliennes seront d'abord introduites. Les cartes de contrôles seront ensuite abordées. Puis, pour terminer cette section, les trois articles qui composent cette thèse seront présentés.

2.1 La surveillance de centrales éoliennes

La surveillance *monitoring* des éoliennes est un élément majeur de l'opération des centrales éoliennes. Elle permet de réduire les périodes d'indisponibilité des éoliennes et d'assurer l'exploitant que le rendement soit au niveau attendu. De plus, au fur et à mesure que les installations vieillissent, le nombre de bris et les besoins en entretien augmentent. L'utilisation d'une ou d'une combinaison de méthodes de surveillance est donc intéressante pour garantir une exploitation optimale de la centrale.

La surveillance de centrales éoliennes couvre un vaste éventail d'approches. Globalement, l'ensemble de ces techniques peuvent être regroupées sous le nom de *Condition Monitoring System* (CMS). On y retrouve toute méthode ayant comme objectif de faire le suivi de l'état des éoliennes. Dans les dernières années, quelques auteurs ont recensé les différents types de CMS soit Amirat *et al.* (2009); Hameed *et al.* (2009); Garcia Marquez *et al.* (2012). Les techniques couvertes incluent entre autres l'analyse des vibrations des principaux composants (multiplicateur, roulement principal, générateur), l'analyse du bruit produit par les éoliennes et l'analyse d'échantillons d'huile des composants. L'analyse des vibrations des principaux composants se fait souvent dans le domaine spectral avec des transformations de Fourier ou en paquet d'ondes. Plusieurs méthodes développées concernent les multiplicateurs puisque ce composant est responsable du plus grand nombre d'arrêts de production (Amirat *et al.*, 2009; Zhang *et al.*, 2012; Feng *et al.*, 2013; Gonzalez *et al.*, 2016).

Une des approches souvent utilisée comme CMS est la surveillance par SCADA. Les données opérationelles servent à la surveillance. Cette approche est intéressante puisqu'elle est peu couteuse et peu intrusive ; des données opérationnelles étant collectées sur toutes les éoliennes (Kusiak et Zhang, 2010; Kim *et al.*, 2011; Qiu *et al.*, 2012; Wang *et al.*, 2014) . Le développement de méthodes de surveillances basées sur ces données ne demande donc pas d'ajout d'instruments de mesure. La surveillance par SCADA peut aussi se faire en continu ; les analyses peuvent être effectuées à chaque fois que le SCADA enregistre une nouvelle mesure. La figure 2.1 présente la hiérarchie conceptuelle des types de méthodes et sous-méthodes présentes dans la littérature et liées au travail effectué dans cette thèse. En vert, se trouve les thématiques qui seront abordées directement dans cette thèse.

2.1.1 La surveillance par SCADA

La surveillance du SCADA peut se subdiviser en trois catégories : la prédiction et le diagnostic des fautes, la surveillance des composants et la surveillance de la courbe de puissance. Typiquement les données utilisées sont les valeurs moyennes sur 10 minutes des différentes propriétés de l'éolienne.

2.1.1.1 Prédiction et diagnostic des fautes

Le SCADA d'une éolienne va signaler une faute à l'opérateur si son comportement est anormal. Il est question ici d'événements ponctuels qui interviennent rapidement tels qu'un écart dans l'angle de calage de l'une des pales, une survitesse du générateur ou d'une surchauffe d'un composant. Ces événements requièrent une action immédiate puisqu'une faute entraîne l'arrêt de l'éolienne. Dans la majorité des cas, l'éolienne va pouvoir repartir dans les heures qui suivent. Par contre, dans certains cas, la faute peut être causée par le bris d'un composant (exemple : la surchauffe d'un roulement) et peut exiger l'arrêt de l'éolienne pour une période prolongée.

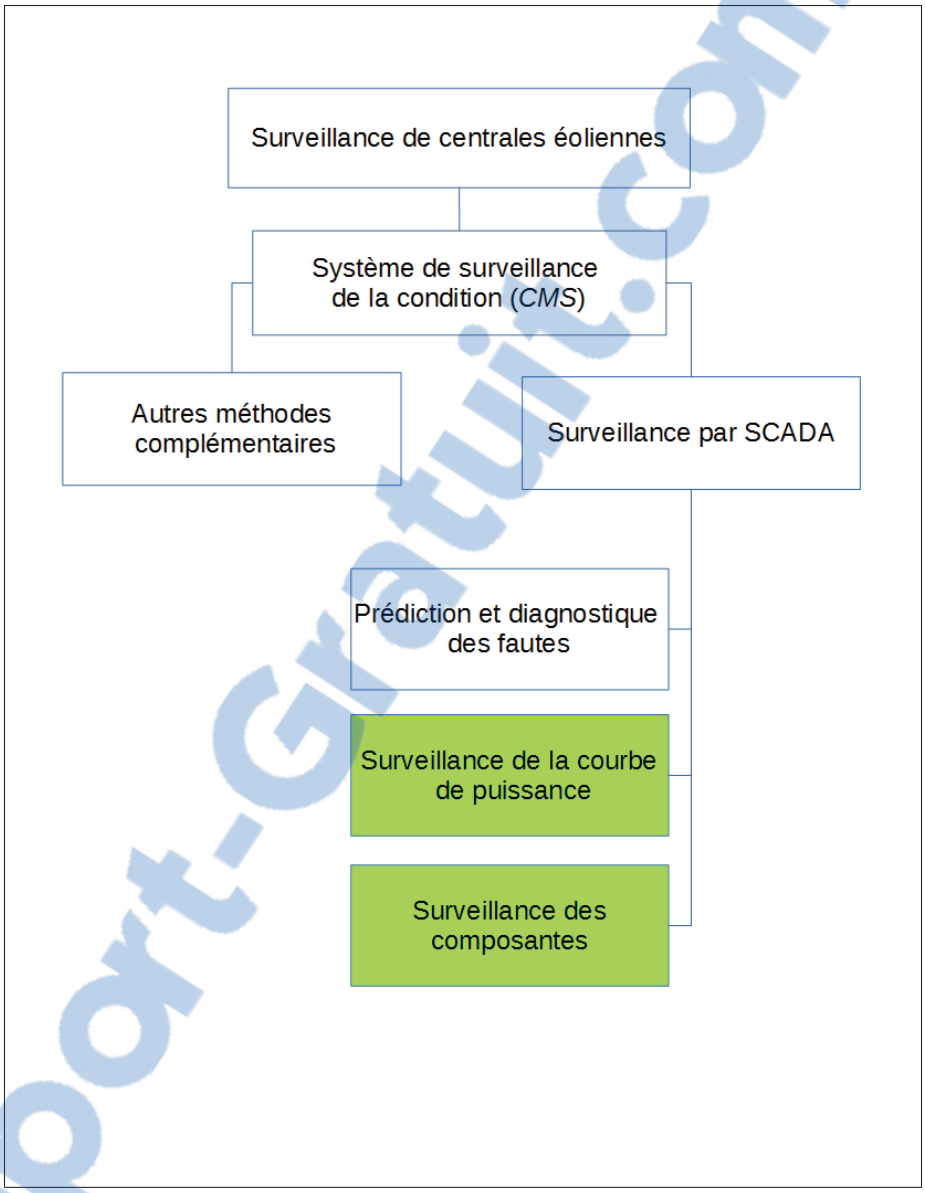

Figure 2.1 Hiérachie conceptuelle de la littérature connexe à cette thèse et des thèmes abordés.

La prédiction et le diagnostic des fautes visent principalement à limiter les périodes d'indisponibilité. Plusieurs méthodes ont été proposées pour prévoir et éviter ces arrêts (voir entre autes : Odgaard et Stoustrup (2009); Kusiak et Verma (2012); Kusiak et Li (2011); Nejad *et al.* (2014); Yang *et al.* (2015a,b)) . Cela est particulièrement intéressant pour les centrales *off-shore*, car l'accès aux éoliennes demande plus de temps que pour les éoliennes *on-shore* (Faulstich *et al.*, 2011). Certains auteurs proposent aussi des méthodes de contrôle des éoliennes qui sont tolé-

Rapport-Gratuit.com

rantes aux fautes (Odgaard *et al.*, 2013; Gao *et al.*, 2015b; Gao et Gao, 2016) . C'est-à-dire que l'éolienne va s'adapter en attendant que le problème à l'origine de la faute puisse être diagnostiqué et solutionné. Cela permet de limiter les pertes de production. Ce type de surveillance doit se fait en continu (*online*) puisqu'il requiert une action immédiate. L'accès à des données hautes fréquences (mesurées à la seconde), est souvent nécessaire pour l'utilisation des méthodes proposées pour la détection des fautes (Kusiak et Li, 2011; Kusiak et Verma, 2011). Quoiqu'importante pour l'opération et le contrôle des éoliennes, la prédiction et le diagnostic des fautes ne font cependant pas partie du cadre de cette thèse.

2.1.1.2 Surveillance de la courbe de puissance

La courbe de puissance represente la relation entre la vitesse du vent et la puissance générée par l'éolienne. Cette relation est une empreinte du rendement de l'éolienne et est liée à ses modes opératoires. La figure 2.2 présente la courbe de puissance d'une éolienne. Quatre comportements distincts peuvent être identifiés. Dans la zone I, soit pour une vitesse de vent plus faible que la vitesse d'entrée (*cut-in*), l'éolienne est à l'arrêt (puissance nulle) puisque le vent n'est pas assez fort. Entre la vitesse d'entrée et la vitesse nominale, soit dans la zone II, la puissance produite par l'éolienne est proportionnelle au cube de la vitesse du vent. La zone III correspond aux valeurs de vitesse du vent comprises entre la vitesse nominale et la vitesse de sortie (*cut-out*). Dans cette zone, l'angle de calage des pales est ajusté pour que la puissance ne dépasse pas la puissance nominale de l'éolienne. Puis, si la vitesse du vent est plus grande que la vitesse de sortie, soit dans la zone IV, l'éolienne est freinée et arrêtée pour éviter d'endommager sa structure. En plus de la vitesse du vent, la densité de l'air et l'intensité de turbulence du vent influencent aussi la relation entre la vitesse du vent et la puissance produite. Durant l'hiver, pour une vitesse de vent équivalente, la production sera plus grande que l'été. La norme IEC 64100-12-1 propose une méthode pour corriger la vitesse du vent en fonction de la densité de l'air (IEC, 2005). Pour ce qui est de l'intensité de turbulence, à forte intensité de turbulence, la courbe de puissance sera plus faible pour des vitesses de vents près de la vitesse d'entrée et

près de la vitesse nominale, la puissance sera plus imporante. Albers *et al.* (2007) proposent une méthode pour corriger l'effet de l'intensité de turbulence sur la courbe de puissance.

Un affaissement de la courbe de puissance est symptomatique d'une sous-performance. Des exemples de sous-performances pouvant être détectées dans la courbe de puissance sont l'érosion des pales, la présence de givre, ou encore une erreur du système de control de l'éolienne. Keegan *et al.* (2013) ainsi que Sareen *et al.* (2014) présentent les causes de l'érosion des pales et l'effet sur les performances aérodynamiques de ces dernières.

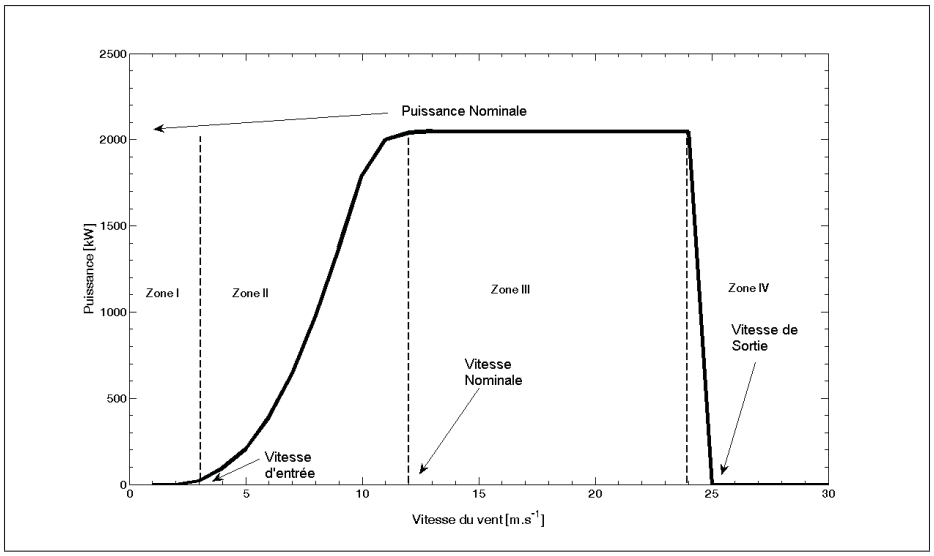

Figure 2.2 Courbe de puissance d'une éolienne avec ses zones d'opération.

Kusiak *et al.* (2009a) de l'Université de l'Iowa ont été les premiers à proposer une méthode pour la surveillance de la courbe de puissance. L'objectif principal de leur travail était d'évaluer la performance de nouveaux modèles pour identifer la courbe de puissance. Ils ont toutefois démontré qu'il était possible de faire la surveillance de la courbe de puissance avec l'analyse du résidu entre les valeurs prédites par un modèle et les valeurs observées et par la suite, avec l'utilisation de cartes de contrôle. Cette idée a été reprise par plusieurs autres auteurs dont Marvuglia et Messineo (2012); Butler *et al.* (2013); Yampikulsakul *et al.* (2014).

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Dans le cas de Marvuglia et Messineo (2012), leur contribution scientifique se situe principalement au niveau de l'utilisation de modèles différents pour établir la courbe de puissance. La surveillance du résidu a par contre été faite de la même façon que ce qui a été proposé par Kusiak *et al.* (2009a).

Butler *et al.* (2013) ont suggeré de ne s'attarder que sur la partie de la courbe de puissance qui se trouve en deça de la vitesse nominale (zone II sur la figure 2.2). Comme pour de fortes vitesses du vent, le comportement de l'éolienne est imposé pour que la puissance ne dépasse pas la vitesse nominale, une dégradation de la performance ne sera pas visible dans cette zone. Le fait d'enlever la zone III de la courbe de puissance facilite la détection de sous-performances.

Pour ce qui est de la surveillance du résidu, Yampikulsakul *et al.* (2014) ont modifié la carte de contrôle utilisée par Kusiak *et al.* (2009a) dans le but de mieux tenir compte de la possible différence entre les conditions météorologiques lors de l'entraînement de leur modèle et lors de la surveillance. Ils arrivent à identifier dans la courbe de puissance un bris de multiplicateur, ce qui témoigne du potentiel de leur méthode. Cependant, les auteurs n'ont pas comparé la performance de leur méthode avec celle de Kusiak *et al.* (2009a) et ne se sont pas intéressés à la surveillance à long terme de la courbe de puissance ni à la détection de sous-performances de petites amplitudes.

Kusiak et Verma (2013) ont par la suite proposé de faire le suivi des 3e et 4e moments statistiques bivariés de la courbe de puissance. L'idée derrière cette méthode est que sous l'effet d'un changement de comportement de l'éolienne, la courbe de puissance risque de s'affaisser, ce qui se traduit en un changement de ses moments statistiques. Par contre, dans leur article, les auteurs concluent qu'un changement dans les 3e et 4e moments statistiques de la courbe de puissance est difficile à corréler avec un événement affectant la performance de l'éolienne.

Plutôt que d'utiliser le résidu entre la puissance observée et la puissance attendue, de Andrade Vieira *et al.* (2013) ont utilisé l'aire sous la courbe de puissance pour faire la détection de sous-performance. Une sous-performance se traduit souvent par un affaissement de la courbe de puissance, réduisant ainsi l'aire sous cette courbe. Comme il faut beaucoup d'observations

pour identifier une courbe de puissance fiable, ils suggèrent d'utiliser d'abord un mois comme période de référence puis, à chaque semaine, de recalculer la courbe de puissance et l'aire sous cette courbe et puis de comparer cette valeur à celle correspondant à la période de référence.

Park *et al.* (2014) ont travaillé sur l'algorithme de génération des alarmes. Typiquement, lorsque trois points consécutifs sortent des limites établies, un changement de comportement de l'éolienne (ou du procédé quelconque) est constaté. Ce mode de décision est insensible aux oscillations près des limites. Ils ont donc proposé un algorithme de décision tenant compte de deux niveau d'alarme (*attention* et *alarme*) pour mieux prendre en charge les oscillations près des limites.

Un critère de suivi de performance a été proposé par Yang *et al.* (2013). D'abord la courbe de puissance est construite à partir d'une régression polynomiale d'ordre n. Le critère de suivi de performance est une fonction dépendant de la somme de chacun des facteurs du polynôme. Un changement dans la courbe de puissance occasionne une variation dans les facteurs du polynôme et donc dans le critère de suivi de performance. Leur approche a été validée en laboratoire avec une maquette. Cependant, comme Pelletier *et al.* (2016) le rapporte, la modélisation de la courbe de puissance par un polynôme est loin d'être la méthode la plus performante ; cela limite l'intérêt de la méthode de surveillance proposée par Yang *et al.* (2013).

Lou *et al.* (2016) ont proposé de fixer les limites de la courbe de puissance à partir des valeurs extrêmes observées dans chaque intervalle de vitesse de vent de 0,5 $m.s^{-1}$ après avoir fait un contrôle qualité des données. Cette approche est intéressante pour la détection de sous-performances ponctuelles comme la présence de givre. Par contre, comme la dispersion des données est assez large, la détection de sous-performances de petites amplitudes serait difficile avec un telle méthode.

Gill *et al.* (2012) ont proposé une approche qui utilise les copulas statistiques. Cette méthode a comme avantage de ne pas reposer sur un modèle, mais plutôt sur la densité de probabilité des valeurs observées. Par contre, cette méthode demande des échantillons de grande taille. Les

auteurs ont proposé de faire le calcul sur une base mensuelle. Cela limite son application en continu.

Dans le cadre cette thèse, l'objectif principal est plutôt de surveiller la courbe de puissance que de proposer de nouvelles méthodes pour la modélisation de la courbe de puissance. La modélisation de la courbe de puissance est toutefois un sujet qui a retenu l'attention de plusieurs auteurs dans les dernières années. Pour plus d'informations sur la modélisation de la courbe de puissance, voir Kusiak *et al.* (2009b); Lydia *et al.* (2014) et Pelletier *et al.* (2016) .

2.1.1.3 Surveillance des composants

La surveillance des composants a pour objectif d'éviter le bris d'un composant ou de limiter le temps d'arrêt causé par le bris d'un composant principal (multiplicateur, roulement, générateur). Si un changement de comportement est détecté, il est possible d'identifier son ampleur, d'effectuer une réparation ou, si nécessaire, de préparer le changement du composant. Dans le cadre de la surveillance des composants il faut pouvoir tenir compte de l'opération de l'éolienne à des charges variables (Zimroz *et al.*, 2014). Les charges appliquées sur les principaux composants dépendent essentiellement de la vitesse du vent.

À la base, dans les SCADA, des limites d'opération sont incluses. Par exemple, si la température d'un composant dépasse une certaine valeur, l'éolienne va s'arrêter automatiquement et un message d'alarme va être envoyé à l'opérateur. Ces seuils sont par contre limités, notamment dans le cas de l'exploitation des centrales éoliennes au Canada, puisqu'ils restent fixes à travers les saisons. Le composant fautif risque d'être beaucoup plus chaude que ce qu'elle serait en temps normal et donc potentiellement très endommagée avant que le SCADA signale un problème si l'événement survient en plein hiver.

Les méthodes étudiant les vibrations des composants rotatifs offrent des résultats très intéressants et sont populaires comme rapporté dans les revues de littérature citées plus haut (Amirat *et al.*, 2009; Hameed *et al.*, 2009; Garcia Marquez *et al.*, 2012). L'apparition de nouveaux modes vibratoires dans un composant rotatif comme un roulement ou un multiplicateur met

en évidence la présence de défauts et d'usure (Bian *et al.*, 2013). Yang *et al.* (2011) ainsi que Zimroz *et al.* (2012) ont notamment travaillé sur la surveillance des roulements en passant par l'analyse des vibrations en adaptant des méthodes généralement utilisées dans la surveillance de composants rotatifs aux spécificités d'opération des éoliennes, c'est-à-dire une opération à charges variables dues à la variation de la vitesse du vent. Par contre, la vibration des composants n'est pas mesurée dans la majorité des SCADA. C'est, entre autres, le cas pour les centrales éoliennes de CÉÉ. D'autres approches doivent donc être considérées.

La surveillance de la température des composants est une autre avenue souvent utilisée tel que rapporté par de Azevedo *et al.* (2016). Une hausse de température peut être liée à une augmentation de la friction transformée en chaleur. L'utilisation de modèles basée sur la physique du transfert de chaleur a été identifiée comme une approche qui fournit des résultats intéressants par, entre autres, Wilkinson *et al.* (2014) et Tautz-Weinert et Watson (2016). Ces modèles tiennent aussi compte de la température ambiante qui change avec les saisons. Dans le cas des centrales éoliennes de CÉÉ, la température ambiante peut varier de -30 °C à 30 °C.

Tautz-Weinert et Watson (2016) ont comparé l'utilisation de différents types de modèles pour prédire le comportement des composant du groupe moteur d'une éolienne. Ils rapportent que dans le cas des roulements, les modèles linéaires basés sur le transfert de chaleur performent autant ou mieux que des modèles faisant appel à des réseau de neurones artificiels ou encore des machines à vecteur de support. Le temps de calcul pour les différents modèles étudiés a été mesuré et le modèle physique est beacoup plus rapide que les modèles de forage de données (*data mining*). Ils ont aussi étudié l'impact de différents facteurs (température ambiante, puissance produite, vitesse de rotation, etc.) sur la précision des modèles. Par contre, les auteurs de cet article se sont limités à la modélisation des composants d'une éolienne et n'ont rien proposé pour ce qui est de la détection de changement de comportement.

La performance des modèles physiques a aussi été discutée par Wilkinson *et al.* (2014). Ils ont comparé un modèle physique de la température d'un roulement avec une analyse de tendance de la température. Ils concluent que le modèle physique est intéressant pour la surveillance

des roulents puisqu'il a permis de détecter plusieurs problèmes avec en plus un faible taux de fausses alarmes.

Lebranchu *et al.* (2016) ont utilisé la température du roulements pour détecter des fautes. Ils ont comparé un modèle physique avec une approche basée sur l'écart de température avec les roulements des autres éoliennes de la centrale. L'étude des fautes des roulements a aussi été fait par Kusiak et Verma (2012) . Dans ce cas, ils ont utilisé un modèle de *data mining* pour la prédiction de fautes des roulements. Par contre, dans ces deux cas, la détection d'événements plus importante comme les bris de roulements n'a pas été étudié.

D'autres auteurs ont utilisé des approches totalisant le dommage. Dans ce cas, les forces sur le composant sont estimées à partir des données opérationnelles et puis, le dommage causé par la fatigue accumulée par ces forces sur une durée de temps est déterminé avec la règle de Palgrem-Miner (Gray et Watson, 2010).

2.1.2 Types de surveillance

La surveillance par SCADA peut être reclassée selon la méthodologie employée en plus de son sujet (surveillance de la courbe de puissance, surveillance des composants ou prédiction et diagnostic des fautes). Cette seconde classification est liée à la façon dont les données opérationnelles sont traitées en vue de pouvoir décider si le comportement de l'éolienne est normal (Gao *et al.*, 2015a).

2.1.2.1 Surveillance basée sur le signal

Dans ce mode de surveillance, les caractéristiques du signal mesuré sont utilisées pour évaluer s'il y a eu changement de comportement de l'éolienne. Des métriques comme la moyenne, l'écart-type, les valeurs extrêmes et la moyenne quadratique sur une période de temps sont considérées (10 minutes, 1 heure, 1 journée, etc.). Les limites d'opération utilisées par le SCADA sont un exemple de surveillance basé sur le signal. Par contre, ces méthodes sont peu souvent utilisées telles quelles dans le cas de la détection précoce de sous-performances à

cause des variations dues à la nature stochastique du vent et de la variation saisonnière de la température ambiante. La surveillance basée sur le signal comprend aussi les analyses dans le domaine spectral. Par exemple, la surveillance des modes vibratoires d'un roulement en passant par une transformée de Fourier est un cas de surveillance basée sur le signal.

2.1.2.2 Surveillance basée sur des modèles

Dans la surveillance par SCADA, des modèles peuvent être utilisés pour prédire le comportement des éoliennes ou d'un composant. La surveillance de la courbe de puissance est une méthode de surveillance qui repose souvent sur l'utilisation d'un modèle. D'abord, avec l'aide de données d'entrainement, correspondant à une période de référence, une relation entre les variables d'entrées et les variables de réponses est établie. Puis, cette relation est validée avec un autre ensemble de données ; les données de validation. La validation du modèle se fait à l'aide de différentes métriques (erreur moyenne absolue, distribution du résidu, etc.) Une fois le modèle validé, les résidus entre les valeurs prédites par le modèle est analysé. Si au fil du temps, un changement dans ces résidus apparaissent, un changement de comportement de l'éolienne pourrait avoir eu lieu.

2.2 Les cartes de contrôle

Les cartes de contrôle sont des outils graphiques utilisés en contrôle statistique des procédés (SPC) ou en contrôle statistique de la qualité (SQC). Elles peuvent être considérées comme un test statistique en continu (Montgomery, 2007). Elles présentent l'évolution d'une propriété statistique d'échantillons (moyenne, écart-type, médiane, étendue, etc.) d'un procédé en fonction du temps. Les cartes de contrôle fixent aussi des limites de contrôle. Si la propriété statistique étudiée sort de ces limites de contrôle ; le procédé est donc jugé statistiquement hors de contrôle. Un changement de comportement du procédé est alors probable.

L'utilisation des cartes de contrôle pour faire la surveillance des centrales éoliennes dans le cadre de cette thèse a été justifiée principalement par leur simplicité. Les principes gouver-

nant les cartes de contrôles sont relativement accessibles ; aucune connaissance avancée en statistique n'est nécessaire. Cela facilite le déploiement dans un environnement industriel des méthodes de surveillance des éoliennes qui sont proposées par cette thèse. La robustesse des cartes de contrôles justifie aussi leur application dans un contexte industriel. Les limites de contrôles sont énoncées par la carte choisie. La présence de limites bien définies enlève un risque attaché au jugement ou à la décision de l'utilisateur de déclarer s'il y a changement de comportement ou non dans un procédé.

Deux cartes de contrôles seront présentées dans cette section. La première, la carte de Shewart, est la plus simple et celle qui est à la base de toutes les autres. La deuxième, la carte EWMA (*Exponentially Weighted Moving Average*) est celle qui a été utilisée dans le cadre de cette thèse.

2.2.1 La carte de contrôle de Shewhart

La carte de contrôle de Shewhart porte le nom de celui qui l'a proposée (Shewhart, 1926). Une quantité statistique étudiée ($Y(t)$) est directement tracée sur le graphique. La ligne du centre (μ_Y) est la valeur cible que le procédé doit maintenir ou encore la moyenne historique observée pour ce procédé. Les limites de contrôle supérieure (UCL) et inférieure (LCL) sont définies de la façon suivante :

$$UCL = \mu_Y + k\sigma_Y \tag{2.1}$$

$$LCL = \mu_Y - k\sigma_Y \tag{2.2}$$

où σ_Y est l'écart-type (estimé ou historique) de le la variable $Y(t)$. Pour ce qui est de k, il s'agit de la distance entre la ligne du centre et les limites de contrôles en termes d'écarts-types. Le consensus en control statistique des procédés est de fixer $k = 3$ (Montgomery, 2007). De cette manière, sous l'hypothèse d'une distribution normale pour $Y(t)$, 99,7% des observations vont naturellement se trouver en dedans des limites de contrôles.

Le choix d'une valeur de k plus faible rendrait la carte de contrôle plus sensible (des changements de comportements du procédé étudié seraient plus facilement détectées), mais en contrepartie, augmenterait la probabilité de fausses alarmes. Une fausse alarme est la détection d'un changement de comportement alors qu'il n'y en a pas. La carte de contrôle de Shewhart à un taux de fausse alarme de 1 pour 327 observations en utilisant $k = 3$ (Montgomery, 2007). La probabilité de fausse alarme est analogue à la probabilité d'erreur de type I des tests statistiques. Une erreur de type I d'un test statistique est le fait de rejeter l'hypothèse testée alors qu'elle est vraie. Une erreur de type II est d'accepter l'hypothèse testée alors qu'elle est fausse. La figure 2.3 présente un exemple d'utilisation d'une carte de contrôle de Shewhart sur des données génériques.

Kusiak *et al.* (2009a) ont utilisé un carte de contrôle de Shewhart pour faire la surveillance de la courbe de puissance.

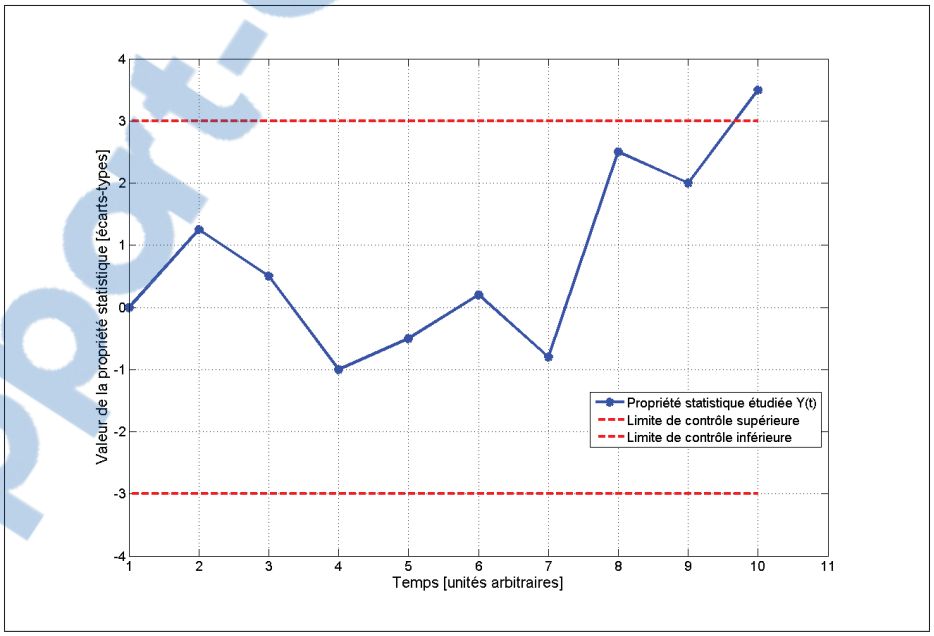

Figure 2.3 Exemple de carte de contrôle de Shewhart.

Rapport-Gratuit.com

2.2.2 La carte de contrôle EWMA

La carte de contrôle EWMA (*Exponentialy Weighted Moving Average*) développée par (Roberts, 1959) ajoute un lissage à la carte de Shewhart . Cela permet de détecter plus facilement des variations de petite amplitude et progressives. Ce lissage est tel qu'il donne un poids plus important aux données récentes tout en considérant les valeurs précédentes. Les poids suivent une distribution exponentielle telle que la valeur la plus récente ait le plus d'importance. L'expression mathématique du EWMA est la suivante :

$$Z(t) = \lambda Y(t) + (1-\lambda)Z(t-1) \tag{2.3}$$

ici $Z(t)$ est le EWMA au temps t, $Y(t)$ la variable observée au temps t et λ une constante de lissage compris entre 0 et 1. Si la valeur de λ est près de 1, le lissage est très faible, accordant ainsi une grande importance aux valeurs récentes. Dans le cas où $\lambda = 1$, la carte EWMA devient une carte de Shewhart. Par contre, si λ est près de 0, la carte de contrôle a une grande mémoire et accorde un poids plus important aux valeurs plus anciennes. La constante de lissage doit donc être choisi en fonction du type de variation à détecter. Pour choisir la valeur du paramètre λ, il faut avoir une idée de l'amplitude des variations susceptibles de se produire. Lucas et Saccucci (1990); Jones *et al.* (2012) présentent des tableaux de valeur optimales pour λ.

La variance estimée du EWMA (s^2_{EWMA}) est la suivante :

$$s^2_{EWMA} = \frac{\lambda}{2-\lambda} s^2 \tag{2.4}$$

où s^2 est la variance des données historiques lors d'un comportement normal du procédé. La ligne centrale de la carte de contrôle (Z_0) est soit la moyenne historique de la quantité observée ou encore la valeur cible. Les limites de contrôle supérieure (UCL) et inférieure (LCL) sont définies comme suit :

$$UCL_{EWMA} = Z(0) + k s^2_{EWMA} \tag{2.5}$$

$$LCL_{EWMA} = Z(0) - ks^2_{EWMA} \tag{2.6}$$

La carte EWMA est intéressante pour la détection de petites variations ou de variations progressives dans un procédé (Hawkins et Zamba, 2003; Hsu *et al.*, 2009). La figure 2.4 présente l'application d'une carte EWMA aux données génériques présentées dans le cas de l'exemple d'application de carte de Shewhart à la figure 2.3. Pour ce cas-ci, la détection du changmenent de comportement du procédé se fait plus rapidement avec la carte EWMA qu'avec une carte de Shewhart.

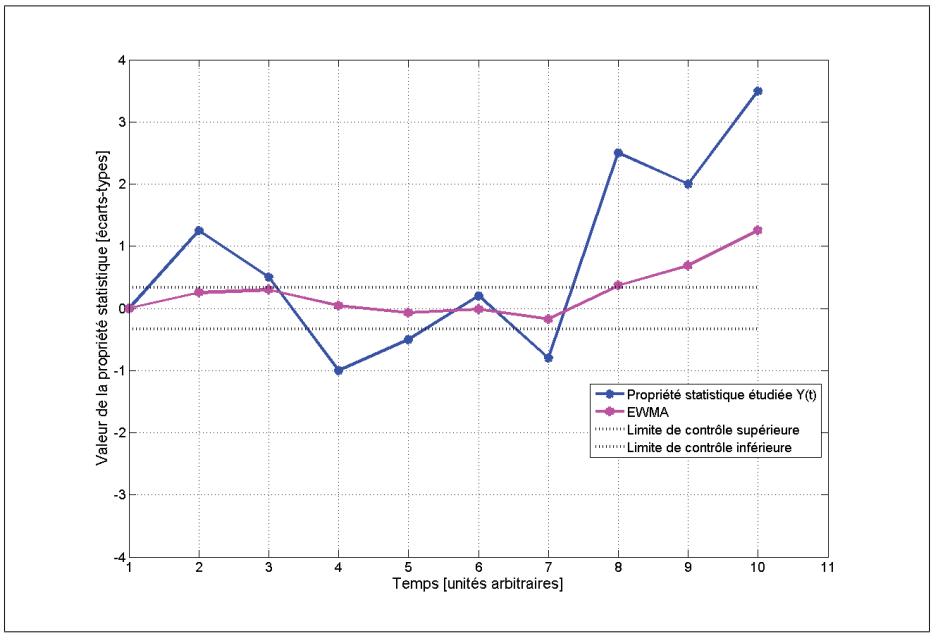

Figure 2.4 Exemple de carte de contrôle EWMA avec $\lambda = 0.2$ sur les données de la figure 2.3.

Typiquement, comme mentionné plus haut pour la carte de Shewhart, $k = 3$. Le taux de fausse alarmes de la carte de contrôle EWMA est fonction de λ (Jones *et al.*, 2012).

Des améliorations ont été apportées à la carte de contrôle EWMA dans le but de corriger certaines de ses faiblesses. Par exemple, Steiner (1999) a proposé la carte *Fast Initial Response* – EWMA. Elle introduit des limites de contrôle qui varient avec le temps et qui tendent asymptotiquement vers les limites de Roberts (1959). Cela permet d'améliorer la détection d'un chan-

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

gement de comportement qui surviendrait dans les premières observations tracées sur la carte de contrôle ou si l'écart-type de la quantité suivie σ_Y n'est pas connue dès le départ. Dans les cas étudiés dans cette thèse, la carte de contrôle EWMA classique a été retenue puisqu'il est peu probable d'observer des changements de comportements dans les premiers temps qui suivent la mise en service d'une éolienne. De plus, les limites proposées par Lucas, convergent après quelques observations aux limites proposées par Roberts.

Sheu et Lin (2003) ont proposé la carte de controle *Generally Weighted Moving Average* (GWMA). Cette carte est une généralisation de la carte EMWA. Dans le cas de la carte GWMA, la distribution des poids n'est pas nécessairement une fonction exponentielle décroissante. Par contre, deux paramètres doivent être ajustés, plutôt qu'un seul dans le cas de la carte EWMA.

La carte de contrôle CUSUM (*Cumulative Sum*) offre des performances très semblables à celles de la carte EWMA quoique moins intuitive à utiliser. Pour plus de détails sur la carte CUSUM et les autres cartes de contrôle, voir Montgomery (2007).

2.3 Présentation et mise en contexte des articles

Les concepts énoncés précédemment dans ce chapitre permettent de contextualiser les trois articles qui composent cette thèse. Ils proposent chacun une méthode pour effectuer la surveillance des centrales éoliennes. Il est à noter que la mise en page des articles a légèrement été modifiée afin de correspondre aux exigences de présentation de l'École de technologie supérieure.

2.3.1 Article I

Le premier article (Chapitre 3) propose une méthode de surveillance de la courbe de puissance. Le modèle des casiers (*bins*) de la norme IEC 61400-12-1 est utilisée pour construire une courbe de puissance étalon (IEC, 2005). Cette norme concerne les tests de performances des éoliennes. Elle propose une méthodologie pour l'identification de la courbe de puissance. Les données de la première année de fonctionnement de la centrale éolienne sont utilisées pour

l'identification du modèle. Cette période est assumée exempte de sous-performances. Dans le cas des certaines centrales de CÉÉ, la base de données du système PI ne se rend pas jusqu'à la mise en opération de la centrale. Dans ce cas, la première année de données disponible est considérée comme période de référence. Par la suite, les valeurs observées sont comparées aux valeurs espérées par le modèle en prenant le résidu entre les deux quantités. Ce résidu est d'abord normalisé et puis, transformé de sorte que la distribution du résidu dans la période de référence soit de moyenne nulle et d'écart-type unitaire. Une carte de contrôle EWMA effectue par la suite le suivi de ce résidu et signale une alarme si une situation apparaît problématique.

Cette méthode a été validée d'abord avec des données synthétiques. Les simulations ont démontré que de faible variations dans la courbe de puissance, autant progressive que subites, peuvent être détectées avec cette méthode. Une dégradation de la courbe de puissance aussi faible que 1% par année peut être identifiée. Lorsqu'appliquée aux données de CÉÉ, cette méthode a été capable de mettre en évidence le phénomène d'érosion des pales. Un ajout à cet article se trouve à l'Annexe II, où une photo supplémentaire de cas d'érosion de pale est présentée.

Cette méthode est plus efficace à la détection de variations progressives que ce qui est présenté dans la littérature. L'utilisation de la carte EWMA et la transformation du résidu de la puissance en un résidu normalisé avec une distribution de moyenne nulle et d'écart-type unitaire sont les principaux éléments qui distinguent l'approche présentée dans cette thèse. La surveillance de la courbe de puissance sur plusieurs années est aussi quelque chose qui a peu été présenté. Cet article a été publié dans la revue *Renewable Energy* en août 2016 (Cambron, P., *et al*. "Power curve monitoring using weighted moving average control charts." *Renewable Energy* 94 (2016) : 126-135.)

2.3.2 Article II

Le deuxième article (Chapitre 4) touche à la surveillance d'un composant de l'éolienne. Une méthode pour la surveillance du roulement principal y est présentée. Le roulement principal est

celui à travers lequel passe l'arbre de rotation basse vitesse qui relie le rotor au multiplicateur (ou dans le cas d'une éolienne à entraînement direct, le générateur). La méthode de surveillance utilisée est basée sur un modèle de transfert de chaleur. Un modèle physique est utilisé pour prédire la température du roulement à partir de ses conditions opérationnelles (vitesse de rotation, puissance produite) et environnementales (température dans la nacelle). Un roulement endommagé va générer davantage de chaleur à cause d'une augmentation de la friction. La surveillance est faite à partir du résidu de la température et d'une carte EWMA. L'utilisation de la carte EWMA et de ses limites de contrôle définies pour faire la surveillance ajoute une robustesse aux autres travaux utilisant un modèle de transfert de chaleur. Les méthodologies proposées dans la littérature incluent trop souvent des conditions arbitraires pour le déclanchement d'alarmes.

Deux études de cas sont présentées pour illustrer l'efficacité de cette méthode. Dans chacun des cas, un bris majeur du roulement aurait pu être détecté plusieurs jours avant que le SCADA fournisse une alarme. Cela aurait permis à CÉÉ de mieux planifier et préparer la réparation nécessaire (commande d'une pièce de remplacement, location d'une grue, déneigement, etc.). Cet article intitulé *Bearing Temperature Monitoring of a Wind Turbine Using Physics-Based Model* a été accepté par la revue *Journal of Quality Maintenance in Engineering*.

2.3.3 Article III

Le dernier article (Chapitre 5) propose une méthode de surveillance utilisant l'inertie de la moyenne de la centrale éolienne. La différence entre la mesure d'une propriété d'une éolienne et la moyenne de cette propriété pour les autres éoliennes de la centrale est étudiée. Une carte de contrôle EWMA est utilisée pour rapporter les changements de comportements des éoliennes. L'écart à la moyenne d'une propriété à travers la centrale éolienne est un indicateur stable puisque les conditions environnementales sont semblables pour toutes les éoliennes d'une même centrale. Cette méthode peut s'appliquer à une vaste gamme de propriétés. Elle peut être utilisée pour la surveillance des composants ou encore la surveillance de la performance. Cette méthode a permis d'identifier des cas de débalancement de rotor, de bridage

erroné, de dérive de la nacelle et de problèmes de température de multiplicateurs. Des études des cas sur divers propriétés des éoliennes sont couvertes. La documentation de ces études de cas profite aussi à la communauté travaillant dans l'industrie éolienne. Cet article a été accepté pour publication dans la revue *Renewable Energy* sous le titre de *Control chart monitoring of wind turbine generators using the statistical inertia of a wind farm average*.

2.3.4 Relation entre les articles

Les trois articles qui composent cette thèse utilisent des approches complémentaires. La surveillance de la courbe de puissance permet de détecter des sous-performances des éoliennes, mais ne pourra pas détecter l'usure ou le bris d'un composant. Il est donc nécessaire, pour avoir une surveillance complète de l'éolienne, d'utiliser une méthodologie comme celle proposée dans le deuxième article. Par contre, pour certains composants, il n'est pas possible d'utiliser de modèle physique. Par exemple, pour ce qui est du multiplicateur, les données fournies par le SCADA des éoliennes de CÉÉ sont insuffisantes pour établir un modèle adéquat. La température de l'air utilisé pour le refroidissement du multiplicateur n'étant pas connue, il n'est donc pas possible de prédire la température de ce composant avec un modèle physique de transfert de chaleur. La solution est donc de comparer la température d'un multiplicateur avec la moyenne de la température de tous les autres multiplicateurs de la centrale. La méthodologie proposée par le troisième article permet de pallier aux limitations présentent dans les deux premiers articles. Par contre, l'utilisation de l'inertie de la moyenne du parc comporte aussi certaines faiblesses. Cette approche sera insensible ou limitée face à un problème affectant plusieurs éoliennes en même temps. La surveillance idéale d'une centrale éolienne ne passe donc pas par l'utilisation d'une méthode unique, mais se doit d'être une combinaison de différentes méthodes.

CHAPITRE 3

POWER CURVE MONITORING USING WEIGTHED MOVING AVERAGE CONTROL CHARTS

Philippe Cambron[1], Romain Lepvrier[1], Christian Masson[1], Antoine Tahan[1], Francis Pelletier[2]

[1] Département de Génie Mécanique, École de Technologie Supérieure,
1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3
[2] Arista Énergies Renouvelables,
2648 Desjardins, Montréal, Québec, Canada H1V 2H7

Article publié par la revue « Renewable Energies » en août 2016.

3.1 Abstract

A method for monitoring of a wind turbine generator is proposed, based on its power curve and using control charts. Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) and Generally Weighted Moving Average (GWMA) control charts are used to detect underperformances such as blade surface erosion. These variations in production amount to a few percent per year. The reference power curve is modeled using the bin method. A validation bench using simulated shifts on data from an MW-class wind turbine generator is used to assess the performance of the proposed method. Results show great potential, with both the EWMA and GWMA control charts able to detect a 1% per year underperformance inside 300 days of operation, based on simulated data. A short example is also given of an application using data involving a real case of underperformance : this example illustrates both the applicability and potential of this method. In this case, a shift of 3.4% in annual energy production over a period of five years could have been detected in time to plan proper maintenance. The rate of false alarms observed is one for every 667 points, which demonstrate the method's robustness.

3.2 Introduction

Wind energy has grown considerably in recent decades. The world's approximate annual production of wind power has surged from 50 TWh in 2000 to 550 TWh in 2013 (IEA, 2013).

It is now common to encounter wind farms that have been operation for up to 10 years. With the aging of wind turbine generators (WTGs), issues related to the detection of failures and wear are now of interest (Staffell et Green, 2014). Availability of turbines must be maximized by limiting the downtime required for repairing or changing components. Moreover, operation and maintenance (O&M) costs in wind energy are substantial. These expenses represent one tenth of the total cost of any project (Blanco, 2009) : an ability to detect failures in a timely way combined with a knowledge of the state of wear can both improve O&M efficiency.

A great deal work has been done in WTG monitoring. Initially, work was done on condition monitoring systems (CMS) often based on vibration analysis with spectral methods like Fourier and wavelet transforms (Hameed *et al.*, 2009; Garcia Marquez *et al.*, 2012). This offered various methods for detecting issues related to the WTG structure and the drive-train components. Since most of the CMS methods are needing the installation of additional sensors, methods based on the Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) system were also proposed (Kim *et al.*, 2011).

The WTGs faults detection and prediction with SCADA data have also been studied using methods such as benchmark models (Odgaard *et al.*, 2013), artificial neural networks (Kusiak et Li, 2011; Yang *et al.*, 2015b). Avoiding a fault or limiting the downtime of the WTG following a fault is a way to increase the availability of the WTG. However, faults are events occurring on a relatively short time scale and are focussed on only a component at the time.

Some work using the SCADA data and the power curve proposed ways to monitor the WTG's performance with the power curve using certain confidence intervals (Uluyol *et al.*, 2011; Kusiak *et al.*, 2009a) . The power curve of a WTG is the relation between the wind speed and the produce power, but can also be regarded as an indicator of the performance of the WTG. A change in the WTG's behavior will result in a change in its power curve (Kusiak *et al.*, 2009a; Kusiak et Verma, 2013; Butler *et al.*, 2013; Park *et al.*, 2014).

Often in related work on the topic of power curve monitoring an application a real change in the performance is covered. Control limits or confidence intervals are commonly used (Uluyol

et al., 2011; Kusiak et Verma, 2013; Yampikulsakul *et al.*, 2014). However, the sensibility of the proposed methods are not discussed. It is not clear which is the smallest shift in the power curve detectable and what is the time needed to be detect a shift of a certain level.

Not much attention has been paid, however, to cases of small and progressive underperformances over the long term (several years). One example of underperformance hard to detect is the erosion of the blades' surface coating, leading to the degradation of aerodynamic properties (Sareen *et al.*, 2014). The rate of production loss for cases of underperformance is only a few percent per year ; still, over time, this rate can reach critical values (Keegan *et al.*, 2013). But, monitoring must be robust in order to suit the industry. This means, in Statistical Process Control terms (SPC), that Type I and Type II errors must be minimized. Type I error is defined as the detection of an underperformance when there is none and Type II error is to fail to find an actual underperformance (Montgomery, 2007).

This paper proposes a method for detecting of small underperformances in the production of a WTG, using its power curve and control charts. As mentioned above, a change in the behavior of the WTG will results in a change in the power curve. When used along with control charts, power curve monitoring can be a resourceful tool for operators. Control charts, used in Statistical Process Control (SPC), monitor processes in real time and can raise the alarm when a process goes out of control, i.e. when a process is statistically different from a fault-free reference. Here we will study the use of Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) and the Generally Weighted Moving Average (GWMA).

3.3 Power Curve

The relationship between the power produced (P) by a WTG and wind speed v is provided by the following equation :

$$P = \frac{1}{2}\rho c_p A v^3 \tag{3.1}$$

with ρ the air density ; A the area swept by the rotor ; and c_p the power coefficient of the WTG.

Rapport-Gratuit.com

However, the shape of a WTG real power curve, as shown on Figure 3.1, does not exactly follow this relationship. For wind speeds that are below the cut-in value (Zone I on Figure 3.1), there is no power produced, since the wind does not have enough energy to move the rotor. At wind speeds above the nominal speed (Zone III), the power reaches its nominal value. Mechanisms such as pitch angle attenuation for active control turbines are used in order to maintain power at its nominal value. At extreme wind speeds, the WTG is stopped in order to ensure the structural integrity of the WTG (Zone IV). It is only between the cut-in speed and the nominal speed that a cubic relationship is observed (Zone II).

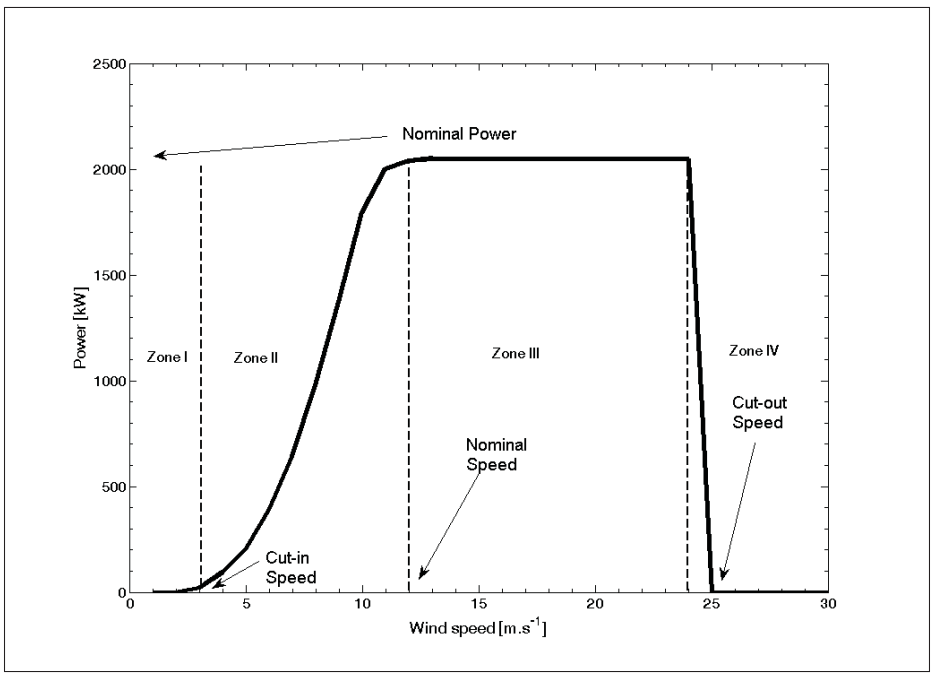

Figure 3.1 Example of a power curve.

3.4 Statistical Control Charts

3.4.1 EWMA Control Chart

The EWMA control chart was introduced by Roberts (1959). It is a statistic that gives greater importance to recent data while still considering previous values. The weights used to the

calculation of the moving average are distributed exponentially, with the most recent value having the most weight. The EWMA is expressed as follows :

$$Z(t) = \lambda Y(t) + (1-\lambda)Z(t-1) \tag{3.2}$$

where $Z(t)$ is the EWMA at time t ; $Y(t)$ the observed value being monitored ; and λ a smoothing constant between 0 and 1.

Z_0 is the target value or the historical mean of the process. If λ is close to 1, the statistic has little memory, giving great deal of weight to the recent points, whereas if λ is close to 0, the statistic gives high importance to historical data. Moreover, if λ =1, the chart becomes a Shewhart control chart Montgomery (2007). Therefore, λ must be chosen as a function of the type of shift to be detected. The estimated variance of the EWMA is approximately the following :

$$s^2_{EWMA} = \frac{\lambda}{2-\lambda} s^2 \tag{3.3}$$

with s^2 the variance in historical data.

The central line of an EWMA chart is the target value or Z_0. The lower control limit (LCL) and the upper control limit (UCL) are defined by :

$$LCL = Z_0 - ks^2_{EWMA} \tag{3.4}$$

$$UCL = Z_0 + ks^2_{EWMA} \tag{3.5}$$

We choose $k = 3$, corresponding to a 3σ control limits, which is common in SPC (AIAG, 2005). If a point falls outside the limits, the process is out of control. The EWMA is best suited for detecting variation smaller than 1.5 σ as compared to the commonly used Shewhart control chart (Hsu *et al.*, 2009), which is useful for detecting progressive variation.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

3.4.2 GWMA Control Chart

The Generally Weighted Moving Average (GWMA) control chart was developed by Sheu et Lin (2003). While it is somewhat similar to the EWMA in that uses a certain weight function to keep track of the history of the process, it is more general, because it introduces a second parameter. The GWMA at time t is given by the following equation :

$$G(t) = \sum_{i=1}^{t} \left[(q^{(i-1)^{\alpha}} - q^{i^{\alpha}}) Y(t-i+1) + q i^{\alpha} G_0 \right] \tag{3.6}$$

Here $1-q$ is similar to the λ parameter in the case of the EWMA, and G_0 is the historical mean or target value. Parameter α represents the influence of the newest point or sample. It slightly adjusts the kurtosis of the weighting function. If $\alpha = 1$, then the GWMA becomes an EWMA and if $\alpha = 1$ and $q = 0$, the chart acts as a Shewhart chart. If $\alpha > 1$, the influence of the newest point is increased ; it is decreased if $\alpha < 1$ as compared to the EWMA. For information more on the influence of the parameters of the GWMA, see Hsu *et al.* (2009).

The control limits for the GWMA are the following :

$$UCL_G = G_0 + k\sigma_0\sqrt{W} \tag{3.7}$$

$$LCL_G = G_0 - k\sigma_0\sqrt{W} \tag{3.8}$$

where $k = 3$ is as in the case with the EWMA, $\sigma_0\sqrt{W}$ is the asymptotic standard deviation of the historical data, with W given by :

$$W = \lim_{t \mapsto \infty} \sum_{i=1}^{t} (q^{(i-1)^{\alpha}} - q^{i^{\alpha}})^2 \tag{3.9}$$

While the GWMA has been reported as being better suited than the EWMA for detecting small shifts, the GWMA does require a second parameter in order to tune properly (Hsu *et al.*, 2009).

3.5 Methodology

The main principle of the proposed method is to compare measured power to expected power corresponding to measured wind speed with the use of a model. Residual power is then monitored using an EWMA or GWMA chart. The reference power curve is obtained based on the IEC 64100-12-1 (IEC) standard binning method with the first year of archive values available (IEC, 2005). Modelization of the power curve could constitute a research topic in and of itself. While the IEC method does not perform at the same level as data mining techniques (Kusiak *et al.*, 2009b) or artificial neural networks (Pelletier *et al.*, 2016), it nonetheless provides good accuracy and is well distributed throughout the industry (Lydia *et al.*, 2014).

3.5.1 Data source

The data used in this work were archived values from onshore MW class WTGs, from wind farms located in Canada containing more than 50 turbines. Values were measured at 1 Hz, but ten-minute averages were used in order to reduce the effects of outliers, noise and autocorrelation. Underperformance was simulated to allow us to measure the method's performance, i.e the time it takes to detect a shift of a given amplitude. Quality control of the data was accomplished by keeping only points were the WTG is available ; producing power ; and outliers were removed with a method inspired by the one used by Park *et al.* (2014). We define outliers as values that are not corresponding to normal operating conditions or if the WTG is not available over the whole ten minutes period. Values resulting of an erroneous measurement or a database error are also removed.The purpose of removing these outliers is to increase the precision of the power curve and, thus, the reliability of the proposed monitoring method.

As suggested by Butler et al., the region of the power curve conserved was the region where wind speed was between cut-in speed and nominal speed (Zone II of the power curve) (Butler *et al.*, 2013). This was done, first of all, because values for wind speeds greater than nominal speed were rejected for monitoring purposes. In this region of the power curve the WTG's control system interferes with the operating conditions required to maintain the power at its

nominal value. Secondly, Zone II of the power curve is where the most energy is produced. The first year of available archived data was used as the reference period, and it was assumed free of underperformances or other issues.

3.5.2 Reference power curve

As mentioned earlier, our reference power curve was based on the IEC's binning method. First, wind speed was corrected for air density. Since the power is also proportional to density, the aim of this correction was to bring all points to a density of reference (ρ_0=1.225 kg.m^{-3}). This correction is especially important in countries such as Canada, where temperature, thus density, varies considerably with the seasons. Measured values were then classified by 0.5 m.s^{-1}. The power of the WTG was composed using the average power per bin and each bin's intermediate wind speed value. A correction in turbulence was added, as suggested by (Albers *et al.*, 2007). The turbulence intensity (TI) is a function of the ten minute average wind speed (v) and the standard deviation of the wind speed over the same ten minutes period (σ_v), as follows :

$$TI = \frac{\sigma_v}{v} \tag{3.10}$$

Because the relation between the wind speed and the power is non-linear, the ten minutes average of the wind speed shifts the power curve. For important turbulence intensity, at low wind speeds, it shifts upwards the ten minutes averaged power. For high wind speeds just below the nominal speed, the turbulence lowers the ten minutes averaged power. The correction of power curve in turbulence intensity is made in a Taylor series approach using the second derivate of the power curve defined by the following equation as suggested by (Albers *et al.*, 2007) :

$$P_{TI_{ref}} = P + \frac{1}{2}\frac{d^2P}{dv^2}v^2\left(TI_{ref}^2 - TI^2\right) \tag{3.11}$$

The main objective of the correction in turbulence intensity in our case is to bring all measurements to the same conditions of operation.

Nacelle wind speed was used rather than the wind speed of a meteo mast ; since the wind farm was wide, using the value from the mast would have resulted in a broad dispersion of the values measured.

Uncertainties on wind speed measurements can be a limitation in the modelization of a WTG, as discussed by (Odgaard et Stoustrup, 2009). In our case, uncertainties are minimized by the current methodology. First the random error is reduced by taken the ten minute average. Moreover, the weighted average of EWMA and GWMA control charts is acting as high frequency filter. If the anemometer suffers a systematic error, it does not affect our results since we are comparing measured values to an historical reference of the same anemometer. As for developing bias, resulting of a sudden of progressive change in the behavior of the anemometer, the signal will eventually fall outside of the control limits defined by the control charts.

Because it was necessary to agglomerate each wind speed bin's normality onto a single control chart (rather than using one control chart per bin), a transformation of the power values measured was required. The power curve was linearized by segment, and all points in each bin were translated along the linearized segment toward the intermediate values of each bin. The translation coefficient k_{trans} and the value of the power after translation $P_{trans}(t)$ are given by :

$$k_{trans} = \frac{P_{bin_{i+1}} - P_{bin_i}}{2} \tag{3.12}$$

$$P_{trans} = P_{TI_{ref}} + k_{trans}(v_{bin_{i+1}} - v_{\rho_{ref}}) \tag{3.13}$$

with P_{bin_i} the value of the power curve in the Bin i ; v_{bin_i} the wind speed of the power curve at the Bin i ; $v_{\rho_{ref}}$ the density-corrected wind speed ; and $P_{TI_{ref}}$ the measured power corrected for turbulence intensity. After this transformation, the distribution of the power within a bin is normal.

The residual between the measured and expected power was calculated in this way :

$$R_{i,i+1} = P_{i,i+1} - P_{trans} \tag{3.14}$$

where $P_{i,i+1}$ is the average of the power curve at Bin i and $i+1$. This residual is bin-specific. The translation is illustrated by the Figure 3.2 and Figure 3.3 summarizes the creation of the reference power curve. Distributions of the power in each bins on Figure 3.3 is the result of the transformation as describe above.

The points were the reset to a normal distribution with a 0 average and a standard deviation of 1, by subtracting the average reference power of the bin by dividing the result by the standard deviation of the bin's reference power. This allowed us to mix all bins and to use a single control chart for them all rather than one control chart per bin. This operation was made possible because at this point, the distributions of the residuals were homoscedastic. A Bartlet test was conducted to ensure this condition. Figure 3.4 summarizes this methodology, step by step, as follows :

a. Data consolidation : removal of the outliers and correction for the effect of air density and wind turbulence ;
b. Creation of the reference power curve with the bin method ;
c. Application of the translation transformation to obtain a normal distribution in each bin ;
d. Calculation of the residuals in each bin ;
e. Renormalization of the residuals towards a distribution with mean of 0 and standard deviation of 1 and temporal agglomeration of the residuals in each bins toward a globalized residual in function of the time ;
f. Application of control charts to evaluate if the WTG suffered a change in its behavior.

3.5.3 Validation Bench

As mentioned earlier, underperformances were simulated in order to validate the proposed methodology as a function of variation level. It was assumed that all bins of the power curve between the cut-in and the nominal wind speed would undergo suffer the same relative shift. Two types of variations were considered : a step change and a ramp change. The step reached its nominal value immediately (e.g. a one-shot 5 % step reducing the entire power curve) while

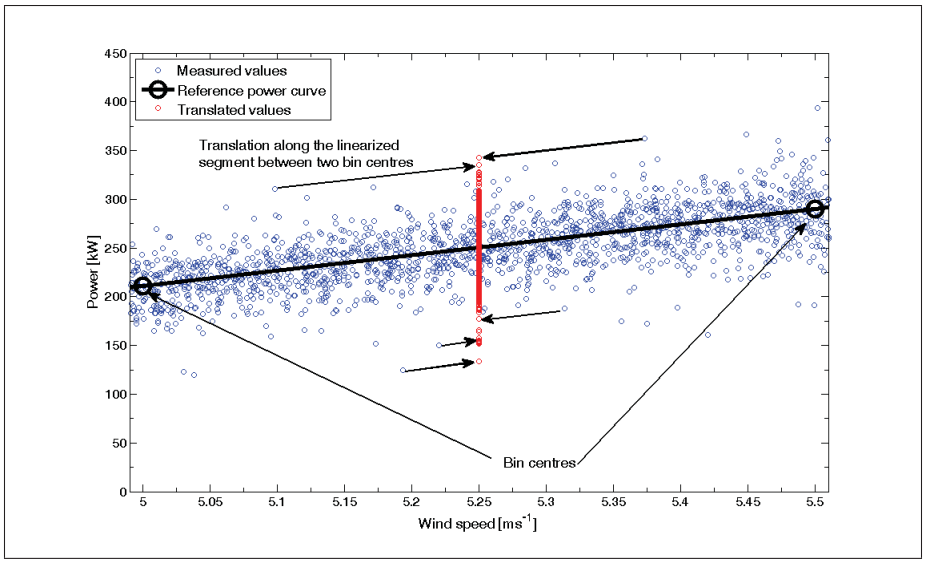

Figure 3.2 Translation of values per bin.

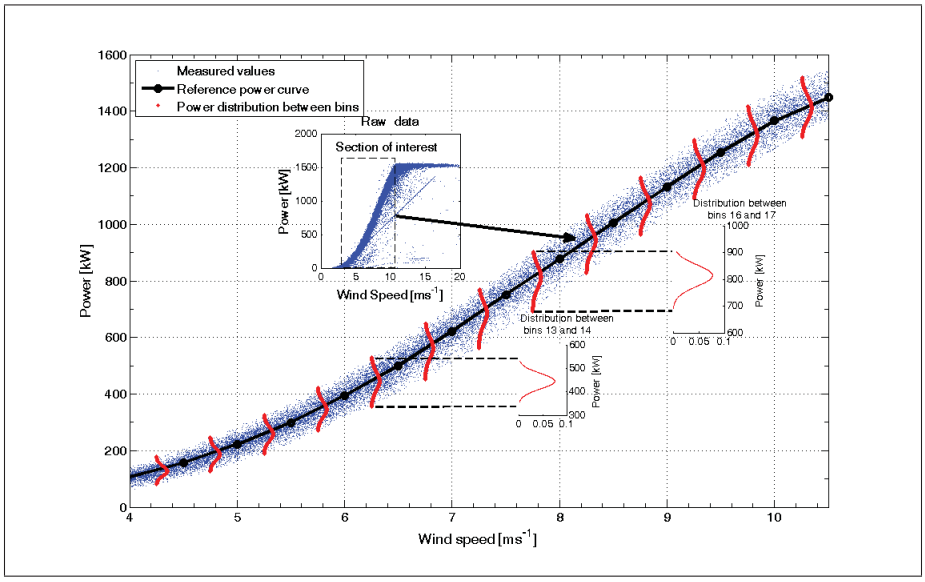

Figure 3.3 Overview of the creation of the reference power curve.

the ramp was denominated on an annual basis (e.g. a 5 % variation over one year, meaning that after one year the power curve would be reduce by 5 %). A ramp shift is the best way to represent of consequence of problems such as blade erosion, while step shift give the best representation of sudden changes in components.

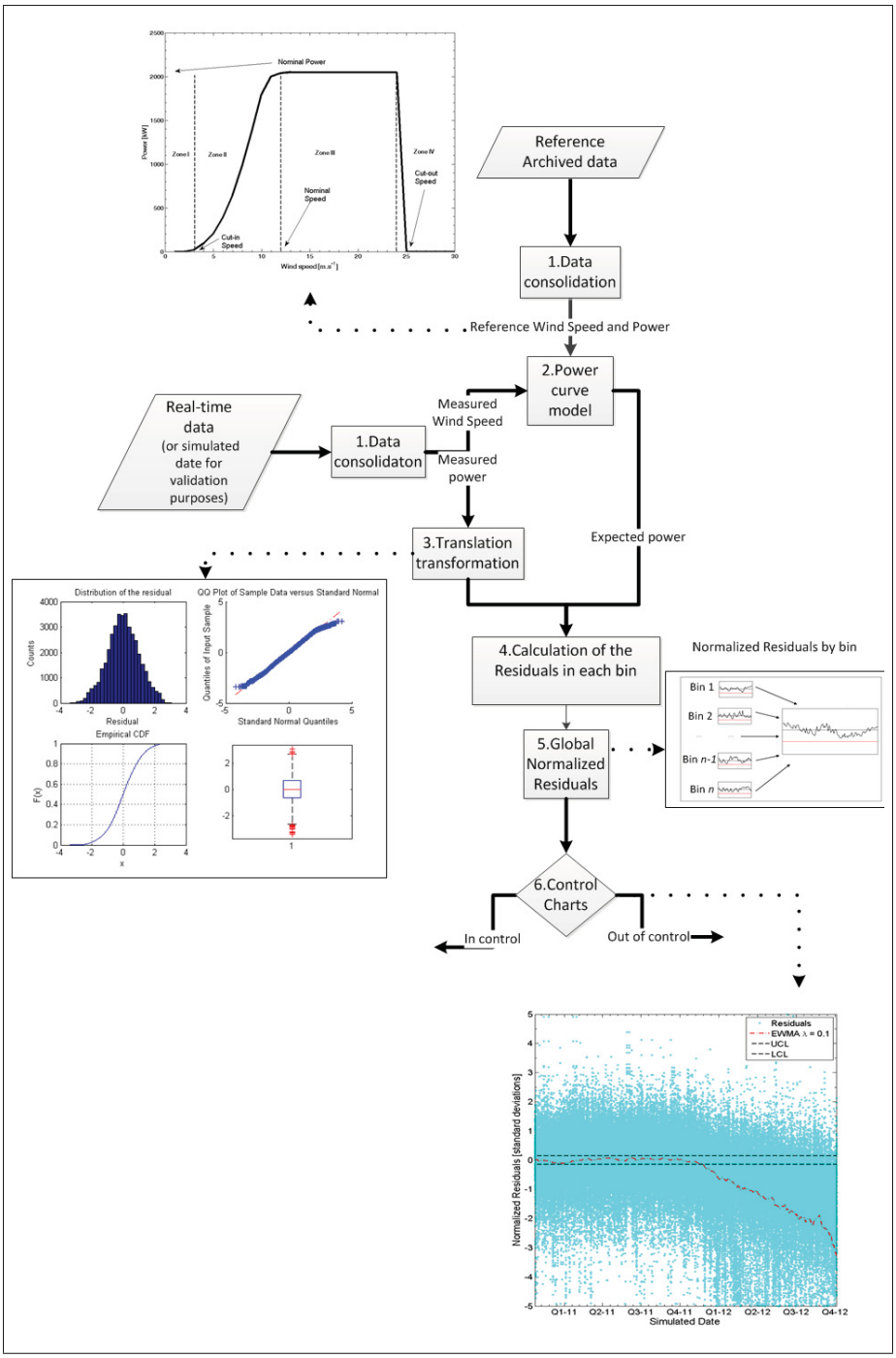

Figure 3.4 Methodology step by step.

In order to assess the performance of the proposed methodology, a Monte Carlo method was used. In this case, since the residual was stochastic, it would have been inaccurate to present the time of detection for a given underperformance as an exact value. Thus, several samples

were needed. The data used was resampled using the bootstrap method (Efron, 1979). The goal was not only to propose a method that could detect small underperfomances, but also to do this efficiently. This means that the time of detection had to be of interest. New samples were created by pasting random sequences from the original data set. Then the underperformance was applied and the control chart put into play. This processed was repeated until we saw convergence of the average detection time, also known as the Average Run Length (ARL). Although present ARL values reached convergence after approximately 75 iterations, 150 were used for it's calculation. In SPC, the ARL graph shows the time that elapses between apparition of the shift and detection by the control chart. An ARL graph can be used to compare two control charts or control chart configurations.

Prior to the EWMA calculation, a moving average of the residual was taken over a three days in order to reduce the noise on the signals and thus, Type I errors. However, if the signal is averaged over a too long period, the probability of Type II errors increases. Simulations were made for periods covering one hour to two weeks. Bests results minimizing Type I and II errors were with a moving average ranging between one to five days.

3.6 Results

An example of the application of the EWMA control chart is shown in Figure 3.5. While the normalized residuals were noisy, the EWMA clearly shows the appearance of a variation. Before the variation appeared, the EWMA oscillated around the center line (zero). The shift here appeared in September and the detection occurred at the end of October. For this example, the shift was a 10% annual underperformance, with $\lambda = 0.1$. In this case, the presence of the change in behaviour by the WTG was obvious, but attempting to find the moment when the shift became clearly identifiable would have been hazardous without the use of a control chart.

Rapport-Gratuit.com

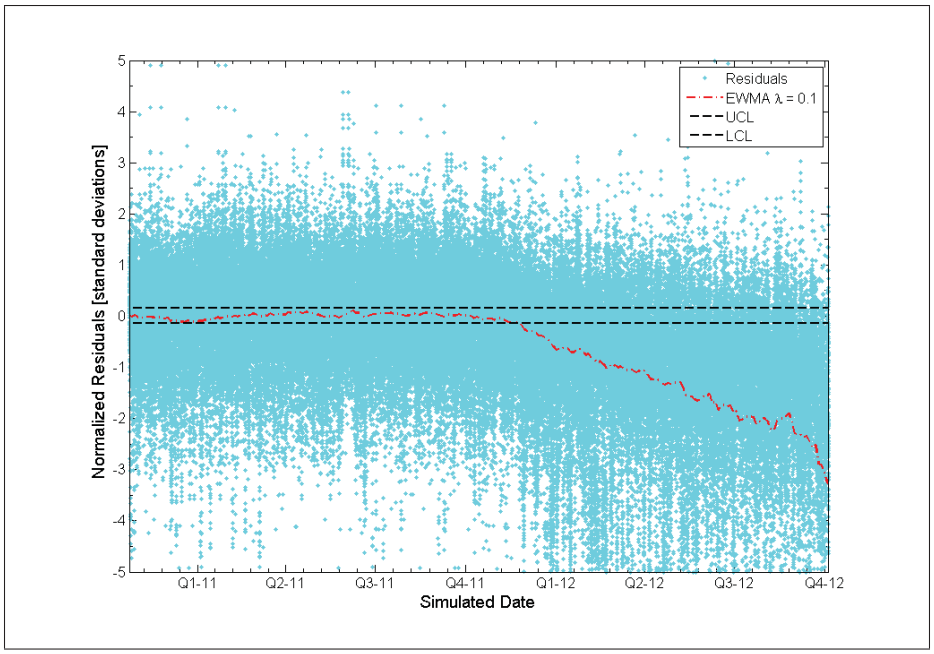

Figure 3.5 Example : applying the EWMA control chart to a 10% ramp underperformance.

3.6.1 EWMA chart results

The ARL curves obtained using the EWMA chart for a several values of λ are shown in Figure 3.6 for a step-type shift, and in Figure 3.7 for ramp-type underperformances. The values smoothing Parameter λ of the EWMA we used are 0.1, 0.3 and 0.5, for the purpose of the detecting a long-term phenomenon. A yearly 1% shift could possibly have been detected over an average of 234 days, using $\lambda = 0.1$. It came as no surprise that for step underperformance, the ARL values were smaller, because the underperformance reached its nominal value instantly. Detection was accomplished over an average of 80 days. The higher the λ value, the higher the ARL. As mentioned earlier, if $\lambda = 1$, the EWMA chart becomes a Shewhart chart, so the EWMA chart is clearly more efficient in cases of an underperformance detections smaller than 10%. The errorbars are the standard deviation of the detection time's distribution time over the number of runs required to reach convergence of the ARL.

A detection of a 1% variation under a year is a good score. At this point, little production has been lost. Also, the proposed method can detect an underperformance before it can reach a significant value.

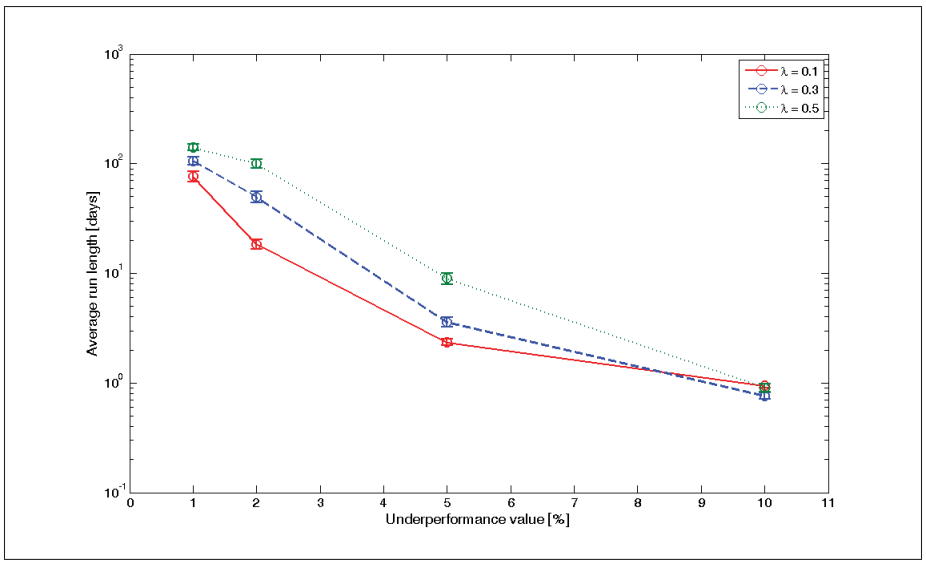

Figure 3.6 ARL for EWMA step-type shift.

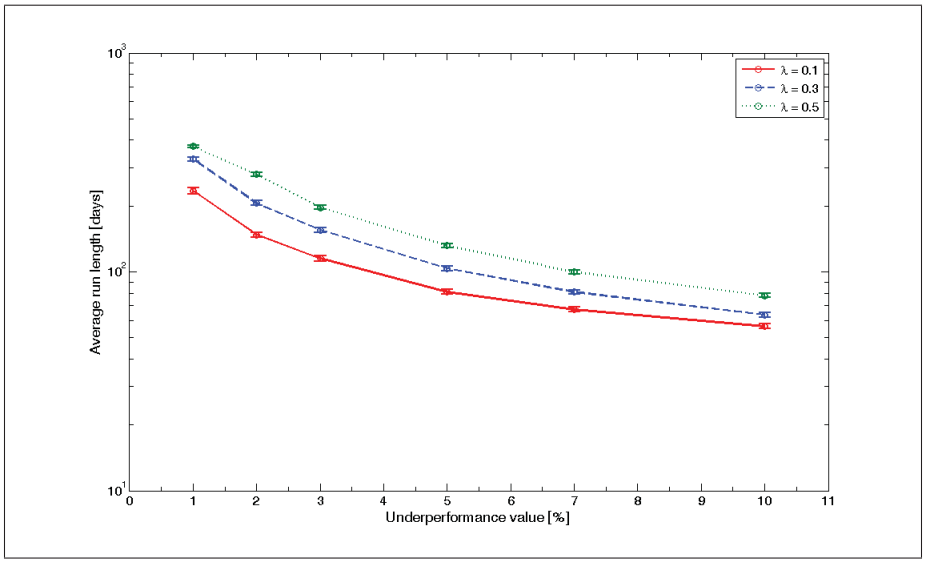

Figure 3.7 ARL for EWMA ramp-type shift.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

3.6.2 GWMA Chart results

For the GWMA control chart with α = 0.8, the ARL for a 1% annual ramp shift was 232 days for q = 0.9, which is about the same result obtained in the case of the GWMA. The ARL curves are shown of Figure 3.9.

For the step shifts, the ARL curves behaved differently from what had been observed before (Figure 3.8). For shifts greater than 2%, the configuration with the smallest q value is the optimal (here $q = 0.6$), but for shifts of 1%, the ARL curve for $q = 0.6$ was the least efficient ; the higher q values became more interesting. This behaviour was a direct cause of the statistical inertia created by using of a q value close to 1 (or a λ value close to 0, in the EWMA case). When smoothing was significant, the control chart would take some time to register an instantaneous variation. In the case of step variations, the GWMA performed better than the EWMA for a 1% shift with an ARL of 39 days for $q = 0.9$. It might be complicated to decide what optimal value of the smoothing factor would be, given the fact that the optimal values changed according to the shift's amplitude. This kind of behaviour was also observable for the EWMA with a step variation, but at much higher underperformance values.However, the focus should be on the performance of the control chart for small shifts. With the results provided by the validation bench, the difference in the ARL in function the smoothing parameter is bigger for small shifts (1-2 %) than for relatively medium shifts (5-15%). So in a way, we could choose $q = 0.9$ as the optimal value. Various values of α were been tested from 0.6 to 1.2, but it appears that their influence on the ARL was small.

3.6.3 False alarms

There are two types of errors possible when using control charts. A Type I error is seeing an alarm where none exist ; Type II error is missing an alarm when there really is one. The results shown using the ARL curves showed that the use of EWMA and GWMA charts were able to detect small underperformances efficiently, but for an industrial application, the method must

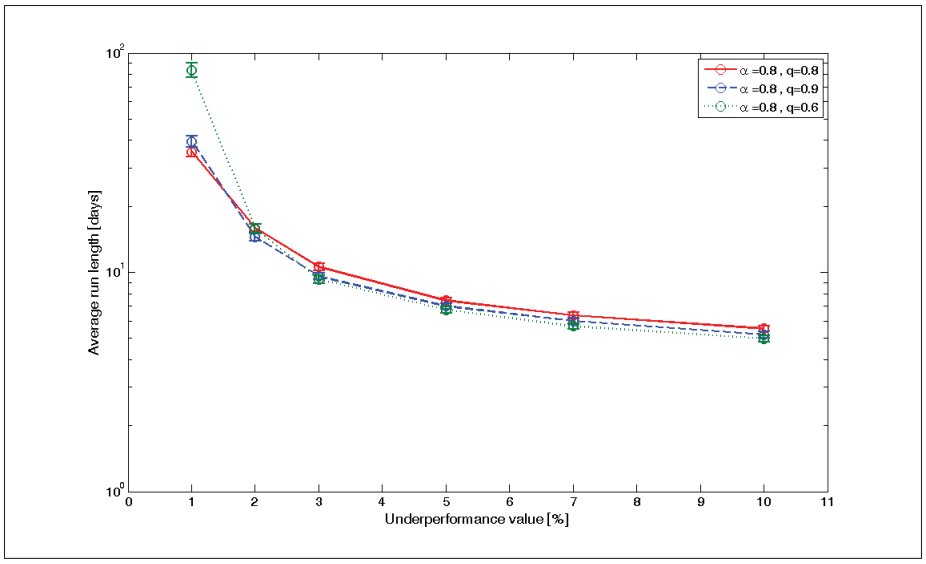

Figure 3.8 ARL for GWMA with a step-type shifts.

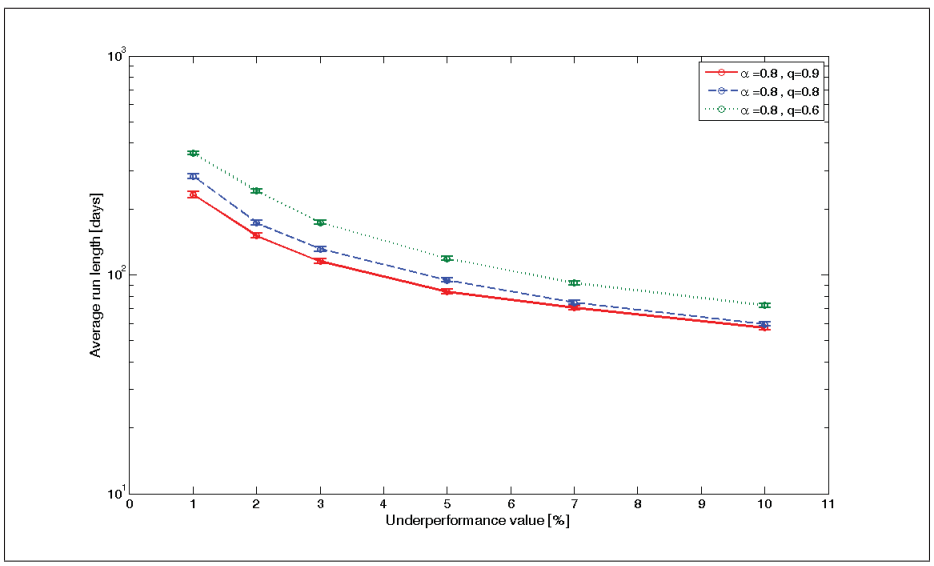

Figure 3.9 ARL for GWMA with ramp-type shift.

be robust : in other words, a low probability of Type I and Type II errors is required. The results shown on the false alarms were obtained using the EWMA chart with $\lambda = 0.1$.

3.6.3.1 Type I errors

The Type I error rate was one point outside the control limits for every 666.7 points observed, or, in other terms, 1/0.0015 (a 0.15% chance of Type I alarms at each observation). This rate was obtained by applying the control chart for numerous runs, in the absence of variations. The presence of false alarms is normal. The control limits are based on three standard deviations of residual distribution, along with the smoothing effect of the weighted moving average. In the case of the Shewhart control chart used by Kusiak *et al.* (2009a), where there was no smoothing, the rate of Type I errors was 1/0.027, or 320.4 observations (Montgomery (2007)).

3.6.3.2 Type II errors

The probability of falling to detect a variation while one is present depends on variation amplitude. The chances of missing a 1% annual underperformance after one year of analysis is instinctively greater than for a 10% annual underperformance. Results are reported in Table 3.1. Error probability is determined by the number of instances, in numerous runs over a year's time, where error is detected. For all levels of underperformance, the Type II error probability is less than 1%.

Annual underperformance	Type II error probability (per year)
1%	0.6%
5%	0.5%
10%	0.4%

Tableau 3.1 Rate of Type II errors based on the amplitude of underperformance.

3.6.4 Application to real Data

The long-term power time series of a WTG was analyzed using the current method, along with the EWMA control chart. The wind farm had been serviced in 2006, with data available since

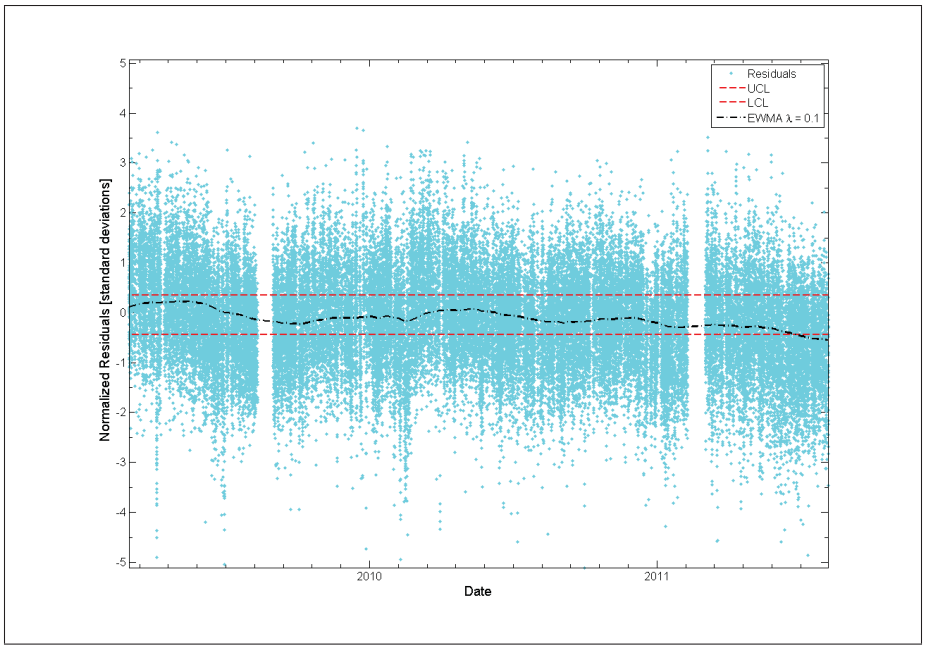

Figure 3.10 Example of application of the proposed method to real data - View of the residuals as they would have occurred at the end of August 2011.

2009 : results were clearly detecting an underperformance by the summer of 2011, as shown in Figure 3.10. The presence of an issue was confirmed by the long-term observations shown on Figure 3.11. After August 2011, the WTG remained statistically out of control ; the EWMA has been outside the control limits since that time. The difference in Annual Energy Production (AEP) calculated using the 2009 and the 2014 power curve and the observed Weibull distribution of wind speed from 2009 to 2015 is approximately 3.4%. The source of this underperformance was the erosion of the blades' leading edge. Figure 3.12 clearly shows significant erosion near the blade tip. Periods without any records in 2009 and 2011 are corresponding to database failures.

3.7 Conclusion

The proposed method for monitoring WTG using power curve and control charts has been validated. Using simulated data, EWMA and GWMA control charts have both shown excellent results with the detection of a 1% annual ramp shift in approximately 230 days. However it does

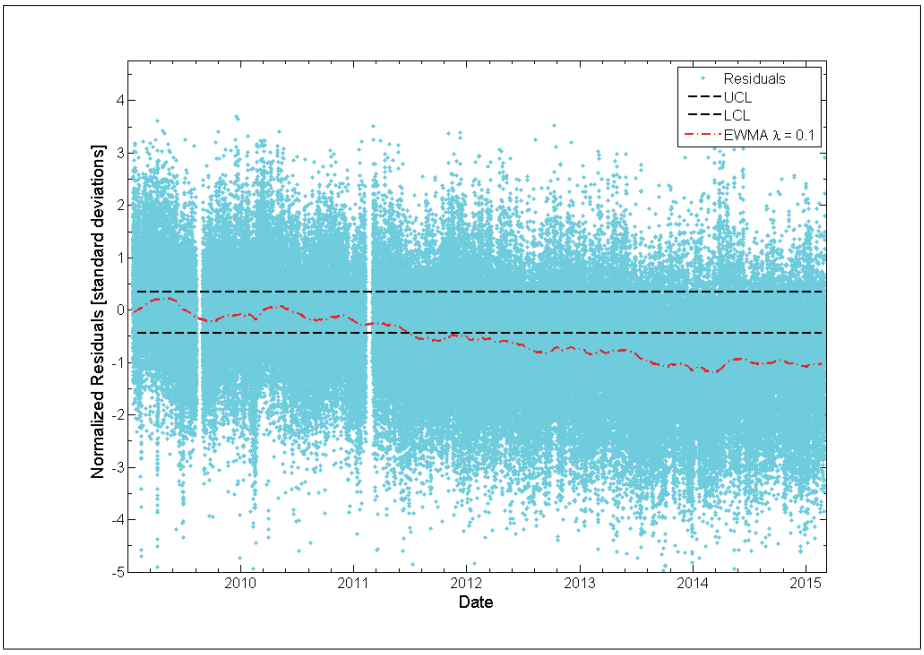

Figure 3.11 Example of application of the proposed method to real data - Confirmation detection that occurring in August 2011.

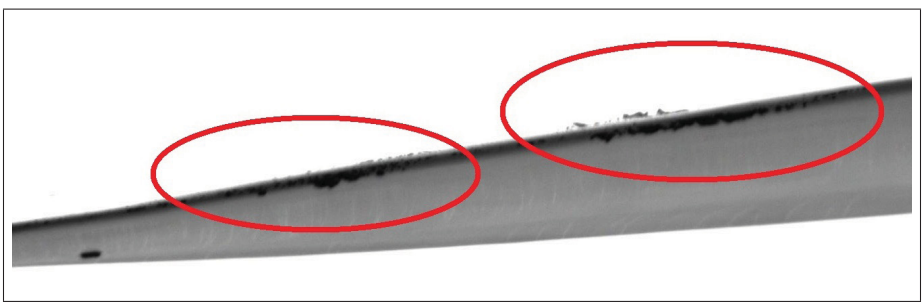

Figure 3.12 Picture of blade erosion taken in June 2013.

not provides neither the source of the wear or failure nor the moment of behaviour change. It is part of a multi-tool solution which, when used along with CMS and regular inspections creates a reliable and optimized O&M. The detection of variations of around 1% per year may appear to be of little use, but in terms of energy, such variations can lead to substantial drops in production. Also, such underperformances are amplified each year : for example, a 1% annual shift the first year will become a 2% shift the second year. The proposed method is not only

usefull for detecting of underperfomance but also shows a low false-alarm rate, a feature that is interesting for industrial application.

The next step for this method would be to extend this case study and implementing it in real time. Other ways of analyzing the residual between expected and observed power could be studied. The method presented here is a statistical approach to the detection of a shift in a process. A probabilistic method based on Bayes' theorem could also be of interest

CHAPITRE 4

BEARING TEMPERATURE MONITORING OF A WIND TURBINE USING PHYSICS-BASED MODEL

Philippe Cambron[1], Antoine Tahan[1], Christian Masson[1], Francis Pelletier[2]

[1] Département de Génie Mécanique, École de Technologie Supérieure,
1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3
[1] Arista Énergies Renouvelables,
2648 Desjardins, Montréal, Québec, Canada H1V 2H7

Article accepté par la revue « Journal of Quality Maintenance in Engineerging »
en décembre 2016.

4.1 Abstract

A method for monitoring a Wind Turbine main bearing is proposed, based on the difference between the temperature as measured by the Supervisory Control and Data Acquisition system (SCADA) and the estimated temperature obtained from a dynamic model. The model used is based on the law of energy conservation. Several validation metrics have suggested that this model is accurate. The Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) control chart for two case studies is used for the monitoring for the main bearing : this method has shown great potential for industrial applications. A failure was detected three weeks before the current alarm settings used by SCADA were able to identify the issue.

4.2 Introduction

One way to improve the availability of Wind Turbines (WT) is to reduce down time caused by component failures (e.g. gearbox, generator, etc.) This can be done by means of more reliable health monitoring of the major components. If an issue, like the wear of a component or a broken component part, can be found before failure actually occurs, wind farm operators can properly plan their maintenance activities and avoid greater problems that could lead to longer down time.

Rapport-Gratuit.com

A great deal of work has been done lately on WT monitoring (Garcia Marquez *et al.*, 2012), (Hameed *et al.*, 2009). One component under particular scrutiny is the gearbox, which is responsible for a high proportion of all production interruptions (Amirat *et al.*, 2009). Other components such as, the main bearing have been less studied, but their failures still result in shutdowns lasting several days (Amirat *et al.*, 2012). Current methods of detecting drive-train component failures are usually based on vibration analysis, along with frequency domain signal analysis. These types of analysis include Fourier and wavelet transforms (Garcia Marquez *et al.*, 2012), (Hameed *et al.*, 2009), (Amirat *et al.*, 2009), (Bian *et al.*, 2013). Vibration analysis can be complex, however, and additional sensors are often required Kim *et al.* (2011). In some cases, the temperature acquired by the SCADA analysis can provide useful information on the health of the bearing. On the other hand, temperature signals can be difficult to interpret directly, due to constant interaction with the environment (nacelle and outside temperature) and load variation due to the intermittent nature of wind. For monitoring gearboxes, Feng *et al.* (2013) used a physics-based model to predict the temperature of the component. Wilkinson *et al.* (2014) compared the physics-based model using the heat exchange of the components to signal trending methods. Signal trending methods can be described as the monitoring temperature signal properties such as the average, the standard deviation and extreme values. They concluded that the physics-based model performs better and provides less false alarms than the signal trending methods. Furthermore, in the two referred works, threshold used for the monitoring can be improved. The thresholds were not formerly defined. Still on the physics-based models, Gray et Watson (2010) calculated the forces on the main bearing using the SCADA data. Then for the monitoring, they estimated the damage on the bearing using the physics of failure and the Palmgren-Miner rule for the estimation of fatigue damage. The Palmgren-Miner rule counts the number of stress cycles observed over the number of stress cycle to failure. Kusiak et Verma (2012) used a multivariate data mining approach to monitor the main bearings. However, they were not able to demonstrate the capability of their methodology ; the alarm provided by their methodology was not linked to any bearing failure.

It is worth mentioning that a WT operates under continuously varying loads. Thus, many standard monitoring techniques for bearings will fail to provide satisfying results (Zimroz *et al.*, 2014). While a main bearing in poor condition will not systematically affect the WT performance, the failure of this component requires dismounting the rotor, which is a hazardous operation. To achieve this operation, wind speed must be low. This can lead to several hours or even days without production if the repair was unplanned, implying energy production losses (Amirat *et al.*, 2009).

In this paper, a method is proposed for monitoring the health of the main bearing of a WT based on temperature from SCADA data analysis. This method uses the difference between the temperature measured and the temperature expected, using an empirical physics-based model similar to Feng *et al.* (2013) and Wilkinson *et al.* (2014) work. The model uses is based on the heat transfer between the main bearing and its environment. While the temperature itself is difficult to interpret, the difference between the measure and expected temperature provides better results. Then, Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) control charts are used for alarm generation. The alarms are generated according to the control limits provided by the theory of the control charts. This alarm generating scheme provides proper thresholds and consistency to the monitoring. An alarm will occur if the monitored signal, based on the temperature of the bearing, falls outside of the control limits.

The EWMA control chart has been used for WT components monitoring and also WT performance monitoring with interesting results. Zhang *et al.* (2012) monitored the gearbox jerk with a EWMA control chart. Still on gearbox monitoring, Wang *et al.* (2016) modeled the gearbox with an artificial neural network (ANN) and proposed to use the EWMA control chart for the detection of faults. Arabgol *et al.* (2015) also used a ANN model and a EWMA control chart for the fault prediction, but this time the model was for the whole WT, not just a single component. Cambron *et al.* (2016) used the EWMA control chart for long-term monitoring of the WT performance. They were able to detect small progressive shifts in the relationship between the wind speed and the power output.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

4.3 Data Source

All data used in this research is taken from the SCADA of wind farms located in Canada containing over 50 WT. The WT are MW class size, pitch regulated and have been commissioned in 2006-07 : all are the same model. Multiple values (wind speed, power, pitch, temperature of all components, rotational speed of the rotor, etc.) have been archived at 1 Hz since 2009 ; however, ten-minutes averages are used to reduce noise and autocorrelation. The temperature of the bearing is measured directly on the main bearing. There is no measurement of the bearing vibration available on the WTs. Thus, any method using vibration signals can not be used on those WTs.

4.4 Model for bearing temperature

A main bearing's temperature is under continuous variation caused not only by the intermittent nature of wind, but also due to the interaction with the environment. This exchange with the ambient air is of special significance in the climate in which these wind farms are located. The air temperature at ground level can take values ranging from around -30 °C to 30 °C, depending on the season. Because of these variations, direct monitoring of drive-train component's temperature can provide only limited results for health monitoring. The current method used on the wind farm studied is to raise an alarm when the temperature of the bearing remains at over 60 °C for more than one minute. This simple method lacks efficiency when it is cold outside. Thus, to monitor the bearing with greater precision, the difference between measured and expected temperature will be considered. A bearing in poor condition will tend to differ from the model. Figure 4.1 shows an example of the temperature of a bearing over a long period. Seasonal variations are clearly identifiable.

4.4.1 Description of model

TThe expected bearing temperature will be obtained using a basic heat transfer model, as in Lebranchu *et al.* (2016). The model, based on the first law of thermodynamics, links the tem-

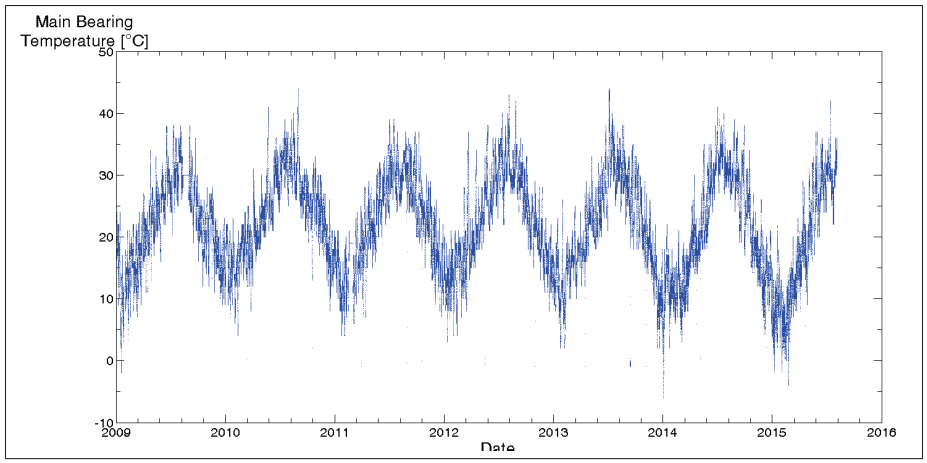

Figure 4.1 Temperature of a WTG's main bearing.

perature of the bearing with other sources of heat in the nacelle and can be expressed in the following equation :

$$\sum Q_i = 0 \Rightarrow C_p \frac{dT_{bear}}{dt} \simeq r^{-1}(T_{bear} - T_{nacelle}) + u\omega^2 + aP \tag{4.1}$$

where Q is the heat flux [W], T_{bear} is the temperature of the bearing [K], $T_{nacelle}$ the ambient temperature in the nacelle [K], ω the rotational speed of the main shaft (or the rotor) [rad s^{-1}] and P the power of the WT [W]. The constant C_p is the heat capacity of the nacelle in [W s K^{-1}]. The first term is the expression of thermal conductivity with r the thermal resistance of the system [K W^{-1}]. The second term is the expression of the heat produced by rotation friction, with u the friction coefficient in [W s^2 rad^{-2}]. The final term the is the Joule effect produced by the generator with a a coefficient of heating performance describing the amount of energy transformed into heat per unit of electricity produced. Writing Equation 4.1 in recursive form, we obtain the following expression for the bearing temperature :

$$\hat{T_{bear}}(t) \approx \beta_1 T_{bear}(t-1) + \beta_2 T_{nacelle}(t) + \beta_3 \omega^2(t) + \beta_4 P(t) \tag{4.2}$$

where β_i are the terms to be identified. It is assumed that the model derived from one WT will be applicable to another WT, since all WTs from the wind farms studied are the same model. If

there is different kind of WTs inside a single wind farm, a different model should be used for each kind of WTs. The use of this kind of model has shown great potential (Lebranchu *et al.* (2016), Wilkinson *et al.* (2014)).

A training zone of one year with no issues was chosen from a random WT. Model parameters were identified using a least-squares fit (Neter *et al.*, 1996). After removing the outliers, just over 35,000 observations were used for the training data set. The values obtained and used for the β_i are reported in Table 1. If there the bearing is worn or a one of is parts damaged, the observed temperature will be different from the measured temperature, a the model will no longer be valid. The damage propagation in the bearing is not modeled, since the interest here is to identify when the bearing is worn or damaged and not the understanding on the physics of the damage propagation.

Coefficient	Value
β_1	0.987
β_2	0.0113
β_3	0.0115 K s^2 rad^{-2}
β_4	0.0146 K W^{-1}

Tableau 4.1 Values for β_i obtained using the least-squares fit.

4.4.2 Validation of model

The model obtained was able to reproduce the experimental values with precision. The root mean square error was approximately 0.15 °C and the R^2 Pearson coefficient between values predicted by the model and the experimental measurements obtained was 0.96. A Student t-test between the values observed and the values obtained using the model over the same period used to identify the β_i was done, and returned a p-value 0, suggesting no presumption against the null hypothesis, meaning that there appeared to be no significant bias between the two samples. The points predicted by the model and the observations over the training zone are presented at

Figure 4.2. The model's performance can be visually assessed here ; it is difficult to observe a difference between the model and observations. Finally, a Durbin-Watson test was conducted, and its result show that the residuals are not auto-correlated at a confidence level of 95 %.

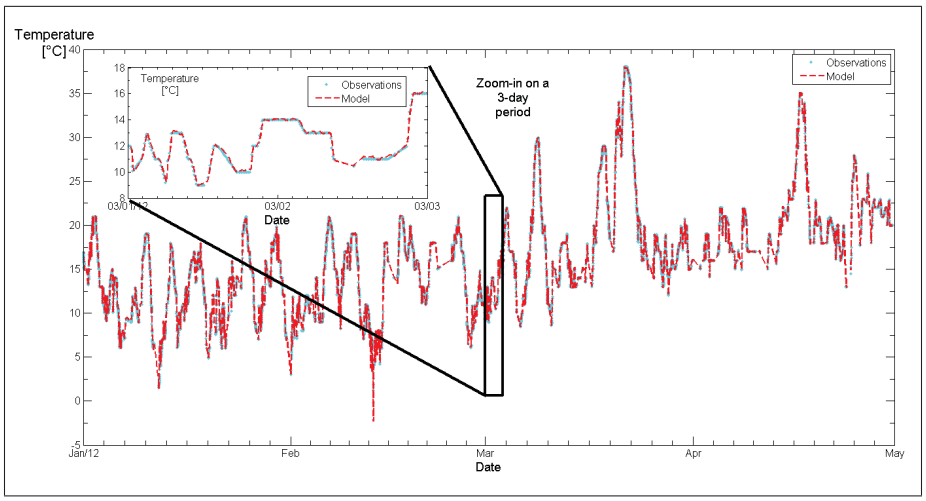

Figure 4.2 Temperature of a WT's main bearing.

4.5 Monitoring using a control chart

Control charts are used in Statistical Process Control (SPC) or Statistical Quality Control (SQC) to monitor processes. When an observed quantity differs from its original statistical distribution, an alarm is raised, suggesting a change of behavior in the process. The quantity to be monitored will be the daily average residuals in order to increase the signal-to-noise ratio. The residuals ($R(t)$) are defined as :

$$R(t) = T_{bear_{avg}}(t) - \hat{T}_{bear_{avg}}(t) \tag{4.3}$$

with $\hat{T}_{bear_{avg}}(t)$ the daily averaged expected temperature provided by the model. Monitoring with control charts adds some robustness to the methodology, compared to using arbitrary thresholds values as in Wilkinson *et al.* (2014).

4.5.1 Exponentially Weighted Moving Average control chart

To detect a future failure on the bearing, the point at which the temperature starts to rise compared to a fault-free reference must be identified, rather than the point at which the temperature reaches a critical value. Thus, the Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) will be used because of its performance in detecting progressive variations within a process (Roberts, 1959). This control chart monitors a time-weighted average of (in this case) residuals, using an exponentially averaged weight distribution. This weighted average acts as a high-frequency filter. Progressive variations are then easier to detect using an EWMA rather than a standard Shewhart Control (three sigma limits without any smoothing, as in Lebranchu *et al.* (2016) or Kusiak et Verma (2012) (Hsu *et al.*, 2009). The EWMA is given by the following equation :

$$Z(t) = \lambda R(t) + (1-\lambda)Z(t-1) \tag{4.4}$$

where $R(t)$ is residual, Z the EWMA variable and λ the smoothing parameter taking a value from 0 to 1. The central value of the control chart, Z_0, is the target value for Y, which in the present case is the mean of the residuals over a fault-free period. If $\lambda = 1$, there is no smoothing and if $\lambda = 0$ there is no weight accorded to the newest observation. Control limits of the EWMA are defined as follows :

$$LCL = Z_0 - ks^2_{EWMA} \tag{4.5}$$

$$UCL = Z_0 + ks^2_{EWMA} \tag{4.6}$$

with LCL the lower control limit, UCL the upper control limit, and k a constant determining the sensitivity of the alarm generation. Usually, $k = 3$; in this configuration, under normal operating conditions 99.9 % of the values will be within control limits, minimizing false alarms. The estimated variance for the EWMA, s_{EWMA} is :

$$s^2_{EWMA} = \frac{\lambda}{2-\lambda} s^2 \tag{4.7}$$

with s the variance of the quantity monitored over a fault-free reference. The use of time-dependent control limits were proposed to improve the EWMA control charts (Steiner, 1999).The time-dependant control limits will tend after a certain number of observations to the asymptotic limits proposed by Roberts (1959). In our case, since a bearing failure is unlikely to appear at the beginning of the available data and that the control limits proposed by Steiner are converging quickly to the asymptotic solution ; we opted to use directly Roberts' control limits.

There are many rules on the alarm generation process of control charts. The simple rule is to raise an alarm when three consecutive points are outside control limits. Since, in this case, the residuals were averaged daily (one point is then an average of 144 measured values), an alarm will be raised when a single point falls outside the control limits.

Here the value of λ was set to 0.6 following the suggestion given by the tables provided by Lucas et Saccucci (1990) . Here an equilibrium between a small progressive variation and a major, sudden shift in the process both require monitoring. These two type of variation have been observed and are symptomatic of a failure. Thus, in both cases, the value of λ must be chosen in order to be able to perform. In the case of a bearing failure, the temperature will rise at a relatively rapid rate. If λ is too small, the memory of the control chart will be too great, and thus, statistical inertia will make the EWMA control chart less sensitive to sudden changes. In the current application, only the upper control limit is used because only the cases of over heating are of interest. Thus, the EWMA will be a simple one-sided EWMA (Shu *et al.*, 2007). Figure 4.3 shows an example of an EWMA control chart applied to the residual of the main bearing temperature. The control limits are still defined using the equations above (eq. 5-6). The false alarm rate using an EWMA control chart with $\lambda = 0.6$ is 1 for 184 observations, according to Jones *et al.* (2012) work. An alarm is raised when three consecutive points are outside the control limits and the probability of observing three consecutive false alarm is

negligible. This is lowering the level of false alarm and making the proposed methodology robust.

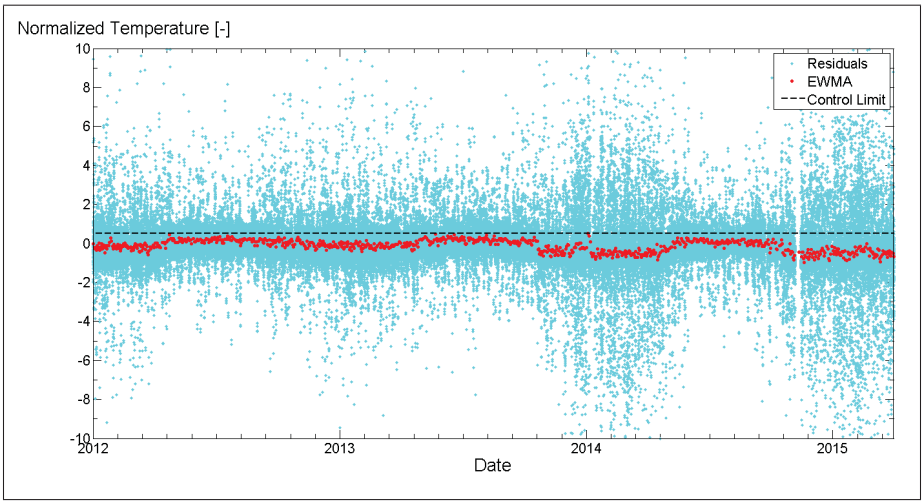

Figure 4.3 Example of the EWMA control chart applied to the residual of the main bearing temperature.

4.6 Results

In the following section, two case studies from two different industrial WTs are presented. Both reveal the effectiveness of the proposed method.

4.6.1 Case Study A

The first case study occurred during winter. On February 21, 2015, the SCADA detected a temperature fault on the main bearing. In the following days, the temperature dropped below the alarm limit of the SCADA, but was still abnormally high. The temperature and the control chart are shown on Figure 4.4. The SCADA signaled an-other temperature fault on February 28. On March 2, following an inspection, the WT was shut down due to critical damages to the main bearing. The bearing cage was severely abrasively worn out and plastically deformed. Some of the cage bar had sheared off as shown on Figure 4.5.The bearing was replaced on

March 29 ; this meant 27 days without production. Following that event, the method proposed in this paper was developed ; it would have detected an increase in the bearing's temperature by February 8. Downtime would have been considerably reduced and production loss minimized.

A periodic variation correlated with the seasons is still observable in $Z(t)$ (Figure 4.4). During the elaboration of the model, the value of r was considered as a constant, in order to provide a linear model. However, the overall convective heat transfer coefficient h [W K^{-1} m^{-2}] is a function of air speed, which is strongly correlated with the seasons. Thus, a periodic variation is still present in the signal monitored. Meanwhile, this variation is small compared to the variation observed directly in the temperature signal ($\Delta T_{bear} \approx 35$ °C v.s. $e(t) \approx 2$ °C) and does not significantly affect the ability to detect future failures. Case Study A is an example of a detection occurring during winter ; the seasonal variation of $Z(t)$ did not affect detection by the control chart.

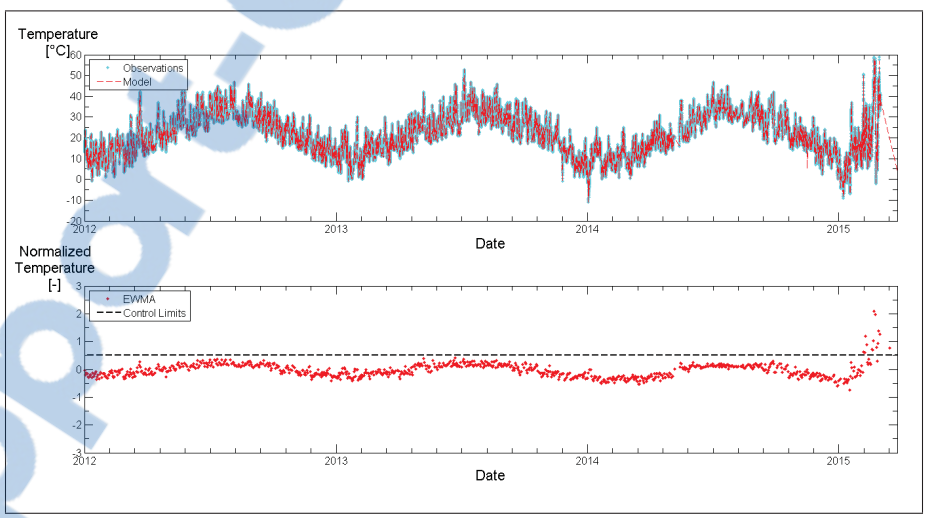

Figure 4.4 Monitoring of main bearing temperature in WT Case A.

Rapport-Gratuit.com

Figure 4.5 Pictures of main bearing cage parts showing the damage for case study A.

4.6.2 Case Study B

For the second case study (Figure 4.6), the proposed method was to predict damage to the bearing of a WT. Following an analysis of the residuals, an inspection was done during the summer of 2015, finding rollers in poor condition. Chunks of metal with dimensions of up to 34 mm were found (see Figure 4.7). The rollers are 600 mm long with a diameter of 240 mm. The WT was shut down for over a month. The period during which the damage had occurred was at the end of the previous summer ; only one fault had been signaled by SCADA, on September 9th. The proposed method would have detected a change in temperature on June 19, 2014.

Following these failures, the operator developed a monitoring program for the main bearing using this method, along with an analysis of metal particles in the grease. In suspect cases, auto-greasers were installed, to extend the lifetime of the bearings. On all WTs in the wind farms studied, the only known cases of main bearing failures were the two presented here ; the proposed method only detected these two cases. This supports the effectiveness and robustness of the method proposed.

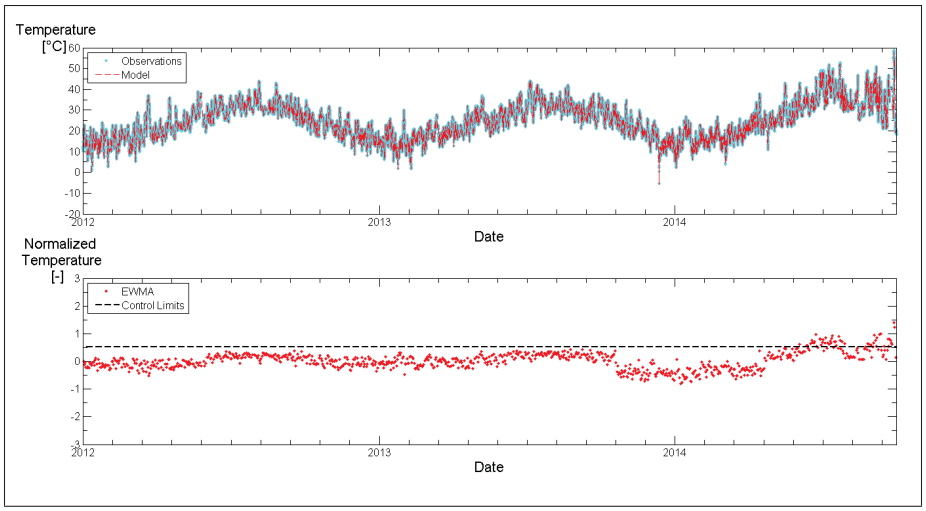

Figure 4.6 Monitoring of main bearing temperature in WT Case B.

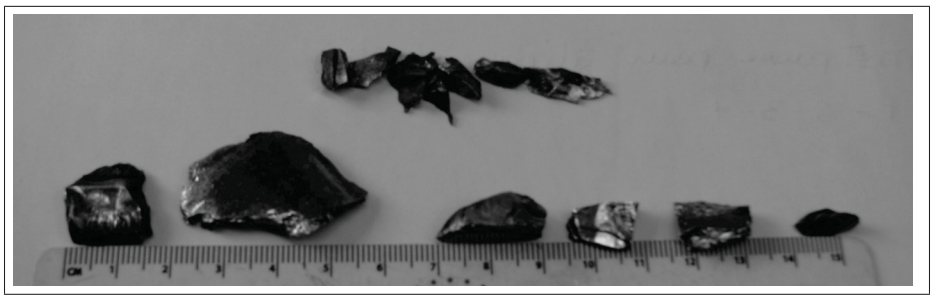

Figure 4.7 Chunks of metal found inside the main bearing of WT B.

4.7 Conclusion

A method for monitoring the health of a WT's main bearing using its temperature signal was proposed. This method used a physics-based model along with control charts for alarm generation. Cases studies on industrial WT have shown this method's great potential, as it can detect bearing failures earlier than with standard simple threshold methods provided by the SCADA. Depending upon the situation, an operator can reduce downtime in cases of bearing replacement, or, in the case of a bearing badly conditioned, prolong it's lifetime with, for instance, the use of auto-greasers. While, this method cannot diagnose a bearing's condition or type of

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Figure 4.8 Rollers of WT B main bearing.

failure, it nonetheless remains a powerful tool to be used in combination with other methods such as, manual inspections or grease analysis.

It would be interesting to try out the model used here for a main bearing on a case involving a gearbox. Gearboxes are costly components of WTs, and are the source of most of the downtime caused by component failure. The use of a non-linear model could be studied in order to further reduce the seasonal variations in the EWMA and improve the results.

CHAPITRE 5

CONTROL CHART MONITORING OF WIND TURBINE GENERATORS USING THE STATISTICAL INERTIA OF A WIND FARM AVERAGE

Philippe Cambron[1], Christian Masson[1], Antoine Tahan[1], Francis Pelletier[2]

[1] Département de Génie Mécanique, École de Technologie Supérieure,
1100 Notre-Dame Ouest, Montréal, Québec, Canada H3C 1K3
[1] Arista Énergies Renouvelables,
2648 Desjardins, Montréal, Québec, Canada H1V 2H7

Article accepté par la revue « Renewable Energies » en octobre 2016.

5.1 Abstract

A method for monitoring wind turbine generators (WTG) using data provided by the SCADA system is proposed. This method relies mainly upon comparing one WTG with the average of all remaining WTGs on a wind farm. Because environmental conditions on a wind farm are roughly the same over its entirety, the difference between each WTG and the average of the remaining WTGs on the wind farm is constant over time. The statistical inertia of averaged conditions for the entire farm provides a good yardstick for WTG monitoring.The results of monitoring four aspects of a WTG are presented here : these are electrical energy produced ; tower vibration ; nacelle yaw ; and gearbox temperature. Control charts are used to detect abnormal behaviour. With regard to the electrical energy produced, one accidental activation of a curtailment algorithm was found. For tower vibration, we describe an application for the detection of rotor imbalance. For yaw, an example showing detection of nacelle drift is covered. Lastly, for gearbox temperature, the proposed methodology succeeded in detecting an issue two months prior to failure. We have included limitations as to the minimum wind farm size required in order to use the wind farm average. A centralized control chart is also proposed.

5.2 Introduction

During the life time of a Wind Turbine Generator (WTG), many events can affect its performance. These events can be classified according to the time scale on which they occur. Faults such as blade-angle asymmetry or generator over-speed generally affect the produced electrical energy for hours. Downtime resulting from changing or repairing a principal component such as a main bearing or a gearbox can last for days, even weeks (Faulstich *et al.*, 2011). Other events such as blade erosion build up over months and years. The effect of such events on power output can also be divided in two categories : events that partially reduce the production (e.g. : icing, blade erosion) and others that stop the WTG (e.g. : faults, downtime for repairs). Preventing these events or limiting their duration is an important aspect of wind farm operation and maintenance (O&M).

The ageing of WTGs is now a timely topic for the wind industry, since many wind farms in Canada and around the world have been in service for decades. With time, failure of components is more frequent and underperformances can appear. Some authors are reporting a performance reduction rate of approximately 1.5% per year (Staffell et Green, 2014). Also, some operators are even considering the option of repowering, as their farms are getting closer to the end of their planned lifetimes, or as new WTG models, significantly larger than the ones built decades ago, become available (Del Río *et al.*, 2011). Thus, various monitoring method are used to improve availability of WTGs and to achieve condition based maintenance. The ageing of the wind farms also motivates interest in the great amount of data available for the development of monitoring tools.

The objective of this paper is to propose a data-driven method to monitor wind farm WTGs base on the long term, which is also robust and suitable for the industry. Here, control charts are used for the generation of alarms. Unlike most other monitoring methods, the proposed methodology can be used to monitor a wide range of WTG components or aspects. It is also simple to understand and use : no advanced knowledge in data mining or modeling is required. Thus, the proposed methodology is suitable for industrial applications. Furthermore, this method allows

for the monitoring of various aspects of a WTG simultaneously, with the help of a centralized control chart. This method is suitable for medium and large wind farms (more than 25 WTGs). Since the number of units per wind farm is constantly rising, this method is can be applicable to most cases.

First, previous work on the monitoring of WTGs will be reviewed. Then the proposed method will be detailed, followed by the results of its application to industrial wind farms. The method used here for monitoring a wind farm is based on comparing a single WTG with the average of the other WTGs on the same wind farm. The effectiveness of this approach will be demonstrated by means of four separate industrial study cases.

5.3 Literature Review

One way of increasing the reliability and availability of wind energy is by monitoring WTGs. With proper monitoring, failures can be avoided and their consequent down-times limited, all of which increases availability. Maintenance can be planned efficiently, and replacement parts can be ordered before failure occurs. There are various ways of performing the monitoring of a WTG. These can be classified as follows : condition monitoring systems (CMS) ; Supervisory Control and Data Acquisition (SCADA) monitoring ; power curve monitoring ; and fault prediction.

5.3.1 Condition monitoring systems

Condition monitoring systems (CMS) involve the use of additional sensors that evaluate the health of WTG components. They are often based on vibration analyses and use methods such as wavelet analysis or Fourier transformations. They can achieve great precision by predicting the failure of a component months before it happens (Garcia Marquez *et al.*, 2012; Bian *et al.*, 2013; de Azevedo *et al.*, 2016) . However, installing additional sensors can be costly in large wind farms (Kim *et al.*, 2011).CMS may also include oil analysis, thermography, shock pulse

methods, acoustic emissions and ultrasonic techniques, as reviewed in Garcia Marquez *et al.* (2012).

5.3.2 SCADA monitoring

SCADA monitoring is the monitoring of a WTG using the data provided by its SCADA system and does not need the use of additional sensors (Kim *et al.*, 2011). This monitoring method is limited by the data SCADA provides. Often it is component temperature that is analyzed via SCADA monitoring (Lebranchu *et al.*, 2016). In some cases, models are used in order to predict component behaviour (Kusiak et Zhang, 2010; Bian *et al.*, 2013) and in other cases, the monitoring can be based on the signal itself (mean values, standard deviation, slopes, root mean square, spectrum, etc.) Power curve monitoring can be viewed as a subset of SCADA monitoring.

Power curve monitoring is based on the relationship between wind speed and power output. A change in behaviour of a WTG may be reflected by its power curve (Kusiak *et al.*, 2009a; Park *et al.*, 2014; Kusiak et Verma, 2013; Lou *et al.*, 2016). This method of monitoring can be powerful for the detection of small, progressive underperformances (Cambron *et al.*, 2016).

However, power curve monitoring relies upon measurement of wind speed. According to IEC (International Electrotechnical Commission) 64100-12-1 (IEC, 2005), wind speed shall be provided by a met mast in order to assess the performance of a WTG as a function of freestream speed. But since wind farms have only a few met masts, nacelle wind speed is used instead in power curve monitoring. In fact, the important point is to obtain a reliable, repeatable and representative wind speed measurement. Therefore, the power curves, using nacelle wind speeds, can be used for monitoring. However, a major flaw in power curve monitoring is that any change in nacelle anemometry can create a considerable shift in the power curve. Figure 5.1 illustrates a change in nacelle power curve following various changes in nacelle anemometry. These power curves were obtained with the bin method described in IEC's 64100-12-1 standard, while using nacelle anemonetry (IEC, 2005). A noteworthy difficulty while monitoring

a WTG's components using power curve monitoring, is that often, their failure will be seen in the power output after a critical point is reached.

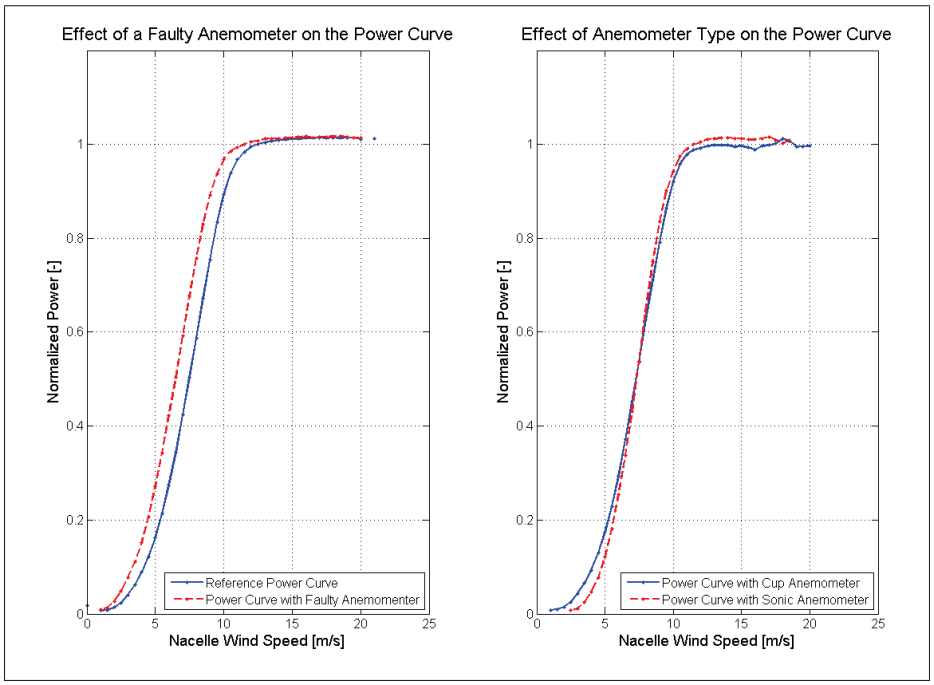

Figure 5.1 Example of shifts in power curve caused by instrumentation. On the left, the effect of a faulty anemometer and on the right, the effect of the anemometer type.

5.3.3 Fault monitoring

Another type of monitoring is the prediction of faulty behaviours in a WTG. As defined by Gao *et al.* (2015a) , a fault occurs when a parameter of a system deviates from standard conditions, such as blade angle asymmetry, component over-temperature or generator over-speed. Operational data are analyzed by means of complex algorithms in order to predict or even avoid the shutdown of the WTG (Kusiak et Li, 2011; Kusiak et Verma, 2011; Qiu *et al.*, 2012; Wang *et al.*, 2014; Yang *et al.*, 2015a; Gao et Gao, 2016). Faults monitoring methods can be classified into two categories : model-based and signal-based Gao *et al.* (2015a). In the first case, a model is used to predict the value of a parameter and the predicted value is compared to the observed value in order to find abnormal behaviours. For the signal based approach, features

of the signal are studied. These features may be in the time domain (mean, root mean squarre, gradient) or frequency domain (spectrum) Gao *et al.* (2015a,b) . Fault monitoring also includes fault-tolerant control, where a system analyses the severity of the fault and takes appropriate action (compensation, controller reconfiguration, etc) (Gao *et al.*, 2015a).

Fault prediction is especially important for offshore wind farms, where access to the WTG is more difficult than onshore wind farms. High frequency data ($\sim$ 1 Hz) must be available for use in predicting faults ; often, additional sensors or complex models, or algorithms are used as well. The types of conditions the control system of a WTG uses in order to detect faulty behaviour requires input to remain above a certain threshold for a few seconds or minutes. Some work has also been done on the development of a WTG controller that can be optimized according to the conditions of the WTGs subset in order to avoid faults. Used components or component subsets may act differently from their nominal behavior and thus, the optimal control strategy should be revised (Gao et Gao, 2016). For more on fault monitoring and diagnosis, see Gao *et al.* (2015a) and Gao *et al.* (2015b).

The monitoring methods detailed above can all be useful in the O&M of a wind farm. Operators might consider using a combination of these methods, as each evaluate the condition of a different aspect of their WTG ,based on different criteria.

5.4 Data Source

The data used to develop and test the proposed method was taken from five industrial wind farms located in Canada. All the WTGs were the same model and were MW class and pitch regulated. Each wind farm contained over 50 WTGs. While the data was recorded at a frequency of 1 Hz, ten-minute averages are used. This averaging limits the noise in the signals and is the norm in the wind power industry, as suggested by the IEC standard (IEC, 2005). The database has been in service since 2009, which is of interest for long-term monitoring. No CMS were installed on the WTGs. Available values included wind speed ; yaw ; ambient and nacelle temperatures ; blade pitch angle ; principal-component temperatures (generator, gearbox and main

bearing) ; rotor and generator rotation speed ; power output ; tower vibration ; and state of the WTG (online, repair, maintenance, curtailment, etc.) Because there was no measurement of principal-component vibration, monitoring methods using these values could not be used. Extreme values corresponding to obvious instrumentation malfunction have been removed from the database. Figure 5.2 illustrates the data available and the data acquisition process. Here the acquisition and archiving system is the PI system from OSISoft. There is a local server in each wind farm, linked with an Internet connection to a main server. This redundancy allows to archive data even in the eventuality of connection losses with the main server and the on-site server. The client or user accesses the data of the main server with his monitoring and visualization applications.

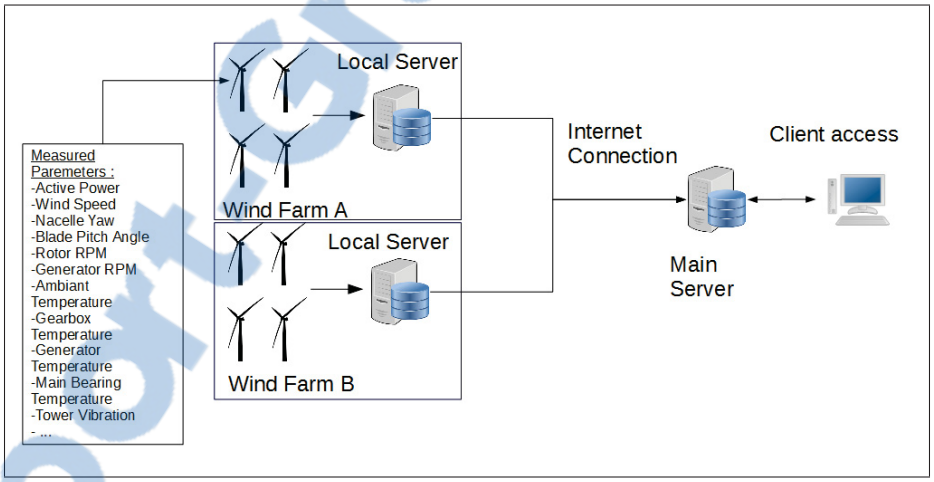

Figure 5.2 Available data and data acquisition process.

5.5 Methodology

The proposed method for monitoring the WTGs on a wind farm compares each WTG's behaviour with the mean of the other WTGs' behaviour on the wind farm. This method is data-driven and empirical based. No models are used.

The behaviour of a WTG constantly fluctuates due to the variations in its environment (wind speed, wind direction, air density, ambient temperature, etc.). However, all WTGs on a wind

Rapport-Gratuit.com

farm are relatively affected by the same environmental variations, since weather conditions are roughly the same over the entire wind farm. Some WTG will perform better, depending on the configuration of the wind farm. Because physical quantities such as the components and structural vibrations and component temperatures are proportional to power output, their values will be higher in the most productive WTGs. However, this difference should be constant in time, the same assumptions are made in Wang *et al.* (2016), where a monitoring method using wind farm power curves is presented. Thus, the difference between a specific WTG and the average of the remaining WTGs on the wind farm should be statistically constant in time. For, $x_{i,j}$, a given physical quantity $j, j = 1, ...M$ of the WTG $i, i = 1, ...N$ the difference with the mean of the others, $\Delta x_{i,j}(t)$, can be expressed by the following relation :

$$\Delta x_{i,j}(t) = x_{i,j}(t) - \sum_{k,k\neq i}^{N(t)} \frac{x_{k,j}(t)}{N(t)-1} \tag{5.1}$$

This calculation is made at 10 minute intervals for which the WTG is available. The rest of the fleet's average, or the average of all other WTGs on the wind farm, is in fact the average of all the other available WTGs ($N(t)$). Units under maintenance, curtailment, repair or other production limiting state should not be included in calculating the average for the remaining WTGs on the wind farm, as these are not in operation at that time.

In the case of industrial wind farms, since there are many WTGs, the fleet average is a robust value. Small, instantaneous variations or change in behaviour of any one WTG will not affect the monitoring of the other WTGs. Figure 5.3 illustrates the calculation method for the $\Delta x_{i,j}(t)$. The minimal size required by a wind farm will be discussed in Section 6.

A change in $\Delta x_{i,j}(t)$ implies a change in the behaviour of the physical quantity j of the WTG i. It is easier to detect an abnormal variation in $\Delta x_{i,j}(t)$ than in $x_{i,j}(t)$ since all variations caused by the wind farm's environment or by any seasonal effect are removed while calculating the difference between the WTG and the average of all others WTGs. Due to the stochastic nature of wind, the outputs of a WTG are constantly fluctuating according to the wind speed. Since

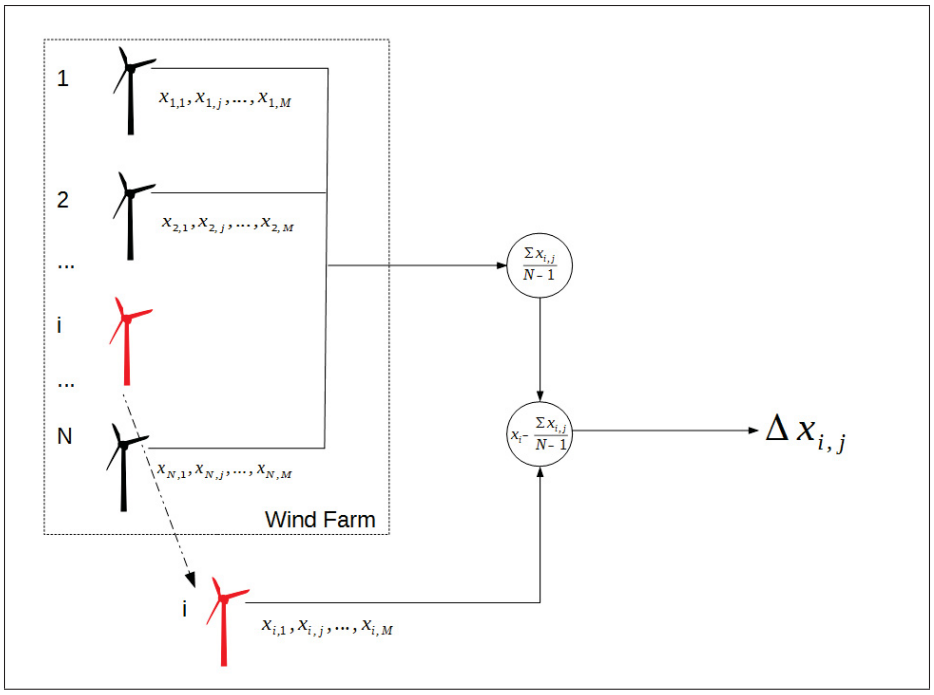

Figure 5.3 Illustration of the calculation of the difference between measurement of a single WTG and average of all other WTGs on the wind farm.

the wind speed is relatively the same across the wind farm, comparing the outputs of WTGs together eliminates the stochastic fluctuations. The same reasoning can be made with other environmental factors such as temperature.

The quantity $\Delta x_{i,j}(t)$ is a random variable from a normal distribution with mean $\mu_{i,j}$ and standard deviation $\sigma_{i,j}$:

$$\Delta x_{i,j}(t) \propto N(\mu_{i,j}, \sigma_{i,j}) \tag{5.2}$$

These two parameters are not functions of time since, in the absence of abnormal behavior, $\Delta x_{i,j}(t)$ is ergodic. As mentioned before and illustrated on the Figure 5.4 for the case of tower vibration, this distribution is normal.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

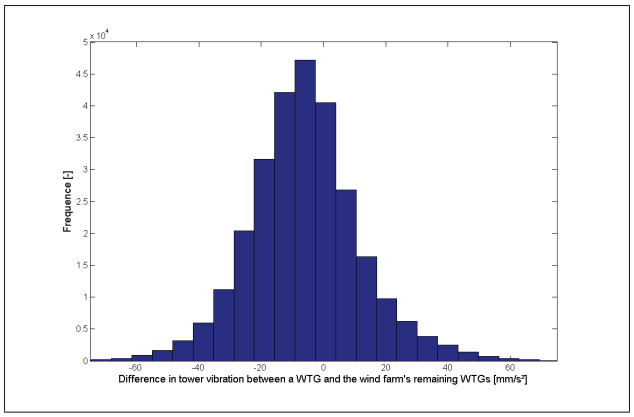

Figure 5.4 Example of the distribution of the $\Delta x_{i,j}(t)$. Here the case of the Difference in tower vibration between a WTG and the wind farm's remaining WTGs.

The average of the distribution $\mu_{i,j}$ represents a shift or systematic bias caused by differences in siting of the WTG, and, as mentioned above, this bias is constant in time. The standard deviation is a random noise caused by the ergodicity of the signal.

The detection of a change in behaviour of the physical quantity j of a WTG i in fact detects a change in distribution $\phi(\mu_{i,j}, \sigma_{i,j})$. In terms of statistical hypotheses, this implies the need to test two hypotheses. The first test is on the expected value for $\Delta x_{i,j}(t)$. The null hypothesis (H_0^1) is that the expected value, $\bar{E}(\Delta x_{i,j}(t))$, is a constant ($\mu_{i,j}^{(0)}$). The alternate hypothesis (H_A^1) is that the expected value is not constant.

$$H_0^1 : \bar{E}(\Delta x_{i,j}(t)) = \mu_{i,j}^{(0)} \tag{5.3}$$

$$H_A^1 : \bar{E}(\Delta x_{i,j}(t)) \neq \mu_{i,j}^{0)} \tag{5.4}$$

The second test is on the normality of the distribution of $\Delta x_{i,j}(t)$. The null and alternative hypothesis are respectively that $\Delta x_{i,j}(t)$ is from a normal distribution $\phi(\mu_{i,j}^{(0)}, \sigma_{i,j}^{(0)})$ (H_0^2) and that $\Delta x_{i,j}(t)$ is not from a normal distribution (H_A^2).

$$H_0^2 : \Delta x_{i,j}(t) \propto \phi(\mu_{i,j}^{(0)}, \sigma_{i,j}^{(0)}) \tag{5.5}$$

$$H_A^2 : \Delta x_{i,j}(t) \neq \phi(\mu_{i,j}^{(0)}, \sigma_{i,j}^{(0)}) \tag{5.6}$$

There are several ways of testing these two hypotheses. For the first hypothesis, tests on the mean of a distribution (such as the Student t-test) may be used, and for the second, a test on the normality of distribution (such as the Kolmogorov-Smirnov test) might be appropriate. Here, however, rather than using statistical tests to detect a change in $\Delta x_{i,j}(t)$ at any time, we will rely upon control charts : these are more appropriate for continuous monitoring of a quantity. The control chart methodology will be described in the following section.

Lebranchu et al. have presented in Lebranchu *et al.* (2016) a method for the monitoring of a main bearing using the temperature difference between it and the remaining bearings on its wind farm. Here we will present its application to a wider range of components of a WTG : we will also discuss this method's limitations.

5.5.1 Control Charts

In order to decide whether or not the WTGs have sustained changes in their behaviour, an Exponentially Weighted Moving Average (EWMA) control chart was used. Control charts are used in Statistical Process Control (SPC). A time series of the data or a statistic of a sample of this data (such as the mean, standard deviation, minimum, maximum) is plotted together with control limits Montgomery (2007). Control limits are defined by the process's history or requirements, and whenever the data steps outside of these limits, the process is viewed as out of control and thus, statistically different from its reference. There are a few rules that can be used to determine if the process is out of control or not. Here we will use one well known in SPC ; an alarm occurs when three consecutive points are outside the control limits (Montgomery, 2007).

In the present case, prior to using the control chart, a moving average of the difference between the WTG and its wind farm fleet was taken. The main objective of this step was to reduce noise in the data. Here, data was taken at ten minute intervals, and the objective was to detect events building up on a daily to monthly time-scale. The use of a moving average as a high-frequency filter helped reduce the noise and improved detection performance. The period of the moving

average depended on the quantity monitored and the time-scale over which problems could occur.

After the moving average was taken, the EWMA control chart was applied (Roberts, 1959). The expression for the EWMA $Z_{i,j}(t)$, for $\Delta x_{i,j}(t)$ was expressed as follows :

$$Z_{i,j}(t) = \lambda \Delta x_{i,j}(t) + (1-\lambda) Z_{i,j}(t-1) \tag{5.7}$$

with $Z_{i,j}(0)$ is the target value for the process or its historical mean.

The EWMA acted as a high-frequency filter with λ as a smoothing value. λ is from 0 to 1 and the smaller the λ, the higher the smoothing. Depending on the level of variation in the variable of interest, the optimal lambda changes. For a large, sudden change, λ must be relatively high, near 0.6-0.8 and for a small, progressive variation, λ the optimal λ falls somewhere between 0.2 and 0.4 (Hsu *et al.*, 2009). Various values for this parameter have been studied and values up to 0.7 provided satisfactory results. However, $\lambda = 0.3$ seems to be the optimal value, and therefore, all our analyses were made using this value.

The lower and upper control limits, *LCL* and *UCL*, were calculated based on the standard deviation of the process within a reference period. Here the reference period used was the first year of available data, covering any seasonal variations. These were are expressed as follow expressions :

$$LCL = Z(0) - ks_E^2 \tag{5.8}$$

$$UCL = Z(0) + ks_E^2 \tag{5.9}$$

where the estimated variance for the EWMA, s_E is :

$$s_{EWMA}^2 = \frac{\lambda}{2-\lambda} s^2 \tag{5.10}$$

with s, being the variance of the quantity monitored over a reference period where the process has not experienced any abnormal issue. Usually, $k = 3$ correspond to a three sigma or 99.9 % confidence level. The EWMA control must be applied on data that is normally distributed. This requirement was satisfied for each application presented.

5.6 Results

To illustrate the effectiveness of the proposed methodology, four study cases are presented here. In each of these cases, a change in behaviour of a WTG was observed and the use of a monitoring method could have reduced production losses caused by underperformances or prolonged downtime. The produced electrical energy is not directly impacted but nonetheless present. The study cases are from four different WTGs, each on a different wind farm.

5.6.1 Electrical energy produced

In this case, the monitored quantity is the electrical energy produced by a WTG. This kind of monitoring could reflect problems such as underperformances or blade erosion. For each ten minute intervals where the WTG was available, the difference in production between it and the remaining available WTGs on the wind farm was calculated. This difference was then averaged on a monthly basis. Figure 5.5 illustrates the application of a EWMA control chart to the difference in electrical energy production between one WTG and the rest of the fleet.

Following the application of the proposed methodology, it was found that between April 2012 and October 2012, on this WTG, a curtailment algorithm was mistakenly activated following major maintenance. If the proposed methodology had been used, the control chart would have detected a change in behavior almost immediately. Instead, this step-type shift caused production losses of approximately 800 MWh per day over the whole period.

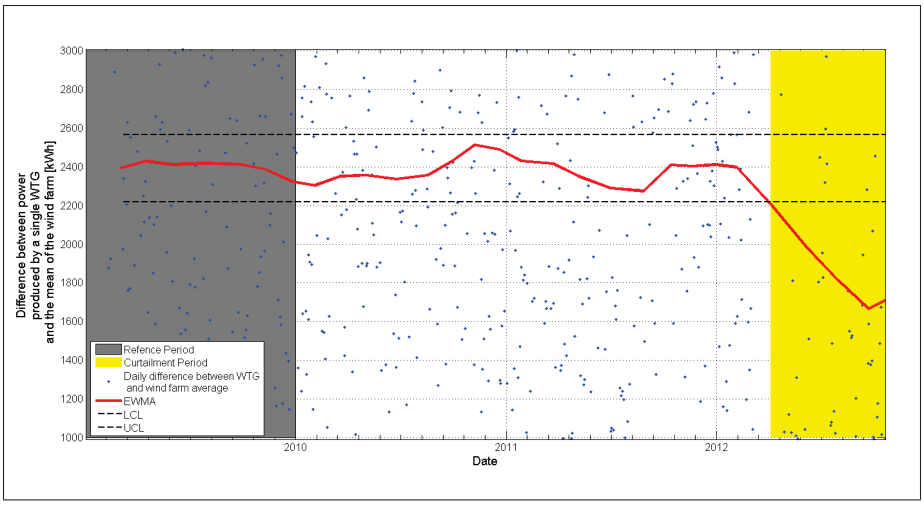

Figure 5.5 Case study of the application of a control chart to the difference between the production of a single WTG and the mean production of the remaining WTGs on the wind farm. This example shows the detection of a badly activated curtailment.

5.6.2 Tower Vibration

Tower vibration can provide useful information on the health of the structure or highlight rotor or yaw problems. The tower vibration is measured directly under the drivetrain. In this application, the difference between this WTG and the fleet average vibration level was calculated for each ten minute average while the WTG is available. Figure 5.6 illustrates a case of a sudden change in vibration level : following the replacement of one of the blades on this WTG, the vibration level suddenly increased. This was caused by a mechanical imbalance of the rotor. A couple of weeks after the change, the rotor was rebalanced, and vibrations returned to their prior level. Rotor imbalance is a serious issue that can damage the drive-train's components if not treated rapidly.

For another WTG, a progressive increase in vibrations following preventive maintenance has been investigated (Figure 5.7). During the maintenance of this turbine, the yaw system was over-torqued, causing excessive vibrations each time the WTG changed its orientation.

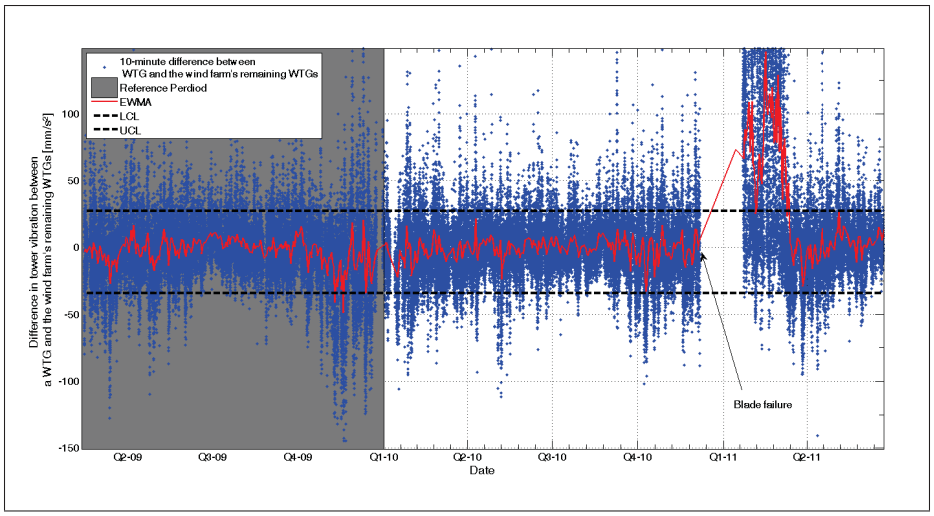

Figure 5.6 Case study of the application of a control chart comparing a WTG's tower vibration of a WTG a with the mean vibration of the wind farm's remaining WTGs. This example shows detection of a rotor imbalance.

Analyzing the tower vibration can provide useful indications of damage the WTGs sustained in terms of fatigue analysis. This can help plan preventive maintenance on wind farms and, over the long term perspective, prolong the lifetimes of WTGs.

5.6.3 Yaw

Even though a WTG is designed to face the wind at all times, in some cases, like in imposed directional curtailment, yaw or nacelle azimuth is an important value to monitor. While it is assumed that the WTG is always facing the wind correctly, the value measured is not always accurate. In some cases, for two neighbouring WTGs, the SCADA will measure and archive major differences in yaw values. In the present case, since there is a discontinuity in the yaw (passing from 360° to 0°), the average and the difference must be calculated vectorially. Figure 5.8 illustrates this issue, where the layout of one section of a wind farm at a certain time is shown. The position of each wind turbine is shown by a dot. Line color and length is an indicator of the turbine production level (blue is the lower and red is the higher), and line direction represents nacelle azimuth, or yaw, as provided by the SCADA system. As seen in

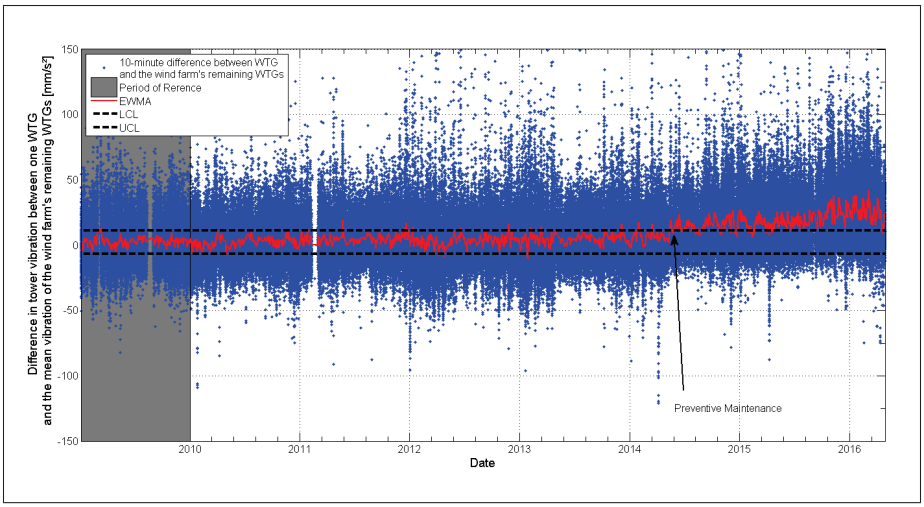

Figure 5.7 Case study of the application of a control chart showing one WTG's the tower vibration as compared to the mean vibration of the wind farm remaining WTGs. This example shows the detection of a progressively rising tower vibration.

Figure 5.8, one of the WTGs appears to be drifting in a direction opposite to its neighbours. This situation is caused by an error in the measurement of the yaw itself : this value is measured using a proximity switch which counts the number of metal teeth. If the teeth are worn, or if the grease contains metal particles, the tooth count can be erroneous, resulting in an apparent drift in yaw. Figure 5.9 presents the case of an apparent drift of a WTG's nacelle. Since 2009, the difference between the yaw of this particular WTG and the mean yaw of the wind farm's remaining WTGs has been constantly increasing.

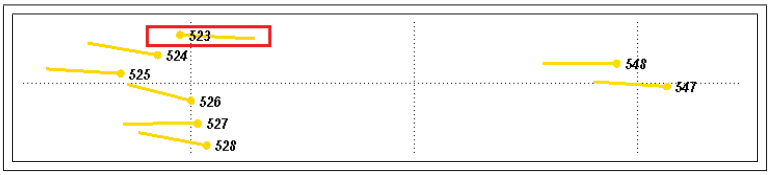

Figure 5.8 Partial layout of a wind farm at a certain time. Line color indicates the wind speed and line direction indicates wind direction.

In general, this will not be an issue, because even in cases where measured yaw is incorrect, the WTG is, in reality, still facing the wind. However, when directional curtailment is applied to a WTG, if this curtailment is intended for a certain wind direction, yaw measurement must be reliable. The WTG's performance will be reduced in the wrong direction and the WTG will be unprotected in the proper direction.

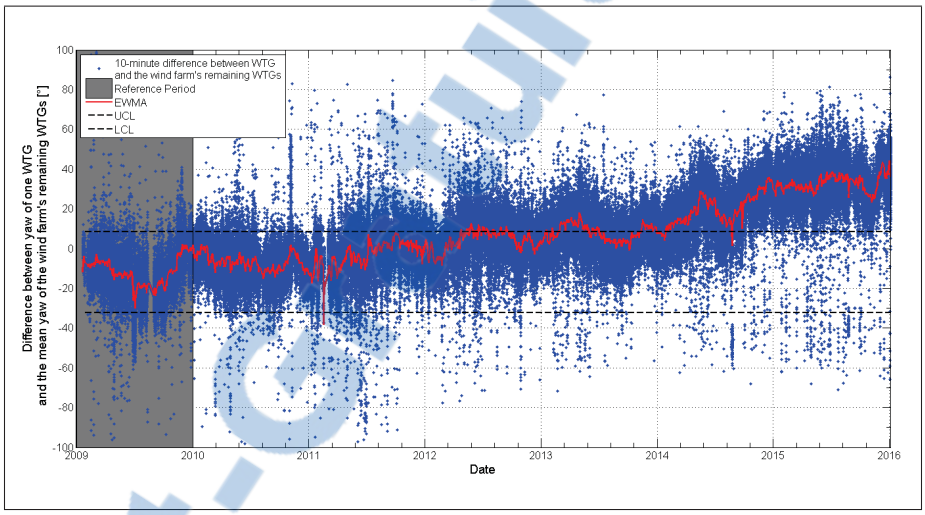

Figure 5.9 Case study of the application of a control chart to the yaw difference of WTG as compared to the mean yaw of wind farm's remaining WTGs. This example shows of slow drift.

As mentioned above, since the yaw is an angle, one must be careful with the mathematical operations. Here, sums and subtractions must be done vectorially. Since yaw is an input parameter for a WTG, model monitoring cannot be used here and thus, proposed methodology of particular interest for monitoring yaw.

5.6.4 Gearbox Temperature

It has been demonstrated that some failures in gearboxes or bearings can be detected using temperature analysis Lebranchu *et al.* (2016). In these cases, friction becomes greater and thus transfers energy by heat. Therefore, monitoring the temperature of gearboxes and bearings can possibly warn the operator of upcoming failures.

Rapport-Gratuit.com

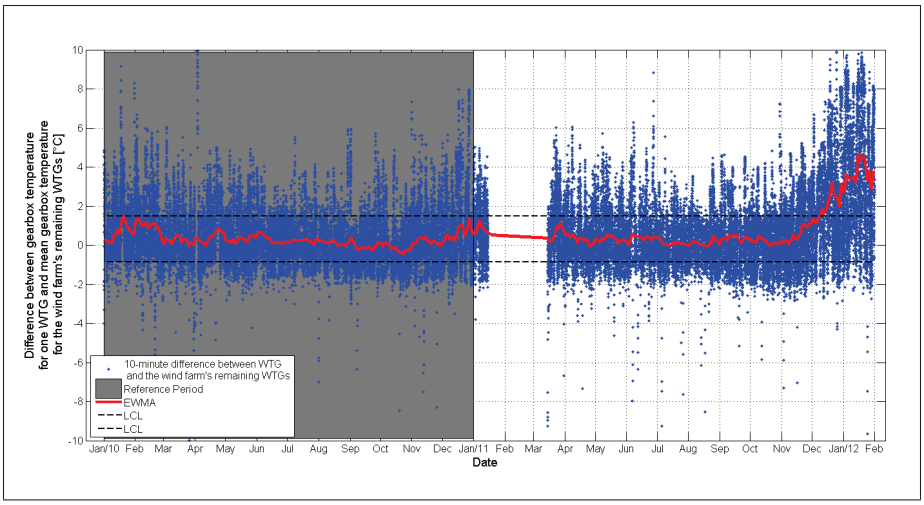

Figure 5.10 Case study of the application of a control chart to the difference between one WTG's gearbox temperature and the mean temperature of the wind farm's remaining WTGs. This example shows early detection of a gearbox failure.

Here, two different case studies will be presented on the application of the differences in gearbox temperature between a single WTG and the average of the wind farm's remaining WTGs. The gearbox temperature of the studied WTG is controlled in order to maintain its temperature around 55°C. However, if the gearbox is near failure, its cooling system capacity may prove to be insufficient. In February 2012, this gearbox failed and was replaced with a new one. In the weeks before the failure, the temperature had risen and the methodology proposed here would have raised an alarm in December 2011, two months before the failure occurred, as reported in Figure 5.10. For wind farms in cold climates, as the ones studied here, it is important to avoid major repairs in wintertime.

A second issue occurred during winter 2015. Each winter, since, December 2013, the temperature of the gearbox oil of another WTG was found to be lower than the average temperature of the remaining WTGs on the wind farm, as reported by the control chart in Figure 5.11. It was found that the oil temperature control system of the gearbox was faulty. Although, this situation is not as important as a gearbox failure, if the gearbox is not sufficiently cooled or is overcooled, it will suffer damage. In winters of cold climates such as in Canada, the oil must

be heated. If control over temperature is faulty, the oil thickens and may reach a point at which it can no longer flow properly. Figure 5.11 shows a case of an overcooled gearbox.

The temperature control of the gearbox makes the use of physical model-based monitoring difficult. A model that can predict the temperature of the gearbox must take into account all parameters that could affect oil temperature. However, the power of the cooling or heating system is not measured. Thus, it is now possible with the proposed methodology to provide a model that will adequately monitor a gearbox, based on available measurements.

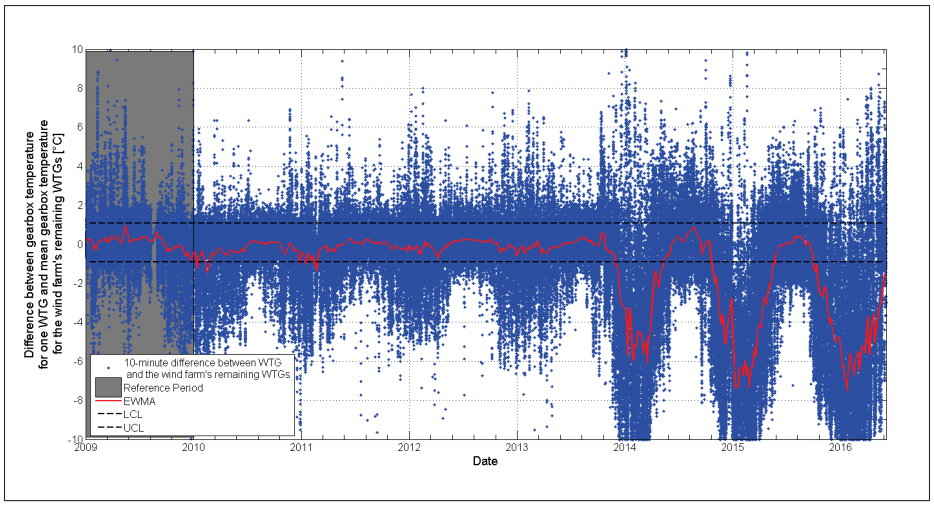

Figure 5.11 Case study of the application of a control chart to the gearbox temperature difference of one WTG as compared with the mean temperature of the wind farm's remaining WTGs. This example shows oil temperature control failure.

5.7 Discussion

5.7.1 Required wind farm size

To use the mean of the wind farm as a reference, a certain minimum number of WTGs in the wind farm is required. The mean of the wind farm must be consistent. In the case of a wind farm that has too few WTGs if an important shift occurs on one of them, the average over the

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

wind farm will be affected significantly by that shift. Thus, the statistical inertia of the mean of a population (all WTGs of the wind farm) in this specific case must be evaluated.

The effect on an important shift in the behaviour of one WTG on the average of a quantity is expressed by the following :

$$\bar{x} = \sum_{i=1}^{i=N} \frac{x_i}{N} \tag{5.11}$$

Let's add a shift of δx_i to one of the x_i. We define $\varepsilon\bar{x}$ as the maximum acceptable impact on the average. Thus, we can re-write eq.(5.11) in this inequality :

$$\bar{x} + \varepsilon\bar{x} < \bar{x} + \frac{\delta x_i}{N} \tag{5.12}$$

which can simplify to :

$$\varepsilon\bar{x} < \frac{\delta x_i}{N} \tag{5.13}$$

In the present case, since all WTGs are in the same operating conditions and thus, each x_i are similar, we can affirm that $\bar{x}$ and x_i are in the same order ($\bar{x} \sim x_i$). Thus, the precedent inequality becomes :

$$\varepsilon < \frac{\delta}{N} \tag{5.14}$$

We choose to accept a maximum shift in the average of 1 % of $\bar{x}$, which sets ε to 0.01. As for the maximum shift size to be observed that has no influence on the average, we choose 25 % of $\bar{x}$. This lead to minimal wind farm size of around 25 WTGs. This limit is a guideline and the values for ε and δ could be different. However, ε should be small, since the aim of this calculation is to limit the variation of $\bar{x}$. As for δ, smaller values would conclude to smaller wind farm size. However, a greater δ would not be appropriate since we have made the assumption that $\bar{x}$ is similar to x_i.

Here, the wind farms studied have each more than 50 WTGs. Thus, the proposed methodology can be used for all of them.

5.7.2 Centralized and Normalized Control Chart

Since this methodology is optimal for use in large wind farms, and because several physical quantities are measured on each WTG, the number of control charts or figures needed for analysis can be great. One way to reduce the number of control charts is to group all the physical quantities of a single WTG onto a single figure. In order to do this, $\Delta x_{i,j}(t)$ must be nondimensional. This means reshaping distribution $\phi(\mu_{i,j}^{(0)}, \sigma_{i,j}^{(0)})$ to distribution $\phi(0,1)$. Therefore, the following transformation is made for all $j = 1,2,...M$ physical quantities :

$$\Delta x_{i,j}(t) \propto \phi(\mu_{i,j}^{(0)}, \sigma_{i,j}^{(0)}) \longrightarrow \Gamma_{i,j}(t) \propto \phi(0,1) \tag{5.15}$$

with :

$$\Gamma_{i,j}(t) = \frac{\Delta x_{i,j}(t) - \mu_{i,j}^{(p)}}{\sigma_{i,j}^{(p)}} \tag{5.16}$$

where $\mu_{i,j}^{(p)}$ and $\sigma_{i,j}^{(p)}$ are the average and the standard deviation of $\Delta x_{i,j}(t)$ during the reference period, respectively.

Figure 5.12 shows the centralized control chart for a WTG, with applications described in Section 5 (nacelle yaw ; tower vibration ; and gearbox temperature). For the case of this control chart, the control limits are set to -3 and 3, corresponding to three standard deviation limits. For the case of this particular WTG, the control charts detect a change in yaw in autumn 2010, while the behaviour of the other physical quantities remains in control.

5.8 Conclusion

A method for monitoring wind farms has been presented, based on the evolution of the difference between a single WTG and the average of the remaining WTGs on its wind farm. Following this comparison, control charts are used in order to determine whether or not the WTG is behaving abnormally. Various cases based on the data available have been presented in order to illustrate the effectiveness of this monitoring approach.

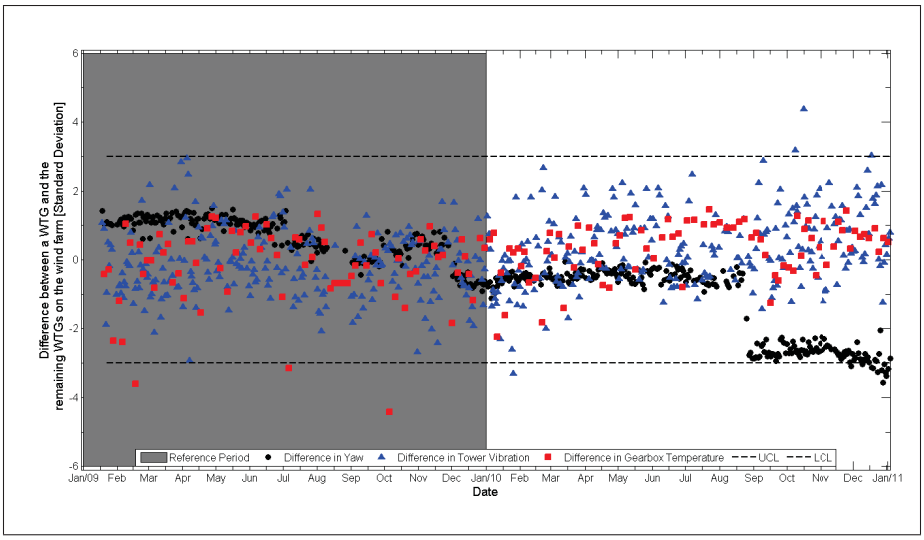

Figure 5.12 Centralized control chart for a WTG.

In comparison with model-based monitoring, the use of the wind farm as a reference is a simpler method that can be used by O&M engineers. While model-based monitoring can provide better results, it uses complex algorithm such as artificial neural networks, random forests, principal components analyses or other data-mining methods. The method we are presenting here is suitable for industrial applications as it is simple and robust. It could easily be implemented online to continuously monitor WTGs. Moreover, it can be used for a wide range of turbine aspects and components. However, the proposed method can only be used on large wind farms (minimum size of around 25 WTGs) and if an issue is affecting all the WTGs in a wind farms, this method will not be able to generate an alarm.

One important aspect of a monitoring method is the management of alarms. A good method must maximize the detection rate and speed of changes in the behavior of a WTG while minimizing the rate of false alarms. This kind of robustness required can be provided by Control Charts such as the EWMA control chart.

CONCLUSION ET RECOMMANDATIONS

L'objectif de cette thèse était de développer des méthodes robustes pour détecter de la manière la plus précosse et fiable des sous-performances de centrales éoliennes en lien avec les besoins actuels de l'industrie. Le développement récent de l'énergie éolienne a mis en évidence les problématiques liées à l'opération et à l'entretien des centrales éoliennes. Au total, trois méthodes de surveillance ont été développées, validées et proposées dans le but d'améliorer la disponibilité et la fiabilité opérationnelle des centrales et d'optimiser ainsi les activités d'opération et d'entretien.

Deux types de méthodes originales de surveillance ont été dévelopées dans le cadre de cette thèse, soit le suvi de la performance énergétique via la surveillance de la courbe de puissance et la surveillance directe des composants. Il faut aussi rappeler le contexte non stationnaire d'opération des centrales éoliennes qui est celui d'un environnement variant constamment sous l'influence du vent et de la température. Chacune des méthodes proposées dans cette thèse devait aussi être applicable et robuste dans un contexte industriel.

Comme cette thèse a été réalisée avec un partenariat industriel, certaines contraintes d'ordre logistique et pratique ont été imposées au niveau du mode de surveillance à proposer. L'ajout de capteurs sur les éoliennes n'étant pas envisagé dans le cadre de ce projet, il a donc fallu proposer des méthodes basées uniquement sur l'information déjà disponible. Les données opérationnelles disponibles ont donc été exploitées. Néamoins, la portée des méthodes développées peut être extrapolée à la grande majorité des éoliennes en opération aujourd'hui.

Dans un premier temps, le Chapitre 2 a présenté une méthode originale de suivi de la courbe de puissance permettant de détecter des petites variations progressives dans les performances énergétiques. La modélisation de la courbe de puissance a été réalisée à la méthode des casiers (*bins*) telle que proposée par la norme IEC 64100-12-1. Puis, une carte de contrôle EWMA a été appliquée sur l'analyse statistique du résidu entre un modèle prédictif et les observations.

Cette approche a d'abord été validée avec des données synthétiques et a permis de mettre en évidence l'érosion du bord d'attaque des pales lorsqu'utilisée avec des données issues des centrales éoliennes de CÉÉ. La méthode peut détecter une sous-performance progressive de l'ordre de 1% par année en terme de productible annuel (AEP) au bout de quelques mois.

La deuxième partie de cette thèse a été consacrée à la présentation d'une méthode pour la surveillance de l'état de dégradation du roulement principal d'une éolienne. Cette méthode discutée au Chapitre 3 est basée sur le résidu entre la température observée du roulement et sa température espérée. Un modèle prédictif basée sur les notions physiques du transfert de chaleur a été utilisé pour prédire la température espérée du roulement. Comme pour la méthode de surveillance de la courbe de puissance présentée au Chapitre 2, une carte de contrôle de type EWMA appliquée sur le résidu a été utilisée pour détecter les changements de comportements. Deux études de cas ont validé la méthode et ont permis de démontrer le potentiel d'application de la méthode dans un contexte industriel.

Le dernier chapitre propose une approche plus globale pour la surveillance d'une centrale éolienne. Pour chaque éolienne d'une centrale et pour chaque quantité physique mesurée de ces éoliennes, l'écart avec la moyenne des autres éoliennes de la centrale est analysé. Comme les conditions d'opérations sont stables à travers la centrale, l'écart avec la moyenne est un indicateur fiable pouvant servir à la surveillance. Cette méthode est applicable à l'ensemble des propriétés mesurées des éoliennes. Quoique moins précise que les deux approches développées dans les chapitres 3 et 4, elle est néanmoins utile pour les cas où les deux premières approches ne peuvent pas être employées. Quelques études de cas ont été présentées pour démontrer l'intérêt de cette troisième méthode, dont notamment au niveau de la dérive de l'azimut de la nacelle ou encore la surveillance des multiplicateurs.

Le travail réalisé dans le cadre de cette thèse se traduit en outils commodes et robustes pour la surveillance des centrales éoliennes. Les méthodes proposées sont aussi complémentaires ;

chacune faisant le suivi d'une partie différente d'une éolienne. De plus, elles s'intégrent aisément aux autres méthodes de surveillance déjà présentes chez le partenaire industriel comme l'analyse périodique de l'huile des composants et les inspections lors des entretiens préventifs annuels.

Les méthodes développées dans le cadre de cette thèse sont donc un atout intéressant pour la surveillance des centrales éoliennes. En appliquant ces dernières sur les valeurs historiques archivées dans le système PI, il a été possible de détecter plusieurs problèmes ou événements de manière plus précose qu'avec les méthodes utilisées jusqu'à présent. Ces problèmes incluent entre autres :

- Dégradation de la courbe de puissance causée par l'érosion de pales ;
- Effet du changement du type d'anémomètre sur la courbe de puissance ;
- Débalancement du rotor ;
- Bris ou dégradation du roulement principal ;
- Dérive de l'azimut de la nacelle ;
- Problème avec la régulation de la température de l'huile des multiplicateurs ;
- Activation erronée d'un algorithme de bridage ;
- Problème avec le refroidissement du générateur.

Un attrait intéressant des méthodes proposées dans cette thèse est que les données opérationnelles fournies par le SCADA des éoliennes sont suffisantes pour son déploiement en dans un contexte industriel . Aucun instrument de mesure supplémentaire n'est nécassaire. Cela limite les coûts d'implémentation dans une centrale éolienne industrielle aux coûts d'intégrations des logiciels et programmes nécessaires pour faire les analyses. Ce travail est estimé à au plus 160 heures de travail ; donc environ 16 000$. Par la suite, il ne faudrait que quelques heures par mois pour faire l'analyse des résultats. Ce montant peut facilement se rentabiliser par les gains en efficacité ou en disponibilité des éoliennes. À titre d'exemple, le cas d'érosion de pale pré-

senté à la fin du chapitre 3, au moment où il a été détecté, se chiffre à environ 2,5% de perte par rapport à la référence de 2009. Un calcul rapide en considérant une éolienne de 1,5 MW, un prix de l'énergie de 0,08 $/kWh et un facteur d'utilisation de 30% permet d'estimer cette perte à environ 9 500$ par année. Ces mêmes paramètres permettent d'évaluer la production moyenne journalière d'une éolienne à 1 000$. Dans l'étude de cas A du chapitre 4, l'éolienne a été arrêtée plus 27 jours suite au bris de son roulement principal. La méthode développée pour la surveillance du roulement aurait pu signaler le bris de façon précoce ce qui aurait pu permettre d'optimiser le remplacement du composant et limitant ainsi la période d'arrêt de quelques jours. De manière plus globale, selon une analyse comparative (*benchmark*) de WEU (2015), les éoliennes sont arrêtées en moyenne 6 à 10 jours par année. Un gain de 12 heures de disponibilité par année par éolienne pour une centrale de 50 unités représente des gains annuels d'environ 25 000$. Les méthodes développées dans le cadre de cette thèse sont donc intéressantes au niveau économique puisqu'il ne faut que quelques événements évités ou mitigés sur la durée entière de la centrale pour les rentabilisées.

Le développement et les résultats de l'utilisation des méthodes proposées ainsi que l'expérience acquise dans le cadre de cette thèse en partenariat avec CÉÉ conduisent à la formulation d'un ensemble de recommandations. Ces dernières concernent autant des pistes de projets de recherche universitaire que des actions à envisager pour les acteurs de l'industrie éolienne.

Il serait intéressant de s'attarder à la dégradation par fatigue des composants mécaniques avec l'aide des données opérationnelles dans le but de mieux planifier les entretiens systématiques et préventifs. Les éoliennes d'une même centrale subissent des cycles de charges fortes différentes et donc certaines vont développer plus de fatigue que d'autres. De plus, la fatigue ne dépend pas seulement de la production respective des éoliennes, mais aussi de facteurs comme la turbulence du vent et les cycles de démarrage et d'arrêt. Le développement d'une méthode de mesure de la fatigue des éoliennes basée sur les données opérationnelles permettrait de

mieux orienter les entretiens préventifs. Une avenue intéressante serait d'utiliser la méthode de *Rainflow* pour compter les cycles de fatigue (surtout les cycles extrêmes), puis d'utiliser la règle de Palmgren-Miner ou encore la mécanique de la rupture pour compter le dommage subit par chacune des éoliennes. Le calcul exact du dommage demande une connaissance des paramètres issus de la conception et de la fabrication de l'éolienne, ce qui est difficle à obtenir des manufacturiers. Cependant, il pourrait être possible de comparer les éoliennes nomialement identique d'une même centrale entre elles, ce qui serait suffisant pour établir un ordre prioriatire pour l'entretien. Actuellement, l'étude de la fatigue des éoliennes se fait principalement lors de la conception. À titre d'exemple, Tibaldi *et al.* (2016) proposent une méthode numérique qui simule les dommages en fatigue pour une éolienne sur l'ensemble de sa durée de vie.

Dans quelques années, les premiers contrats entre les exploitants des parcs éoliens au Québec et Hydro-Québec vont venir à échéance. Beaucoup d'inconnues techniques entourent cette étape de la vie d'un projet éolien. Il faudra évaluer la durée de vie utile restante (fiabilité résiduelle) des éoliennes pour voir combien de temps encore est-ce qu'il sera possible de les opérer. Une autre option à considérer est le remplacement des éoliennes par de nouvelles éoliennes plus grandes et plus puissantes (*Repowering*). Certaines centrales éoliennes en Europe ont été reconstruites dernièrement ; des éoliennes datant des années 1980 et 1990 ont été remplacées par des éoliennes contemporaines même si leur durée de vie utile n'avait pas été atteinte. C'est notamment le cas de la centrale de Noordoostpolder, aux Pays-Bas, où 50 éoliennes pour une capacité de 15 MW ont été remplacées par 12 éoliennes de 7,5 MW chacune. La figure 5.13 est une image de synthèse tirée de RWE (2015) où l'on peut apprécier la différence entre deux générations d'éoliennes. Le choix entre le prolongement de l'opération des éoliennes existantes et la reconstruction complète d'une centrale devra être approfondi. Le développement de méthodes de calcul de la ressource éolienne basées sur les données opérationnelles des éoliennes provenant de plusieurs années d'exploitation pourrait être intéressant. Ces méthodes pourraient

Rapport-Gratuit.com

être pertinentes dans le cadre de l'évaluation de la rentabilité de la reconstruction d'une centrale.

Figure 5.13 Image de synthèse de la centrale éolienne de Noordoostpolder, aux Pays-Bas tirée de RWE (2015) avec des éoliennes des années 1980 et 1990 à côté d'éoliennes construites en 2016

Aussi, plusieurs méthodes de surveillance ont été proposées dans les dernières années. Il pourrait être pertinent de les comparer entre elles, chacune ayant été développée avec des données de sources différentes. L'utilisation de données communes et de cas d'études étalons concernant des bris de composants ou des sous-performances serait intéressante pour poursuivre les travaux de recherche du côté de la surveillance des centrales éoliennes.

Le travail effectué dans le cadre de cette thèse illustre l'utilité des données opérationnelles pour faire la surveillance des centrales éoliennes. Il est recommandé aux exploitants de centrales éoliennes d'implanter des méthodes de surveillance similaires et d'utiliser de manière plus systématique les données opérationnelles dans les activités d'opération et d'entretien dans

la mouvance de la 4e révolution industrielle. La centralisation et l'intégration au système PI des informations relatives à l'entretien des éoliennes, des changements au niveau de l'algorithme de contrôle ou encore des instruments de mesure sont recommandées pour optimiser la surveillance des centrales éoliennes. Ces événements qui peuvent avoir un impact tangible et visible à travers les données opérationnelles doivent être connus et considérés pour maximiser la robustesse des méthodes de surveillance. Cette base de données serait de type relationnelle (par exemple SQL) et pourrait s'intégrer facilement au système PI (base de données temporelle).

Il est arrivé dans le cadre de ce projet que des analyses n'aient pas abouties à des conclusions concrètes et applicables puisque certaines mesures physiques des éoliennes n'étaient pas disponibles, comme par exemple la position du rotor et la puissance de refroidissement ou de chauffage de la température de l'huile du multiplicateur. Il pourrait être intéressant d'instrumenter davantage certaines éoliennes pour en faire des éoliennes-laboratoires. Cela permettrait d'améliorer les modèles utilisés pour la surveillance.

Pour conclure, cette thèse a présenté des méthodes pour la surveillance de centrales éoliennes. Ces méthodes permettent de détecter efficacement des changements de comportements des éoliennes et de certaines de leurs composants. Par contre, malgré ces résultats intéressants et aussi ceux des dernières années obtenus par l'ensemble de la communauté œuvrant dans le domaine de l'éolien, plusieurs éléments restent à explorer et à approfondir. Les gains en fiabilité opérationelle et en performance de la production d'énergie éolienne sont d'autant plus intéressant, d'actualité et souhaitables dans le contexte actuel des changements climatiques.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

ANNEXE I

APPLICATION DE VISUALISTION DES DONNÉES OPÉRATIONELLES DE CENTRALES ÉOLIENNES

Une application permettant la visualition des données opérationelles a été dévelopées dans le cadre de cette thèse. Son but est de faciliter l'accès et l'analyse des données opérationnelles. Les données du serveur PI sont d'abord extraites vers une base de données Matlab régulièrement. Le système PI est un très bon historien, mais ses capacités au niveau de l'analyse des données sont limités ; il faut donc recourir à un outil de calcul scientifique comme Matlab. L'application de visualisation de données charge les données contenues dans la base de données Matlab et tracent les figures demandées par l'utlisateur. Son principal avantage est de pouvoir tracer des graphiques 3D et mêmes 4D (x,y,z et axe de couleur). Une capture d'écran de l'application présentant une courbe de puissance 4D est présentée à la figure I-1 (date, vitesse du vent, puissance, densité de l'air).

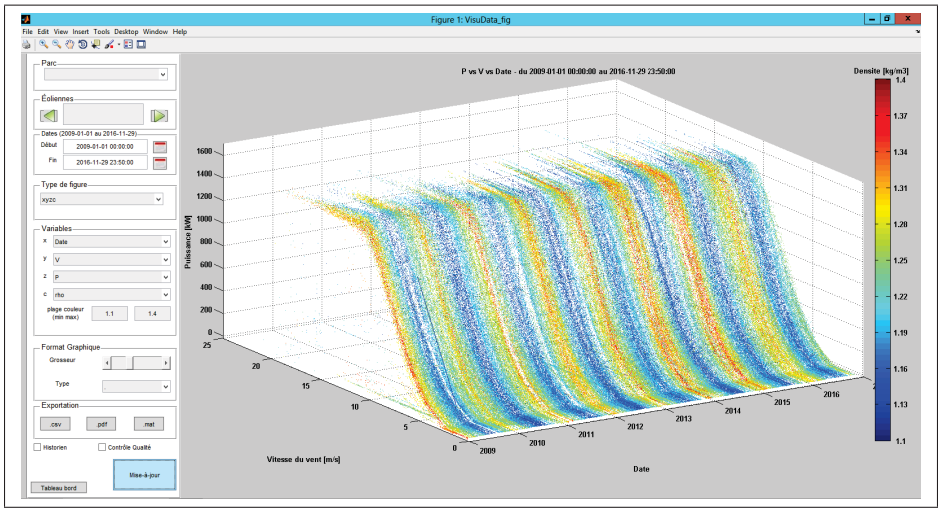

Figure-A I-1 Capture d'écran de l'application de visualisation des données développées dans le cadre de cette thèse.

ANNEXE II

EXEMPLE SUPPLÉMENTAIRE D'ÉROSION DU BORD D'ATTAQUE D'UNE PALE

La figure II-1 présente un autre exemple de cas d'érosion du bord d'attaque d'une pale. Un tel niveau d'érosion réduit les propriétés aérodynamiques d'éolienne et se manifeste dans la courbe de puissance comme présenté au Chapitre 2.

Figure-A II-1 Exemple d'érosion sévère du bord d'attaque d'une pale.

ANNEXE III

EXEMPLE DE DONNÉES DISPONIBLES DANS LE SCADA POUR TROIS MANIFACTURIERS D'ÉOLIENNES

Le tableau III-1 liste les données disponibles pour trois manifacturiers d'éoliennes, soit GE, Siemens et Enercon. Il est a noter que les turbines Siemens et Enercon sont à entrainement direct ; il n'y a donc pas de multiplicateur.

GE	**Siemens**	**Enercon**
Accélération de la tour	Angle de callage, pale A,B,C	Angle de calage
Angle de calage, pale 1,2 et 3	Azimut nacelle	Azimut nacelle
Azimut de la nacelle	Courant phase A,B et C	Courant, phase A,B et C
Courant, phase A,B et C	Énergie consommée	Énergie produite
Couple du rotor	Énergie produite	État opérationnel
Disponibilité	État opérationnel	Fréquence
Déflection de la tour	Pression huile calage	Puissance active
Déviation du vent	Puissance active	Puissance réactive
État opérationnel	Puissance réactive	Température ambiante
Fréquence	Température ambiante	Température de la nacelle
Nombre de tours de la nacelle	Température du roulement	Température du rotor
Puissance active	Température générateur	Température du roulement
Puissance Réactive	Tension, phase a,b,c	Température générateur
Température du multiplicateur	Vitesse de rotation du générateur	Tension, phase a,b,c
Température du roulement principal	Vitesse de rotation du rotor	Vitesse de rotation du rotor
Température du roulement du multiplicateur	Vitesse du vent	Vitesse du vent
Température du générateur		
Température de l'air de refroidissement du générateur		
Température de la nacelle		
Température du moyeu		
Température ambiante		
Température des boîtes de batteries		
Tensions, phases A,B et C		
Vitesse du vent		
Vitesse de rotation du rotor		
Vitesse de rotation du générateur		

Tableau-A III-1 Exemple de données disponibles dans le SCADA pour trois manifacturiers d'éoliennes.

BIBLIOGRAPHIE

AIAG. 2005. « Statistical Process Control ».

Albers, Axel, Tim Jakobi, Rolf Rohden et Jürgen Stoltenjohannes. 2007. « Influence of meteorological variables on measured wind turbine power curves ». In *Proceedings of EWEC*.

Amirat, Y., M. E. H. Benbouzid, E. Al-Ahmar, B. Bensaker et S. Turri. 2009. « A brief status on condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems ». *Renewable and Sustainable energy reviews*, vol. 13, n° 9, p. 2629-2636.

Amirat, Y., V. Choqueuse et M. Benbouzid. 2012. « Wind turbine bearing failure detection using generator stator current homopolar component ensemble empirical mode decomposition ». In *IECON 2012 - 38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society*. p. 3937-3942.

Arabgol, Samira, Hoo Sang Ko et Sakineh Esmaeili. 2015. « Artificial neural network and ewma-based fault prediction in wind turbines ». In *IIE Annual Conference. Proceedings*. p. 829. Institute of Industrial Engineers-Publisher.

Bian, Z. G., S. Q. Liu et H. T. Yang. 2013. « Wind Turbine On-line Monitoring System based on Vibration Mechanics ». *Advanced Research on Applied Mechanics and Manufacturing System*, vol. 252, p. 181-184.

Blanco, María Isabel. 2009. « The economics of wind energy ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, n° 6, p. 1372–1382.

Butler, Shane, John Ringwood et Frank O'Connor. 2013. « Exploiting scada system data for wind turbine performance monitoring ». In *Control and fault-tolerant systems (systol), 2013 conference on*. p. 389–394. IEEE.

Cambron, P, R Lepvrier, C Masson, A Tahan et F Pelletier. 2016. « Power curve monitoring using weighted moving average control charts ». *Renewable Energy*, vol. 94, p. 126–135.

CANWEA. 2016. « Installed Capacity ».

Dalili, N, A Edrisy et R Carriveau. 2009. « A review of surface engineering issues critical to wind turbine performance ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, n° 2, p. 428–438.

de Andrade Vieira, Rodrigo J, Miguel A Sanz-Bobi et So Kato. 2013. « Wind turbine condition assessment based on changes observed in its power curve ». In *Renewable Energy Research and Applications (ICRERA), 2013 International Conference on*. p. 31-36. IEEE.

de Azevedo, Henrique Dias Machado, Alex Maurício Araújo et Nadège Bouchonneau. 2016. « A review of wind turbine bearing condition monitoring : State of the art and challenges ». *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 56, p. 368–379.

Rapport-Gratuit.com

Del Río, Pablo, Anxo Calvo Silvosa et Guillermo Iglesias Gómez. 2011. « Policies and design elements for the repowering of wind farms : A qualitative analysis of different options ». *Energy Policy*, vol. 39, n° 4, p. 1897–1908.

Efron, Bradley. 1979. « Bootstrap methods : another look at the jackknife ». *The annals of Statistics*, p. 1-26.

Energy Information Administration. 2013. *Updated capital cost estimate for utility scale electricity generating plants*. Report.

Faulstich, Stefan, Berthold Hahn et Peter J Tavner. 2011. « Wind turbine downtime and its importance for offshore deployment ». *Wind Energy*, vol. 14, n° 3, p. 327–337.

Feng, Yanhui, Yingning Qiu, Christopher J Crabtree, Hui Long et Peter J Tavner. 2013. « Monitoring wind turbine gearboxes ». *Wind Energy*, vol. 16, n° 5, p. 728–740.

Gao, Richie et Zhiwei Gao. 2016. « Pitch control for wind turbine systems using optimization, estimation and compensation ». *Renewable Energy*, vol. 91, p. 501–515.

Gao, Zhiwei, Carlo Cecati et Steven X Ding. 2015a. « A survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—Part I : Fault diagnosis with model-based and signal-based approaches ». *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, n° 6, p. 3757–3767.

Gao, Zhiwei, Carlo Cecati et Steven X Ding. 2015b. « A Survey of fault diagnosis and fault-tolerant techniques—Part II : Fault diagnosis with knowledge-based and hybrid/active approaches ». *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 62, n° 6, p. 3768–3774.

Garcia Marquez, Fausto Pedro, Andrew Mark Tobias, Jesus Maria Pinar Perez et Mayorkinos Papaelias. 2012. « Condition monitoring of wind turbines : Techniques and methods ». *Renewable Energy*, vol. 46, p. 169-178.

Gill, Simon, Bruce Stephen et Stuart Galloway. 2012. « Wind turbine condition assessment through power curve copula modeling ». *Sustainable Energy, IEEE Transactions on*, vol. 3, n° 1, p. 94-101.

Gonzalez, E, M Reder et J J Melero. 2016. « SCADA alarms processing for wind turbine component failure detection ». *Journal of Physics : Conference Series*, vol. 753, n° 7, p. 072019.

Gray, Christopher S et Simon J Watson. 2010. « Physics of failure approach to wind turbine condition based maintenance ». *Wind Energy*, vol. 13, n° 5, p. 395–405.

Hameed, Z, YS Hong, YM Cho, SH Ahn et CK Song. 2009. « Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms : A review ». *Renewable and Sustainable energy reviews*, vol. 13, n° 1, p. 1-39.

Hawkins, Douglas M. et K. D. Zamba. 2003. « On Small Shifts in Quality Control ». *Quality Engineering*, vol. 16, n° 1, p. 143-149.

Hsu, Bi-Min, Peng-Jen Lai, Ming-Hung Shu et Yen-Yeh Hung. 2009. « A comparative study of the monitoring performance for weighted control charts ». *Journal of Statistics and Management Systems*, vol. 12, n° 2, p. 207-228.

IEA. 2013. *IEA Wind*. International Energy Association.

IEA. 2016. *Key Renewables Trends*. International Energy Association.

IEC. 2005. « Power performance measurements of electricity producing wind turbines ».

Jones, L Allison, Charles W Champ et Steven E Rigdon. 2012. « The performance of exponentially weighted moving average charts with estimated parameters ». *Technometrics*.

Keegan, Mark Hugh, DH Nash et MM Stack. 2013. « On erosion issues associated with the leading edge of wind turbine blades ». *Journal of Physics D : Applied Physics*, vol. 46, n° 38, p. 383001.

Kim, Kyusung, Girija Parthasarathy, Onder Uluyol, Wendy Foslien, Shuangwen Sheng et Paul Fleming. 2011. « Use of SCADA data for failure detection in wind turbines ». In *ASME 2011 5th International Conference on Energy Sustainability*. p. 2071–2079. American Society of Mechanical Engineers.

Kragh, Knud A et Morten H Hansen. 2015. « Potential of power gain with improved yaw alignment ». *Wind Energy*, vol. 18, n° 6, p. 979–989.

Kusiak, A. et A. Verma. Jan 2011. « A Data-Driven Approach for Monitoring Blade Pitch Faults in Wind Turbines ». *IEEE Transactions on Sustainable Energy*, vol. 2, n° 1, p. 87-96.

Kusiak, Andrew et Wenyan Li. 2011. « The prediction and diagnosis of wind turbine faults ». *Renewable Energy*, vol. 36, n° 1, p. 16 - 23.

Kusiak, Andrew et Anoop Verma. 2012. « Analyzing bearing faults in wind turbines : A data-mining approach ». *Renewable Energy*, vol. 48, p. 110 - 116.

Kusiak, Andrew et Anoop Verma. 2013. « Monitoring wind farms with performance curves ». *Sustainable Energy, IEEE Transactions on*, vol. 4, n° 1, p. 192-199.

Kusiak, Andrew et Zijun Zhang. 2010. « Analysis of wind turbine vibrations based on SCADA data ». *Journal of Solar Energy Engineering*, vol. 132, n° 3, p. 031008.

Kusiak, Andrew, Haiyang Zheng et Zhe Song. 2009a. « On-line monitoring of power curves ». *Renewable Energy*, vol. 34, n° 6, p. 1487-1493.

Kusiak, Andrew, Haiyang Zheng et Zhe Song. 2009b. « Models for monitoring wind farm power ». *Renewable Energy*, vol. 34, n° 3, p. 583 - 590.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Lebranchu, Alexis, Sylvie Charbonnier, Christophe Berenguer et Frédéric Prevost. 2016. « Using SCADA Data for Fault Detection in Wind Turbines : Local Internal Model Versus Distance to a Wind Farm Reference ». In *Advances in Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations : Proceedings of the Fourth International Conference on Condition Monitoring of Machinery in Non-Stationary Operations, CMMNO'2014, Lyon, France December 15-17*. p. 225-236. Springer International Publishing.

Lindahl, Staffan et K Harman. 2012. « Analytical techniques for performance monitoring of modern wind turbines ». In *proc. of the European Wind Energy Assiciation Conference*.

Lou, Jianlou, Kai Shan et Jia Xu. 2016. « A New Condition Monitoring Method for Wind Turbines Based on Power Curve Model ». *International Journal of Control and Automation*, vol. 9, n° 3, p. 393–408.

Lucas, James M et Michael S Saccucci. 1990. « Exponentially weighted moving average control schemes : properties and enhancements ». *Technometrics*, vol. 32, n° 1, p. 1-12.

Lydia, M., S. S. Kumar, A. I. Selvakumar et G. E. P. Kumar. 2014. « A comprehensive review on wind turbine power curve modeling techniques ». *Renewable & Sustainable Energy*, vol. 30, p. 452-460.

Manwell, James F, Jon G McGowan et Anthony L Rogers. *Wind energy explained : theory, design and application*. John Wiley & Sons.

Marvuglia, A. et A. Messineo. 2012. « Monitoring of wind farms' power curves using machine learning techniques ». *Applied Energy*, vol. 98, p. 574-583.

Ministère de l'Énergie et des Ressources Naturelles du Québec. 2014. « Projets éoliens au Québec. ». <http://www.mern.gouv.qc.ca/energie/eolien/eolien-projets.jsp>.

Montgomery, Douglas C. 2007. *Introduction to statistical quality control*. John Wiley & Sons.

Nejad, Amir Rasekhi, Peter Fogh Odgaard, Zhen Gao et Torgeir Moan. 2014. « A prognostic method for fault detection in wind turbine drivetrains ». *Engineering Failure Analysis*, vol. 42, p. 324-336.

Neter, John, Michael H Kutner, Christopher J Nachtsheim et William Wasserman. 1996. *Applied linear statistical models*. Irwin Chicago.

NISTL. Oct 2013. « e-Handbook of Statistical Methods ». <http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/index.htm>. Accessed : 2016-08-10.

Odgaard, Peter F, Jakob Stoustrup et Michel Kinnaert. 2013. « Fault-tolerant control of wind turbines : A benchmark model ». *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, vol. 21, n° 4, p. 1168–1182.

Odgaard, Peter Fogh et Jakob Stoustrup. 2009. « Unknown Input Observer Based Scheme for Detecting Faults in a Wind Turbine Converter ». In *Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes*. p. 161–166.

Oh, K. Y., J. Y. Park, J. S. Lee, B. I. Epureanu et J. K. Lee. 2015. « A Novel Method and Its Field Tests for Monitoring and Diagnosing Blade Health for Wind Turbines ». *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. PP, n° 99, p. 1-1.

Park, J. Y., J. K. Lee, K. Y. Oh et J. S. Lee. 2014. « Development of a Novel Power Curve Monitoring Method for Wind Turbines and Its Field Tests ». *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 29, n° 1, p. 119-128.

Pelletier, Francis, Christian Masson et Antoine Tahan. 2016. « Wind turbine power curve modelling using artificial neural network ». *Renewable Energy*, vol. 89, p. 207–214.

Qiu, Yingning, Yanhui Feng, Peter Tavner, Paul Richardson, Gabor Erdos et Bindi Chen. 2012. « Wind turbine SCADA alarm analysis for improving reliability ». *Wind Energy*, vol. 15, n° 8, p. 951–966.

Roberts, SW. 1959. « Control chart tests based on geometric moving averages ». *Technometrics*, vol. 1, n° 3, p. 239–250.

RWE. 2015. « Zuidwester wind farm demonstrates rapid progress achieved in wind industry ». <https://www.rwe.com/web/cms/en/113648/rwe/press-news/press-release/?pmid=4014204>. Accessed : 2016-11-29.

Sareen, Agrim, Chinmay A Sapre et Michael S Selig. 2014. « Effects of leading edge erosion on wind turbine blade performance ». *Wind Energy*, vol. 17, n° 10, p. 1531–1542.

Sheu, Shey Huei et Tse Chieh Lin. 2003. « The generally weighted moving average control chart for detecting small shifts in the process mean ». *Quality Engineering*, vol. 16, n° 2, p. 209-231.

Shewhart, W. A. 1926. « Quality Control Charts1 ». *Bell System Technical Journal*, vol. 5, n° 4, p. 593–603.

Shu, Lianjie, Wei Jiang et Shujin Wu. 2007. « A One-Sided EWMA Control Chart for Monitoring Process Means ». *Communications in Statistics - Simulation and Computation*, vol. 36, n° 4, p. 901-920.

Staffell, Iain et Richard Green. 2014. « How does wind farm performance decline with age ? ». *Renewable Energy*, vol. 66, p. 775–786.

Steiner, Stefan H. 1999. « EWMA control charts with time-varying control limits and fast initial response ». *Journal of Quality Technology*, vol. 31, n° 1, p. 75.

Stenberg, A et H Holttinen. 2010. « Analysing failure statistics of wind turbines in Finland ». In *European Wind Energy Conference, April*. p. 20–23.

Tautz-Weinert, J et S J Watson. 2016. « Comparison of different modelling approaches of drive train temperature for the purposes of wind turbine failure detection ». *Journal of Physics : Conference Series*, vol. 753, n° 7, p. 072014.

Tavner, PJ, Fabio Spinato, GJW Van Bussel et Efstathios Koutoulakos. 2008. « Reliability of different wind turbine concepts with relevance to offshore application ». In *Proceedings of European Wind Energy Conference, Brussels, Belgium, March*.

TCE. 2016. « Liste Complète des parcs éoliens ». <http://eolien.qc.ca/fr/eolien-quebec/liste-complete-des-parcs.html>. Accessed : 2016-08-10.

Tchakoua, Pierre, René Wamkeue, Tommy Andy Tameghe et Gabriel Ekemb. 2013. « A review of concepts and methods for wind turbines condition monitoring ». In *Computer and Information Technology (WCCIT), 2013 World Congress on*. p. 1–9. IEEE.

Tibaldi, C, LC Henriksen, MH Hansen et C Bak. 2016. « Wind turbine fatigue damage evaluation based on a linear model and a spectral method ». *Wind Energy*, vol. 9, n° 7, p. 1289-1306.

Uluyol, Onder, Girija Parthasarathy, Wendy Foslien et Kyusung Kim. 2011. « Power curve analytic for wind turbine performance monitoring and prognostics ». In *Annual conference of the prognostics and health management society*.

Wang, Ke-Sheng, Vishal S Sharma et Zhen-You Zhang. 2014. « SCADA data based condition monitoring of wind turbines ». *Advances in Manufacturing*, vol. 2, n° 1, p. 61–69.

Wang, Shuangyuan, Yixiang Huang, Lin Li et Chengliang Liu. 2016. « Wind turbines abnormality detection through analysis of wind farm power curves ». *Measurement*, vol. 93, p. 178–188.

WEU. 2015. *WEU Onshore Asset Optimization Reliability Benchmarking Report 2015*. Wind Energy Update.

Wilkinson, Michael, Brian Darnell, Thomas van Delft et Keir Harman. May 2014. « Comparison of methods for wind turbine condition monitoring with SCADA data ». *IET Renewable Power Generation*, vol. 8, p. 390-397(7).

Yampikulsakul, Nattavut, Eunshin Byon, Shuai Huang, Shuangwen Sheng et Mingdi You. 2014. « Condition monitoring of wind power system with nonparametric regression analysis ». *Energy Conversion, IEEE Transactions on*, vol. 29, n° 2, p. 288–299.

Yang, Hsu-Hao, Mei-Ling Huang et Po-Chung Huang. 2015a. « Detection of wind turbine faults using a data mining approach ». *Journal of Energy Engineering*, p. 04015021.

Yang, Hsu-Hao, Mei-Ling Huang et Shih-Wei Yang. 2015b. « Integrating Auto-Associative Neural Networks with Hotelling T2 Control Charts for Wind Turbine Fault Detection ». *Energies*, vol. 8, n° 10, p. 12100–12115.

Yang, Shenggang, Xiaoli Li et Ming Liang, 2011. *Bearing Condition Monitoring and Fault Diagnosis of a Wind Turbine Using Parameter Free Detection*, volume 100 of *Lecture Notes in Electrical Engineering*, book section 37, p. 289-294. Springer Berlin Heidelberg.

Yang, W. X., R. Court et J. S. Jiang. 2013. « Wind turbine condition monitoring by the approach of SCADA data analysis ». *Renewable Energy*, vol. 53, p. 365-376.

Zhang, Zijun, Anoop Verma et Andrew Kusiak. 2012. « Fault analysis and condition monitoring of the wind turbine gearbox ». *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 27, n° 2, p. 526–535.

Zimroz, Radoslaw, Walter Bartelmus, Tomasz Barszcz et Jacek Urbanek. 2012. « Wind turbine main bearing diagnosis-a proposal of data processing and decision making procedure under non stationary load condition ». In *Key Engineering Materials*. p. 437-444. Trans Tech Publ.

Zimroz, Radoslaw, Walter Bartelmus, Tomasz Barszcz et Jacek Urbanek. 2014. « Diagnostics of bearings in presence of strong operating conditions non-stationarity - A procedure of load-dependent features processing with application to wind turbine bearings ». *Mechanical Systems and Signal Processing*, vol. 46, n° 1, p. 16-27.