TABLE DES MATIÈRES

Page

INTRODUCTION 1

CHAPITRE 1 L'ÉNERGIE ÉOLIENNE 3
1.1 L'énergie éolienne dans le monde 3
1.2 L'énergie éolienne au Canada 5
1.3 L'énergie éolienne au Québec 5
1.4 Puissance d'une éolienne 6

CHAPITRE 2 LES DÉFAUTS TYPIQUES TOUCHANT LES ÉOLIENNES 9
2.1 Les défauts liés aux conditions météorologiques 9
2.2 Les défauts des composants mécaniques, hydrauliques et électriques 12

CHAPITRE 3 LA COURBE DE PUISSANCE 15
3.1 Revue de littérature sur les courbes de puissance 15
3.2 La méthode des catégories 21
3.3 Présentation de la norme IEC 61400-12-1 24
3.4 La base de données PI d'Osisoft 25
3.5 Construction de la courbe de puissance de référence d'une éolienne 27
3.5.1 Les étapes menant à la construction de la courbe de puissance 28
3.5.2 Les données utilisées pour la construction de la courbe de puissance 30
3.5.3 Le contrôle qualité 30

CHAPITRE 4 UTILISATION DES CARTES DE CONTRÔLE EWMA POUR LA DÉTECTION DE SOUS-PERFORMANCES 39
4.1 Introduction générale sur les cartes de contrôle 39
4.2 Les cartes à moyenne pondérée EWMA 40
4.3 Détermination du λ optimal 45
4.4 Normalisation des données dans chaque catégorie de vitesse 49
4.5 Tests de normalité sur les données 53
4.6 Application de la carte de contrôle EWMA 56
4.6.1 Détermination des courbes ARL par catégorie 56
4.6.2 Comparaison carte de Shewart et carte EWMA 67
4.7 Étude d'une carte de contrôle unique 68
4.7.1 Carte unique avec catégories mélangées 69
4.7.2 Méthode avec des catégories séparées 72

CHAPITRE 5 INTRODUCTION À LA CARTE DE CONTRÔLE EWMA AVEC INTÉGRATEUR 77

CONCLUSION 87

RECOMMANDATIONS 89

ANNEXE I RAPPORT DE SESSION SUR L'ANALYSE DE LA BASE DE DONNÉES D'ÉOLIENNES.....91

ANNEXE II TESTS DE NORMALITÉ.....119

ANNEXE III GRAPHIQUES DES SIMULATIONS DE SOUS-PERFORMANCE ...123

ANNEXE IV GRAPHIQUES POUR LE CHOIX DU NOMBRE DE SIMULATIONS POUR LA MÉTHODE DE MONTÉ-CARLO 127

BIBLIOGRAPHIE.....129

LISTE DES TABLEAUX

Page

Tableau 1.1 Évolution de la puissance éolienne mondiale installée de 1995 à 2012 3

Tableau 1.2 Puissance installée au Canada de 1997 à 2012 5

Tableau 1.3 Liste des centrales éoliennes au Québec 6

Tableau 3.1 Données utilisées pour l'étude.....26

Tableau 3.2 Taux de récupération sur les données pour les éoliennes 1 à 5 34

Tableau 3.3 Nombre de données par catégorie γ pour les éoliennes 1 à 9 36

Tableau 4.1 Poids (en %) de la donnée en fonction de son ancienneté et de λ 46

Tableau 4.2 Poids cumulé de la donnée en fonction de son ancienneté et de λ 46

Tableau 4.3 Méthode des moindres carrés pour trouver λ optimal 48

Tableau 4.4 Vitesses de vent des catégories γ et β 52

Tableau 4.5 Moyenne et écart type utilisés pour chaque catégorie 57

Tableau 4.6 Pourcentage de fausses alarmes 62

Tableau 5.1 Valeur de la limite inférieure 81

Tableau 5.2 Résultats de la catégorie $\beta 12$ (6 – 6,5 m/s) 81

Tableau 5.3 Résultats de la catégorie $\beta 14$ (7 – 7,5 m/s) 82

Tableau 5.4 Résultats de la catégorie $\beta 16$ (8 – 8,5 m/s) 82

Tableau 5.5 Résultats de la catégorie $\beta 18$ (9 – 9,5 m/s) 83

Tableau 5.6 Résultats de la catégorie $\beta 20$ (10 – 10,5 m/s) 83

LISTE DES FIGURES

Page

Figure 1.1 Les dix pays les plus producteurs d'énergie éolienne dans le monde.....4

Figure 1.2 Le classement mondial en fonction de la puissance installée par habitant.....4

Figure 2.1 Pale d'une éolienne givrée.....10

Figure 2.2 Configuration d'éolienne la plus utilisée.....13

Figure 2.3 Répartition des défauts pour une centrale éolienne suédoise.....13

Figure 3.1 Schématisation d'une courbe de puissance. 15

Figure 3.2 Structure du réseau à plusieurs étages avec une couche cachée. 20

Figure 3.3 Schéma de la méthode des catégories.....23

Figure 3.4 Schéma de l'implantation de PI Datalink. 25

Figure 3.5 Étapes du contrôle de qualité. 29

Figure 3.6 Courbe de puissance avec les données brutes.....31

Figure 3.7 Polygone pour le contrôle qualité. 33

Figure 3.8 Exemples de données aberrantes dans la base de données. 33

Figure 3.9 Tracé des catégories sur la courbe de puissance.....35

Figure 3.10 Tracé de la courbe de puissance moyenne.....35

Figure 3.11 Interpolation de la courbe moyenne et tracé des intervalles. 37

Figure 4.1 Choix de la carte de contrôle. 40

Figure 4.2 Comparaison de la carte de *Shewart* et de la carte EWMA. 45

Figure 4.3 Importance du point en fonction de son ancienneté et de λ.....47

Figure 4.4 Histogramme de la répartition du vent en fonction des catégories.....48

Figure 4.5 Histogramme de la répartition en fonction des valeurs de λ. 49

Figure 4.6 Données dans la catégorie $\gamma 18$ (8,75 – 9,25 m/s) et modélisation par une droite. 50

Figure 4.7 Schéma de la courbe de puissance avant le changement de catégories. 51

Figure 4.8 Schéma de la courbe de puissance après le changement de catégories. 51

Figure 4.9 Schéma de la modélisation de la courbe de puissance dans une catégorie β. 52

Figure 4.10 Les données de puissance ramenées au milieu de la catégorie β. 53

Figure 4.11 Exemple de test de normalité pour la catégorie β_{12} (6 – 6,5 m/s). 54

Figure 4.12 Simulation d'une sous-performance de 10 % pour la catégorie $\beta 18$. 58

Figure 4.13 Données normalisées de la sous-performance de 10 % pour la catégorie $\beta 18$. 59

Figure 4.14 Carte EWMA avec une sous-performance de 10 % pour la catégorie $\beta 18$. 60

Figure 4.15 Évolution temporelle de la carte EWMA lors d'un fonctionnement normal de la machine. 61

Figure 4.16 Courbe ARL de la catégorie β_{12} (6 – 6,5 m/s).....63

Figure 4.17 Courbe ARL de la catégorie β_{14} (7 – 7,5 m/s).....64

Figure 4.18 Courbe ARL de la catégorie β_{16} (8 – 8,5 m/s).....64

Figure 4.19 Courbe ARL de la catégorie β_{18} (9 – 9,5 m/s).....65

Figure 4.20 Courbe ARL de la catégorie β_{20} (10 – 10,5 m/s).....65

Figure 4.21 Courbe de puissance avec les écarts types dans chaque catégorie β.....66

Figure 4.22 Comparaison cartes Shewart et EWMA catégorie $\beta 18$.....67

Figure 4.23 Schéma pour faire une seule carte de contrôle.....68

Figure 4.24 Puissance de l'éolienne en fonction du temps 69

Figure 4.25 Procédure pour réaliser la carte unique avec catégories mélangées. 70

Figure 4.26 Carte avec catégories mélangées (sans sous-performance). 70

Figure 4.27 Carte avec catégories mélangées (sous-performance 10 %).....71

Figure 4.28 Carte avec catégories mélangées (sous-performance 50 %).....72

Figure 4.29 Procédure pour réaliser la carte par catégorie.....73

Figure 4.30 Carte avec étude par catégorie (sans sous-performance).....73

Figure 4.31 Carte avec étude par catégorie (sous-performance 10 %). 74

Figure 4.32 Carte avec étude par catégorie (sous-performance 50 %). 74

Figure 5.1 Procédure pour obtenir le EWMA intégré.....77

Figure 5.2 La fenêtre mobile pour la méthode EWMA avec un intégrateur.....78

Figure 5.3 Comportement de la carte de contrôle EWMA avec un intégrateur.....79

Figure 5.4 Carte de contrôle avec intégrateur et sans sous-performance.....80

Figure 5.5 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie $\beta 12$ (6 – 6,5 m/s). ...84

Figure 5.6 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie $\beta 14$ (7 – 7,5 m/s). ...84

Figure 5.7 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie $\beta 16$ (8 – 8,5 m/s). ...85

Figure 5.8 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie $\beta 18$ (9 – 9,5 m/s). ...85

Figure 5.9 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie $\beta 20$ (10 – 10,5 m/s).....86

Rapport-Gratuit.com

LISTE DES ABRÉVIATIONS, SIGLES ET ACRONYMES

AEP	*Annual Energy Production* (production énergétique annuelle)
ARL	*Average Run Length*
DFIG	*Doubly Fed Induction Generator* (génératrice asynchrone à double alimentation)
ÉTS	École de technologie supérieure
EWMA	*Exponentially Weighted Moving Average* (moyenne mobile à poids exponentiels)
IEC	*International Electrotechnical Commission* (Commission électrotechnique internationale)
LCL	*Lower Control Limit* (limite de contrôle inférieure)
PI	*Plant Information*
UCL	*Upper Control Limit* (limite de contrôle supérieure)
VPN	*Virtual Private Network* (réseau virtuel privé)

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

LISTE DES SYMBOLES ET UNITÉS DE MESURE

unité	Signification	Catégorie d'unité
s	Seconde	Temps
m/s	Mètre par seconde	Vitesse
kW	Kilowatt	Puissance
kg	Kilogramme	Masse
°C	Degré Celsius	Température
K	Degré Kelvin	Température
J	Joule	Énergie
kPa	Kilopascal	Pression

Symbole	Signification de la variable	Unité
A	Aire balayée par le rotor	m²
B_{10min}	Pression des données 10 minutes	Pa
$C_{p\ max}$	Coefficient de Betz	-
d_2	Coefficient de division pour calculer l'écart type	-
E_n	Erreur pour le point n	-
E_{n2}	Erreur au carré pour le point n	-
$EWMA_{int\ t}$	Valeur EWMA avec un intégrateur au temps t	-
$EWMA_t$	Valeur EWMA au temps t	-
k	Coefficient pour les limites de la carte de contrôle EWMA	-
H_0	Hypothèse nulle de test-statistique	-
OS_j	État de la turbine j	s
P_j	Puissance mesurée de l'éolienne j	kW
P_{mes}	Puissance mesurée	kW
P_{vent}	Puissance théorique du vent	kW
$P_{max\ dispo}$	Puissance maximale disponible	kW
$P_{moy_{cat\ i}}$	Puissance moyenne dans la catégorie i	kW
P_n	Puissance normalisée en densité	kW

$P_{norm_{cat\ i}}$	Puissance normalisée dans la catégorie i	kW
P_{10min}	Puissance des données 10 minutes	kW
Pr_m	Pression du mât météorologique m	kPa
$\bar{R}_{cat\ i}$	Étendue moyenne dans la catégorie i	kW
R_0	Constante de l'air sec	J/(kg.K)
T_j	Température du mât météorologique m	°C
T_{10min}	Température des donnés 10 minutes	°K
SSE_λ	Somme des erreurs au carré pour la valeur λ	-
v	Vitesse du vent	m / s
v_c	Vitesse à partir de laquelle l'éolienne commence à produire	m / s
v_r	Vitesse de vent à partir de laquelle la puissance est constante	m / s
V_j	Vitesse de vent de l'éolienne j	m / s
V_n	Vitesse de vent normalisée en densité	m / s
V_{10min}	Vitesse de vent moyen sur une période de 10 minutes	m / s
X_t	Données brutes	kW
α_{ks}	Seuil de confiance du test de Kolmogorov-Smirnov	-
β_i	I-ème catégorie de nom β	-
γ_i	I-ème catégorie de nom γ	-
λ	Constante qui détermine l'influence du poids EWMA	-
ρ	Densité de l'air	kg / m^3
ρ_0	Densité de référence de l'air	kg / m^3
ρ_{10min}	Densité moyenne sur une période de 10 minutes	kg / m^3
$\sigma_{cat\ i}$	Écart type dans la catégorie i	kW
σ_{EWMA}	Écart type des données EWMA	kW
σ_x	Écart type des données brutes	kW
$\mu_{cat\ i}$	Puissance moyenne dans la catégorie i	kW
μ_{EWMA}	Puissance moyenne pour le calcul du EWMA	kW
μ_x	Puissance moyenne des données brutes	kW

INTRODUCTION

L'industrie éolienne du Québec est maintenant dans la phase d'opération et d'exploitation des centrales éoliennes. La première centrale a été mise en exploitation en 1998 à Matane. Le total de la puissance installée en 2013 avoisine 2 150 MW et présente environ 5,4 % de la production d'électricité du Québec. Contrairement à une centrale thermique, la production énergétique d'une éolienne est fortement influencée par les conditions atmosphériques (vent, turbulence, température, précipitation). Par conséquent, l'une des principales difficultés est d'évaluer la production attendue d'une éolienne. Et dans ce contexte, il est donc important d'identifier rapidement les éoliennes qui ne produisent pas normalement, autant les cas de fortes sous-performances (attribuées à des défaillances ou formations de glace par exemple) que les cas de lente dérive (ex. érosion et dégradation de l'état de la surface des pales). En effet, toute sous-performance se traduit par des pertes de revenus. Une identification rapide du problème permet de réduire ces pertes. De plus, une quantification du niveau des pertes permet une meilleure planification des interventions (maintenance) et une utilisation optimale du personnel.

L'objectif du projet est de développer une méthode de suivi des performances des centrales éoliennes capables d'identifier, avec un niveau de confiance acceptable, les situations de lente dérive des performances. Cette méthode doit être automatisée et relativement élémentaire pour un usage industriel. Dans cette optique, plusieurs méthodes d'identification des sous-performances seront développées, appliquées et validées. Les méthodes de suivi de performance ont été implantées sur le système PI d'Osisoft® et sur le système d'acquisition de données du partenaire industriel.

Des cartes de contrôles exponentielles (EWMA) seront également utilisées dans la méthode de détection des sous-performances. En plus d'être un outil visuel facile à interpréter, ces cartes sont sensibles pour détecter un biais de petite amplitude.

Le chapitre 1 présente la situation de l'énergie éolienne dans le monde, au Canada et plus particulièrement au Québec. Dans le chapitre 2 sont présentés les différents défauts qui peuvent toucher une éolienne, la rendant moins performante. Le chapitre 3 présente les étapes nécessaires pour réaliser une courbe de puissance de référence. Dans le chapitre 4 est étudiée une méthode pour le suivi de performance d'une éolienne, en utilisant des cartes de contrôle à moyenne mobile et poids exponentiels. Enfin, le chapitre 5 présente une méthode avec un intégrateur de la carte de contrôle. Finalement, nous concluons sur rappel de nos principales contributions et sur une panoplie de recommandations, autant pour la communauté scientifique que pour les exploitants des centrales. Ces recommandations nous ont été dictées par notre expérience et par notre compréhension de la problématique.

CHAPITRE 1

L'ÉNERGIE ÉOLIENNE

1.1 L'énergie éolienne dans le monde

Depuis les années 1990, l'énergie éolienne est en plein essor à travers le monde. C'est une énergie propre que beaucoup de pays ont privilégiée pour leur approvisionnement futur (The wind power, 2013b).

Le Tableau 1.1 présentant l'évolution de la puissance installée mondiale de 1995 à 2012, permet de montrer que chaque année, celle-ci augmente presque d'au moins 20 %.

Tableau 1.1 Évolution de la puissance éolienne mondiale installée
de 1995 à 2012
Tiré de The Wind Power (2013)

Année	Puissance installée [MW]	Augmentation [%]
1995	4 800	
1996	6 100	27,1
1997	7 482	22,7
1998	9 670	29,3
1999	13 699	64,3
2000	18 040	31,7
2001	24 318	34,9
2002	31 184	28,3
2003	39 333	26,2
2004	47 662	21,2
2005	59 063	24,0
2006	74 175	25,6
2007	93 959	26,7
2008	121 247	29,1
2009	157 910	30,3
2010	194 559	23,3
2011	239 029	21,9
2012	282 410	19,2

À la fin de l'année 2012, le Canada occupait la 9e place mondiale du point de vue de la puissance installée (Figure 1.1), et la 13e place pour la puissance installée par habitant

(Figure 1.2), d'après le rapport mondial 2012 sur l'énergie éolienne (World Wind Energy Association, 2013).

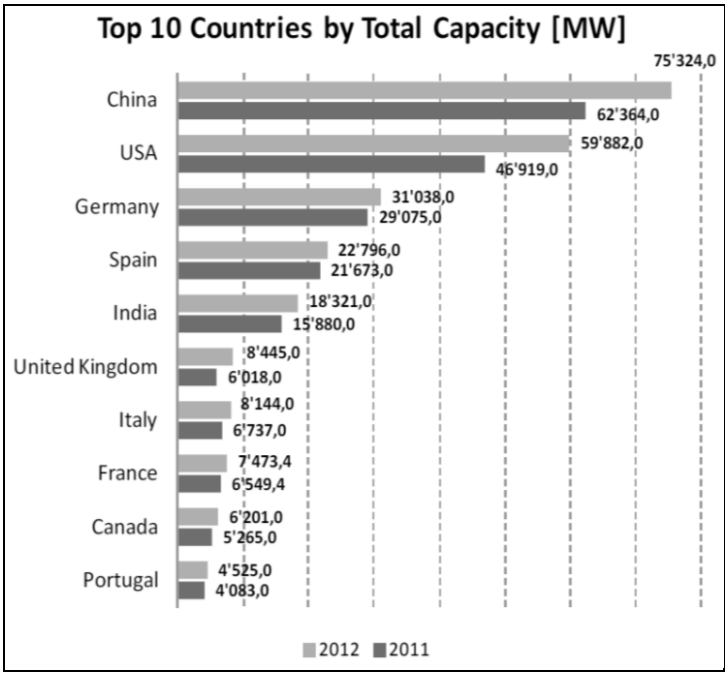


Figure 1.1 Les dix pays les plus producteurs d'énergie éolienne dans le monde.
Tirée de World Wind Energy Association (2013, p. 7)

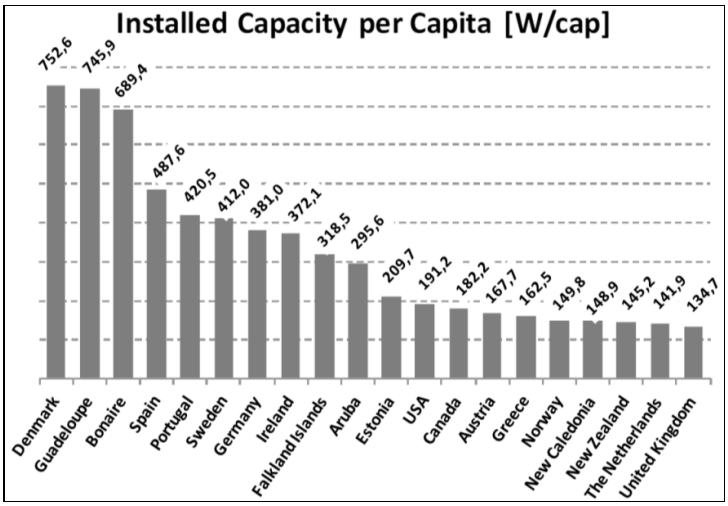


Figure 1.2 Le classement mondial en fonction de la puissance installée par habitant.
Tirée de World Wind Energy Association (2013, p. 8)

1.2 L'énergie éolienne au Canada

Le Tableau 1.2 présente la puissance installée au Canada de 1997 à 2012. Il est notable que d'année en année, l'industrie éolienne canadienne progresse considérablement.

Tableau 1.2 Puissance installée au Canada de 1997 à 2012
Tiré de The Wind Power (2013)

Année	Puissance installée [MW]	Augmentation [%]
1997	25	
1998	82	228
1999	125	52,5
2000	137	9,6
2001	207	51,1
2002	236	14,1
2003	322	36,5
2004	444	37,9
2005	683	53,9
2006	1 460	113,8
2007	1 846	26,5
2008	2 369	28,4
2009	3 319	40,2
2010	4 008	20,8
2011	5 265	31,4
2012	6 200	17,8

1.3 L'énergie éolienne au Québec

En 2013, le Québec comptait 25 centrales éoliennes pour 2 147 MW de puissance installée (Tableau 1.3), soit plus du tiers de la puissance installée au Canada. La première centrale construite en 1998 compte trois éoliennes. Aujourd'hui, un appel d'offre est à l'étude pour la construction d'une nouvelle centrale éolienne dans les années à venir (The wind power, 2013a).

Rapport-Gratuit.com

Tableau 1.3 Liste des centrales éoliennes au Québec
Tiré de The Wind Power (2013)

Nom	Puissance nominale totale (kW)	Nbre de machines	Mise en service
Anse-à-Valleau	100 500	67	2007/12
Baie-des-Sables	109 500	73	2006/11
Carleton	109 500	73	2008/11
Gros-Morne-Sainte-Madeleine	100 500	69	2011/11
Gros-Morne-Sainte-Madeleine	111 000	74	2012/11
Jardin d'Eole	127 500	85	2009/11
Lac Alfred	300 000	150	2013/01
Le Nordais	57 000	76	1999/03
Le Nordais	42 750	57	1999/09
Le Plateau I	138 000	60	2012/03
Le Renard	indisp.	indisp.	2003/09
Massif du Sud	150 000	75	2013/01
Matane	2 250	3	1998/01
Mont Copper	9 000	5	2004/05
Mont Copper	45 000	25	2005/06
Mont Louis	100 500	67	2011/09
Mont Miller	54 000	30	2005/06
Montagne-Sèche	58 500	39	2011/11
Montérégie	101 200	44	indisp.
New Richmond - St. Alphonse and Caplan	66 000	33	2013/03
Parc éolien des Moulins	156 000	indisp.	indisp.
Saint-Ferdinand	100 000	50	indisp.
Saint-Robert-Bellarmin	80 000	40	2012/10
Site Nordique Expérimental en Éolien CORUS	4 100	2	2010/03
Viger-Denonville	24 600	12	indisp.
Total	2 147 400	1 209	

Remarque : les totaux ne prennent pas en compte les données non disponibles.

1.4 Puissance d'une éolienne

La puissance disponible dans le vent est définie par l'équation :

$$P_{vent} = \frac{1}{2} \times \rho \times A \times v^3 \tag{1.1}$$

Où :

P_{vent} est la puissance disponible dans le vent [W];

ρ est la densité de l'air [kg/m^3];

A est l'aire balayée par le rotor [m²];

v est la vitesse du vent [m/s].

La puissance maximale disponible est définie par l'équation suivante :

$$P_{\max\ dispo} = C_{p\ max} \times \frac{1}{2} \times \rho \times A \times v^3 \tag{1.2}$$

Où $C_{p\ max}$ est le coefficient de Betz valant 16/27 (environ 0,59).

Avec cette formule, on voit que seulement une partie de la puissance disponible dans le vent est récupérable. De plus, on remarque que la densité de l'air, l'aire balayée par le rotor, mais surtout la vitesse de vent (qui est au cube) jouent un rôle important dans la puissance produite par une éolienne.

La densité de l'air varie selon les saisons, elle est plus grande en hiver qu'en été. De plus, la vitesse de vent est plus grande en hiver. Par conséquent, la production de l'éolienne est plus importante durant la saison d'hiver. L'augmentation, par rapport à la saison d'été est de l'ordre de 10 %. Le régime de vent varie aussi selon les saisons. La puissance éolienne est augmentée de 30 % lorsque la vitesse augmente de 10 % (Ilinca, 2007).

De plus, le diamètre du rotor permet de produire plus de puissance lorsque celui-ci est plus grand. En respectant les limites physiques et mécaniques qu'impose la réalisation de l'éolienne, il est préférable d'installer une éolienne avec le plus grand diamètre de rotor possible sur un site donné.

En ce qui concerne la vitesse de vent (facteur qui influe le plus sur la production de puissance), c'est un facteur météorologique incontrôlable.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

CHAPITRE 2

LES DÉFAUTS TYPIQUES TOUCHANT LES ÉOLIENNES

Les éoliennes sont des machines tournantes, elles subissent donc plusieurs phénomènes d'usure et de détérioration. Il existe deux grandes catégories pour classer les défauts : les défauts liés aux conditions météorologiques et les défauts liés à la détérioration et à l'usure des composants mécaniques, hydrauliques et électriques de l'éolienne.

2.1 Les défauts liés aux conditions météorologiques

Selon Dalili *et al*. (Dalili, Edrisy et Carriveau, 2009), on peut classer les problèmes liés aux conditions météorologiques en relation avec trois milieux :

- les milieux nordiques;
- les régions humides avec de larges populations d'insectes;
- les déserts avec le sable.

Essentiellement, les éoliennes en milieu nordique, et c'est le cas du Québec en particulier et du Canada en général, font face à une problématique liée à l'accumulation de glace. En effet, durant l'hiver, la glace s'accumule sur les pales et dégrade les performances des éoliennes (la Figure 2.1 présente un exemple). La défaillance la plus grave, créée par une trop grande quantité de glace, est l'arrêt total de la machine. Mais, l'accumulation partielle et limitée (à certaines zones) de la glace sur les pales rend aussi l'éolienne moins aérodynamique, ce qui se traduit par des baisses de productivité. Même au début de la formation de glace sur les pales, il peut y avoir une réduction importante de la production. La baisse de production peut aller de 20 à 50 % (Talhaug et al., 2005).

Figure 2.1 Pale d'une éolienne givrée.
Tirée de Tammelin *et al.* (1998, p. 6)

Également, il se peut qu'un phénomène de résonnance apparaisse à cause du changement des fréquences naturelles de la structure des éoliennes dû à la glace. L'accumulation de glace peut ainsi créer des vibrations indésirables sur certaines pièces ce qui aura pour conséquence de réduire la durée de vie de ces pièces (Makkonen, 1994).

Finalement, la glace peut provoquer un déséquilibre (balourd) dû à la mauvaise répartition du poids (Tammelin et al., 1998). Si des habitations, des routes, des lignes à haute tension sont trop proches de l'éolienne, il se peut que la machine soit arrêtée pour prévenir des détachements de glace qui peuvent endommager des constructions, ou même être dangereuse.

Certaines méthodes existent pour limiter l'impact de la glace sur la production de l'éolienne. Les **méthodes actives** qui utilisent un système extérieur et une source indépendante d'énergie pour fonctionner. Ce sont des techniques thermiques, chimiques ou pneumatiques d'antigivre ou de déglaçage. Les systèmes sont :

- résistance électrique chauffante : appliquée sur la surface des pales, la résistance permet d'empêcher que la glace s'accroche aux pales (Jasinski et al., 1998);
- Le chauffage indirect de la surface de l'éolienne : l'intérieur de la pale est chauffé et par conduction dans le matériau, un transfert thermique est ainsi réalisé vers l'extérieur de la pale (Seifert H, 1996);
- un système de flux d'air provenant des pales repoussant les gouttelettes d'eau dans l'air (Seifert H, 1996).

Les **méthodes passives** exploitent les propriétés des pales pour éviter l'accumulation de glace. Par exemple, un système installé sur la pale créé des vibrations électromagnétiques. Ce système a fait ses preuves sur de petits avions, mais peu de résultats sont disponibles pour les éoliennes (Makkonen et al., 2001).

Les insectes peuvent aussi réduire l'aérodynamisme des pales. La meilleure solution à l'heure actuelle est de compter sur la pluie pour nettoyer les pales. Cependant, il est aussi possible de pomper de l'eau à travers la tour et l'envoyer sur les pales (Powerful news, 2002).

Enfin, de fines particules abrasives (ex. sable) peuvent éroder les pales et modifier l'état de la surface en réduisant l'aérodynamisme. Il est possible de poser sur les pales un matériau évitant l'érosion, mais celui-ci doit être changé fréquemment (Giguere et Selig, 1999).

Au Québec, ce sont principalement les conditions de froid extrêmes qui posent problème. C'est pour cela que beaucoup de chercheurs s'intéressent à ce phénomène pour essayer de trouver les solutions pour contrer ces conditions. Par exemple Hochart *et al.* (Hochart et al., 2008) ont étudié l'accumulation de la glace sur un certain type de pale en fonction de la

localisation de la pale et de différentes conditions climatiques reproduites en laboratoire. Ou encore Zhao *et al.* (Zhao, Jiang et Li, 2009) qui ont étudié les défauts mécaniques des pales d'éoliennes en conditions de froid extrême telles que reproduites dans un laboratoire avec des conditions climatiques contrôlées. Ils ont étudié les performances aérodynamiques de l'éolienne, puis les effets de vibrations créés par l'accumulation de glace sur les pales. Ces expériences ont ensuite été reproduites sur une petite éolienne.

2.2 Les défauts des composants mécaniques, hydrauliques et électriques

Le deuxième type de défauts existant est le défaut des pièces proprement dit. Principalement l'usure des pièces, qui n'est pas toujours détectable et qui influence l'efficacité de la machine.

Des solutions ont été trouvées pour pallier ce problème. Les systèmes de surveillance (*Health Monitoring*) qui intègrent des capteurs à des algorithmes pour un diagnostic des défauts permettent d'éviter des soucis majeurs en détectant à des stades précoces les défauts dans les composants critiques les plus sollicités (Figure 2.2). Beaucoup de défauts peuvent être détectés alors que le composant est encore opérationnel. Il est alors possible de prévoir un plan de maintenance à l'avance et de minimiser l'arrêt de la production (Amirat et al., 2009).

Dans l'article de Amirat *et al.*, la détection de défauts dans les pales est étudiée. Les pales sont des éléments importants qui risquent de se détériorer peu à peu au fil du temps. Il est donc possible de détecter des défauts en analysant les signaux électriques que fournissent certains composants de l'éolienne. Le système décrit par les auteurs est avantageux, car il ne nécessite pas de capteurs supplémentaires sur les pales.

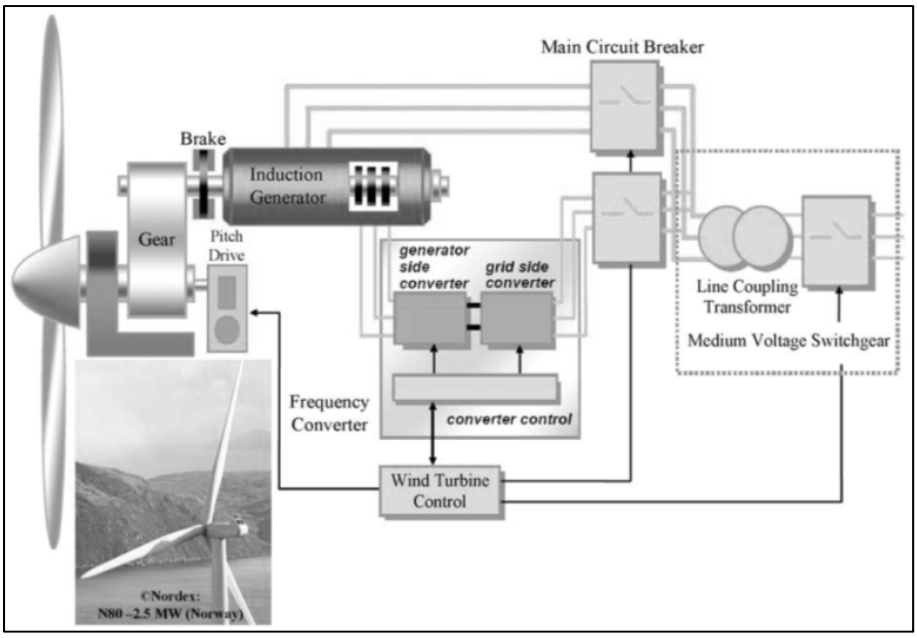


Figure 2.2 Configuration d'éolienne la plus utilisée.
Tirée de Amirat *et al.* (2009, p. 2630)

Des tests réalisés sur une centrale éolienne en Suède ont permis de différencier les types de défauts liés aux pièces et de quantifier leur apparition (voir Figure 2.3).

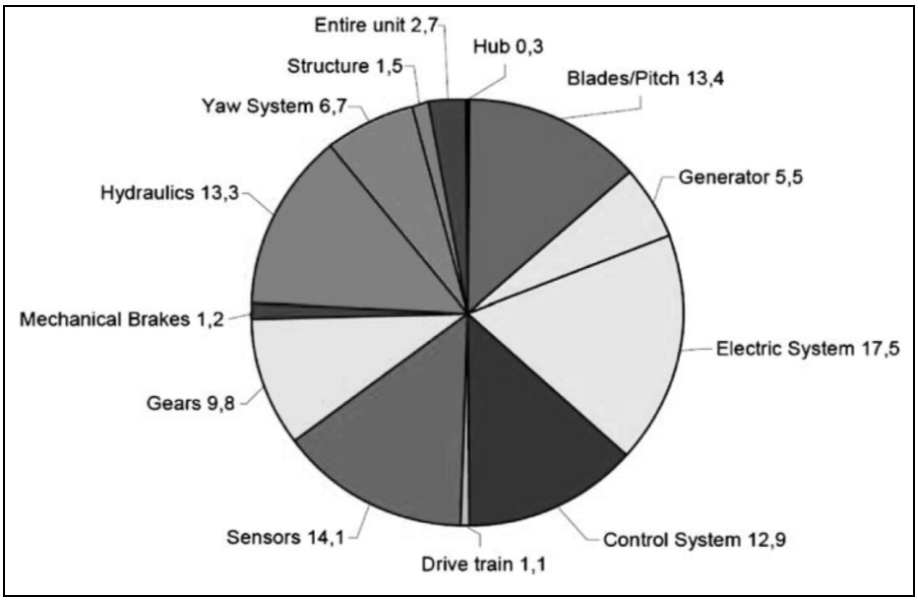


Figure 2.3 Répartition des défauts pour une centrale éolienne suédoise.
Tirée de Amirat *et al.* (2009, p. 2631)

Il est possible de détecter les défauts dans d'autres parties d'une éolienne. Par exemple, on peut détecter les défauts dans la boîte de vitesse à partir de l'intensité du moteur (Yang Shenggang, 2011). La méthode utilisée est l'analyse de l'amplitude et de la fréquence des signaux de vibration tirés du système de l'éolienne. Le spectre du signal permet de détecter un défaut.

Dans ce chapitre, nous avons vu que les éoliennes sont soumises a beaucoup de contraintes qui amènent à des défauts (liés aux conditions météorologiques ou à l'usure des pièces). Ces défauts rendent les machines moins performantes. De nombreuses solutions ont été développées pour limiter ces défauts, et d'autres solutions sont actuellement en cours d'étude.

CHAPITRE 3

LA COURBE DE PUISSANCE

Une introduction à l'étude des courbes de puissance et de l'efficacité énergétique des éoliennes a été réalisée dans le rapport de session préparé dans le cadre du cours SYS862 « méthodologies expérimentales pour ingénieur » (Annexe 1). Les méthodes du rapport étant expliquées dans la suite de ce chapitre, la lecture de celui-ci n'est pas nécessaire pour la compréhension. Cependant, l'Annexe 1 montre que l'on peut quantifier par des tests statistiques la performance d'une éolienne qui a été modifiée.

3.1 Revue de littérature sur les courbes de puissance

Une courbe de puissance donne la puissance attendue de l'éolienne en fonction de la vitesse du vent (Milan, 2008). La courbe de puissance d'une éolienne peut-être schématisée par la Figure 3.1.

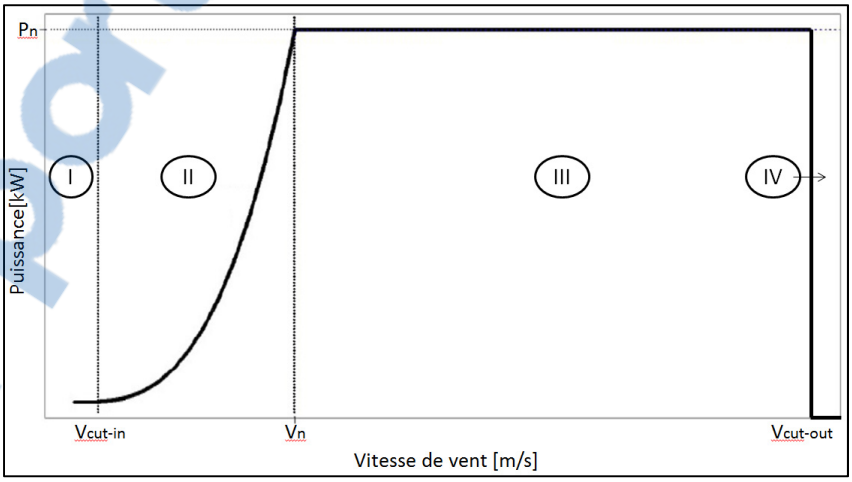


Figure 3.1 Schématisation d'une courbe de puissance.
Adaptée de Milan (2008, p. 4)

On peut y constater trois vitesses de vent de référence : la vitesse de vent à partir de laquelle l'éolienne commence à produire de l'énergie (v_{cut-in}), la vitesse de vent à partir de laquelle

Rapport-Gratuit.com

la puissance reste constante (v_n) et celle à partir de laquelle l'éolienne arrête de produire. Ces trois vitesses définissent quatre régions (Lydia et al., 2013) :

- de 0 à v_{cut-in} (zone I) : c'est la région de faible vent, là où la production d'énergie est nulle;
- de v_{cut-in} à v_n (zone II) : région du milieu de courbe, là où la puissance est proportionnelle au cube de la vitesse ($P \sim v^3$);
- de v_n à $v_{cut-out}$ (zone III) : région de fort vent où la puissance a la même valeur quelle que soit la vitesse de vent. La puissance est stationnaire pour des raisons physiques et mécaniques;
- au dessus de $v_{cut-out}$ (zone IV) : région de vent fort où la production est nulle.

La courbe de puissance définit la performance de la machine. Le but de ce modèle est de caractériser la réponse espérée de la machine. Étant donné que chaque machine est unique et positionnée à un endroit unique qui possède ses propres caractéristiques, il n'est pas possible de définir une courbe de puissance universelle pour un type spécifique de machine. Chaque machine possède donc sa propre courbe de puissance. Kusiak et Verma (Kusiak et Verma, 2013) proposent que la forme d'une courbe de puissance puisse être valablement modélisée par une sigmoïde dont l'équation générale est :

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}} \tag{3.1}$$

Les deux auteurs montrent que pour surveiller les performances d'une centrale éolienne, il est possible d'analyser plusieurs courbes caractéristiques des éoliennes, par exemple la courbe de rotor (vitesse de rotor en fonction de la vitesse de vent), la courbe de rotation des pales (angle de calage des pales en fonction de la vitesse de vent) ou encore la courbe de puissance. En effet, les auteurs ont construit des courbes de référence basées sur des données historiques sur plusieurs années pour plusieurs éoliennes. Puis, en comparant ces courbes avec les données actuelles, il est possible de détecter rapidement les anomalies touchant certaines éoliennes.

Plusieurs méthodes existent pour construire la courbe de puissance d'une éolienne. Milan utilise la méthode Langevin (Milan, 2008). Kusiak et Verma (Kusiak et Verma, 2013) utilisent une méthode basée sur la distance de Mahalanobis, qui exprime la distance d'un point par rapport au centre de gravité des données. Le calcul est basé sur la matrice de corrélation-covariance de formule :

$$D^2{}_{st} = (x_s - x_t)^T Cov^{-1}(x_s - x_t) \tag{3.2}$$

Où :

D_{st} est la matrice de la distance de Mahalanobis entre les points *s* et *t;*

x_s est la position du point *s;*

x_t est la position du point *t.*

Dans l'article de Lydia (Lydia et al., 2013), il est expliqué deux (2) méthodes pour déterminer la courbe de puissance, soit la méthode qui utilise les modèles paramétriques et celle qui emploie les modèles non paramétriques.

Trois (3) modèles paramétriques sont définis. Le premier est le modèle linéaire segmenté. La courbe de puissance est approximée en plusieurs sections de droite avec l'équation suivante :

$$P = m \times v + c \tag{3.3}$$

Où :

P : puissance de la turbine (kW);

v : vitesse de vent (m/s);

m et c : paramètres (m pente, c constante).

Le deuxième modèle est une approximation de la courbe à l'aide d'expression à quatre paramètres :

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

$$P = f(v, \theta) = a(\frac{1 + me^{-\frac{v}{r}}}{1 + ne^{-\frac{u}{r}}}) \tag{3.4}$$

Avec $\theta = (a, m, n, r)$ qui est le vecteur des paramètres. Pour les identifier, il faut donc résoudre un problème d'optimisation qui minimise une métrique de distance entre le modèle de prédiction et les données collectées in-situ.

Le troisième modèle est une expression logistique à cinq (5) paramètres :

$$P = f(v, \theta) = d + \frac{a - d}{(1 + \left(\frac{v}{c}\right)^{b})^{g}} \tag{3.5}$$

Avec $\theta = (a, b, c, d, g)$ qui représente le vecteur paramètre à trouver. Le cinquième paramètre permet d'être plus précis sur la courbe par rapport à la méthode à quatre paramètres. De même, il faut résoudre un problème d'optimisation pour estimer les cinq paramètres.

Dans les modèles non paramétriques, il n'y a pas d'hypothèses de faites par rapport aux distributions. Les méthodes existantes de modèles non paramétriques sont les réseaux de neurones, l'exploration des données ou encore la classification des données (*Cluster*).

L'étude réalisée par Lydia montre que l'algorithme avec cinq paramètres fournit un meilleur modèle paramétrique d'une courbe de puissance, alors que le réseau de neurones donne le meilleur modèle non paramétrique.

Trois (3) autres méthodes peuvent être utilisées pour modéliser la courbe de puissance : la méthode des moindres carrés, la méthode de probabilité et la méthode des groupes centrés (Raj, Alexander et Lydia, 2011).

Selon la méthode des moindres carrés, la meilleure courbe est celle dont la somme des carrés des résidus est minimale. Pour calculer la somme des moindres carrés, on utilise l'expression suivante :

$$E = \sum_{i=1}^{n} [P_i - f(v_i)]^2 \tag{3.6}$$

Où :

E est l'erreur calculée par la méthode des moindres carrés;

P_i est la puissance du i-ème point;

$f(v_i)$ est la puissance du modèle calculée à partir de la vitesse de vent du i-ème point.

L'idée de la méthode de probabilité est que quand $v_c < v < v_r$, la puissance est traitée comme une variable aléatoire caractérisée par moyenne et écart type.
Dans l'article de Raj *et al.*, il est considéré que les écarts types des puissances sont les mêmes, bien qu'en réalité ils sont différents, mais ils ne le sont pas comparé à la moyenne. Il est supposé que le vent à une distribution de Weibull ou normale pour calculer les moyennes.

Selon la méthode des groupes centrés, chaque point (défini par une vitesse de vent et une puissance) a un centre de groupe potentiel et défini une mesure du potentiel de ce point à l'aide de la méthode d'estimation décrite dans l'article.

Li *et al.* (Li *et al.*, 2001) emploient deux modèles : la régression et le réseau de neurones.
La régression sépare les observations (réponses y) en deux parties : la partie de prédiction ($f(x_i, \beta)$) et la partie de résidu, différence entre la valeur observée et la valeur prédite.

$$y_i = f(x_i, \beta) + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n \tag{3.7}$$

Avec :

$x_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ki})$ le vecteur de prédicteurs;

$\beta = (\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p)$ le vecteur des paramètres du modèle (à estimer).

La fonction f est estimée en utilisant une partie des données. Une autre partie des données est employée pour valider la justesse du modèle.
Pour déterminer la courbe de puissance, une fonction polynomiale est souvent choisie comme représentation de la régression. Comme prédicteur, la vitesse du vent est définie comme l'entrant le plus important. La direction du vent est introduite aussi comme variable entrante. Enfin, l'influence de la topographie est obtenue en calculant différentes régressions pour différentes turbines.

Il est aussi possible d'obtenir la prédiction à l'aide d'un réseau de neurones. À titre d'exemple, Li *et al.* ont utilisé un réseau à plusieurs étages *(Multilayer Perceptron Network)*, tel qu'illustré par la Figure 3.2.

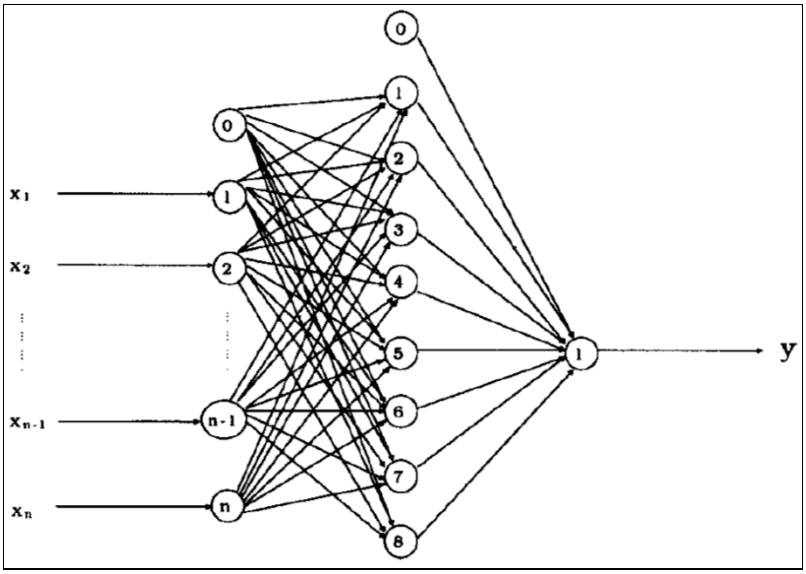


Figure 3.2 Structure du réseau à plusieurs étages avec une couche cachée.
Tiré de Li *et al.* (2001, p. 329)

Li *et al*. mentionnent que la régression requiert un choix a priori pour la fonction avant d'estimer ses paramètres à l'aide des moindres carrés (ou par maximum de vraisemblance),

alors que le réseau de neurones ne dépend que des données et de l'architecture du réseau. Ils concluent que le réseau de neurones est donc meilleur que la régression.
De plus, pour obtenir un raffinement dans la prédiction, il faut ajouter d'autres facteurs (ex. densité de l'air, profil vertical du vent, saison, moment de la journée, etc.). Dans ce cas, il est compliqué de choisir une fonction appropriée pour la régression, ce qui présente un avantage supplémentaire pour le réseau de neurones.

La prédiction de l'énergie créée par l'ensemble des machines d'une centrale éolienne au lieu d'une seule éolienne est un nouvel axe de recherche (Marvuglia et Messionea, 2011). La puissance mesurée est souvent différente de la puissance nominale calculée sur site à cause de la répartition inégale verticalement du vent, de la densité de l'air et du profil du terrain. Dans son article, Marvuglia présente une méthode pour effectuer un contrôle sur les données en utilisant aussi des réseaux de neurones.

L'efficacité d'une éolienne est définie par la puissance qu'elle est capable de capter dans le vent qui passe dans l'aire définie par le rotor. Il est montré qu'en accélérant la vitesse de rotation du rotor, il est possible d'augmenter la puissance produite, car cela augmente l'efficacité du rotor qui capte plus de puissance dans le vent (Khalfallah et Koliub, 2007).
Khalfallah et Koliub montrent aussi que la puissance peut être augmentée en jouant sur l'angle de calage des pales. Dépendamment de la vitesse du vent, il est intéressant d'augmenter ou de réduire l'angle de calage des pales pour augmenter la production.

3.2 La méthode des catégories

La méthode des catégories (de l'anglais, *Bins*) est devenue un standard dans l'industrie. Elle est employée pour estimer la courbe de puissance d'une éolienne (Hausfeld et Hansen, 1983). Elle consiste à diviser les données obtenues (chaque donnée étant caractérisée par une valeur de puissance et une valeur de vitesse de vent) en plusieurs catégories d'intervalles de vitesses de vent pour tracer la courbe de puissance.

Cette méthode impose de prendre quatre décisions importantes pour l'étude :

- sélectionner la taille des catégories ;
- choisir le type de données que l'on met dans les catégories (données instantanées ou moyennées dans le temps (aux 2 minutes, aux 10 minutes, etc)) ;
- choisir la durée du test;
- choisir si on fait un traitement des données ou pas avant de calculer la courbe de puissance.

De larges catégories permettent d'avoir plus de données par catégories et de stocker moins de données dans l'ordinateur. Mais les catégories de petite taille ont l'avantage de donner une meilleure résolution et un écart type moins important.

La Figure 3.3 résume le procédé de la méthode des catégories (Akins, 1978).

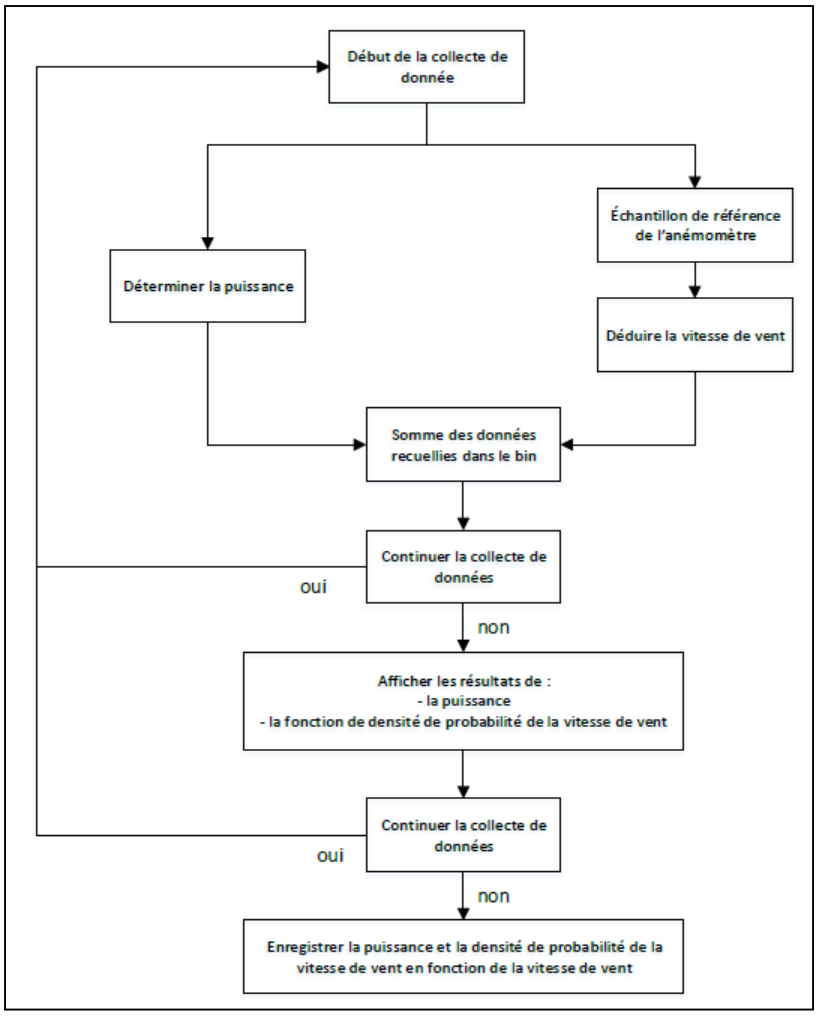


Figure 3.3 Schéma de la méthode des catégories.
Adaptée de Akins (1978, p. 8)

Pour éviter les effets de cisaillement, de turbulence, de gradients latéral et vertical du vent, mais aussi le temps de réponse de la machine (causé par des pales flexibles, lourdes ou un générateur à vitesse variable), il faut procéder à un moyennage des données. Il faut le faire sur un temps assez long pour atténuer les effets précédents, mais sur un temps assez court pour avoir un grand nombre de données.

3.3 Présentation de la norme IEC 61400-12-1

La norme de la Commission électrotechnique internationale (IEC : *International Electrotechnical Commission*) utilisée est la norme intitulée « Power Performance Measurements of Electricity Producing Wind Turbines » (International Electrotechnical Commission, 2005).
Le but de cette norme est de donner une méthodologie unique pour les mesures et analyses de la performance des éoliennes.
Elle donne toutes les procédures et règles à respecter sur l'emplacement des différents appareils de mesure, sur les différents paramètres à prendre en considérations lors des calculs, sur les dispositions nécessaires à prendre lors de la pose des appareils.
Dans ce mémoire, il est supposé que toutes les conditions inscrites dans la norme IEC 61400-12-1 ont été respectées, c'est-à-dire que les données reçues dans les bases de données sont tirées d'éoliennes respectant ces étapes.

Par exemple, les mâts doivent être placés de façon méthodique. Pas trop proche des éoliennes, car le vent va être modifié aux abords de l'éolienne, mais pas trop loin pour garder une bonne corrélation entre la puissance en sortie en fonction de la vitesse du vent. À l'idéal, le mât est situé à 2 ou 4 fois le diamètre du rotor.

Cette norme stipule aussi que pour le contrôle qualité des données lors de la réalisation de la courbe de puissance, les données des conditions suivantes doivent être supprimées :
- la machine ne peut pas fonctionner pour des raisons de maintenance;
- la machine est arrêtée à cause d'un défaut;
- les appareils de mesures connaissent des problèmes;
- la direction du vent est en dehors de la zone définie par la norme;
- d'autres facteurs qui mènent à des données aberrantes;
- conditions météorologiques anormales (glace par exemple).

3.4 La base de données PI d'Osisoft

La base de données utilisée dans le cadre de ce projet est celle de l'ÉTS, PI (*Plant Information*) Datalink. Les trois centrales éoliennes étudiées seront appelées site 1, site 2 et site 3. La Figure 3.4 montre la configuration de la base de données.

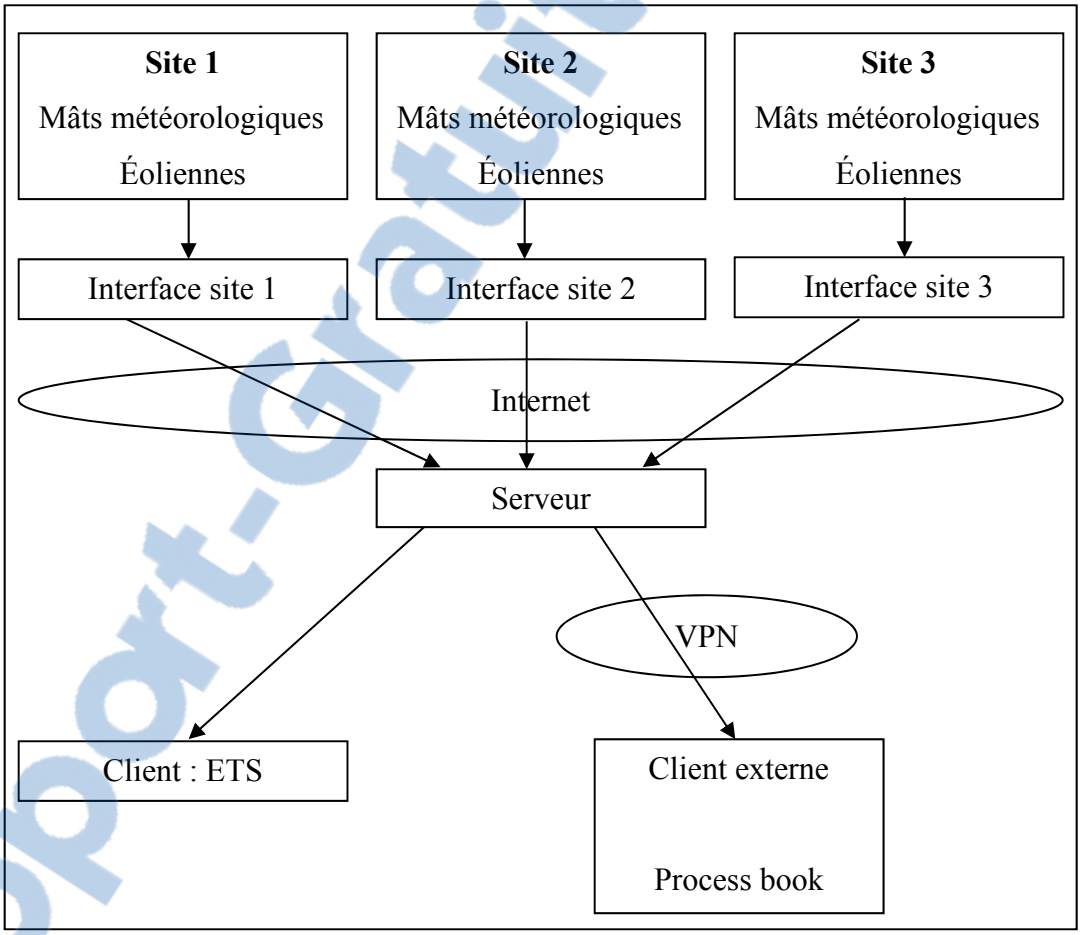


Figure 3.4 Schéma de l'implantation de PI Datalink.
Adaptée de Pelletier (2010)

Rapport-Gratuit.com

Les trois centrales éoliennes génèrent des données via les mâts météorologiques, les éoliennes et le réseau collecteur. Toutes ces données sont rassemblées sur une interface pour chaque centrale, puis l'ensemble des données est transmis via internet et stocké sur le serveur de l'ETS. Il est aussi possible d'avoir accès à ces données via un réseau privé virtuel (*virtual private network (VPN)*).

Pour chaque mât météorologique, il y a 17 données différentes (à la seconde) qui permettent d'obtenir des informations sur la pression, la température par exemple. Sur la majorité des données, il est possible d'obtenir sur les dix minutes la valeur maximale, la valeur minimale, la valeur moyenne et l'écart type.

En ce qui concerne les éoliennes, il y a 152 données différentes pour chaque éolienne. Seules certaines données donnent accès aux valeurs minimales, maximales, moyenne et l'écart type.

Enfin, pour le matériel électrique, des données apportent des informations sur les disjoncteurs, les relais ou encore les transformateurs entre autres. Cependant, aucune donnée concernant le matériel électrique n'a été utilisée dans le cadre de la présente recherche.

Le Tableau 3.1 regroupe les données qui ont été utilisées pour mener à bien la recherche, où j est le numéro de l'éolienne et m le numéro du mât météorologique. L'exemple de l'éolienne 1 du site 1 est donnée dans le tableau pour la colonne « nom de la donnée dans PI ».

Tableau 3.1 Données utilisées pour l'étude

élément	**Nom de la donnée dans PI**	**symbole**	**unité**
Puissance	Site1.T01.P-ACT	$P_j(t)$	kW
Vitesse de vent	Site1.T01.V-WIN	$V_j(t)$	m/s
Pression	Site1.MET-1.AP-78m	$Pr_m(t)$	hPa
Température	Site1.MET-1.AT-78m	$T_m(t)$	°C
État d'opération	Site1.T01.OS	$OS_j(t)$	s

Les données moyennées aux 10 minutes du serveur PI d'Osisoft de l'ÉTS sont utilisées pour réaliser le travail. Francis Pelletier (Pelletier, 2010) montre que les données hautes fréquences (1s) comportent plus d'avantages à l'étude que les données aux 10 minutes. En effet, avec ces données, il est possible de calculer la moyenne, l'écart type, le maximum et le minimum pour des périodes différentes que 10 minutes. Il est aussi possible de faire des distributions statistiques, de calculer des réponses dynamiques par exemple, alors que pour les données 10 minutes, seuls la moyenne, l'écart type, la valeur maximale et la valeur minimale sont calculables.

Les données 1s comportent d'autres avantages :
- il y a plus de données pour modéliser la courbe de puissance;
- elles permettent de détecter de nouveaux défauts et des techniques de sous-performances;
- elles permettent de faire des courbes de puissance avancées;
- elles améliorent le contrôle de qualité des données;
- elles améliorent la prédiction de la performance de l'éolienne.

Cependant, les données 10 minutes permettent de faire un moyennage dans le temps et donc de réduire fortement les effets ponctuels qui peuvent rendre une donnée inutilisable ou aberrante. **Ce sont donc les données 10 minutes qui seront utilisées tout au long de ce mémoire.**

3.5 Construction de la courbe de puissance de référence d'une éolienne

Dans cette partie, les graphes de l'éolienne n°1 du site 1 sont montrés, mais le travail a été fait pour toutes les éoliennes des sites 1, 2 et 3.

Détecter rapidement une sous-performance, qu'elle soit soudaine ou graduelle au fil du temps, permet de prendre les précautions nécessaires pour remédier à la performance de l'éolienne.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

L'objectif de cette partie est de tracer, pour chaque éolienne de la centrale, une courbe de puissance représentant un fonctionnement normal de l'éolienne. Autrement dit, obtenir une courbe de puissance lorsque la machine n'a aucun souci et produit normalement. Ces courbes de puissance de référence pourront servir à un outil de suivi de performance pour les opérateurs du partenaire industriel. C'est-à-dire que les opérateurs de la centrale éolienne peuvent à tout moment analyser les données passées pour voir si la machine fonctionne normalement ou non.

3.5.1 Les étapes menant à la construction de la courbe de puissance

La méthode des catégories sera utilisée pour réaliser les courbes de puissance de référence. Simple et efficace, cette méthode est aujourd'hui beaucoup utilisée, comme le souligne la norme IEC.

Pour que la moyenne aux 10 minutes soit représentative, il faut assez de données de 1s dans les 10 minutes. Il a été considéré qu'il faut au moins 95 % de données 1s potentielles selon l'acquisition du système pour que la donnée 10 minutes puisse être utilisée. Cette valeur a été choisie arbitrairement, mais doit être assez élevée pour ne pas que la donnée 10 minutes soit faussée.

Voici les cinq étapes qui seront faites pour parvenir à tracer une courbe représentative d'un fonctionnement normal des éoliennes (vous référer à la Figure 3.5).

1) Les données brutes (puissance en fonction de la vitesse de vent) sont tracées. Une courbe de puissance type se dégage, mais il y a des données aberrantes qu'il faut éliminer. Un contrôle de la qualité des données est effectué.
2) Après le contrôle qualité, seules les données représentant un fonctionnement normal de la machine sont conservées.

3) Les données sont triées dans des catégories de 0.5 m/s (de 0,25 à 25,25 m/s) selon la norme IEC.
4) Dans chaque catégorie, la puissance moyenne est calculée. L'abscisse (la vitesse de vent) est la médiane de la catégorie (ex : la catégorie entre 0,25 et 0,75 m/s à sa médiane située à 0,5 m/s). Chaque catégorie a alors un point caractéristique de la puissance (points rouges).
5) La courbe de puissance est tracée en reliant toutes les puissances moyennes.

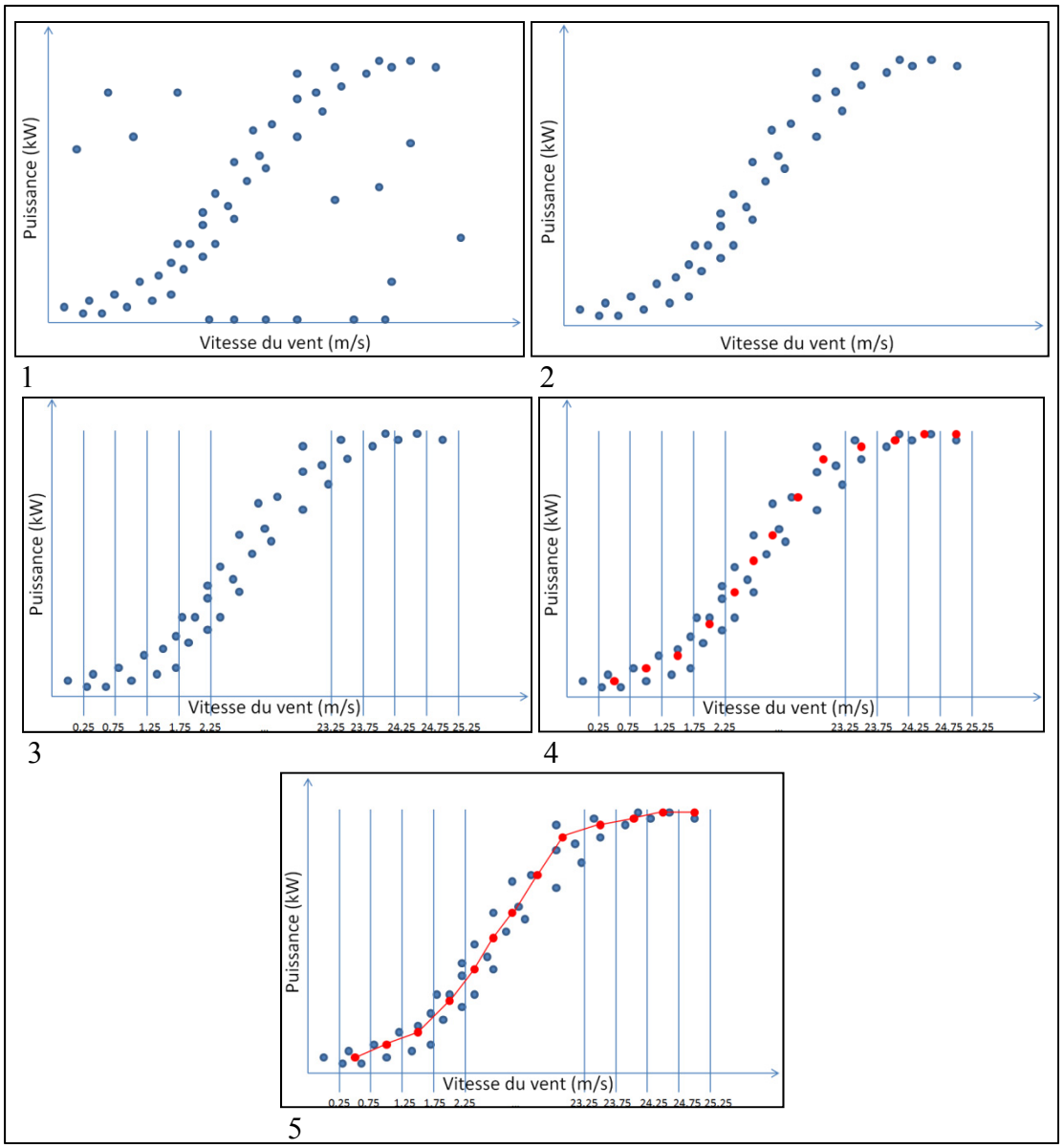


Figure 3.5 Étapes du contrôle de qualité.

3.5.2 Les données utilisées pour la construction de la courbe de puissance

Pour réaliser la courbe de puissance de chaque éolienne des trois centrales éoliennes, il a été décidé d'étudier deux ans de données. L'hypothèse est faite que sur cette période, l'éolienne étudiée sera considérée comme en fonctionnement normal une grande majorité du temps.
Pour prendre des données les plus récentes possibles dans le temps, il a été décidé de travailler avec les données des années 2011 et 2012. Avec des données moyennées aux 10 minutes, il y a pour chaque éolienne et chaque paramètre 52 560 données en 2011 et 52 704 en 2012, soit un total de 105 264 données. Cette valeur est considérée comme assez importante pour tracer des courbes de puissance caractéristiques.

Lors de cette étude, seuls les paramètres suivants sont considérés : la puissance [kW], la vitesse du vent [m/s], la température [°C], la pression [kPa] et l'état de la turbine [s].

3.5.3 Le contrôle qualité

Avec les données brutes de la base de données, il est possible de visualiser la courbe de puissance qui se dégage avant l'étape de contrôle qualité des données (Figure 3.6). À noter que sur cette figure, la puissance sur l'axe des ordonnées a été normalisée par la puissance nominale de la machine à l'aide de la formule :

$$Puissance\ normalisée = \frac{Puissance\ observée}{Puissance\ nominale} \tag{3.8}$$

Les principaux problèmes apparaissant sur le graphe (points aberrants) sont les défauts matériels et les défauts de communications. Les défauts matériels sont par exemple un bris ou une anomalie de l'anémomètre ou du système permettant de déterminer la puissance, faussant les données. Les défauts de communications représentent un problème lié à l'envoi des données de la machine vers la base de données.

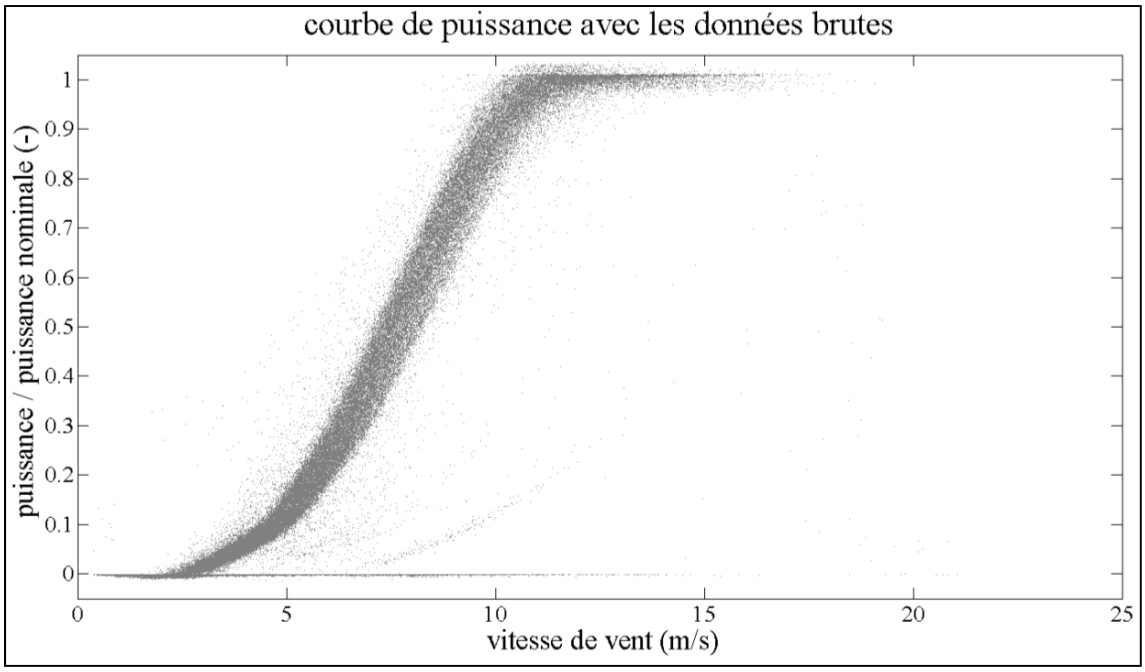


Figure 3.6 Courbe de puissance avec les données brutes.

La première étape est de normaliser les vitesses de vent en densité comme le stipule la norme IEC. La normalisation se fait à l'aide des formules suivantes (3.9 et 3.10) :

$$\rho_{10min} = \frac{B_{10min}}{R_0 \times T_{10min}} \tag{3.9}$$

Où :

ρ_{10min} est la densité de l'air aux 10 min [kg / m^3];

T_{10min} est la température mesurée aux 10 minutes [K];

B_{10min} est la pression mesurée aux 10 minutes [Pa];

R_0 est la constante de l'air sec valant 287.05 J/(kg.K).

Et

$$V_n = V_{10min} \times (\frac{\rho_{10min}}{\rho_0})^{1/3} \tag{3.10}$$

Où :

V_n est la vitesse de vent normalisée en densité [m / s];

V_{10min} est la vitesse de vent mesurée aux 10 min [m / s].

L'hypothèse d'une température et d'une pression uniforme a été utilisée. Un seul mât météo sur les trois présents a été utilisé pour relever la température et la pression (celui fournissant le plus de données sur deux ans). Les données manquantes pour ce mât étant aussi manquantes pour les autres mâts, il n'est donc pas possible d'obtenir plus de données.

La base de données ne contient pas de valeurs de pression et de température pour les périodes du 19 février au 2 mars 2011 (soit 11 jours), du 13 juin au 28 septembre 2011 (107 jours) et du 22 novembre 2011 au 24 février 2012 (94 jours).
Au total, ce sont 212 jours de perte de données (soit environ 30 500 données). La pression et la température étant essentielles pour normaliser en densité la vitesse de vent de chaque éolienne, cela signifie que chaque éolienne perdra environ 30 500 données. Cela représente environ 29 % de toutes les données collectées, mais la période choisie a été prise très grande donc cela ne pose pas de problème pour la suite de l'étude.

Compte tenu de l'historique des conditions climatiques au Québec, les valeurs de températures en dessous de – 30°C et au-dessus de 35°C ont été éliminées, car considérées comme aberrantes. De même, les valeurs de pression en dessous de 95 kPa et au-dessus de 104 kPa ont été éliminées. Ce sont des limites qui ont été fixées en se basant sur l'expérience. À partir de la formule de la norme IEC, la densité a été calculée. Les densités non comprises entre 1,1 kg/m^3 et 1,4 kg/m^3 ont été éliminées.

Une fois la normalisation en densité effectuée, un contrôle qualité des données des éoliennes est réalisé, c'est-à-dire que les points clairement aberrants vont être éliminés. Pour ce faire, un polygone est tracé autour de la courbe de puissance, ne conservant que les données à l'intérieur de celui-ci (Figure 3.7).

Ce contrôle qualité permet d'obtenir une courbe de puissance correspondant au mode de fonctionnement normal d'opération de l'éolienne. Les données éliminées sont bien souvent dues aux dysfonctionnements des appareils de mesure de la machine (un capteur qui a mal fonctionné un certain temps, un problème lors du transfert de la donnée, etc).

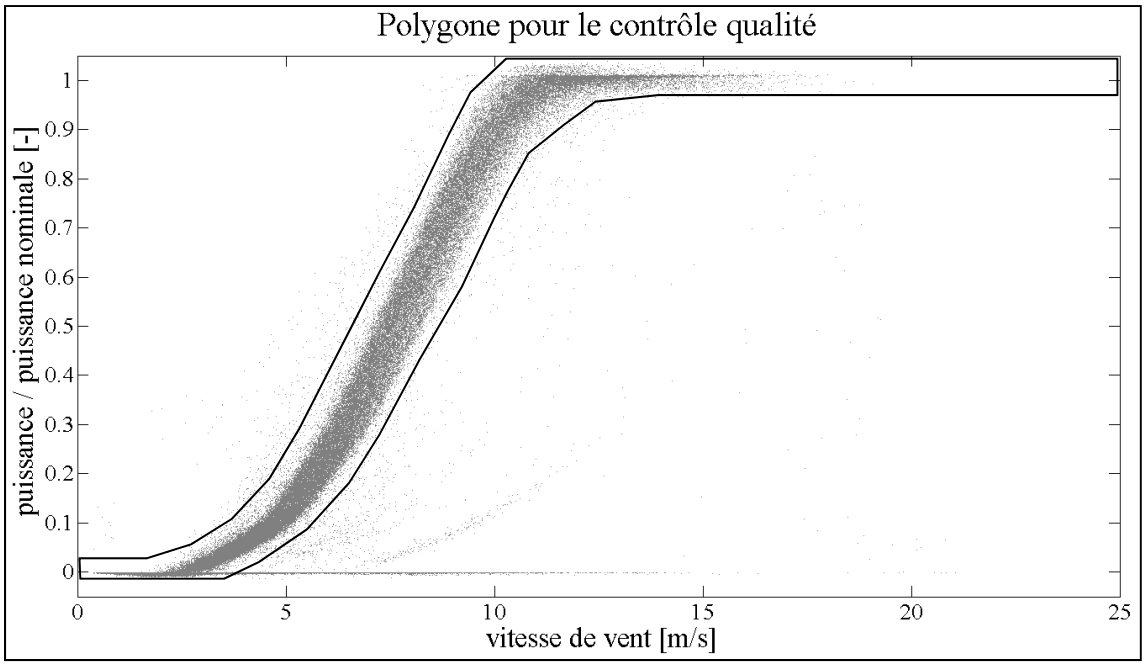


Figure 3.7 Polygone pour le contrôle qualité.

Cependant, des données aberrantes apparaissent encore. En effet, il se trouve que dans la base de données, plusieurs points consécutifs dans le temps ont exactement la même vitesse de vent, exactement la même puissance ou une linéarité évidente (Figure 3.8).

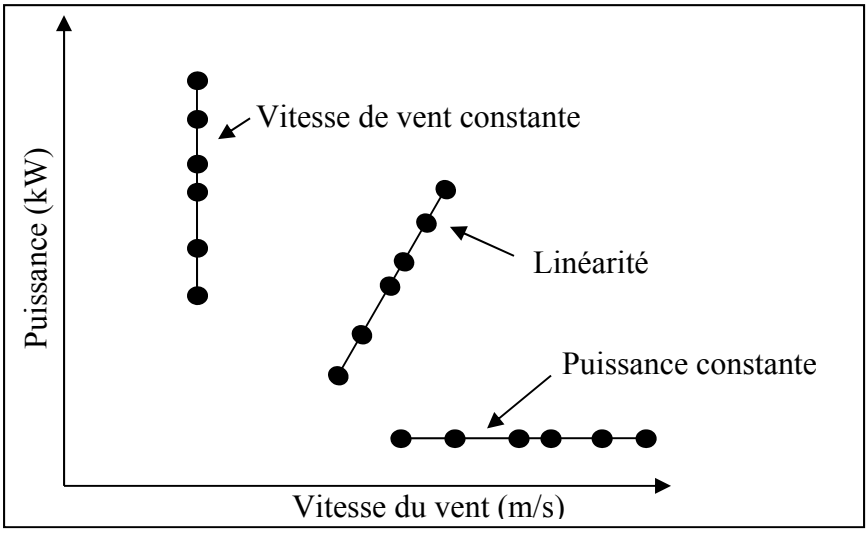


Figure 3.8 Exemples de données aberrantes dans
la base de données.

Un contrôle qualité est réalisé pour identifier ces données aberrantes et pour les écarter de l'étude.
À noter que ce contrôle qualité a aussi été effectué pour la température et la pression.

Enfin, le dernier contrôle qualité se fait sur le paramètre « état de la turbine », qui permet de savoir si la turbine a été opérationnelle les 600 secondes (10 minutes) lors de la récupération d'une donnée. Si elle ne l'a pas été 600 secondes, la donnée est éliminée.

Après ce contrôle qualité, seules les données restantes sont utilisables pour tracer la courbe de puissance moyenne, dont les points la caractérisant sont la moyenne de la puissance dans chaque catégorie.

Quelques vérifications sont cependant nécessaires pour s'assurer que la courbe de puissance obtenue représente bien les performances de l'éolienne. Tout d'abord, une analyse du nombre de points restant (taux de récupération) pour chaque éolienne est effectuée. Le Tableau 3.2 présente les résultats pour les éoliennes 1 à 5 du site 1.

Tableau 3.2 Taux de récupération sur les données pour les éoliennes 1 à 5

éolienne	1	2	3	4	5
Nombre de points	59 577	60 999	58 504	55 560	58 963
Taux récupération [%]	56,60	57,95	55,58	52,78	56,01

En faisant la moyenne sur le nombre de points restants sur la centrale éolienne, on obtient une moyenne de 59 788 points, soit 56,80 % de taux de récupération. Le taux le plus bas est de 52,78 % et le plus élevé de 58,78 %. Avec des taux de récupération supérieurs à 50 % sur deux ans, le nombre de points est jugé suffisant pour que les courbes de puissance calculées reflètent fidèlement la performance des différentes machines.

Une fois le contrôle qualité effectué, une courbe de puissance se dégage, sur laquelle on peut tracer les catégories de taille 0,5 m/s que nous appellerons catégories γ (Figure 3.9).

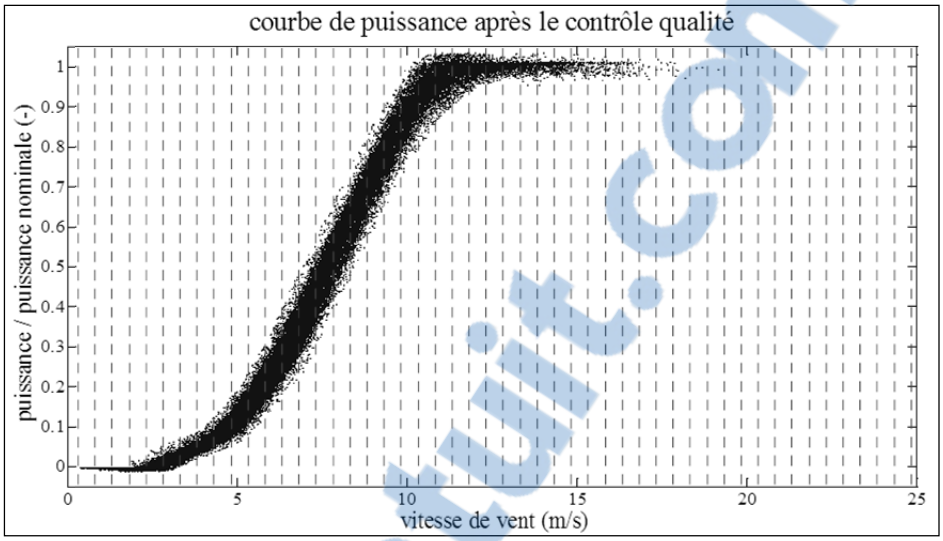


Figure 3.9 Tracé des catégories sur la courbe de puissance

Il est dès lors possible de calculer la puissance moyenne dans chaque catégorie γ et donc de tracer une courbe de puissance de référence (Figure 3.10). À noter que différemment à la norme IEC, la vitesse de vent de référence dans chaque catégorie est la vitesse de vent médiane de la catégorie (ex : 7 m/s pour la catégorie 6,75 – 7,25 m/s), et non la moyenne des vitesses de vent des données.

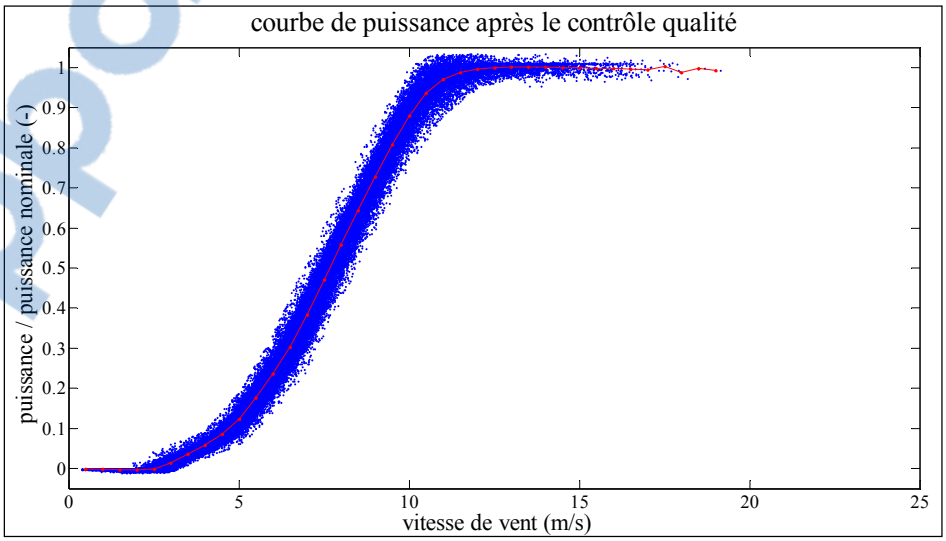


Figure 3.10 Tracé de la courbe de puissance moyenne.

Rapport-Gratuit.com

Puis, il faut s'assurer qu'assez de données sont présentes dans chaque catégorie γ. Le Tableau 3.3 donne le nombre de données par catégorie γ pour les éoliennes 1 à 9.

Tableau 3.3 Nombre de données par catégorie γ pour les éoliennes 1 à 9

N° catégorie	Éolienne								
	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	70	33	55	41	80	199	61	184	117
2	600	929	932	460	1519	2261	1371	1427	1552
3	2228	2762	2747	2012	3692	4025	3408	3368	3264
4	3698	4334	4398	3743	4462	4275	4375	4110	3832
5	2893	3315	3592	3059	3149	2885	3348	3016	3139
6	2194	2428	2576	2556	2461	2190	2840	2502	2601
7	2322	2521	2598	2585	2573	2665	2817	2745	2461
8	2490	2759	2890	2933	2786	2693	3018	2837	2634
9	2762	3092	3281	3276	3273	3127	3272	3234	2850
10	3113	3308	3615	3655	3454	3290	3579	3421	3338
11	3349	3643	3728	3677	3384	3326	3404	3421	3549
12	3351	3585	3683	3419	3499	3163	3183	3222	3540
13	3361	3508	3477	3487	3376	3152	3031	3170	3203
14	3256	3254	3266	3281	3199	2891	2717	2817	2989
15	2992	3051	2981	2919	2793	2557	2447	2455	2700
16	2722	2815	2562	2582	2451	2295	2279	2206	2327
17	2662	2600	2316	2350	2145	2125	2091	2101	2173
18	2518	2408	1993	2090	1946	1951	1927	2046	2103
19	2351	2084	1686	1690	1817	1756	1733	1804	1840
20	2161	1842	1497	1417	1568	1516	1531	1580	1633
21	1926	1621	1235	1207	1297	1360	1211	1387	1451
22	1650	1312	995	971	1095	1088	1040	1137	1118
23	1282	1076	808	831	898	902	896	948	901
24	1008	863	605	507	699	751	720	801	734
25	757	636	409	323	532	610	608	611	685
26	586	449	230	214	334	447	430	572	577
27	457	303	137	123	192	329	320	371	445
28	287	181	83	66	116	203	206	264	320
29	198	114	59	44	74	122	125	173	193
30	118	76	29	21	53	79	79	126	118
31	79	36	19	11	21	51	59	83	99
32	70	24	11	3	14	22	44	50	67
33	38	13	4	5	7	16	17	18	33
34	12	14	4	2	3	7	9	10	9
35	8	3	2	0	1	5	4	6	8
36	5	6	1	0	0	3	3	3	5
37	2	1	0	0	0	0	0	1	1
38	1	0	0	0	0	0	0	0	1
39 à 50	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Une courbe de puissance se représente généralement entre des vitesses de vents de 0 à 25 m/s. On remarque avec le Tableau 3.3 que la catégorie γ_1 ainsi que les catégories de γ_{29} à γ_{50} comportent peu ou pas de données, ce qui ne permet pas d'avoir des résultats statistiquement pertinents. Pour tracer une courbe de puissance complète, une extrapolation est donc effectuée. Pour cela, la moyenne des catégories γ_{29} à γ_{50} (14,5 m/s à 25 m/s) est calculée en utilisant la moyenne des catégories γ_{24} à γ_{28}. En effet, la courbe de puissance atteignant sa puissance nominale à 12 m/s (catégorie γ_{24}), les catégories γ_{24} à γ_{50} doivent avoir quasiment la même valeur de puissance. Pour la puissance moyenne de la catégorie γ_1, les moyennes des catégories γ_2 et γ_3 sont utilisées.

De plus, deux intervalles sont tracés autour de la courbe de puissance (Figure 3.11). Ces intervalles, tracés manuellement autour du nuage de points, servent dans la suite de l'étude.

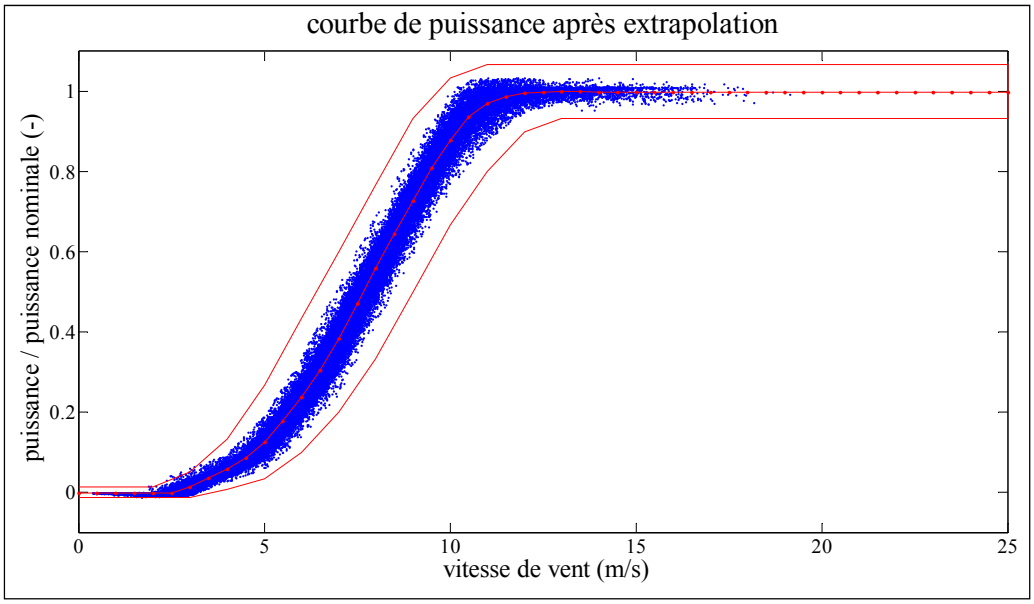


Figure 3.11 Interpolation de la courbe moyenne et tracé des intervalles.

À la fin de cette étape, chaque éolienne possède sa propre courbe de puissance, ainsi que les intervalles la caractérisant.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Dans ce chapitre, nous avons défini une méthode pour réaliser la courbe de puissance de référence d'une éolienne. La méthode impose un contrôle de qualité précis pour ne garder que les données fiables, puis la méthode des catégories a été utilisée pour tracer la courbe de puissance.

CHAPITRE 4

UTILISATION DES CARTES DE CONTRÔLE EWMA POUR LA DÉTECTION DE SOUS-PERFORMANCES

4.1 Introduction générale sur les cartes de contrôle

Les cartes de contrôle sont des outils graphiques pour suivre le comportement dans le temps d'un processus aléatoire. Elles sont très utilisées dans le milieu industriel. Elles permettent de surveiller la stabilité (ergodicité) d'un processus de fabrication. L'objectif spécifique des cartes de contrôle est de détecter les variations d'un procédé le plus rapidement possible et d'anticiper tout phénomène de dérive afin d'éviter toute non-conformité et/ou toute déviation par rapport à une valeur cible. Sur une carte de contrôle, les données sont tracées au cours du temps (en temps réel) et il est donc possible de voir si le procédé est en contrôle ou hors contrôle (Shewart, 1924).

Pour les bases théoriques et historiques des cartes de contrôle, nous référons la lecture aux articles de Montgomery et Lowry (Montgomery et Lowry, 1995) et Montgomery *et al*. (Montgomery *et al.*, 1994). Toutes les règles de contrôles des cartes ont été développées en considérant une distribution normale des données. Les limites supérieures et inférieures de contrôle sont calculées pour représenter une variation typique de ±3 écarts-types, par conséquent, la probabilité qu'une valeur soit à l'extérieur de ces limites est donc de 0,27 %. Dans la plupart des procédés, la moyenne et l'écart type sont inconnus et il faut donc procéder à une estimation de ces paramètres.

Suivant le type de contrôle, il y a des cartes de contrôle qui sont plus adaptées que les autres pour un usage spécifique (par ex. une taille du sous-groupe imposée, détection de la variabilité, détection d'une déviation par rapport à une valeur cible). La Figure 4.1 présente les différentes cartes de contrôle et leur utilisation (Tahan, 2009).

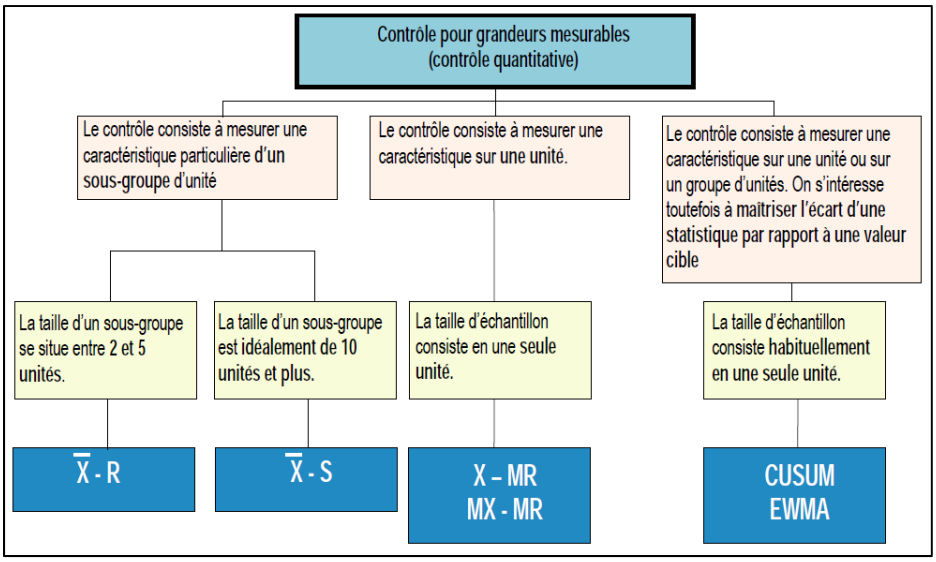


Figure 4.1 Choix de la carte de contrôle.
Tirée de Tahan (2009, p. 48)

Dans notre cas spécifique, on s'intéresse à détecter l'écart d'une variable mesurée (puissance mesurée) par rapport à une valeur cible (puissance nominale). Nous avons retenu la carte à moyenne mobile et poids exponentiels (*Exponentially Weighted Moving Average* (EWMA)).

4.2 Les cartes à moyenne pondérée EWMA

Roberts (Roberts, 1959) est le premier à avoir mis en place les cartes de contrôles basées sur la moyenne pondérée. La carte EWMA permet de surveiller l'état d'un procédé en utilisant une moyenne qui donne plus de poids aux données les plus récentes (NIST, 2013). La formule récursive de la carte EWMA est la suivante :

$$EWMA_t = \lambda \times X_t + (1 - \lambda) \times EWMA_{t-1} \tag{4.1}$$

où $EWMA_t$ est la valeur tracée sur la carte EWMA au temps t, λ $(0 < \lambda \leq 1)$ est une constante qui détermine le poids pour les valeurs les plus récentes par rapport aux anciennes

(typiquement cette valeur est $\lambda \in [0{,}2 - 0{,}3]$), et finalement, X_t est la valeur de la donnée brute au temps t. Dans notre cas, cette dernière correspondra à la puissance mesurée (P_{mes}).

Une valeur de $\lambda = 1$ implique que seule la dernière donnée sera retenue, cela revient à utiliser une carte traditionnelle *Shewart* (ex. X_barre – R (carte suivant la moyenne et l'étendue), X-MR (carte suivant la variabilité des mesures), etc.). Plus la valeur de λ est élevée, plus la dernière donnée possède un poids important dans le calcul de la valeur tracée sur la carte EWMA. Comme mentionné précédemment, une valeur typique de λ vaut entre 0,2 et 0,3 (Hunter, 1986), mais il est possible de la choisir à l'aide du tableau de Lucas et Saccucci (Lucas et Saccucci, 1990). La formule récursive agit comme un filtre de lissage, elle atténue les variations brusques pour représenter une sorte de moyenne mobile qui tient compte de la « *mémoire récente* » du processus.

La variance de la variable $EWMA_t$ peut être estimée (NIST, 2013) à partir de la variance de X_t :

$$\sigma^2{}_{EWMA} \approx \frac{\lambda}{2-\lambda} \times \sigma_x{}^2 \tag{4.2}$$

où σ_{EWMA} est l'écart type des données $EWMA_t$ et σ_x est l'écart type des données historiques.

La ligne centrale de la carte de contrôle est la valeur cible (NIST, 2013). Les limites supérieure (*Upper Control Limit* (UCL)) et inférieure (*Lower Control Limit* (LCL)) sont définies par les équations suivantes :

$$UCL = EWMA_0 + k \times s_{EWMA} \tag{4.3}$$

$$LCL = EWMA_0 - k \times s_{EWMA} \tag{4.4}$$

où k est un facteur soit équivalent à 3, soit choisi en utilisant la table de Lucas et Saccucci (Lucas et Saccucci, 1990).

Une carte de contrôle avec une petite valeur de λ va mieux « protéger » (c'est-à-dire être plus efficace) contre les petits changements alors qu'une valeur de λ élevée va protéger contre les changements plus importants. Le tableau de Lucas et Saccucci montre que pour un ARL[1] donné, la valeur optimale de λ augmente lorsque la dérive du procédé augmente.

Čisar et Čisar (Čisar et Čisar, 2011) citent les multiples avantages de la carte de contrôle EWMA. Tout d'abord, toutes les données collectées au cours du temps peuvent être utilisées pour déterminer visuellement et rapidement le statut du procédé (ex. stabilité, moyenne historique, etc.). Ensuite, la carte EWMA utilise toutes les observations d'un passé rapproché, mais le poids associé aux données décroit exponentiellement lorsque les données deviennent de plus en plus anciennes. De ce fait, la carte EWMA est souvent plus sensible que les autres cartes (ex. Cusum (*Cumulative Sum*), X-barre-R, etc.) pour détecter précocement toute déviation systématique sur le comportement moyen du processus. De plus, la carte EWMA peut être appliquée pour contrôler l'écart type en plus de la moyenne. Enfin, elle permet de prédire les valeurs d'un procédé.

Certaines conditions s'appliquent pour pouvoir utiliser la carte de contrôle EWMA. Wang Hai-Yu et Xu Ji-Chao (Wang et Xu, 2007) montrent que pour utiliser la méthode EWMA, il faut que la fonction de densité de probabilité soit normale ou à peu près normale. Mais il se peut que dans certains cas, cette condition ne soit pas respectée et que la fonction de densité de probabilité soit fortement dissymétrique. Dans ce cas, la probabilité de fausses alarmes est augmentée.
Pour pallier ce problème, Wang Hai-Yu et Xu Ji-Chao expliquent comment faire pour utiliser le EWMA avec des données dont la fonction de répartition n'est pas normale. Ils proposent d'effectuer une transformation pour ramener la courbe à une distribution normale.

Wang Hai-yu (Wang, 2009) montre que le fait que les données soient auto-corrélées peut aussi avoir un impact important. Dans son article, une méthode est décrite pour appliquer la

---

[1] ARL : Average Run Length : nombre de points au bout duquel une fausse alarme va se déclencher

carte EWMA sur des données en présence de phénomènes auto-corrélés. Plus de paramètres entrent en jeu : la moyenne, deux paramètres de variance, le paramètre autorégressif et le paramètre de moyenne changeante.

Dans le cas où d'importants changements doivent aussi être détectés, la carte de contrôle EWMA n'est pas la plus efficace. Dans un article, Reynolds et Stoumbos (Reynolds et Stoumbos, 2005) proposent de combiner la carte de contrôle EWMA et la carte de contrôle *Shewart*. La première permettant de détecter des petits changements et la deuxième de grands changements, combiner les deux permet de détecter les deux types de changements.

Patel et Divecha (Patel et Divecha, 2011) proposent une carte de contrôle EWMA modifiée qui permet de mieux voir les petits ou grands changements. Elle est efficace pour les données qui ont une distribution normale. La courbe ARL est calculée avec une chaîne de Markov. Il en ressort que la courbe ARL est meilleure pour la carte de contrôle EWMA modifiée que pour celle normale.

Cependant, Reynolds et Stoumbos (Reynolds et Stoumbos, 2006) soulignent quelques limites de la carte de contrôle EWMA. Tout d'abord, un changement brutal peut ne pas être détecté instantanément, car la dernière valeur (celle créant le changement) va être moyennée avec les valeurs précédentes, et le changement ne se verra peut-être pas immédiatement.
De plus, la statistique EWMA peut-être en position désavantageuse avant le changement soudain et ne pas faire détecter le problème immédiatement. Par exemple, si la valeur EWMA est près de la limite supérieure, mais dans la zone de tolérance avant une baisse brutale, le changement ne sera pas repéré tout de suite, car il faut le temps que la valeur EWMA descende en dessous de la limite inférieure.

L'accès facile à des systèmes informatiques a rendu les cartes de contrôle EWMA très populaires de nos jours au détriment des cartes de *Shewart*. En effet, elles sont plus efficaces pour détecter les petits changements (Marquis, 2010).

Cependant, pour une carte de *Shewart* et une carte EWMA, les deux séries de données ont la même moyenne :

$$\mu_{EWMA} = \mu_x \tag{4.5}$$

Et les deux écarts-types sont reliés par la formule suivante :

$$\sigma_{EWMA} \approx \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}} \times \sigma_x \tag{4.6}$$

Il est dès lors facile de tracer sur le même graphique les données EWMA et les données historiques pour comparer la force de détection des deux méthodes.

Dans l'exemple de Marquis, la carte standard de *Shewart* ne signale qu'une seule alarme, alors que la carte EWMA est hors contrôle dès que le changement de moyenne est effectué (Marquis, 2010).

Il est assez simple de reproduire un exemple similaire avec le logiciel Matlab. Un ensemble de 300 données synthétiques et réparties de façon normale ($\sim N(\mu = 0, \sigma = 1)$) est généré aléatoirement. Puis, un léger changement est généré de la façon suivante :

- des points 1 à 100, les données sont strictement normales ($\sim N(0,1)$);
- des points 101 à 150, un changement graduel jusqu'à μ=1 est généré;
- des points 150 à 300, les données sont strictement normales ($\sim N(1,1)$).

Sur la Figure 4.2, on remarque que les données historiques dépassent la limite que pour seulement quatre points, alors que pour les données EWMA, la limite est dépassée et reste dépassée lorsque le changement a été effectué. C'est une illustration de l'un des avantages de la carte EWMA par rapport à la carte de *Shewart*.

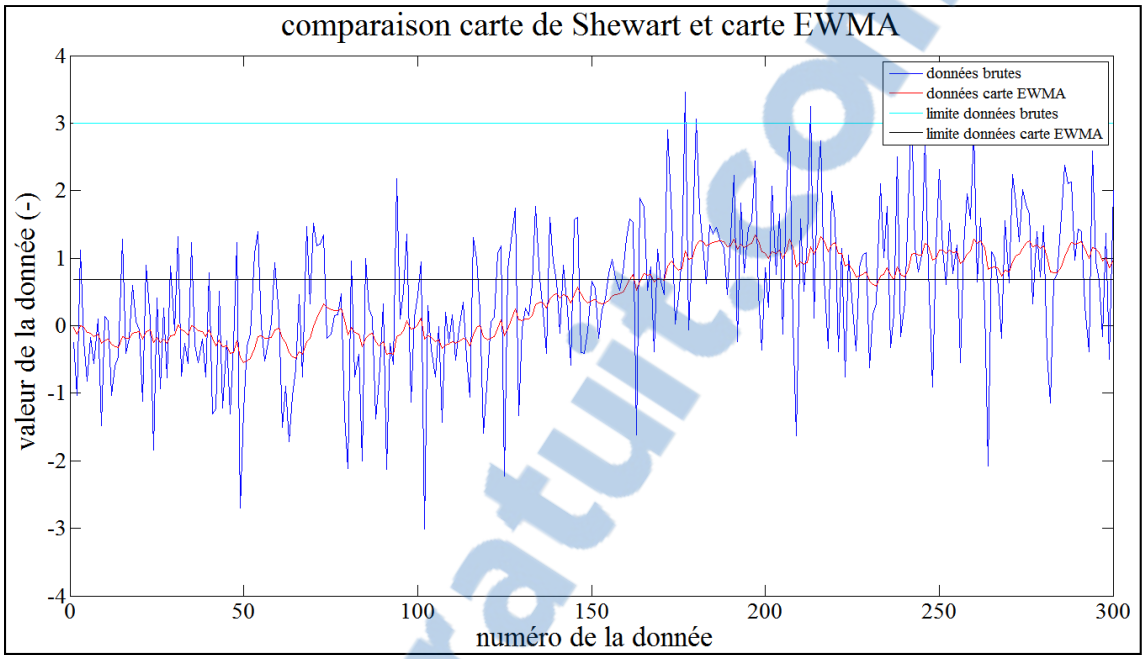


Figure 4.2 Comparaison de la carte de *Shewart* et de la carte EWMA.

4.3 Détermination du λ optimal

Pour étudier l'effet de λ, il faut repartir de l'équation de base de l'EWMA (4.1).

$$EWMA_0 = X_0$$
$$EWMA_1 = \lambda X_1 + (1-\lambda)EWMA_0$$
$$EWMA_2 = \lambda X_2 + (1-\lambda)EWMA_1$$
$$\dots$$
$$EWMA_t = \lambda X_t + (1-\lambda)EWMA_{t-1}$$

En combinant les formules, on obtient :

$$EWMA_t = \lambda \sum_{i=0}^{t} (1-\lambda)^i X_{t-i} \tag{4.7}$$

Cela permet de réaliser une comparaison du poids affecté à une donnée en fonction de λ et de l'ancienneté de la donnée à l'instant t (Tableau 4.1, Tableau 4.2 et Figure 4.3).

Rapport-Gratuit.com

Tableau 4.1 Poids (en %) de la donnée en fonction de son ancienneté et de λ

		λ								
		0,1	**0,2**	**0,3**	**0,4**	**0,5**	**0,6**	**0,7**	**0,8**	**0,9**
Point	**1**	10,00	20,00	30,00	40,00	50,00	60,00	70,00	80,00	90,00
	2	9,00	16,00	21,00	24,00	25,00	24,00	21,00	16,00	9,00
	3	8,10	12,80	14,70	14,40	12,50	9,60	6,30	3,20	0,90
	4	7,29	10,24	10,29	8,64	6,25	3,84	1,89	0,64	0,09
	5	6,56	8,19	7,20	5,18	3,13	1,54	0,57	0,13	0,01
	6	5,90	6,55	5,04	3,11	1,56	0,61	0,17	0,03	0,00
	7	5,31	5,24	3,53	1,87	0,78	0,25	0,05	0,01	0,00
	8	4,78	4,19	2,47	1,12	0,39	0,10	0,02	0,00	0,00
	9	4,30	3,36	1,73	0,67	0,20	0,04	0,00	0,00	0,00
	10	3,87	2,68	1,21	0,40	0,10	0,02	0,00	0,00	0,00
	11	3,49	2,15	0,85	0,24	0,05	0,01	0,00	0,00	0,00
	12	3,14	1,72	0,59	0,15	0,02	0,00	0,00	0,00	0,00
	13	2,82	1,37	0,42	0,09	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
	14	2,54	1,10	0,29	0,05	0,01	0,00	0,00	0,00	0,00
	15	2,29	0,88	0,20	0,03	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00

Tableau 4.2 Poids cumulé de la donnée en fonction de son ancienneté et de λ

		λ								
		0,1	**0,2**	**0,3**	**0,4**	**0,5**	**0,6**	**0,7**	**0,8**	**0,9**
Point	**1**	10,00	20,00	30,00	40,00	50,00	60,00	70,00	80,00	90,00
	2	19,00	36,00	51,00	64,00	75,00	84,00	91,00	96,00	99,00
	3	27,10	48,80	65,70	78,40	87,50	93,60	97,30	99,20	99,90
	4	34,39	59,04	75,99	87,04	93,75	97,44	99,19	99,84	99,99
	5	40,95	67,23	83,19	92,22	96,88	98,98	99,76	99,97	100,00
	6	46,86	73,79	88,24	95,33	98,44	99,59	99,93	99,99	100,00
	7	52,17	79,03	91,76	97,20	99,22	99,84	99,98	100,00	100,00
	8	56,95	83,22	94,24	98,32	99,61	99,93	99,99	100,00	100,00
	9	61,26	86,58	95,96	98,99	99,80	99,97	100,00	100,00	100,00
	10	65,13	89,26	97,18	99,40	99,90	99,99	100,00	100,00	100,00
	11	68,62	91,41	98,02	99,64	99,95	100,00	100,00	100,00	100,00
	12	71,76	93,13	98,62	99,78	99,98	100,00	100,00	100,00	100,00
	13	74,58	94,50	99,03	99,87	99,99	100,00	100,00	100,00	100,00
	14	77,12	95,60	99,32	99,92	99,99	100,00	100,00	100,00	100,00
	15	79,41	96,48	99,53	99,95	100,00	100,00	100,00	100,00	100,00

D'après le Tableau 4.2, on remarque que plus λ est faible, plus le nombre de données historiques prises en compte dans le calcul de la valeur EWMA est élevé. Par exemple, pour $\lambda = 0{,}9$, seules les quatre dernières valeurs influencent le calcul de la valeur EWMA. Pour $\lambda = 0{,}5$, ce sont les 14 dernières valeurs, alors que pour $\lambda = 0{,}1$, ce sont les 29 points les plus récents qui comptent pour 95 % du calcul de la valeur EWMA.

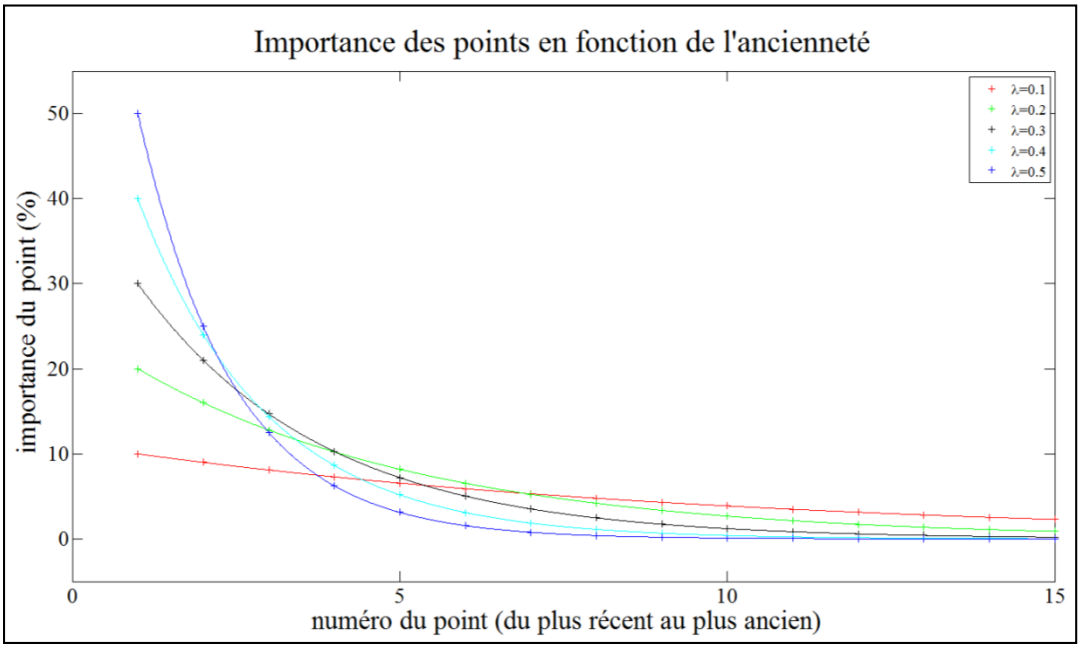


Figure 4.3 Importance du point en fonction de son ancienneté et de λ.

Pour notre étude, il fallait trouver la valeur optimale pour λ afin d'obtenir les meilleurs résultats possibles. Pour ce faire, la méthode de Čisar et Čisar (Čisar et Čisar, 2011) a été employée.

La méthode est la suivante. Pour une valeur initiale de $\lambda = 0{,}1$ et pour chaque temps t, on calcule la donnée $EWMA_t$ puis on calcule l'écart au carré entre cette valeur et la valeur historique $(EWMA_t - X_t)$. La somme des erreurs au carré est désignée par $SSE_{0.1}$. Puis le même calcul est réalisé pour une valeur incrémentée de λ. À titre d'exemple, $\lambda = 0.2$. Si $SSE_{0.2} < SSE_{0.1}$ alors $\lambda = 0{,}2$ est une meilleure estimation pour λ. Ainsi de suite, pour trouver le λ optimal (Tableau 4.3).

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

Tableau 4.3 Méthode des moindres carrés pour trouver λ optimal
Tiré de Čisar et Čisar (2011, p. 77)

Temps	**Donnée brute**	**Donnée lissée**	**Erreur**	**Erreur au carré**
1	X_1	$EWMA_1$		
2	X_2	$EWMA_2$	E_2	E_{22}
3	X_3	$EWMA_3$	E_3	E_{32}
…	…	…	…	…
N	X_n	$EWMA_n$	E_n	E_{n2}
				SSE_λ

Dans le cas des éoliennes, en analysant l'histogramme de la répartition du vent (Figure 4.4), on remarque que les catégories les plus intéressantes sont celles de γ_{10} à γ_{20} (vitesse de vent de 5 à 10 m/s). En effet, en dessous de 5 m/s la puissance est trop faible pour tirer des conclusions dans les catégories. Au-dessus de 10 m/s, la puissance nominale est atteinte et il n'y a pas beaucoup de variations au niveau de la puissance.

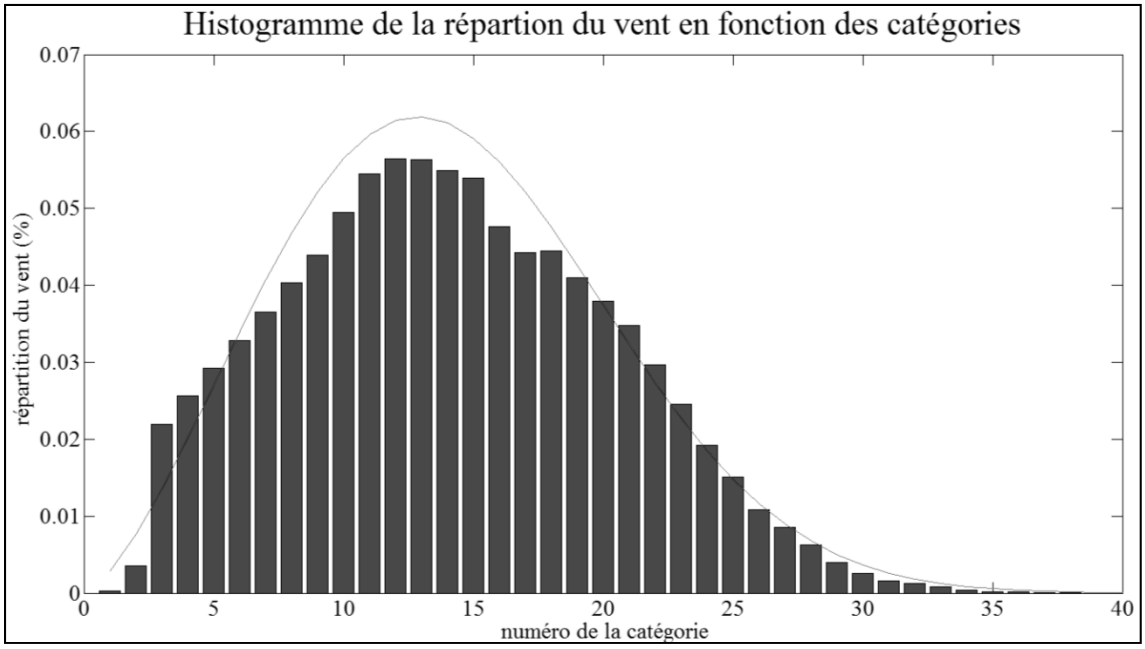


Figure 4.4 Histogramme de la répartition du vent en fonction des catégories.

Les calculs ont été effectués avec un incrément de λ égale à 0.05. Le test a été réalisé pour les catégories de γ_{10} à γ_{20} pour toutes les éoliennes. On trouve que le λ optimal est d'environ 0.15 (Figure 4.5). **On utilisera donc $\boldsymbol{\lambda = 0.15}$ pour la suite de l'étude.**

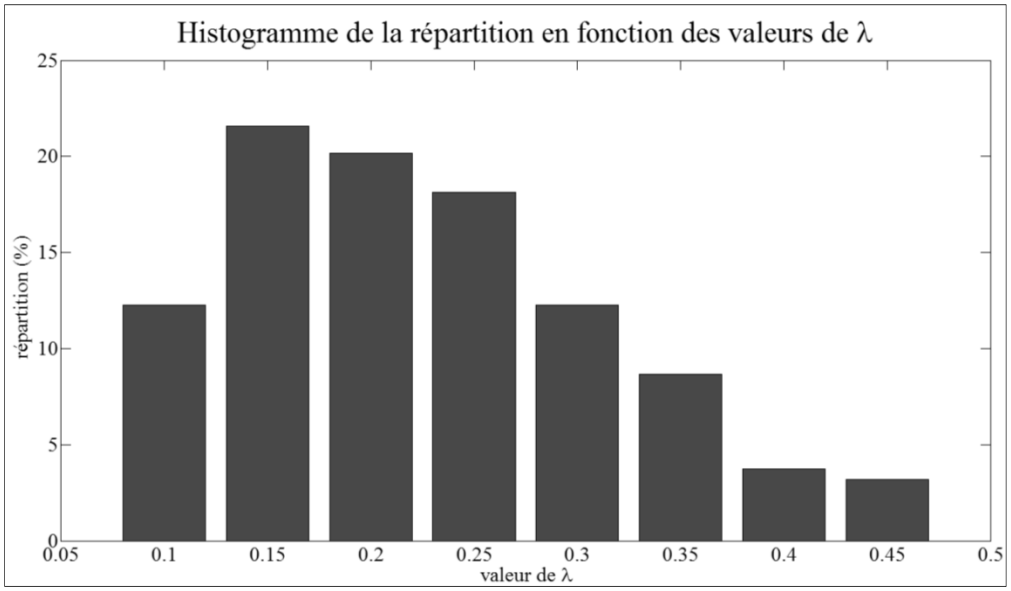


Figure 4.5 Histogramme de la répartition en fonction des valeurs de λ.

4.4 Normalisation des données dans chaque catégorie de vitesse

Pour utiliser la carte de contrôle EWMA, on ne peut pas utiliser directement les valeurs mesurées P_{mes} de puissance dans chaque catégorie γ car sur un intervalle de 0.5 m/s, l'écart de puissance est trop important pour pouvoir utiliser correctement le EWMA (la puissance dans une même catégorie γ n'est pas la même suivant la vitesse de vent). L'idée est donc de ramener, pour chaque catégorie γ, toutes les puissances à une vitesse de vent de référence.

À titre d'exemple, en analysant la répartition des données dans chaque catégorie (catégorie γ_{10} à γ_{20}), on remarque que le modèle dans chaque catégorie peut être assimilé à une droite (la Figure 4.6 illustre un exemple de la catégorie γ_{18} , vitesse de vent 8,75 – 9,25 m/s).

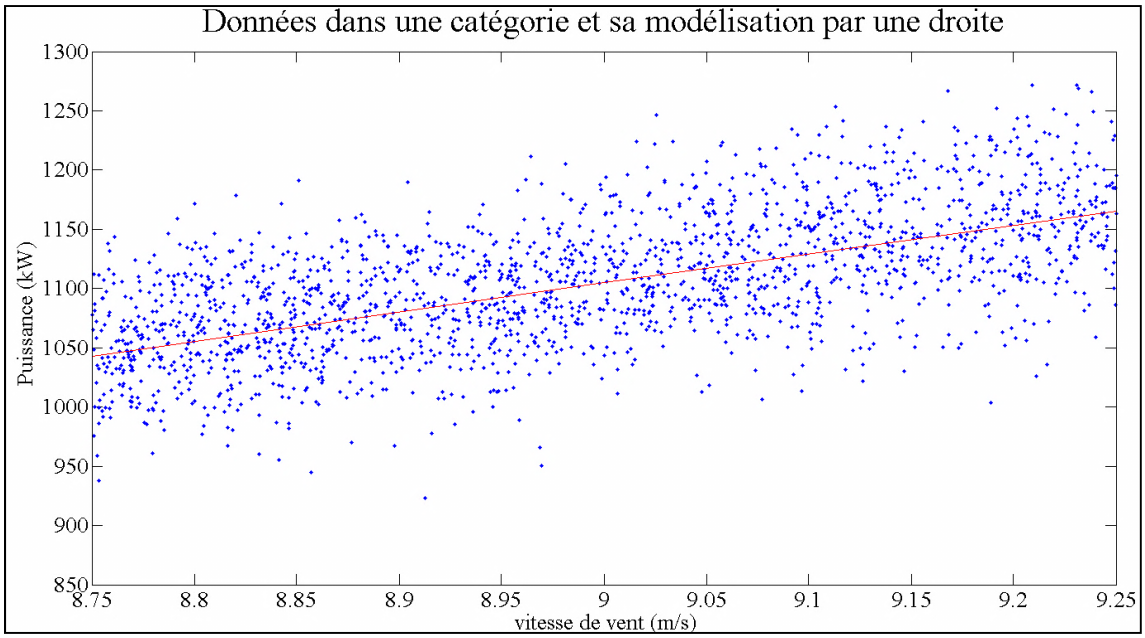


Figure 4.6 Données dans la catégorie γ_{18} (8,75 – 9,25 m/s) et modélisation par une droite.

Pour tracer la droite de régression dans chaque catégorie, qui servira par la suite à faire normaliser les valeurs des puissances mesurées, un changement de catégorie doit être effectué. C'est-à-dire que de nouvelles catégories, appelées catégories β, sont créées pour remplacer les catégories γ. Dans chaque catégorie β, les puissances sont ramenées à une seule vitesse de vent de référence.

La méthode proposée est la suivante :

1) Notre point de départ est le modèle de courbe de puissance de base de l'éolienne telle que calculée dans le chapitre précédent, avec des catégories γ de taille 0,5 m/s, entre 0,25 et 25,25 m/s. Il y avait alors 50 catégories γ (Figure 4.7).

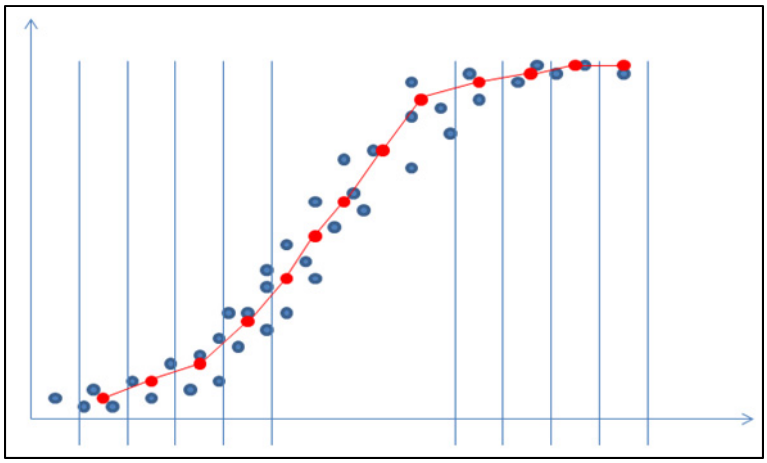


Figure 4.7 Schéma de la courbe de puissance
avant le changement de catégories.

2) Les frontières des catégories γ sont décalées de 0,25 m/s vers la droite pour que les points de puissance moyenne des catégories γ se situent sur la frontière des catégories β. Il y a désormais 49 catégories β de taille 0,5 m/s, entre 0,5 et 25 m/s. (Figure 4.8).

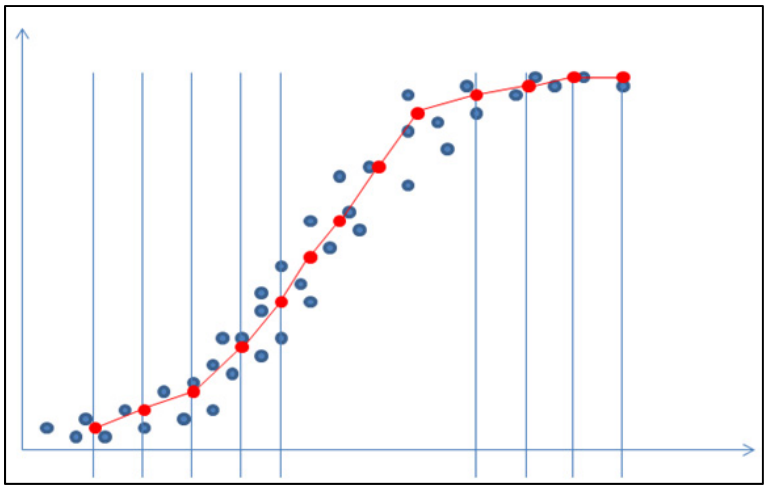


Figure 4.8 Schéma de la courbe de puissance
après le changement de catégories.

Pour une meilleure compréhension le Tableau 4.4 présente la relation entre le numéro des catégories γ et le numéro des catégories β.

Tableau 4.4 Vitesses de vent des catégories γ et β

Numéro de la catégorie	**Vitesse de vent catégorie γ**	**Vitesse de vent catégorie β**
1	0,25 – 0,75	0,5 - 1
2	0,75 – 1,25	1 – 1,5
3	1,25 – 1,75	1,5 - 2
4	1,75 – 2,25	2 – 2,5
…	…	…
48	23,75 – 24,25	24 – 24,5
49	24,25 – 24,75	24,5 - 25
50	24,75 – 25,25	

À partir de maintenant, seules les catégories β seront utilisées.

3) Pour chaque catégorie β, on obtient alors le modèle linéaire en reliant les deux puissances moyennes des extrémités des catégories γ. Les puissances mesurées sont alors réparties de part et d'autre de cette droite (Figure 4.9).

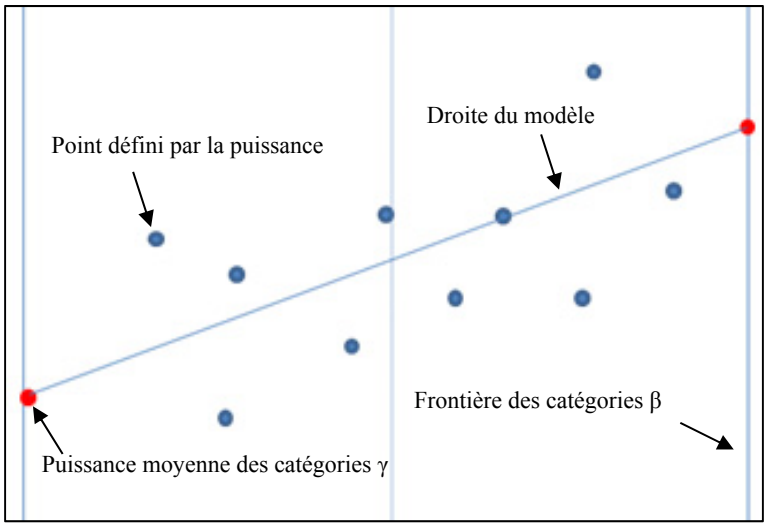


Figure 4.9 Schéma de la modélisation de la courbe de puissance dans une catégorie β.

4) Les puissances sont ramenées (normalisées) à la vitesse de vent de référence qui sera celle de la médiane de chaque catégorie β par une simple translation suivant la droite du modèle (Figure 4.10).

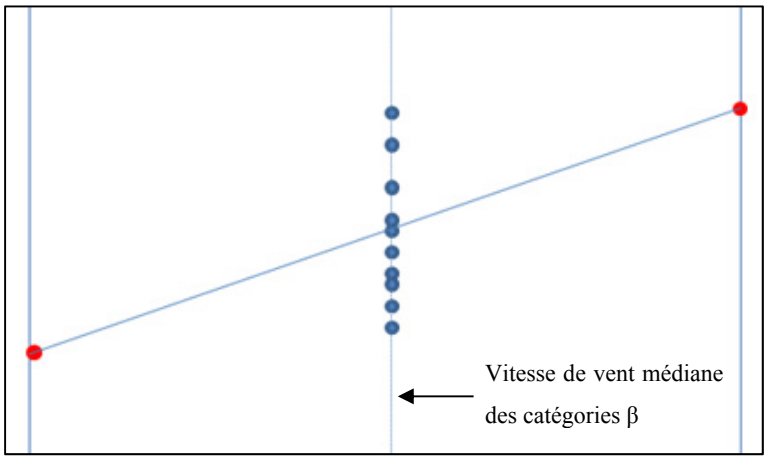


Figure 4.10 Les données de puissance ramenées
au milieu de la catégorie β.

En ne raisonnant que sur la puissance mesurée et normalisée, on peut faire plusieurs cartes de contrôle (une pour chaque catégorie β). Le but étant de détecter rapidement une sous-performance. Intuitivement, il faut étudier les catégories β où les données arrivent le plus souvent.

En étudiant la courbe de répartition du vent sur 2011 et 2012 (Figure 4.4), on constate que les vitesses de vent situées entre 6 et 10 m/s sont les plus intéressantes. On décide donc de retenir les catégories de β_{12} à β_{20} pour l'étude. les résultats des catégories β_{12} (6 – 6,5 m/s), β_{14} (7 – 7,5 m/s), β_{16} (8 – 8,5 m/s), β_{18} (9 – 9,5 m/s) et β_{20} (10 – 10,5 m/s) sont détaillés dans la suite de ce chapitre.

4.5 Tests de normalité sur les données

Un test de normalité doit être réalisé dans les catégories β utilisées pour s'assurer que les données sont réparties selon une densité de probabilité d'une loi normale.

Rigoureusement, nous devons nous assurer qu'un test statistique adéquat ne rejettera pas l'hypothèse de la normalité des données de puissance. Trois tests sont réalisés : l'étude visuelle de l'histogramme, l'examen de la droite de Henri (*Q-Q Plot*) et le test de Kolmogorov-Smirnov.

L'exemple de test de normalité sur la catégorie β_{12} est présenté à la Figure 4.11. La procédure pour réaliser ce test se trouve après la figure.

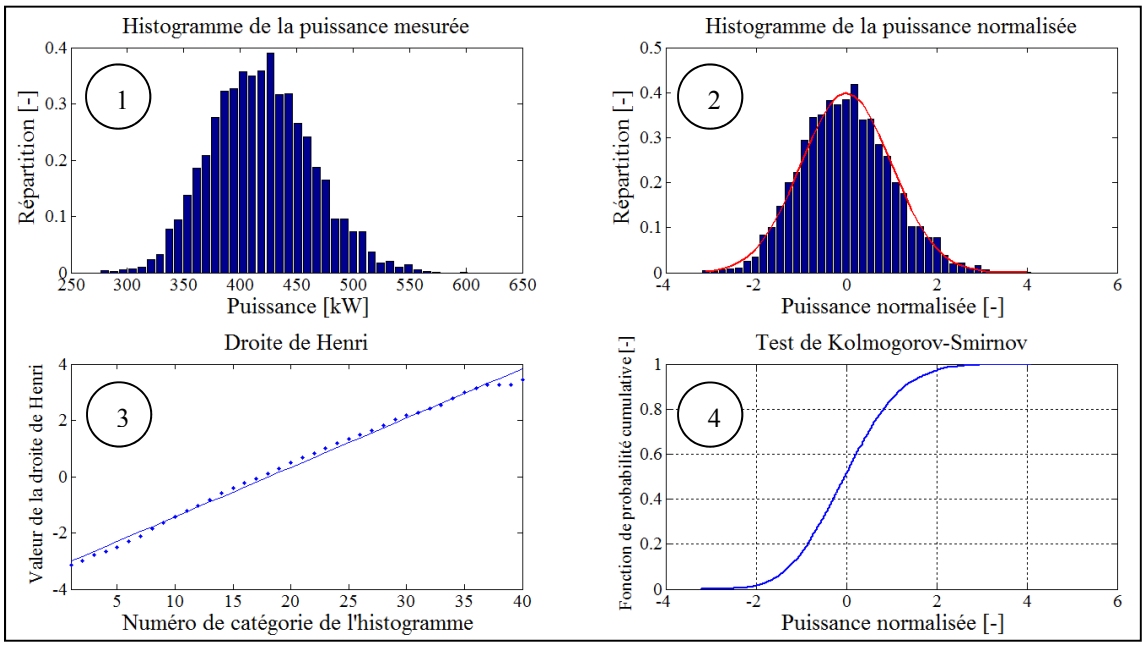


Figure 4.11 Exemple de test de normalité pour la catégorie β_{12} (6 – 6,5 m/s).

Dans un premier temps, nous affichons l'histogramme des puissances mesurées (graphe n°1). À la forme de l'histogramme, nous faisons l'hypothèse que les données sont réparties de façon normale.

Nous calculons ensuite la moyenne $\mu_{cat\ 12}$ et l'écart type $\sigma_{cat\ 12}$, puis nous normalisons les puissances mesurées à l'aide de l'équation (4.8) pour obtenir des données supposées réparties de façon normale $\sim N(\mu = 0, \sigma = 1)$.

$$P_{norm\ \beta\ 12} = \frac{P_{mes} - \mu_{cat\ 12}}{\sigma_{cat\ 12}} \tag{4.8}$$

On obtient l'histogramme des données normalisées (graphe n°2)

Pour tracer la droite de Henri, il est procédé comme suit (Statsoft, 2013) :
On divise les données en classes (le nombre de catégories est déterminé par la formule empirique $\approx Log_2(n)$) puis on calcule la fréquence de données dans chaque classe par rapport au nombre de données total. On calcule par la suite, pour chaque classe, la fréquence cumulée puis l'on note la valeur de la loi normale inverse. Les données sont ensuite tracées avec une échelle gausso-arithmétique. On obtient un nuage de points. Si les données sont regroupées autour d'une ligne droite, alors l'hypothèse de normalité est plausible et nous ne pouvons pas rejeter l'hypothèse de la normalité des données. La droite de Henri est tracé sur le graphe n°3.

D'après l'étude visuelle des histogrammes et de la droite de Henri, on ne peut pas rejeter l'hypothèse de normalité.

La fonction de probabilité aussi nommée fonction cumulative $F(x)$ représente la probabilité qu'une variable aléatoire X soit inférieure ou égale à une valeur donnée x : $F(x) = Pr\{X \leq x\}$. En d'autres termes, elle représente l'aire sous la courbe de la fonction f de -∞ jusqu'à x. Elle est définie par l'équation :

$$F(x) = \int_{-\infty}^{z=x} f(z)dz \tag{4.9}$$

Il est possible de comparer la fonction de probabilité cumulative d'un vecteur de valeurs empiriques avec une fonction d'un modèle *a priori* (ici la loi normale). On parle dans ce cas d'un test d'adéquation. Dans la littérature, plusieurs tests sont proposés avec des particularités et des difficultés inhérentes à chacun (ex. Kolmogorov-Smirnov, von Mises, Shapiro-Wilk, etc.). Le test de Kolmogorov-Smirnov a été retenu dans notre cas.

Rapport-Gratuit.com

Nous formulons alors l'hypothèse H_0 : la fonction de répartition des puissances normalisées suit une loi normale $\sim N(\mu = 0, \sigma = 1)$, et nous réalisons le test avec un niveau de confiance $\alpha_{ks} = 95\ \%$.

Le test retourne une valeur appelée P_{value} et le résultat h du test :
- $h = 0$ si $P_{value} > \alpha_{ks}$ (l'hypothèse H_0 ne peut être rejetée à un taux de confiance de α_{ks});
- $h = 1$ si $P_{value} < \alpha_{ks}$ (l'hypothèse H_0 est rejetée à un taux de confiance de α_{ks}).

Pour le test de la catégorie β_{12} (graphe n°4), $P_{value} = 0{,}28 > \alpha_{ks}$ donc l'hypothèse H_0 ne peut être rejetée, par conséquent, les puissances normalisées suivent une loi normale $\sim N(\mu = 0, \sigma = 1)$, et donc les puissances mesurées suivent une loi normale $\sim N(\mu_{cat\ 12}, \sigma_{cat\ 12})$.

Les figures de l'Annexe II donnent les résultats des tests de normalité pour les catégories β_{14}, β_{16}, β_{18} et β_{20}. Le Tableau-A II-1 donne les valeurs des P_{value} obtenues pour chaque catégorie.

4.6 Application de la carte de contrôle EWMA

4.6.1 Détermination des courbes ARL par catégorie

L'objectif de cette partie est de déterminer les courbes ARL dans chaque catégorie étudiée. Des données synthétiques sont utilisées pour cette étude. Il faut tout d'abord déterminer les valeurs à prendre pour simuler les données dans chaque catégorie β (la moyenne $\mu_{cat\ i}$ et l'écart type $\sigma_{cat\ i}$ pour chaque catégorie β_i). Pour cela, les données réelles ont été étudiées de la façon suivante.

Pour déterminer la puissance à utiliser dans la catégorie β_i, la puissance moyenne dans la catégorie β_i des p éoliennes de la centrale éolienne a été calculée, et la valeur moyenne de

toutes ces valeurs a été considérée comme puissance moyenne de référence dans cette catégorie (4.10).

$$\mu_{cat\ i} = \frac{\sum_1^p P_{moy_{cat\ i}}}{p} \tag{4.10}$$

où i est le numéro de la catégorie β.

Cette formule est utilisée si les éoliennes ont sensiblement la même courbe de puissance. Une éolienne présentant un comportement différent ne doit pas être incluse dans le calcul.
Pour calculer l'écart type dans chaque catégorie, la formule suivante est utilisée (PQ Systems, 2014) :

$$\sigma_{cat\ i} = \frac{\bar{R}_{cat\ i}}{d_2} \tag{4.11}$$

où :

$\bar{R}_{cat\ i}$ est la moyenne des étendues prises sur quatre points consécutifs;

d_2 est une constante valant 2,059 (car quatre points sont utilisés pour le calcul de l'étendue).

Les résultats obtenus sont résumés dans le Tableau 4.5.

Tableau 4.5 Moyenne et écart type utilisés pour chaque catégorie

Numéro de la catégorie β	**Vitesse de Vent [m/s]**	**Moyenne $\mu_{cat\ i}$ [kW]**	**Écart type $\sigma_{cat\ i}$ [kW]**
12	6 – 6,5	406	23
14	7 – 7,5	638	29
16	8 – 8,5	897	28
18	9 – 9,5	1168	30
20	10 – 10,5	1357	33

Ensuite, il faut simuler une sous-performance graduelle sur l'année. L'hypothèse est faite que lorsque la puissance baisse d'un certain pourcentage dans une catégorie, elle baisse de ce pourcentage dans toutes les catégories. Pour la simulation, il faut donc prendre chaque

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

donnée et la faire baisser du pourcentage nécessaire suivant le moment de l'année où elle se trouve. La Figure 4.12 donne un exemple de simulation d'une sous-performance de 10 % pour la catégorie β_{18}.

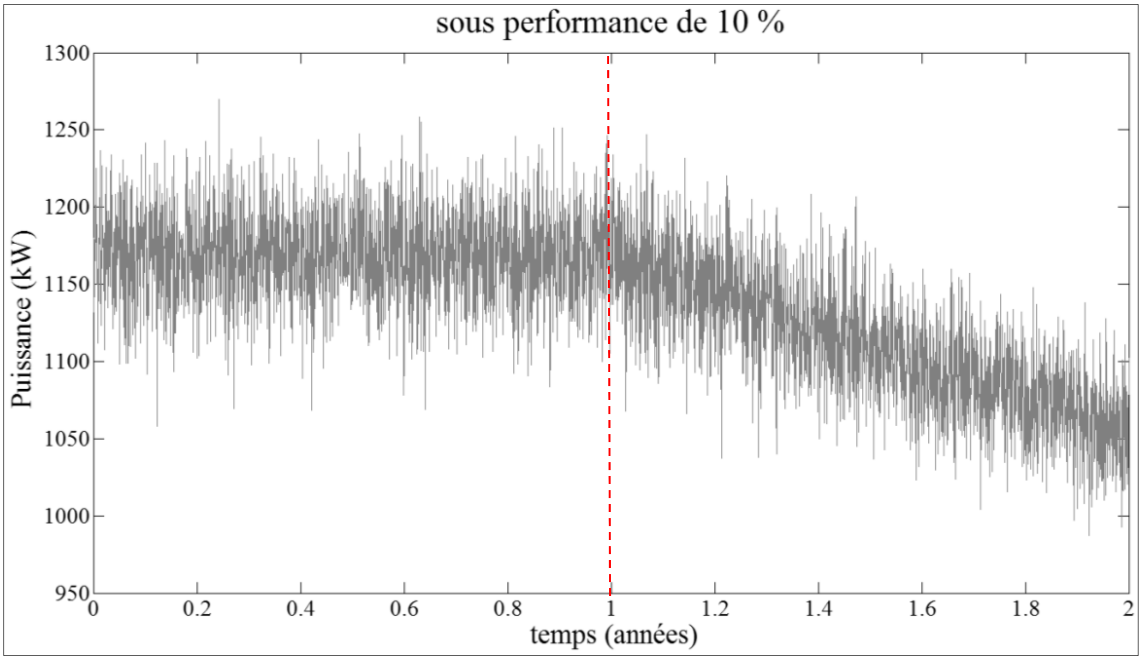


Figure 4.12 Simulation d'une sous-performance de 10 % pour la catégorie β_{18}.

On peut voir sur la Figure 4.12 que la première année, aucune sous-performance n'a été créée, donc les données sont réparties autour de la moyenne $\mu_{cat\ 18}$ = 1168 kW avec un écart type $\sigma_{cat\ 18}$ = 30 KW. Puis la deuxième année, une sous performance graduelle est créée, pour avoir à la fin de l'année une baisse globale de 10 %. Donc au quart de l'année, la baisse est de 2,5 %, à la moitié la baisse est de 5 % et ainsi de suite.

Il est à noter que la sous-performance se voit visuellement lorsque sa valeur est de 10 %. Cependant, plus la sous-performance est faible, moins elle est visuellement remarquable (voir Annexe III Figure-A III -1 et III -2).

Puis, l'étude est ramenée sur un intervalle de valeurs plus conventionnel ($\sim N(\mu = 0, \sigma = 1)$). Pour cela, une normalisation des données est effectuée avec l'équation suivante :

$$P_{norm\,\beta\,i} = \frac{P_{mes} - \mu_{cat\,i}}{\sigma_{cat\,i}} \tag{4.12}$$

Où :

$P_{norm\,\beta\,i}$ est la puissance normalisée dans la catégorie β_i;

P_{mes} est la puissance mesurée;

$\mu_{\mathrm{cat}\,i}$ est la moyenne dans la catégorie β_i;

$\sigma_{\mathrm{cat}\,i}$ est l'écart type dans la catégorie β_i.

La Figure 4.13 présente le graphe des données normalisées. De même que précédemment, moins la sous-performance est importante, moins elle est visible (voir Annexe III Figure-A III -3 à III -5).

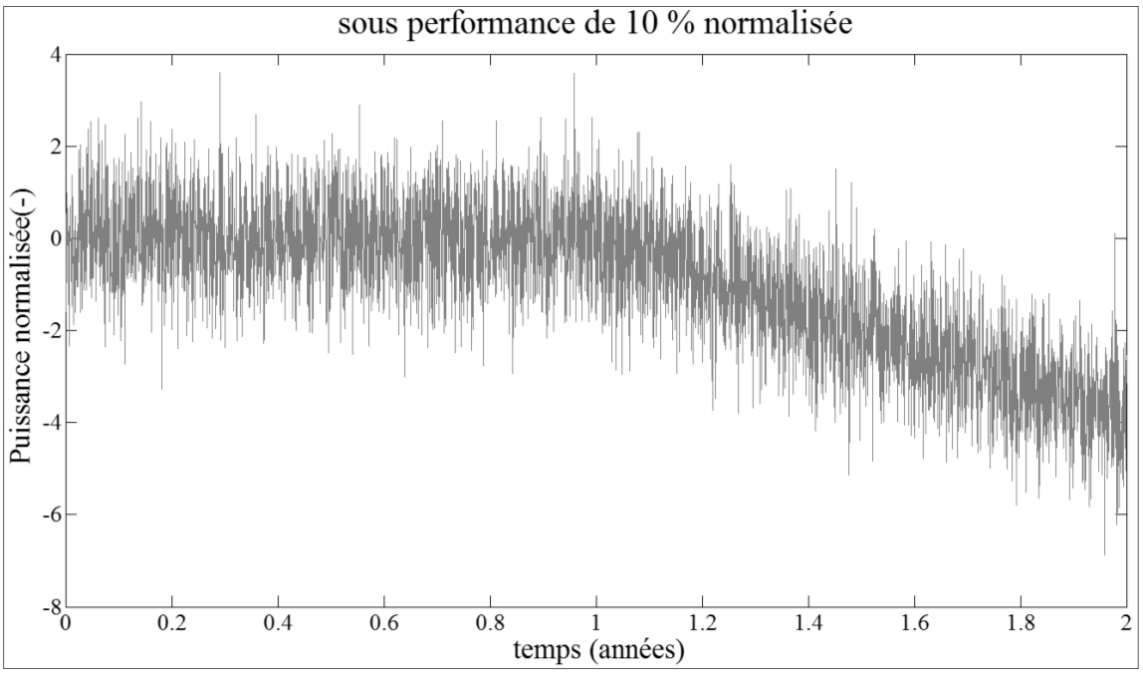


Figure 4.13 Données normalisées de la sous-performance de 10 % pour la catégorie β_{18}.

Avant de tracer le graphe EWMA, les données ont été regroupées en sous-groupes de 5 données. Une fois les sous-groupes constitués, il est très facile de tracer la courbe avec les valeurs EWMA, ainsi que la limite de contrôle. En effet, il faut utiliser la formule de

l'EWMA (4.1) pour calculer les valeurs EWMA, et la formule reliant les deux écarts types (4.6) pour trouver l'écart type des valeurs EWMA. La limite de contrôle se trouvera à 3 écarts types en dessous de 0.

Le calcul de l'écart type des données groupées EWMA est donné par l'équation (4.13). A noter que la division par $\sqrt{5}$ vient du fait que les sous-groupes sont constitués de 5 données.

$$\sigma_{EWMA} = \sqrt{\frac{\lambda}{2-\lambda}}\sigma_x = \sqrt{\frac{0{,}15}{2-0{,}15}} \times 1/\sqrt{5} = 0{,}127 \tag{4.13}$$

La limite de contrôle inférieure est donc placé à la valeur $-3 \times 0{,}127 = -0{,}382$.

La Figure 4.14 présente le graphe de la carte de contrôle EWMA obtenue pour une sous-performance de 10 % (avec la limite inférieure à 0,382).

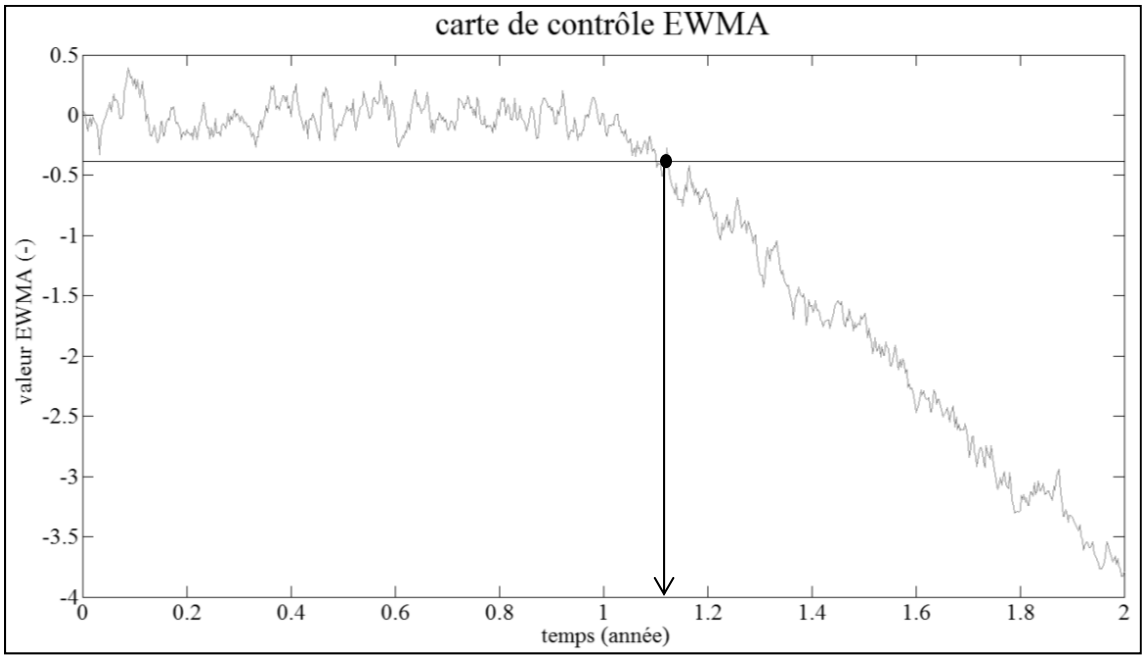


Figure 4.14 Carte EWMA avec une sous-performance de 10 % pour la catégorie β_{18}.

Pour déclencher une alarme, nous proposons qu'il faille deux points sur trois consécutifs en dessous de la limite. Donc un point peut passer sous la limite sans déclencher l'alarme, si les deux suivants sont eux au-dessus de la limite.

Pour s'assurer que le système fonctionne et que les alarmes qu'il déclenche sont de vraies alarmes, il faut étudier la probabilité qu'une fausse alarme se déclenche. Une fausse alarme est une alarme qui se déclenche alors que le système ne présente pas de sous-performance.
Pour étudier cette probabilité, on utilise la méthode de Monte-Carlo en simulant un grand nombre de fois la courbe EWMA lorsqu'il n'y a pas de sous-performance (la courbe EWMA devrait constamment rester au-dessus de la limite de contrôle lorsqu'il n'y a pas de sous-performance).

La Figure 4.15 montre la simulation sur une année de la carte de contrôle EWMA. On remarque que certains points se trouvent sous la limite de contrôle. Ils peuvent potentiellement déclencher de fausses alarmes.

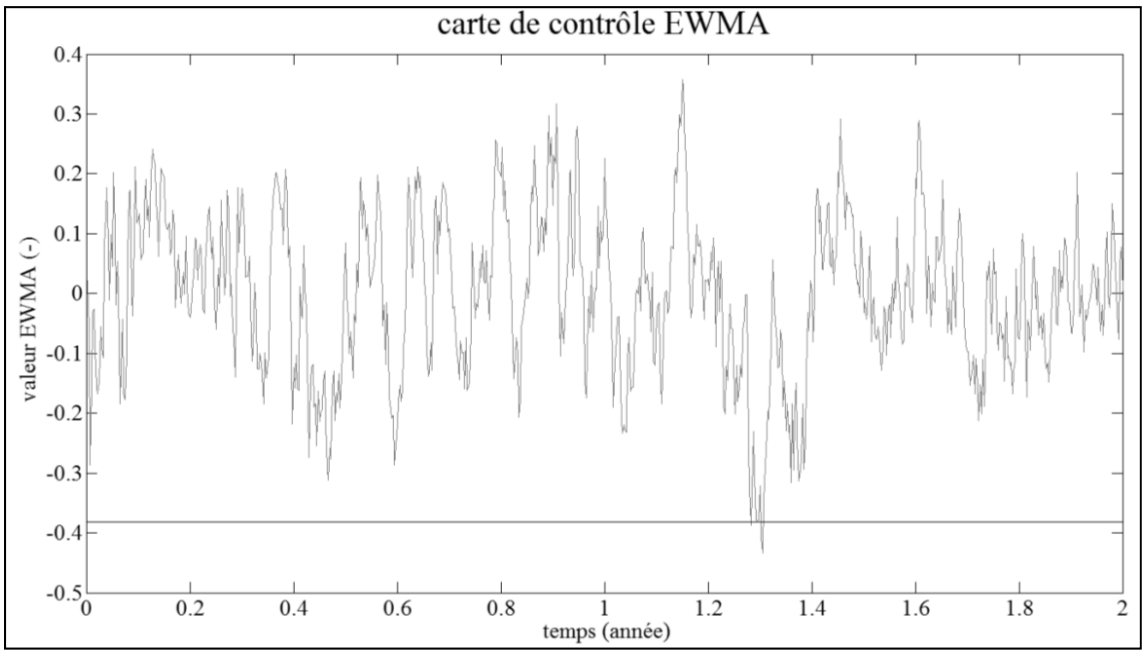


Figure 4.15 Évolution temporelle de la carte EWMA lors d'un fonctionnement normal de la machine.

En simulant un grand nombre de fois sur une année, il ressort les résultats suivants (Tableau 4.6) :

Tableau 4.6 Pourcentage de fausses alarmes

Nombre de fausses alarmes	**Pourcentage fausses alarmes [%]**	**Pourcentage cumulé [%]**
0	76	76
1	12	88
2	6	94
3	3	97
4	1	98
5	1	99
6	1	100
7	0	100
8	0	100
9	0	100
10	0	100

D'après le Tableau 4.6, on remarque que dans presque 95 % des cas, au maximum deux fausses alarmes vont se déclencher dans l'année. Ce qui veut dire que le modèle est très robuste, car très peu de fausses alarmes se déclenchent. En d'autres termes, lorsqu'une alarme se déclenche, cela veut dire qu'il est très probable qu'il y ait une sous-performance.

L'étape suivante consiste à déterminer, pour chaque catégorie β et pour chaque valeur de sous-performance, le temps au bout duquel le système détecte la sous-performance, dans le but de tracer les courbes ARL de chaque catégorie. Pour cela, le principe est le suivant :

- créer les données avec la sous-performance;
- attribuer le temps 0 au moment où la sous-performance est créée;
- noter la durée (en mois) au bout de laquelle la sous-performance est détectée.

Une fois de plus, la méthode de Monte-Carlo est utilisée. Pour déterminer le nombre de simulations qui seront utilisées lors des tests, plusieurs valeurs d'itérations (correspondant au nombre de simulations) sont testées. Pour chaque valeur d'itérations, la moyenne et l'écart type sont relevés. L'Annexe IV présente les résultats. On remarque qu'après 1000

simulations, les valeurs de la moyenne et de l'écart type sont à peu près constantes, donc la méthode de Monte-Carlo avec 1000 simulations sera utilisée pour réaliser les tests.

Pour chaque simulation, le temps moyen de détection de la sous-performance ainsi que l'écart type sont relevés. Pour ce faire, on réalise 1000 simulations pour chaque sous-performance. On obtient donc 1000 valeurs de temps qui représente le temps de détection de la sous-performance. On peut donc calculer la moyenne et l'écart type avec ces données. Cela permet pour chaque catégorie β de tracer le graphe ARL comprenant la courbe de détection moyenne ainsi que les intervalles de confiance à 95 %.

Les figures 4.16 à 4.20 présentent les résultats. Sur ces graphiques, la droite bleue représente le temps de détection (en mois) en fonction de la valeur du pourcentage de la sous-performance créée. Les intervalles rouges représentent l'intervalle de confiance à 95 %, tracés en fonction des écarts types relevés lors des simulations.

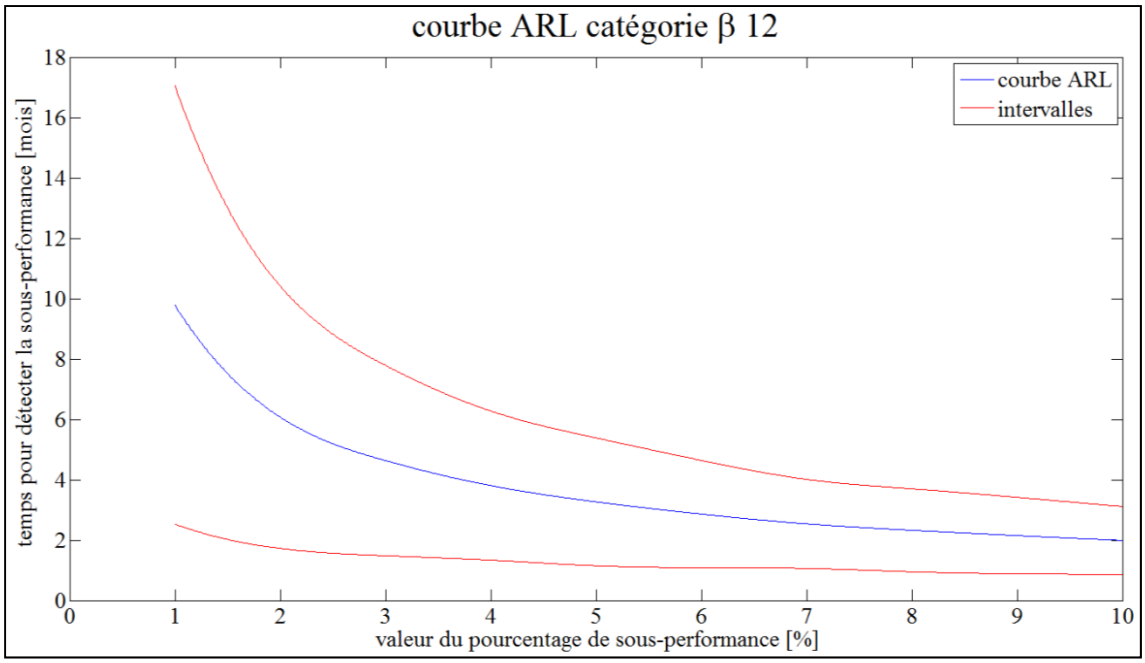


Figure 4.16 Courbe ARL de la catégorie β_{12} (6 – 6,5 m/s).

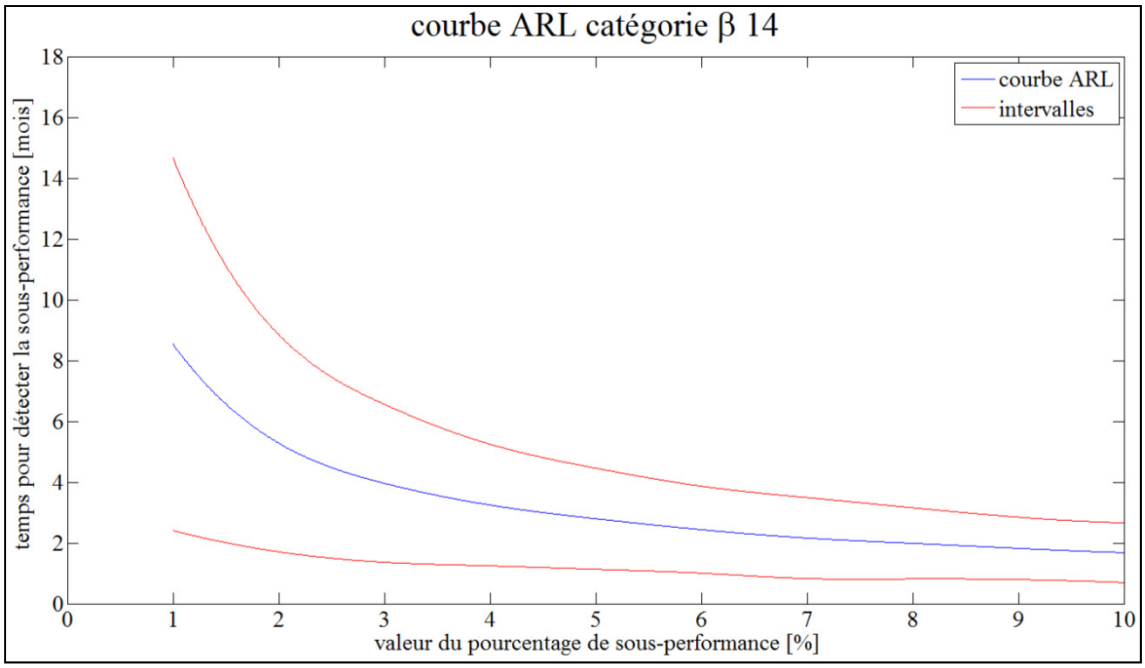


Figure 4.17 Courbe ARL de la catégorie β_{14} (7 – 7,5 m/s).

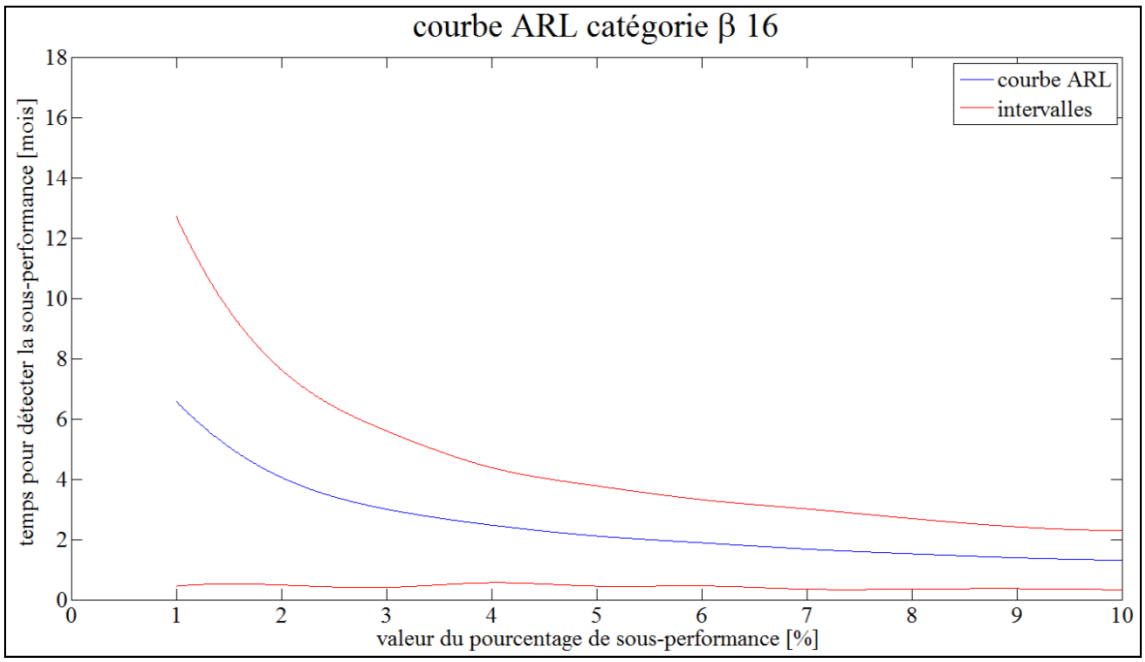


Figure 4.18 Courbe ARL de la catégorie β_{16} (8 – 8,5 m/s).

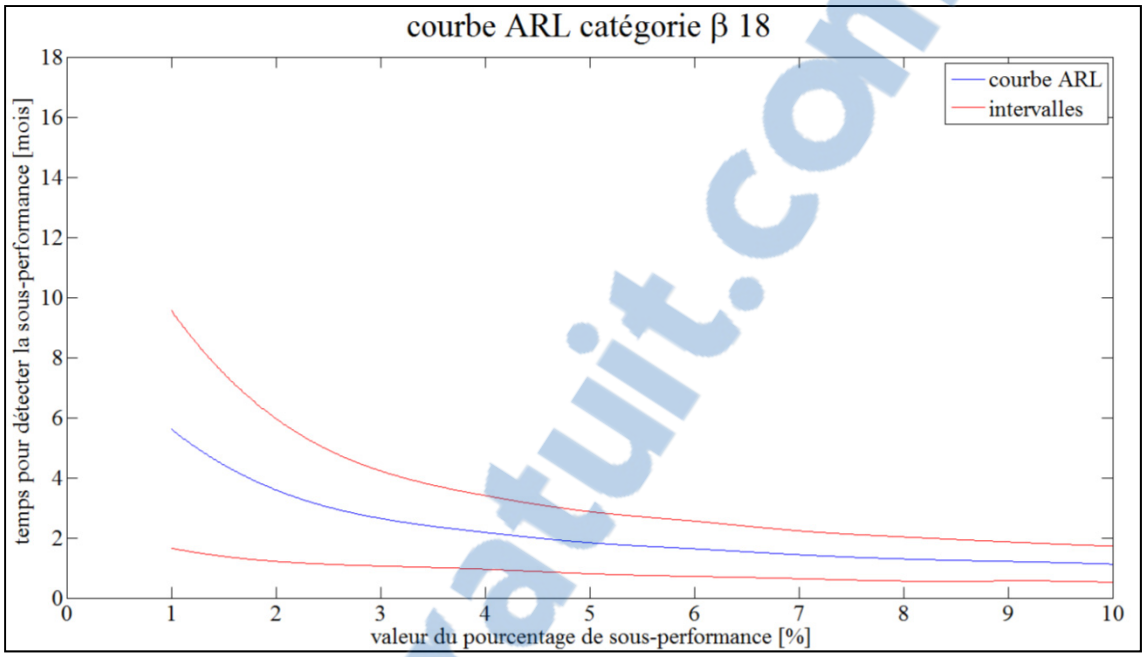


Figure 4.19 Courbe ARL de la catégorie β_{18} (9 – 9,5 m/s).

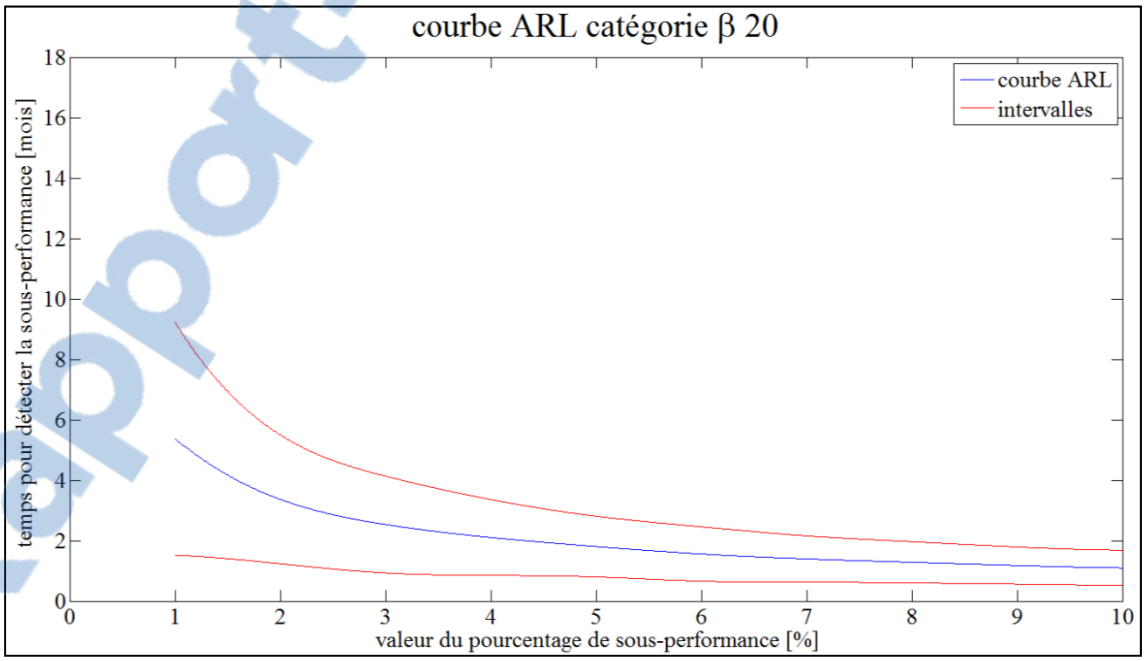


Figure 4.20 Courbe ARL de la catégorie β_{20} (10 – 10,5 m/s).

Rapport-Gratuit.com

On remarque que plus la valeur de la catégorie β est petite, plus la détection mettra du temps. Cela est dû au fait que l'écart type dans chaque catégorie β est quasiment le même (Figure 4.21), alors que la moyenne baisse considérablement lorsque la valeur de la catégorie β baisse aussi. Il sera donc plus difficile de repérer une sous-performance dans les catégories β de valeur faible que dans les catégories β à valeur élevée.

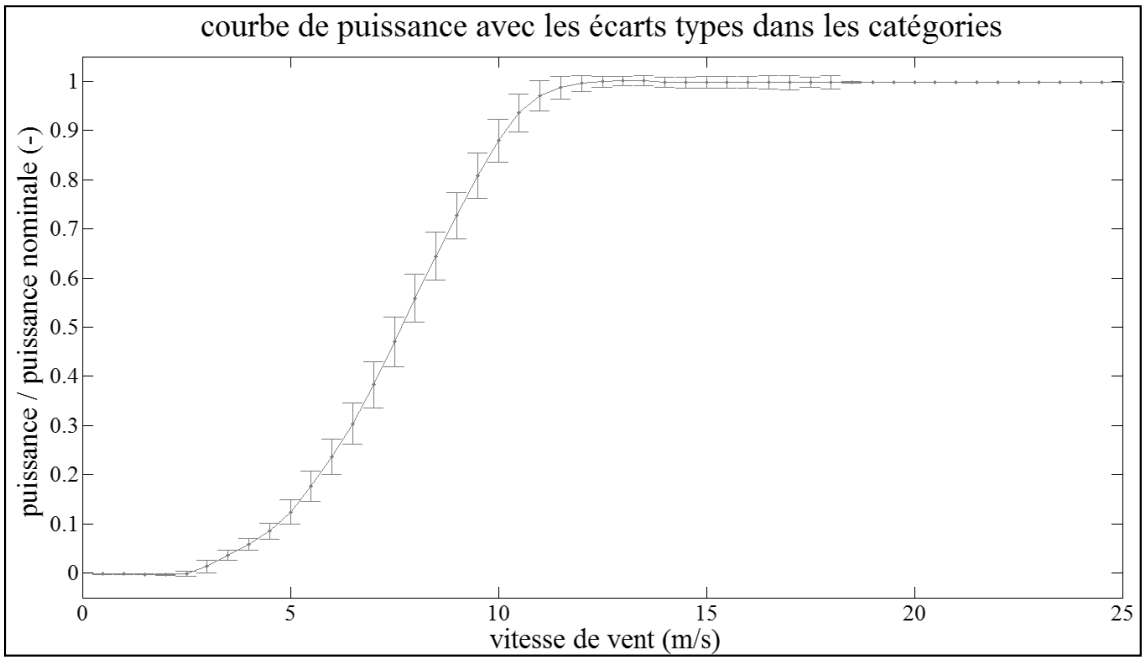


Figure 4.21 Courbe de puissance avec les écarts types dans chaque catégorie β.

Il est donc plus judicieux de choisir les catégories β les plus élevées pour détecter une sous-performance. Cependant, les données arriveront de manière plus espacée dans le temps pour ces catégories β. En résumé, beaucoup de données arriveront pour la catégorie β_{12}, mais la détection de sous-performance sera moins efficace, en revanche, la détection pour la catégorie β_{20} est plus efficace, mais le nombre de données arrivant étant plus faible, la détection peut être retardée si aucune donnée de cette catégorie n'arrive sur une certaine période.

4.6.2 Comparaison carte de Shewart et carte EWMA

Pour comprendre l'avantage de la carte EWMA par rapport à la carte de Shewart, la même expérience a été menée avec la carte de Shewart pour la catégorie β_{18}. La Figure 4.22 montre les courbes ARL de la carte de Shewart et de la carte EWMA.

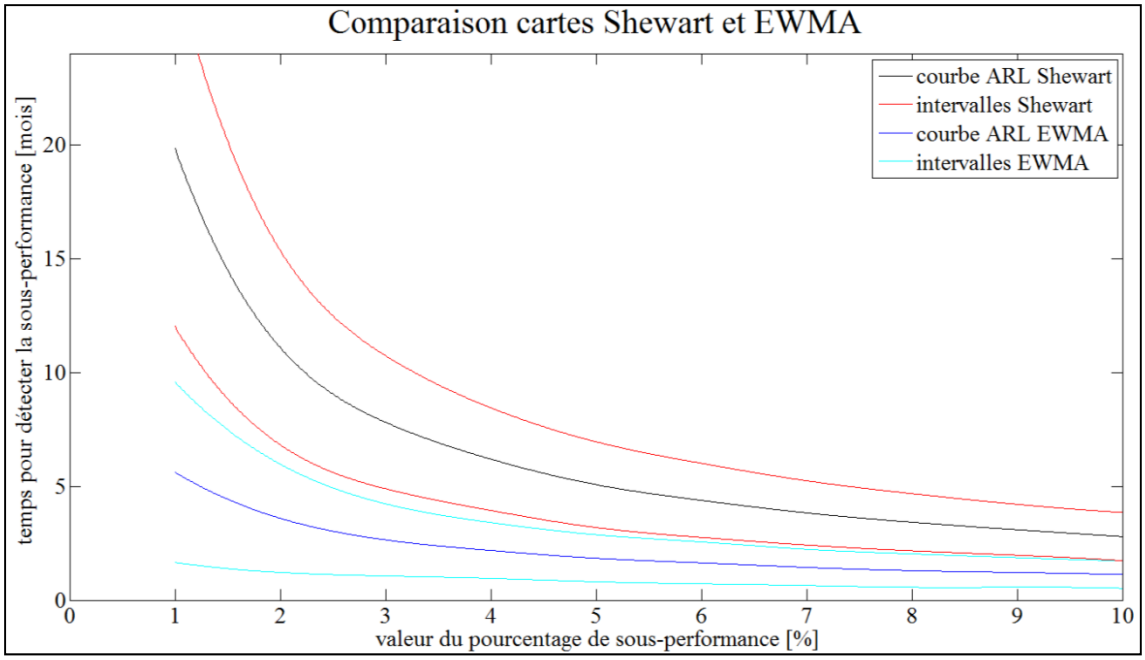


Figure 4.22 Comparaison cartes Shewart et EWMA catégorie β_{18}.

Il en ressort très nettement que le temps de détection est bien plus court pour la carte EWMA. Il est logique de penser que cela est de même pour les autres catégories. La pertinence de l'usage de la carte EWMA par rapport à la carte de Shewart est clairement démontrée.

Il est intéressant maintenant de réaliser une seule et même carte de contrôle regroupant les données EWMA de toutes les catégories étudiées. Cela est réalisé dans la partie suivante.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

4.7 Étude d'une carte de contrôle unique

La normalisation des données permet de ramener l'étude à des données normales ($\sim N(\mu = 0, \sigma = 1)$) dans chaque catégorie. De ce fait, il est dès lors possible de tracer sur une même carte de contrôle les données provenant de catégories différentes (Figure 4.23).

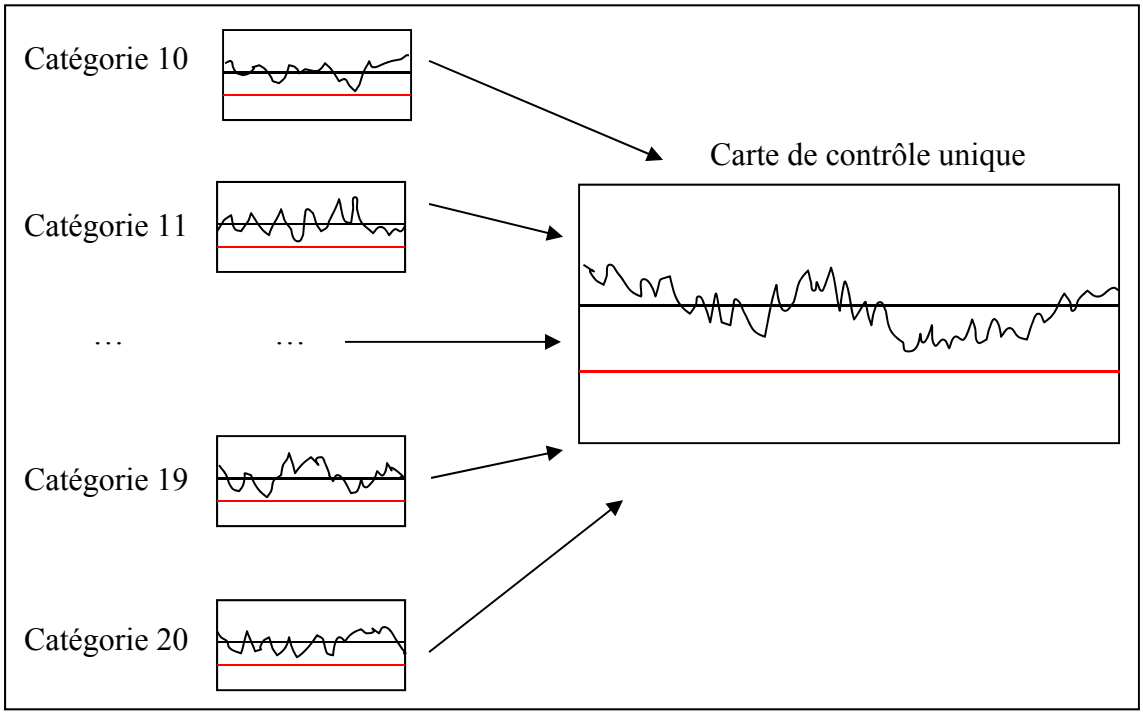


Figure 4.23 Schéma pour faire une seule carte de contrôle

L'étude de la carte unique est réalisée en utilisant des données réelles.

Les données utilisées sont celles du 11 juin 2010 au 11 juin 2011 (un an), période ne comprenant pas de pertes importantes de données dues à l'absence de données de pression et/ou température, empêchant de normaliser en densité les données (Figure 4.24).

Les sous-performances graduelles simulées pour les tests sont donc appliquées sur une année.

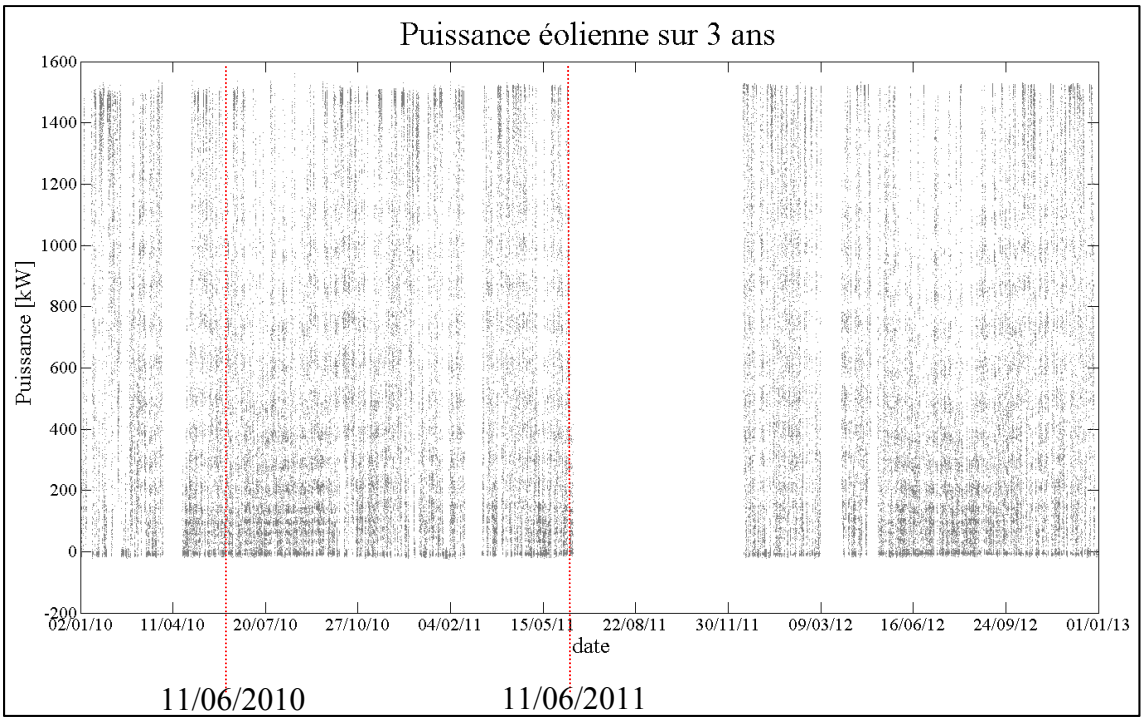


Figure 4.24 Puissance de l'éolienne en fonction du temps

Il y a deux types de carte unique qu'il est possible de tracer :

- la carte unique mélangeant les catégories, c'est-à-dire que les valeurs EWMA_t sont calculées par rapport aux valeurs précédentes quelles que soit leurs catégories;
- la carte unique tenant compte des catégories, c'est-à-dire que les valeurs EWMA_t sont calculées par rapport aux valeurs précédentes dans la catégorie considérée seulement.

Les deux cas de figure sont traités dans les deux parties suivantes.

4.7.1 Carte unique avec catégories mélangées

La Figure 4.25 illustre la démarche pour obtenir la carte avec catégories mélangées.

La Figure 4.26 représente la carte du 20 avril au 11 juin 2010 sans sous-performance.

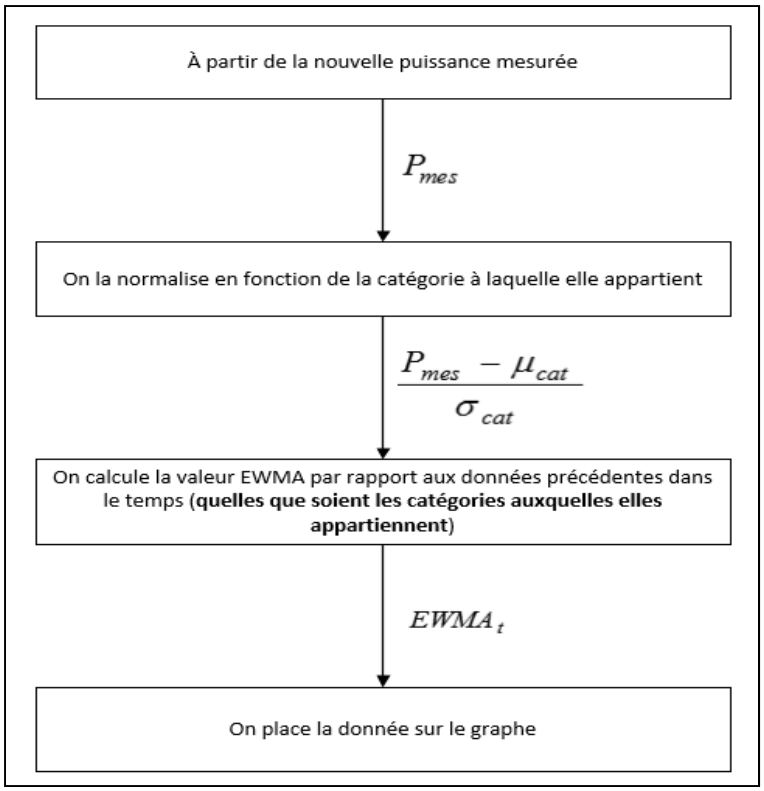


Figure 4.25 Procédure pour réaliser la carte unique avec catégories mélangées.

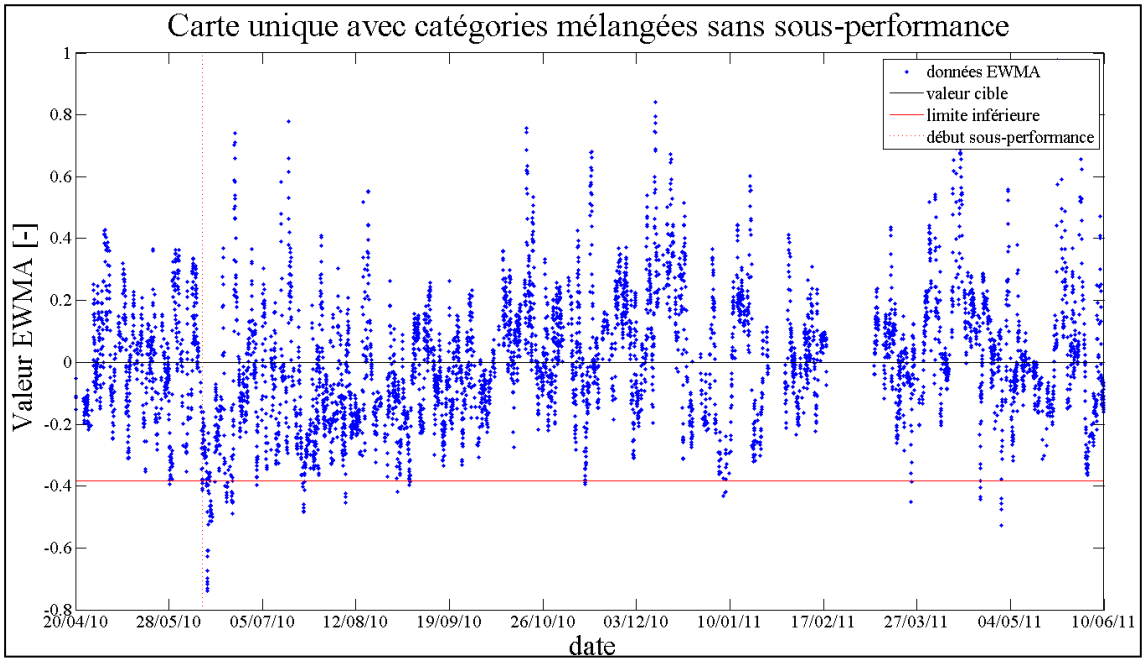


Figure 4.26 Carte avec catégories mélangées (sans sous-performance).

Sur cette figure, on remarque que même sans sous-performance, il y a des valeurs qui se trouvent en dessous de la limite. Ce sont donc des fausses alarmes.

Pour comprendre le comportement de la carte, des sous-performances importantes ont été effectuées (10 % sur un an sur la Figure 4.27 et 50 % sur la Figure 4.28)

La sous-performance de 10 % permet de montrer que la carte réagit bien aux sous-performances. Celle de 50 % permet de montrer que la carte est quand même sensible à la catégorie des données, car on ne voit pas qu'un seul trait, mais un ensemble de données qui s'élargit en fonction du temps. Cela est intuitivement dû au fait que le coefficient de variation n'est pas le même dans toutes les catégories.

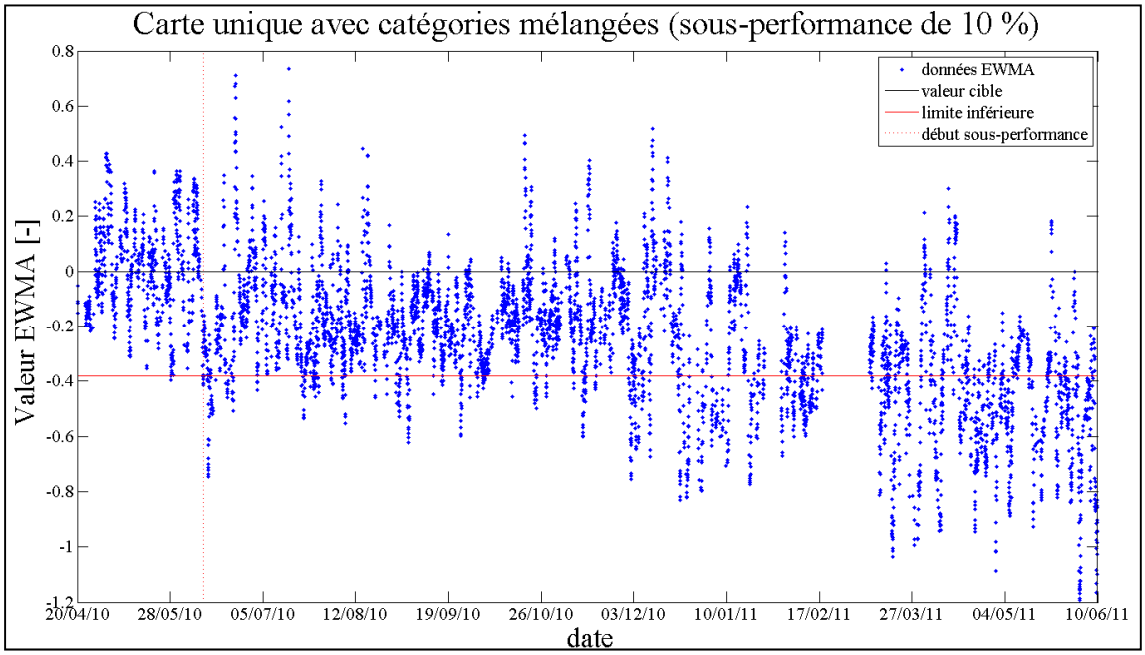


Figure 4.27 Carte avec catégories mélangées (sous-performance 10 %).

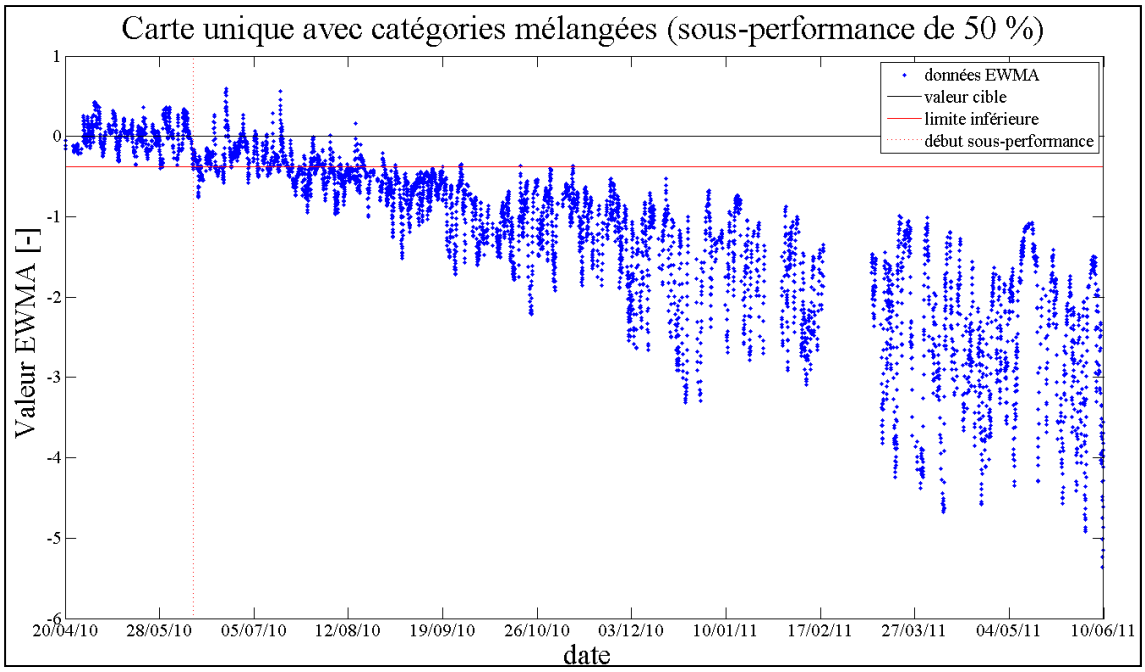


Figure 4.28 Carte avec catégories mélangées (sous-performance 50 %).

L'inconvénient important de cette carte est que les données des catégories élevées (très sensibles aux sous-performances) sont moyennées avec des données de catégories plus faibles (moins sensibles aux sous-performances), et donc une sous-performance pourrait ne pas être détectée, ou être détectée moins rapidement.

4.7.2 Méthode avec des catégories séparées

La Figure 4.29 illustre la démarche pour obtenir la carte unique par catégorie séparée.

La Figure 4.30 représente la carte du 20 avril au 11 juin 2010 sans sous-performance.

On remarque qu'une seule fausse alarme apparait lorsqu'il n'y a pas de sous-performance.

De même que précédemment, des sous-performances de 10 % (Figure 4.31) et 50 % (Figure 4.32) ont été appliquées.

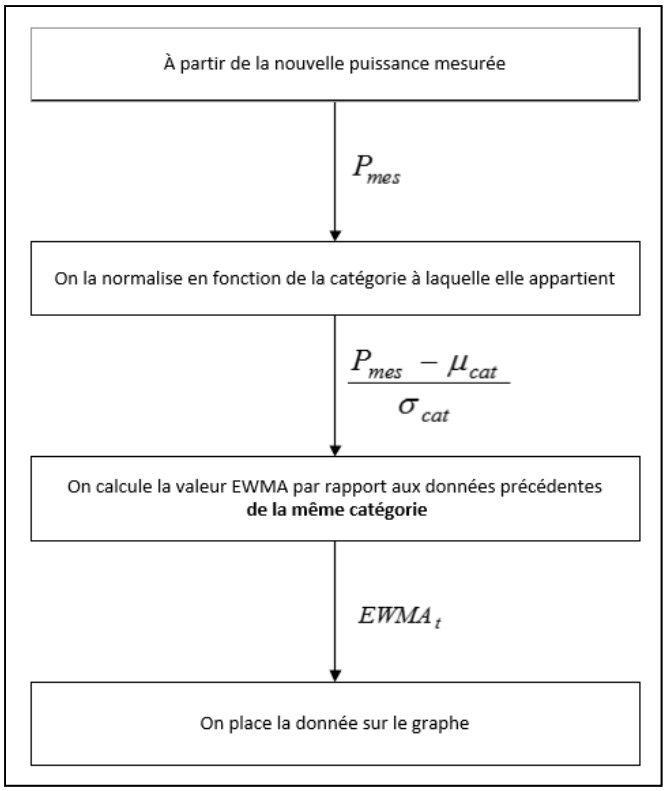


Figure 4.29 Procédure pour réaliser la carte par catégorie.

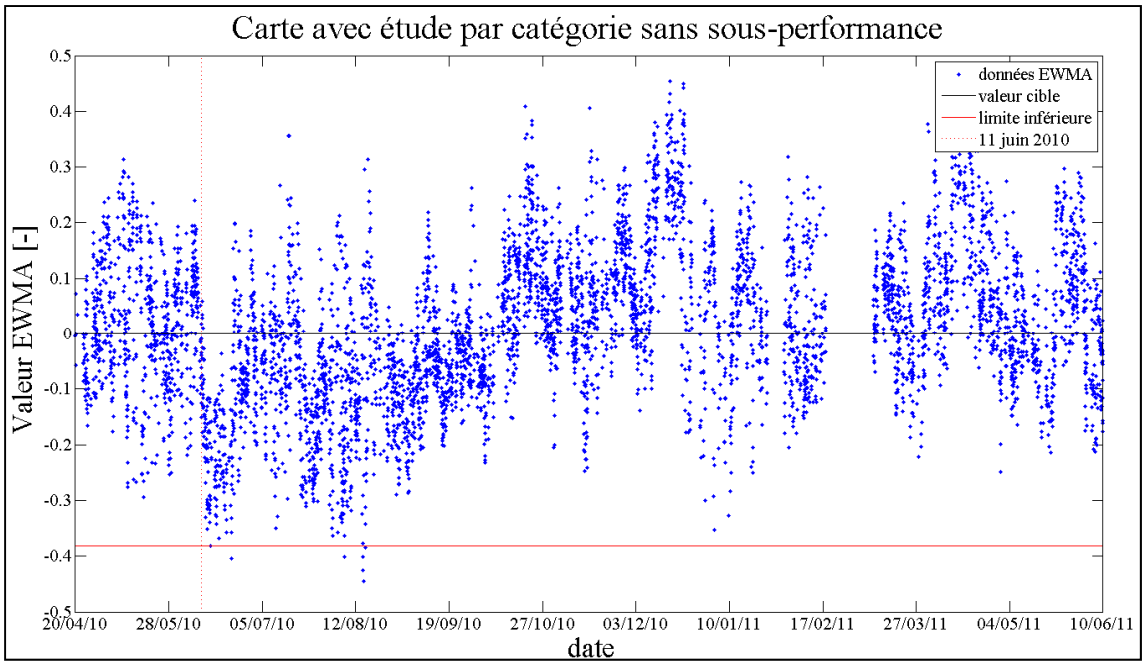


Figure 4.30 Carte avec étude par catégorie (sans sous-performance).

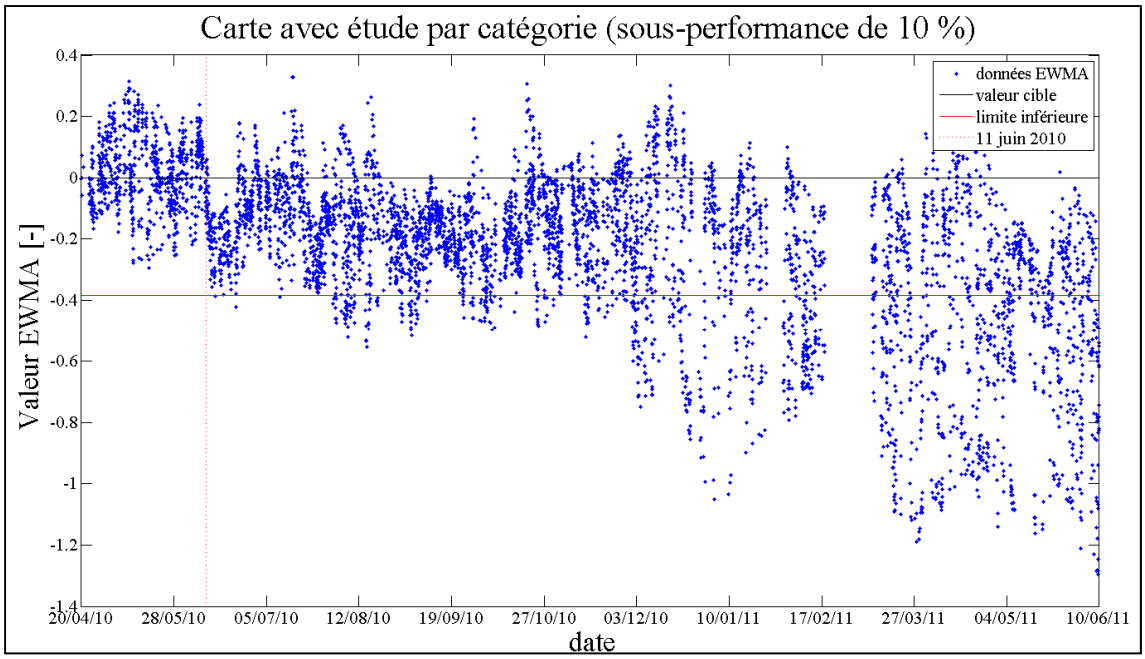


Figure 4.31 Carte avec étude par catégorie (sous-performance 10 %).

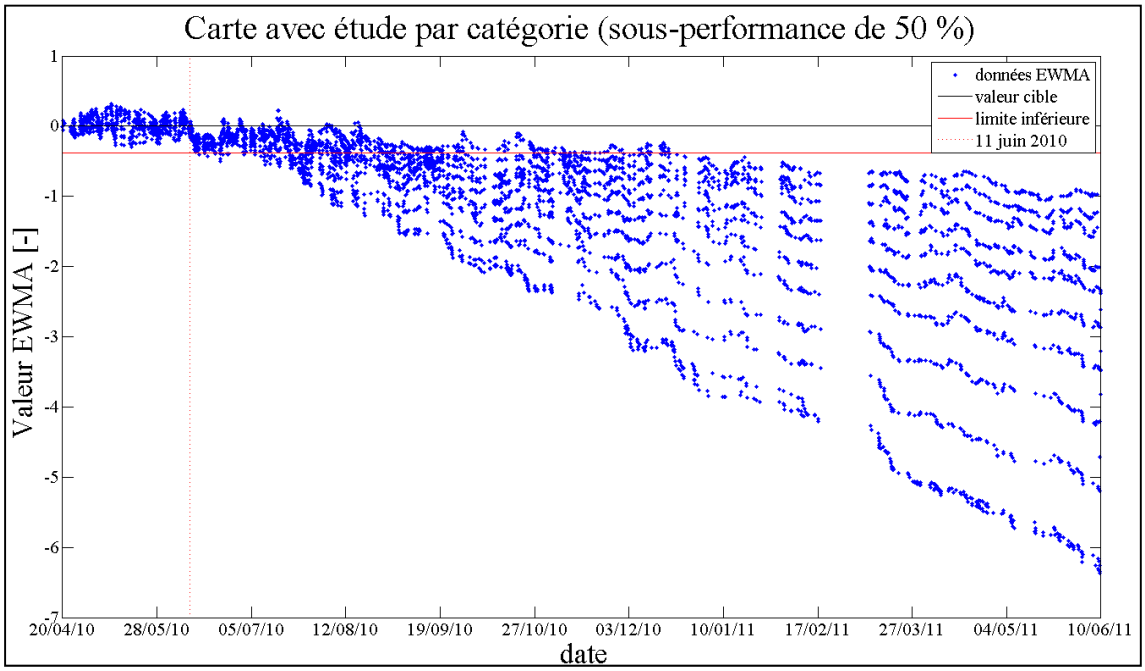


Figure 4.32 Carte avec étude par catégorie (sous-performance 50 %).

D'après la Figure 4.32, on voit clairement la démarcation des différentes catégories (on voit 11 paliers distincts représentants les catégories β_{10} à β_{20}). Cette carte représente toutes les catégories en même temps sur une seule et même carte.

Cette carte permet de détecter plus rapidement des sous-performances que la carte précédente (on le voit lors de sous-performances de 50 %, cette carte descend en dessous de -6 alors que la précédente n'allait que jusque -5). Cela s'explique par le fait que les valeurs EWMA ne sont pas mélangées entre catégories, et avec les catégories élevées, on peut rapidement identifier une sous-performance.

En conclusion de ce chapitre, on peut dire que la carte de contrôle EWMA développée est efficace pour détecter les sous-performances, mais qu'il faut étudier les catégories séparément pour obtenir de meilleurs résultats.

Rapport-Gratuit.com

CHAPITRE 5

INTRODUCTION À LA CARTE DE CONTRÔLE EWMA AVEC INTÉGRATEUR

Dans ce chapitre, une carte de contrôle EWMA avec un intégrateur est étudiée. L'objectif est de voir si cette carte est plus efficace que la carte EWMA classique. L'idée de base est la suivante : si une sous-performance ($\delta \ll \sigma$) s'est produite à l'instant t_0 (σ est l'écart type du bruit), par définition, cette altération ne sera pas détectée, car elle sera « *noyée* » dans le bruit. Par contre, si δ est de nature systématique, le terme $\Delta_t = \int_{t_0}^{t} \delta(\tau) d\tau$ finira par prendre une valeur $\Delta_t \gg \sigma$, donc, elle sera facilement détectable. Le même principe est employé dans les contrôleurs PI dans les systèmes asservis.

Pour réaliser ce principe, une fenêtre mobile de 50 points EWMA (valeur choisie arbitrairement) est retenue et on réalise une opération d'intégration numérique (la somme des 50 points) qui deviendra une valeur (un point) sur un nouveau graphe (Figure 5.1).

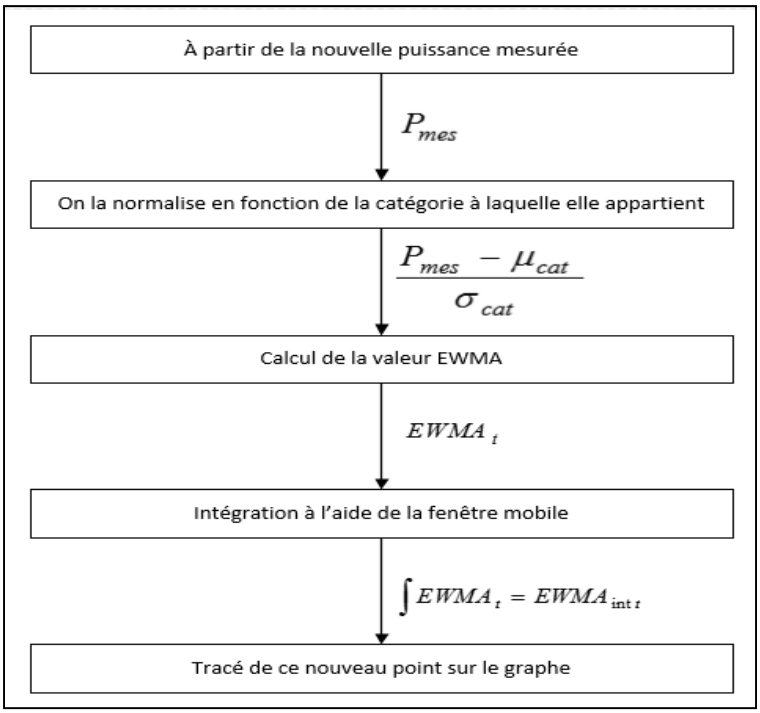


Figure 5.1 Procédure pour obtenir le EWMA intégré.

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

La Figure 5.2 illustre le comportement de la fenêtre mobile

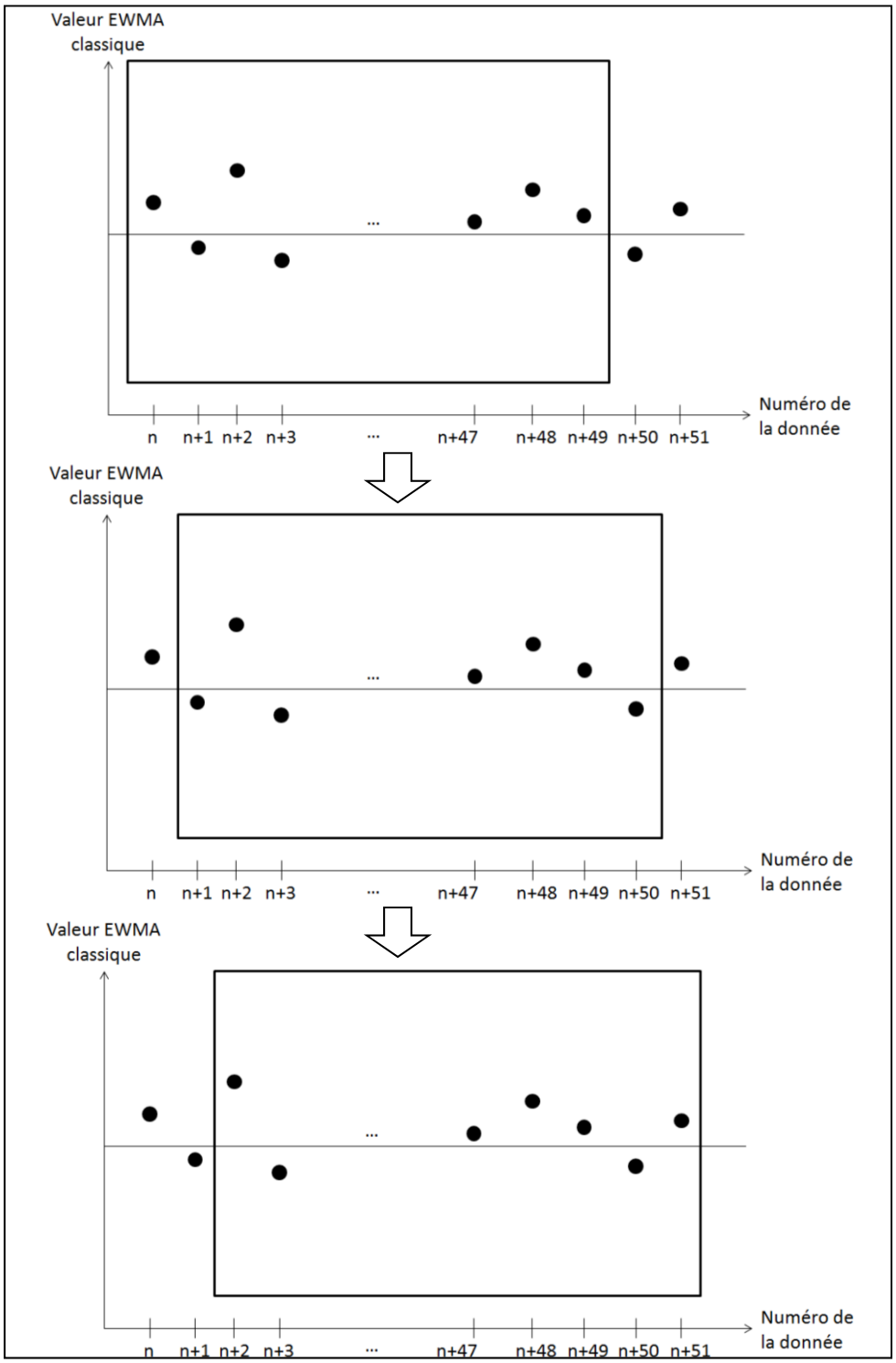


Figure 5.2 La fenêtre mobile pour la méthode EWMA avec un intégrateur.

La Figure 5.3 présente le comportement de la carte EWMA avec un intégrateur. Lorsqu'il y a une sous-performance brutale au niveau de la puissance, la carte donne une droite, alors qu'elle donne une courbe lorsque la sous-performance est graduelle (principe d'intégration).

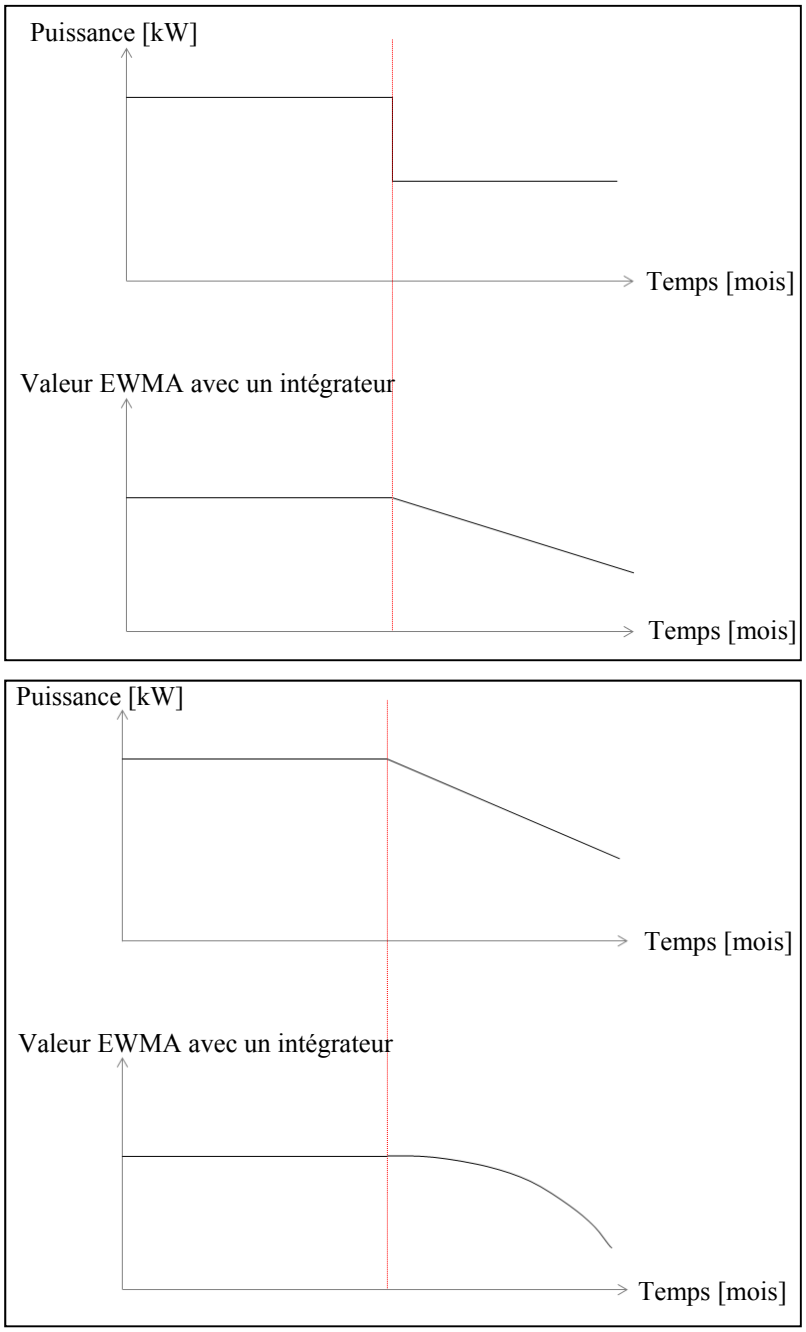


Figure 5.3 Comportement de la carte de contrôle
EWMA avec un intégrateur.

La Figure 5.4 est un exemple du graphique obtenu par la méthode EWMA avec un intégrateur. Ce résultat a été obtenu pour la simulation sur une année sans sous-performance.

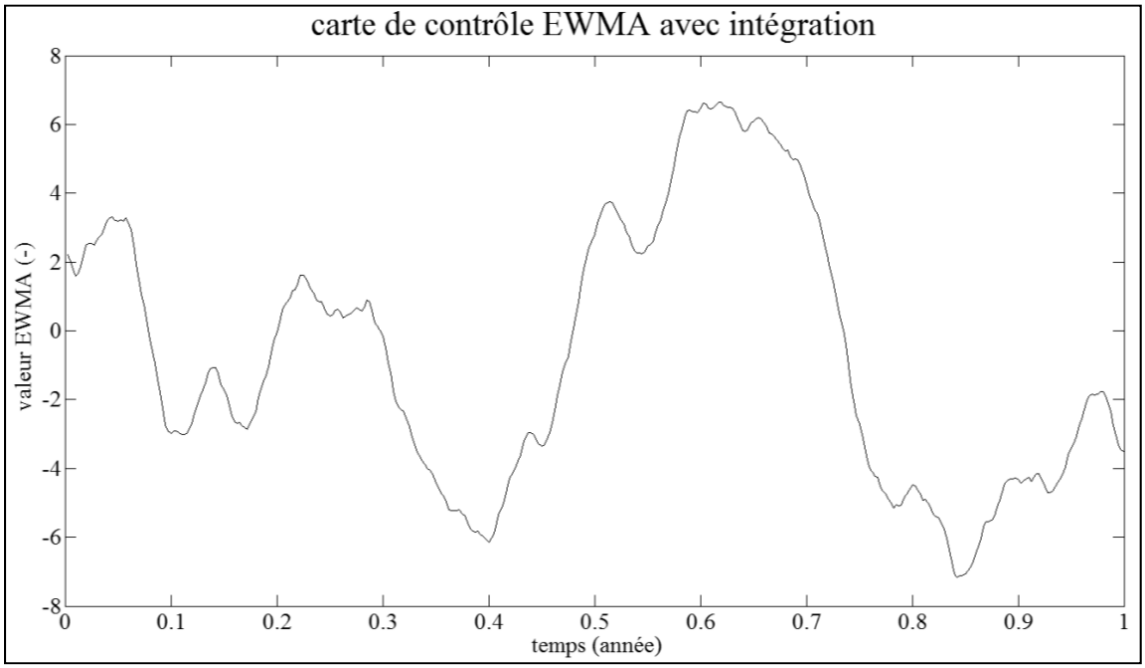


Figure 5.4 Carte de contrôle avec intégrateur et sans sous-performance.

Le problème pour cette carte est qu'il n'existe pas de formule mathématique pour calculer la valeur de la limite inférieure. Il faut donc l'imposer manuellement.
Pour ce faire, on effectue plusieurs simulations avec la méthode de Monte-Carlo, sans aucune sous-performance, et on regarde la valeur minimale pour chaque simulation (par exemple pour la simulation de la Figure 5.4, le minimum est de -6,22). Puis on note la valeur limite à utiliser pour qu'un certain pourcentage de valeurs minimales soit inférieur à cette limite.

À noter que le test a été réalisé pour chaque catégorie étudiée. Il est remarqué que les résultats sont sensiblement les mêmes quelle que soit la catégorie étudiée. Le Tableau 5.1, présentant les résultats est donc le même pour les catégories β_{12}, β_{14}, β_{16}, β_{18} et β_{20}.

Tableau 5.1 Valeur de la limite inférieure

Pourcentage de simulations dépassant la limite (%)	**Valeur de la limite**
5	-8,75
10	-8.00
15	-7,50
20	-7.00
50	-5,45

Il en ressort que pour détecter efficacement une sous-performance avec 5 % de simulations dépassant la limite, il faut placer la limite inférieure à la valeur -8,75. En utilisant -8,00, ce chiffre passe à 10 % et ainsi de suite.

Dans le but de comparer le EWMA classique et le EWMA avec intégrateur, les tests du Chapitre 4 ont été reconduits pour la EWMA avec intégrateur, avec des limites placées à -8,75 et -8,00.

Les tableaux 5.2 à 5.6 donnent les résultats obtenus.

Tableau 5.2 Résultats de la catégorie β_{12} (6 – 6,5 m/s)

	Temps pour détecter la sous-performance (en mois)		
Pourcentage sous-performance	**EWMA classique**	**EWMA avec intégrateur -8,75**	**EWMA avec intégrateur -8,00**
1	9,79	8,91	7,92
2	6,07	5,66	5,11
3	4,63	4,29	3,88
4	3,81	3,58	3,31
5	3,27	3,09	2,89
6	2,86	2,76	2,58
7	2,54	2,51	2,30
8	2,33	2,3	2,19
9	2,15	2,19	2,04
10	1,99	2,05	1,93

Tableau 5.3 Résultats de la catégorie β_{14} (7 – 7,5 m/s)

	Temps pour détecter la sous-performance (en mois)		
Pourcentage sous-performance	**EWMA classique**	**EWMA avec intégrateur -8,75**	**EWMA avec intégrateur -8,00**
1	8,54	7,70	6,84
2	5,28	4,81	4,47
3	3,96	3,72	3,47
4	3,25	3,10	2,90
5	2,80	2,76	2,55
6	2,44	2,42	2,29
7	2,16	2,21	2,09
8	1,99	2,04	1,96
9	1,82	1,92	1,82
10	1,68	1,83	1,72

Tableau 5.4 Résultats de la catégorie β_{16} (8 – 8,5 m/s)

	Temps pour détecter la sous-performance (en mois)		
Pourcentage sous-performance	**EWMA classique**	**EWMA avec intégrateur -8,75**	**EWMA avec intégrateur -8,00**
1	6,58	6,03	5,46
2	4,06	3,82	3,47
3	3,00	2,93	2,73
4	2,47	2,45	2,29
5	2,11	2,19	2,01
6	1,89	1,97	1,87
7	1,68	1,82	1,72
8	1,52	1,70	1,61
9	1,39	1,59	1,51
10	1,31	1,50	1,44

Tableau 5.5 Résultats de la catégorie β_{18} (9 – 9,5 m/s)

	Temps pour détecter la sous-performance (en mois)		
Pourcentage sous-performance	**EWMA classique**	**EWMA avec intégrateur -8,75**	**EWMA avec intégrateur -8,00**
1	5,61	5,26	4,84
2	3,59	3,32	3,1
3	2,64	2,61	2,45
4	2,18	2,23	2,08
5	1,83	1,95	1,85
6	1,64	1,77	1,68
7	1,44	1,65	1,54
8	1,30	1,53	1,47
9	1,21	1,45	1,40
10	1,12	1,39	1,30

Tableau 5.6 Résultats de la catégorie β_{20} (10 – 10,5 m/s)

	Temps pour détecter la sous-performance (en mois)		
Pourcentage sous-performance	**EWMA classique**	**EWMA avec intégrateur -8,75**	**EWMA avec intégrateur -8,00**
1	5,38	5,02	4,59
2	3,37	3,24	3,06
3	2,53	2,55	2,35
4	2,10	2,13	2,05
5	1,80	1,88	1,78
6	1,56	1,72	1,65
7	1,39	1,59	1,50
8	1,28	1,5	1,43
9	1,18	1,42	1,35
10	1,10	1,34	1,29

Les figures 5.5 à 5.9 comparent les résultats pour la carte EWMA classique et la carte EWMA avec un intégrateur avec limite à -8,0. Les intervalles tracés sont situés à un intervalle de confiance de 95 %.

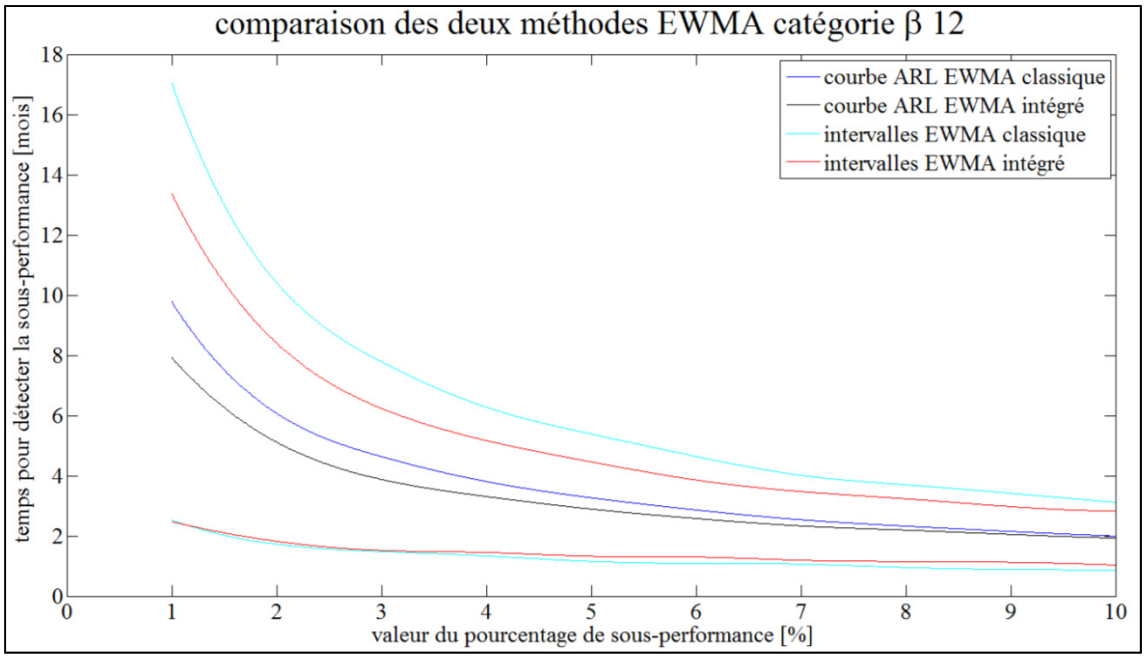


Figure 5.5 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie β_{12} (6 – 6,5 m/s).

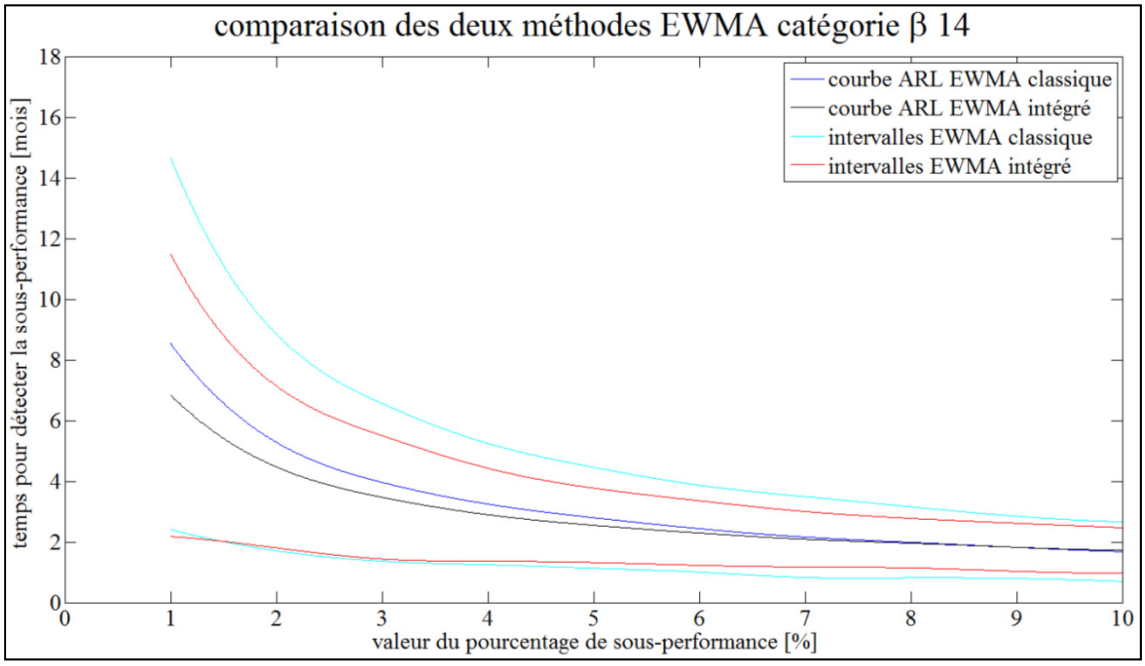


Figure 5.6 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie β_{14} (7 – 7,5 m/s).

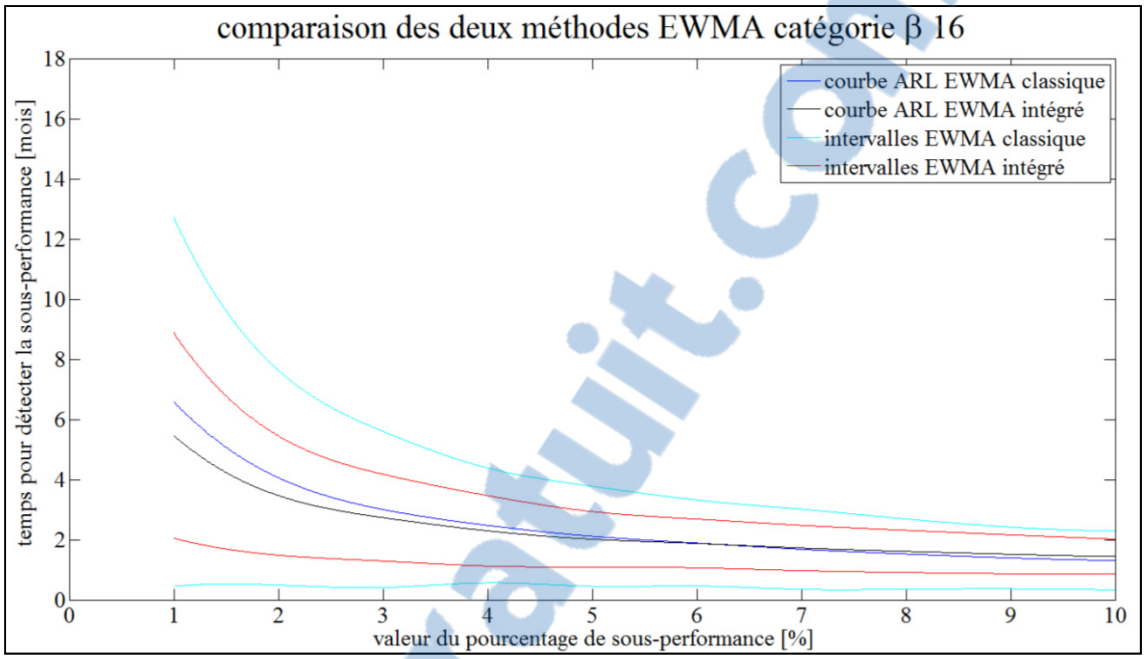


Figure 5.7 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie β_{16} (8 – 8,5 m/s).

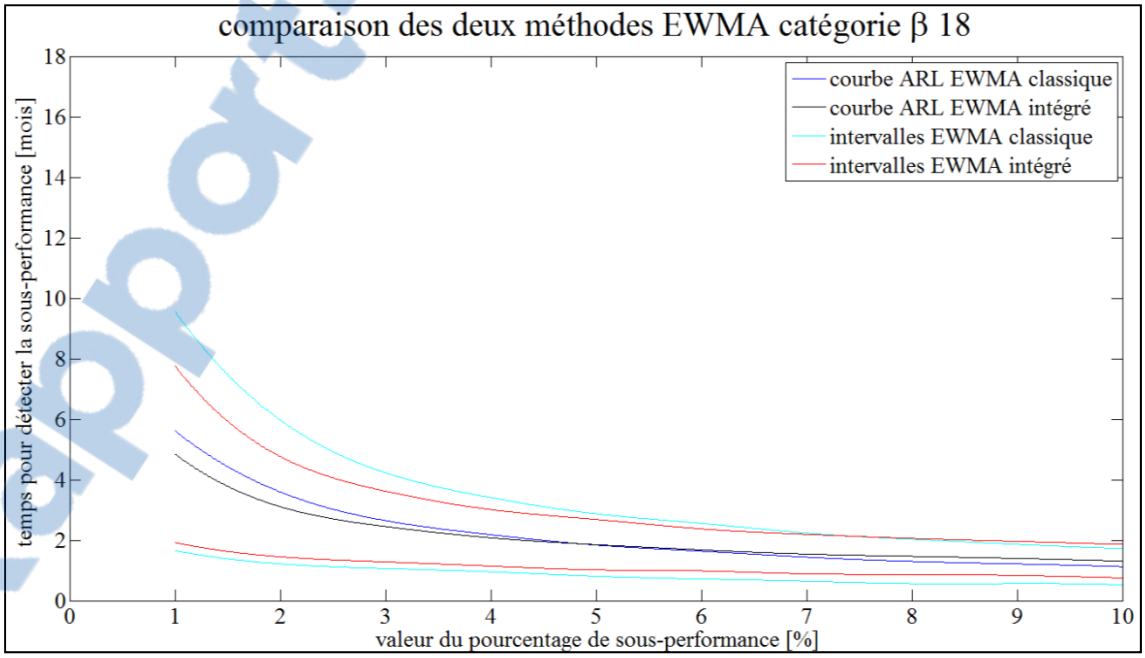


Figure 5.8 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie β_{18} (9 – 9,5 m/s).

Rapport-Gratuit.com

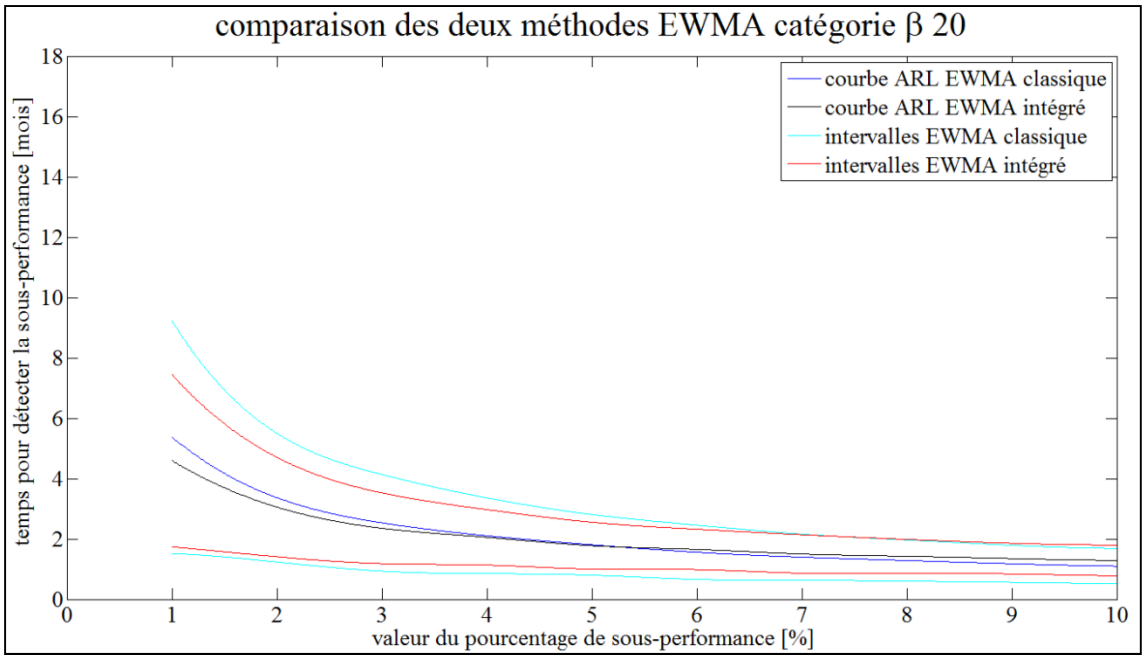


Figure 5.9 Comparaison des deux méthodes EWMA catégorie β_{20} (10 – 10,5 m/s).

Les résultats montrent que la méthode avec l'opération d'intégration est plus efficace pour de faibles sous-performances, car elles sont détectées plus rapidement qu'avec la méthode classique. En revanche, pour d'importantes sous-performances (entre 7 et 10 %), la méthode classique est plus efficace. Cependant, l'écart de temps de détection étant au maximum de 0,2 mois pour ces sous-performances (soit environ 6 jours), il est préférable d'utiliser la méthode avec intégration. En effet, les petites sous-performances seront détectées parfois plusieurs mois avant, alors que les sous-performances plus importantes seront détectées au maximum seulement quelques jours après.

Cependant, un important inconvénient de cette carte est que la limite inférieure de contrôle est déterminée manuellement. C'est-à-dire qu'il risque d'y avoir beaucoup plus de fausses alarmes si la limite est placée trop haute, ou alors le temps de détection peut-être plus long si la limite est placée trop basse.

CONCLUSION

Ce mémoire comporte deux importantes étapes pour réaliser l'étude de suivi de sous-performance énergétique d'éoliennes à l'aide de carte de contrôle EWMA.

La première étape est la réalisation de la courbe de puissance basée sur les données historiques. Celle-ci est indispensable comme base d'un suivi de performance. En effet, cela permet d'obtenir une courbe de puissance de référence pour un fonctionnement normal de l'éolienne. C'est-à-dire qu'en comparant les puissances obtenues récemment avec la courbe de puissance de référence, il devient possible de repérer une sous-performance. En effet, s'il y a une sous-performance importante, les points seront situés en dessous de la courbe de puissance. Une interface graphique est implantée chez le partenaire industriel et sera utilisée par les opérateurs sur site pour le suivi de sous-performance.

Dans une deuxième partie, l'étude du suivi de sous-performance à l'aide de carte de contrôle EWMA a été étudiée, développée et validée sur des données synthétiques. Les résultats de la première partie sont utilisés pour fixer les valeurs de la puissance moyenne qui doit être obtenue dans chaque catégorie, ainsi que pour tracer la limite inférieure de la carte de contrôle. Une procédure est développée pour adapter les puissances brutes obtenues en des valeurs normalisées utilisables par la carte de contrôle.
Deux méthodes ont été étudiées avec la carte de contrôle EWMA : la méthode utilisant le EWMA classique et une méthode utilisant le EWMA avec un intégrateur basée sur une fenêtre mobile.

Les résultats obtenus montrent que la méthode avec un intégrateur est plus efficace que la méthode classique pour les faibles sous-performances (typiquement entre 1 et 6 %), car les sous-performances sont détectées plus rapidement, et ce, quelle que soit la catégorie étudiée. Les deux méthodes sont presque équivalentes pour les sous-performances supérieures à 6 %. Également, plus la catégorie est de valeur faible, plus la différence entre les deux méthodes

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

est importante. Cette différence est d'environ un mois pour une vitesse de vent de 10 m/s, alors qu'elle passe à 2 mois pour 6 m/s.

Finalement, les expériences réalisées dans ce mémoire montrent qu'il est possible aux opérateurs de détecter efficacement *in situ* des sous-performances graduelles allant jusque 1 % sur un an.

RECOMMANDATIONS

Notre principale hypothèse dans ce projet est que la période d'apprentissage de la carte de contrôle EWMA a été conduite durant une période où l'éolienne affichait un comportement normal. Ainsi, les « limites de contrôle » identifiées sont précises. Par conséquent, notre première recommandation est que, pour réaliser les courbes de puissance des éoliennes, il faut s'assurer qu'elles ont un comportement normal, c'est-à-dire qu'elles ne soient pas en sous-performance. En effet, si la courbe de puissance est faussée, l'étude du suivi de performance ne sera pas optimale et on ne pourra détecter qu'uniquement des détériorations plus importantes, sans détecter celles actuelles.

Pour tracer les graphiques de sensibilité des cartes de contrôle (ARL) de chaque catégorie d'une éolienne considérée comme représentative pour une centrale éolienne, les moyennes et écarts types ont été estimés à partir de l'ensemble des éoliennes de la centrale (car elles ont été considérées lors de l'étude comme toutes semblables au niveau de leur production d'énergie). Cependant, il faut faire attention à bien étudier chaque éolienne avant de généraliser l'étude sur la centrale. En effet, s'il s'avère qu'une ou plusieurs éoliennes ont des comportements significativement différents (c'est-à-dire que leurs courbes de puissance sont bien différentes des autres), il faut alors ne pas considérer ces éoliennes dans le calcul de puissance moyenne et d'écart type.

Dans la lignée du point précédent, et pour plus de précision, il est préférable de faire une courbe ARL pour chaque éolienne. Cela implique que chaque éolienne aura sa propre carte de contrôle, avec ses puissances moyennes et écarts types par catégorie.

Les simulations pour la carte EWMA ont été réalisées avec des données synthétiques. Idéalement, pour continuer l'étude sur les cartes EWMA, il faudrait faire des tests réels sur quelques éoliennes. C'est-à-dire pouvoir contrôler une sous-performance sur une longue période, notamment pour valider la sensibilité de la carte de contrôle, et surtout pour voir si les hypothèses émises sont viables ou non (notamment celle qui stipule qu'une sous-

performance soit la même dans chaque catégorie). En effet, il se pourrait, par exemple, que finalement chaque catégorie ne soit pas impactée de la même façon par une sous-performance, et donc l'étude de la carte de contrôle serait différente.

Le coefficient de variation étant différent dans chaque catégorie, il a été vu qu'il est plus rapide de détecter des sous-performances dans des catégories avec un coefficient de variation faible, car l'écart type est à peu près le même dans toutes les catégories, mais la moyenne est plus importante pour les catégories de valeurs élevées (ex. les catégories correspondantes à une grande vitesse de vent). De ce fait, la carte serait plus efficace si une solution était trouvée pour ne pas que le coefficient de variation ait un impact dans chaque catégorie. Cela peut représenter un nouveau projet de recherche sur l'application des cartes de contrôle EWMA dans la détection des sous-performances.

La carte de contrôle est un outil graphique qui déclenche naturellement de fausses alarmes. C'est un outil visuel, il est donc recommandé d'avoir un opérateur qui valide, lorsqu'une alarme se déclenche, s'il y a une sous-performance ou non.

Comme nos simulations l'ont prouvé, la carte EWMA avec un intégrateur peut s'avérer légèrement plus efficace que la carte EWMA classique. Cependant, du fait du choix arbitraire de la limite inférieure, elle peut s'avérer inefficace si la limite est placée trop basse, où elle peut déclencher de multiples fausses alarmes si elle est placée trop haute. Pour une bonne utilisation de la carte EWMA avec un intégrateur, il faudrait faire plus de tests dans différentes configurations pour développer une procédure fiable qui permettrait de déterminer précisément la valeur de la limite inférieure qui mène à de bons résultats de détection tout en évitant de trop nombreuses fausses alarmes.

ANNEXE I

RAPPORT DE SESSION SUR L'ANALYSE DE LA BASE DE DONNÉES D'ÉOLIENNES

ÉCOLE DE TECHNOLOGIE SUPÉRIEURE

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

COURS SYS862 – MÉTHODOLOGIES EXPÉRIMENTALES POUR INGÉNIEURS

RAPPORT DE PROJET DE SESSION

ANALYSE D'UNE BASE DE DONNÉES D'ÉOLIENNES

PAR

ROMAIN LEPVRIER

MONTRÉAL, LE 17 DÉCEMBRE 2012

I Présentation du projet

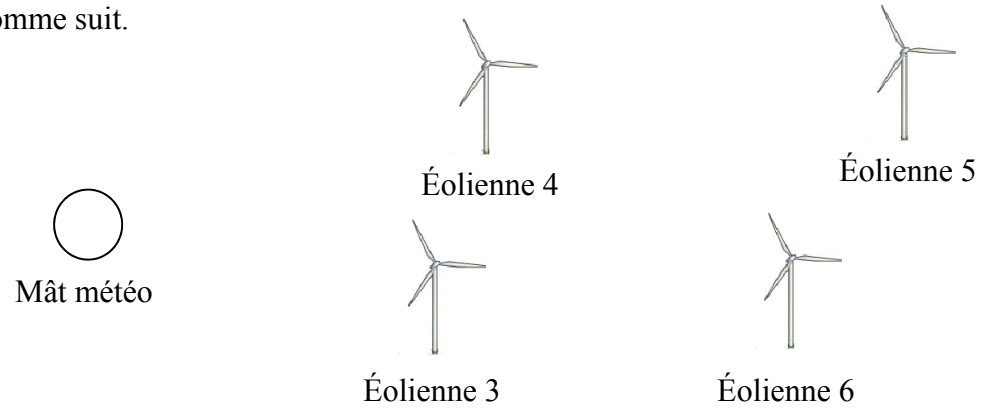
Le propriétaire d'un projet éolien vient de faire l'acquisition d'un système de contrôle d'éolienne permettant une amélioration de performance de ses éoliennes. L'amélioration attendue est d'environ 2 % sur la production énergétique annuelle (AEP).

Comme des bonus et des pénalités sont prévus en fonction du niveau d'amélioration de la performance, le propriétaire aimerait compléter une analyse indépendante de l'amélioration réelle de la performance.

L'objectif principal de ce projet consiste à évaluer et quantifier l'amélioration de la performance énergétique sur deux éoliennes qui ont été modifiées (sur quatre éoliennes au total).
Le modèle utilisé pour valider l'amélioration de performance est basé sur la méthode de catégorie (courbe de puissance) établie selon la norme IEC 61400-12-1.
La méthode de comparaison de la performance sera basée sur les changements perçus sur les courbes de puissance.

Une analyse détaillée des incertitudes sera complétée. L'incertitude évaluée sera sur l'écart de performance de la production annuelle énergétique.

Ce projet s'articule autour de données provenant de quatre éoliennes et d'un mât météo placés comme suit.



II Première analyse

La base de données utilisée contient deux types de données : les données avant modification des éoliennes et les données après modification.
Avant la modification des éoliennes, des données pour 2010, 2011 et jusque août 2012 étaient disponibles (chaque fichier Excel possédait environ 52 000 lignes). Après la modification, les données pour octobre 2012 étaient disponibles (environ 2500 lignes).

Chaque ligne contient les données de 9 paramètres sur 10 minutes (puissance, vitesse du vent, vitesse de rotation du rotor, angle de direction de l'éolienne, la température ambiante, l'angle de rotation de chaque pale, la pression) relevées chaque seconde. Pour chaque paramètre, la moyenne, le pourcentage de fiabilité de la moyenne, l'écart type, le maximum et le minimum sont donnés.

Pour simplifier la lecture des bases de données, de nouveaux fichiers ont été créés ne contenant seulement les données utilisées lors de l'étude (moyenne et pourcentage de fiabilité de la puissance, moyenne et pourcentage de fiabilité de la vitesse de vent, température, pression).

Le projet amène à utiliser toutes les données avant et après modification. Cependant, pour des raisons de maximum de lignes sur Excel (on ne peut pas traiter plus de 65 536 lignes), il a été choisi de ne travailler qu'avec les données de l'année 2010 pour étudier les éoliennes avant la modification. Cela ne modifie pas les résultats de l'étude, car sur une année, assez de données sont obtenues pour obtenir des résultats représentatifs (52 560 données).

Pour ce projet, le logiciel Matlab est utilisé.

III Traitement des données

Ce projet s'appuie sur la norme IEC 61400-12-1 intitulée « Power performance measurements of electricity producing wind turbines ». En résumé, cette norme stipule la démarche pour calculer l'énergie produite par les éoliennes. En particulier, le calcul de l'énergie produite dépend de la topographie du site, de l'emplacement du mât météorologique, des obstacles sur le site et de la calibration des appareils de mesures.

1ère étape : éliminer les données inutilisables notées « bad ».

Pendant les mesures sur le terrain, des dysfonctionnements de certains appareils de mesures ont eu lieu. Au lieu d'avoir une valeur à certains moments, il est écrit « bad » dans la base de données. Cela veut dire qu'à ce moment-là, aucune valeur n'a été relevée. Ces données ne donnent donc aucune indication et doivent être éliminées pour l'étude.

35362	03/09/2010 13:50	Bad	0	Bad	Bad	Bad	Bad
35363	03/09/2010 14:00	Bad	0	Bad	Bad	Bad	Bad
35364	03/09/2010 14:10	Bad	0	Bad	Bad	Bad	Bad
35365	03/09/2010 14:20	Bad	0	Bad	Bad	Bad	Bad
35366	03/09/2010 14:30	Bad	0	Bad	Bad	Bad	Bad
35367	03/09/2010 14:40	Bad	0	Bad	Bad	Bad	Bad
35368	03/09/2010 14:50	Bad	0	Bad	Bad	Bad	Bad
35369	03/09/2010 15:00	Bad	0	Bad	Bad	Bad	Bad
35370	03/09/2010 15:10	Bad	0	Bad	Bad	Bad	Bad
35371	03/09/2010 15:20	2303	2,405999899	Bad	2303	2297	13,600000
35372	03/09/2010 15:30	2143,1	100	333,138426	2316	1481	11,
35373	03/09/2010 15:40	2002,3	100	432,041935	2315	1150	11,430000
35374	03/09/2010 15:50	1984	100	501,567764	2319	1150	11,199999
35375	03/09/2010 16:00	2256,3	100	80,5619844	2333	1300	11,8
35376	03/09/2010 16:10	1825,4	100	542,975792	2318	954	10,4
35377	03/09/2010 16:20	2045	100	514,407102	2319	1002	10,600000
35378	03/09/2010 16:30	2123,9	100	384,890013	2321	1341	11,549999
35379	03/09/2010 16:40	2211,8	100	306,807866	2345	1341	12,350000

Figure 1 - exemple de données "bad"

2ème étape : éliminer les données où l'indice de fiabilité n'est pas assez grand

L'indice de fiabilité permet de savoir si la valeur moyenne donnée par les appareils de mesures est fiable. Dans la grande majorité des cas, cette valeur est à 100 %. Cependant, il peut être parfois différent de 100 %.

Pour l'étude, il a été décidé arbitrairement que lorsque l'indice de fiabilité est inférieur à 80 %, les données sont éliminées, car l'on considère qu'elles ne sont pas représentatives.

422	03/10/2012 21:30	658,7	100	110,880366	857	507	6,7899999
423	03/10/2012 21:40	519,4	100	80,527704	623	405	5,9500000
424	03/10/2012 21:50	439,714286	70	42,84987637	516	370	5,9285714
425	03/10/2012 22:00	442	100	69,0571422	647	370	5,7600000
426	03/10/2012 22:10	686,9	100	86,36672456	794	528	6,9

Figure 2 - exemple d'indice de fiabilité faible pour l'étude

3ème étape : Normalisation

La troisième étape consiste à normaliser les données comme décrit dans la norme IEC 61400-12-1. Il faut normaliser les valeurs de la densité de l'air et de la vitesse du vent.

Cela est réalisé par les deux formules suivantes :

$$\rho_{10min} = \frac{B_{10min}}{R_0 \times T_{10min}} \quad (1)$$

Avec :

ρ_{10min} : Densité de l'air normalisée (kg/m^3);

B_{10min} : Pression de l'air aux 10 minutes (hPa);

R_0 : Constante de l'air sec (287.05 J/kg/K);

T_{10min} : Température de l'air aux 10 minutes (K).

Rapport-Gratuit.com

$$V_n = V_{10min} \times \left(\frac{\rho_{10min}}{\rho_0}\right)^{1/3} \quad (2)$$

V_n : Vitesse du vent normalisée (m/s);

V_{10min} : Vitesse du vent aux 10 minutes (m/s);

ρ_{10min} : Densité de l'air normalisée (kg/m^3);

ρ_0 : Densité de l'air de référence (1.225 kg/ m^3).

Après cela, le graphe 3 est obtenu.

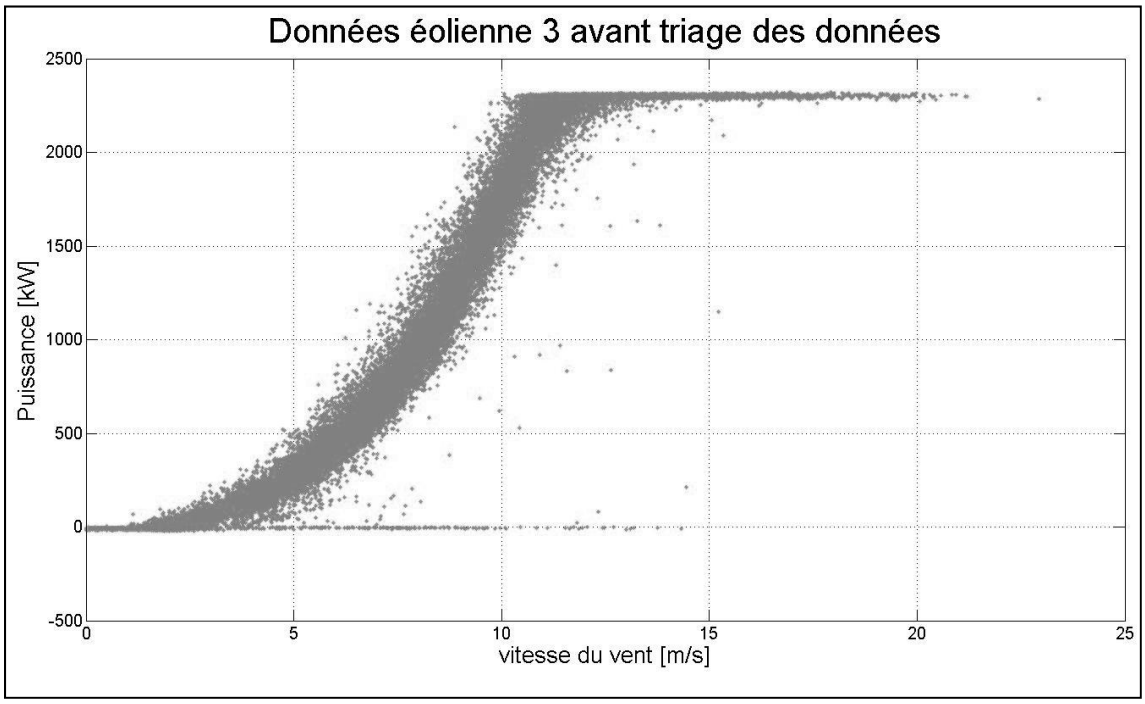


Figure 3 – Données éolienne 3 après normalisation

4ème étape : Filtrage des données

La figure 3 montre que certaines données sont inexactes (par exemple l'éolienne ne produit pas à des vitesses de vent supérieur à 5 m/s ou elle produit moins qu'attendu pour certaines

vitesses de vent). Ces données sont expliquées soit par des phénomènes de givre qui réduisent les capacités de l'éolienne, soit pas un arrêt total de la machine pour maintenance, soit d'autres facteurs qui agissent sur la machine le temps que le problème soit découvert et réglé.

Dans le cadre de l'étude, seules les données représentants un fonctionnement normal de l'éolienne ne peuvent être considéré. Un filtrage manuel avec des conditions sur la puissance et la vitesse de vent est effectué (supprimer les points qui produisent moins que 1000 kW au-dessus de 10 m/s par exemple). Cela permet d'éliminer les points qui sont visuellement aberrants.

Ensuite, comme le suggère la norme IEC 61400-12-1, les données sont séparées en catégories de 0,5 m/s. Il a été choisi de faire 42 catégories à partir de 0,25 m/s jusque 21,25 m/s.

Finalement, un dernier filtrage en utilisant le critère de Tukey est appliqué pour chaque catégorie. Cela permet de réellement cibler les données à utiliser représentants au mieux un fonctionnement normal de l'éolienne, tout en gardant une grande plage de valeurs (figure 4).

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

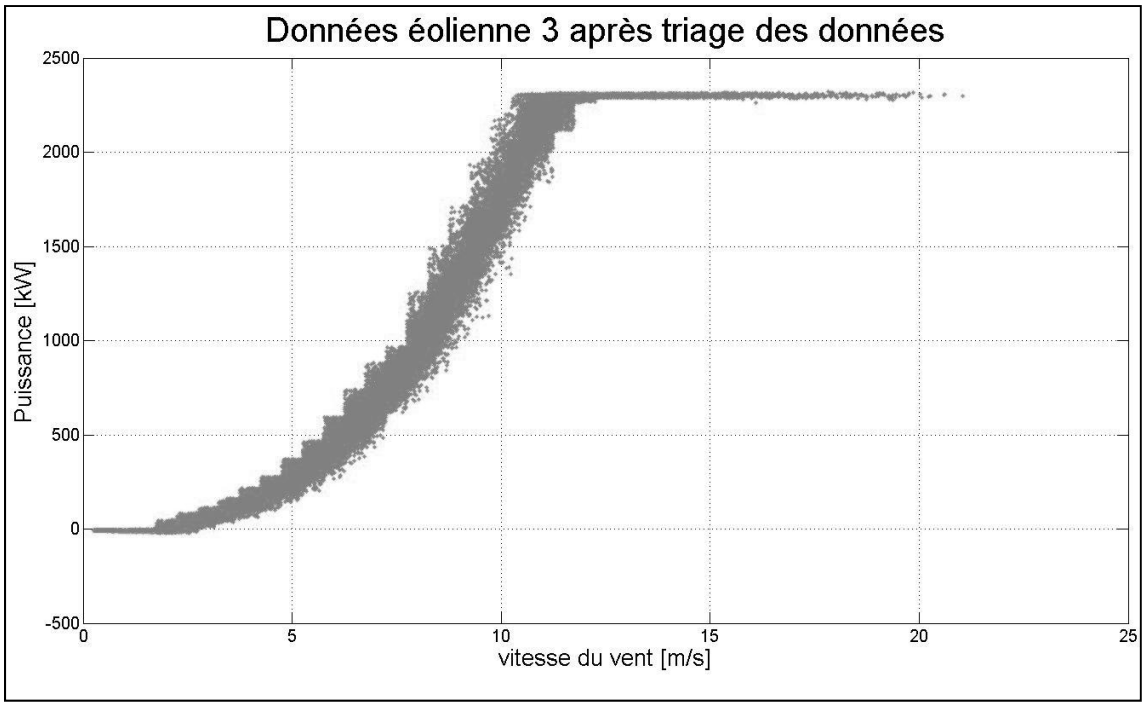


Figure 4 – données après filtrage

5ème étape : Calcul de l'espérance dans chaque catégorie

Ensuite, l'espérance des puissances est calculée pour chaque catégorie et ce point correspond à une vitesse de vent située en milieu de catégorie. Cela permet de tracer la courbe de la puissance moyenne que fournit l'éolienne.

Pour cela, la répartition des données dans chaque catégorie est étudiée pour en déduire les paramètres d'une distribution de weibull associé à cette répartition. À titre d'exemple, il a été choisi d'étudier les catégories 20 (vitesses de vent entre 9,75 et 10,25 m/s).et 30 (vitesses de vent entre 14,75 et 15,25 m/s).

Résultats pour la catégorie 20

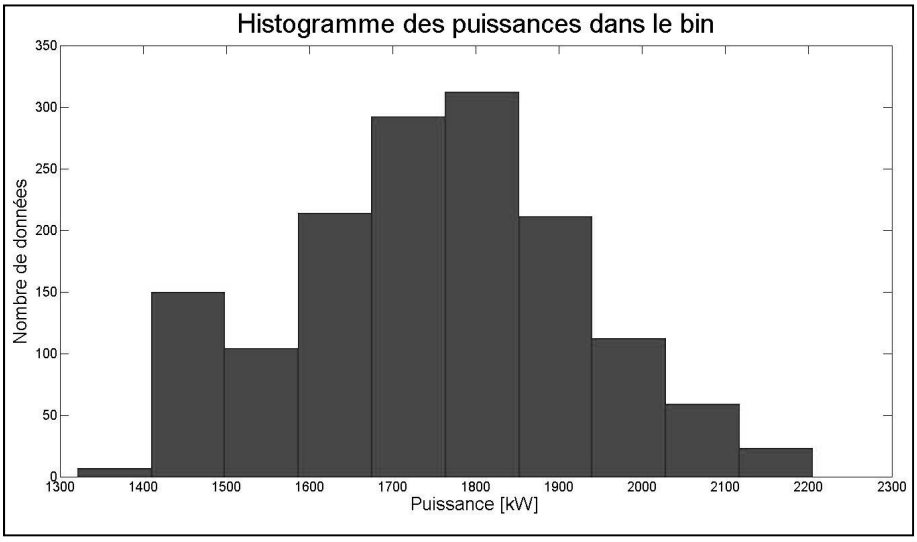


Figure 5 – histogramme des puissances dans la catégorie 20 pour l'éolienne 3

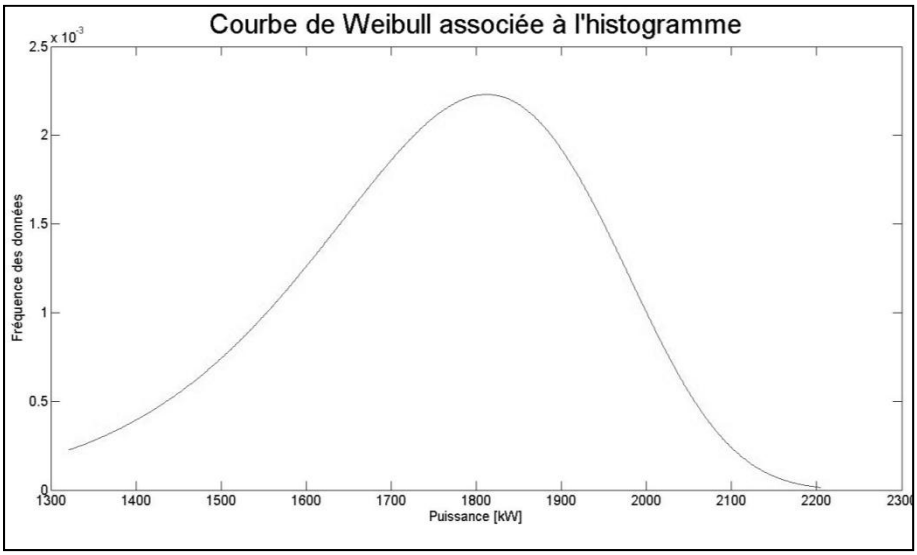


Figure 6 – courbe de Weibull associée

Les paramètres de la courbe de Weibull sont 1828 (facteur d'échelle) et 11 (facteur de forme).

<u>Pour la catégorie 30</u>

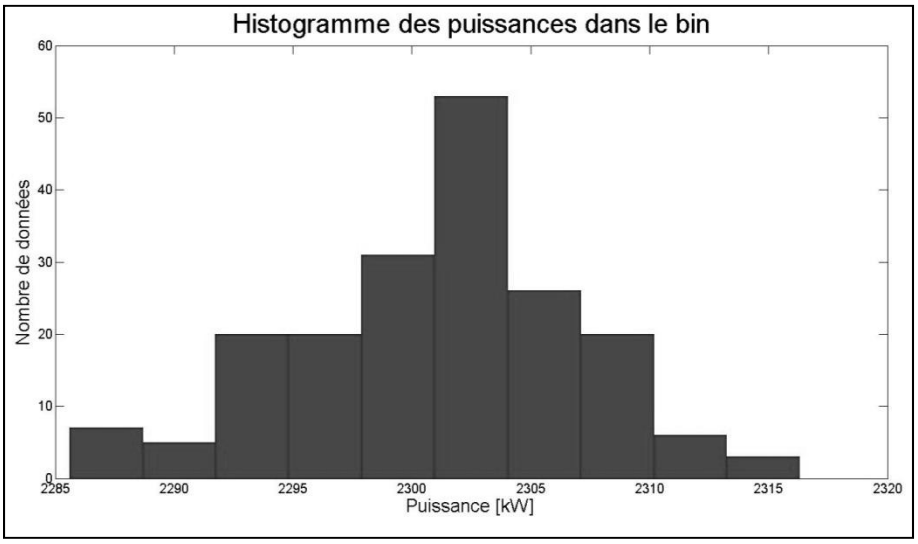


Figure 7 - histogramme de la répartition des puissances dans la catégorie 30 pour l'éolienne 3

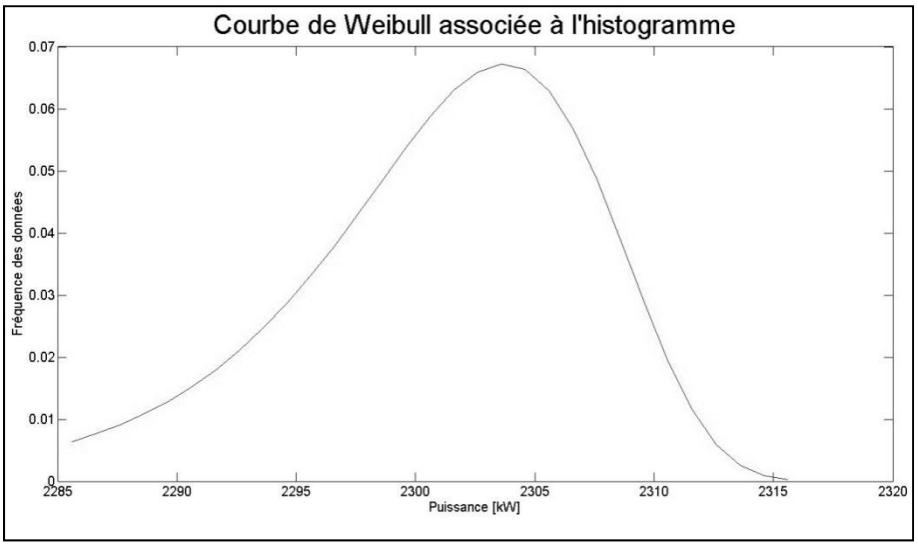


Figure 8 – courbe de weibull associée

Les paramètres de la courbe de Weibull sont 2303.7 et 421.

L'espérance se calcule avec la formule suivante :

$$\mu = \lambda \times \Gamma\,(1+1/k) \qquad (3)$$

Avec :

μ : Espérance;

λ : Paramètre d'échelle;

k : Paramètre de forme.

Tableau 1 – Comparaison des valeurs moyennes avec les différentes méthodes

Numéro cat.	**Espérance éolienne 3 avant modification (kW)**	**Espérance éolienne 3 après modification (kW)**	**Différence**
1	0*	0*	0
2	0*	0*	0
3	0*	0*	0
4	0*	0*	0
5	0*	0*	0
6	0.0595	0.0812	0,0217
7	0.0955	0.1293	0,0338
8	0.1379	0.1743	0,0364
9	0.1902	0.2420	0,0518
10	0.2574	0.3291	0,0717
11	0.3335	0.4140	0,0805
12	0.4277	0.5049	0,0772
13	0.5409	0.6339	0,093
14	0.6570	0.7595	0,1025
15	0.8004	0.9310	

16	0.9566	1.1052	0,1306
17	1.1399	1.3057	0,1486
18	1.3334	1.5209	0,1658
19	1.5447	1.7918	0,1875
20	1.7461	1.9862	0,2471
21	1.9930	2.1367	0,2401
22	2.1650	2.2289	0,1437
23	2.2642	2.2894	0,0639
24	2.2985	2.3015	0,0252
25	2.3010	2.3017	0,003
26	2.3006	2.3012	0,0007
27	2.3007	2.3019	0,0006
28	2.3009	2.3027	0,0012
29	2.3009	2.2993	0,0018
30	2.3006	2.3006	**-0,0016**
31	2.3006	2.3014	0
32	2.3011	2.3035	0,0008
33	2.3021	2.2994	0,0024
34	2.2974	2.2985	**-0,0027**
35	2.3001	2.2990	0,0011
36	2.3034	2.2989	**-0,0011**
37	2.3000	2.3025	**-0,0045**
38	2.3031	2.3027	0,0025
39	2.2961	2.2989	**-0,0004**
40	2.3043	2.3035	0,0028
41	2.3033	2.3064	**-0,0008**
42	2.2979	2.3048	0,0031
			0,0069

* il est impossible de calculer ces valeurs avec la fonction Matlab car il y a des valeurs négatives non prises en compte par la formule utilisée par le logiciel.

Il est notable que l'espérance de l'éolienne 3 après modification est supérieure à celle avant modification dans la plupart des cas. Les seuls cas où celle-ci est inférieure sont pour des valeurs de catégories élevées, là où la turbine est arrivée à sa puissance de production maximale.

6ème étape : Regroupement des deux bases de données

En faisant le même travail que précédemment avec les données d'octobre (qui représente les données après modification de l'éolienne), il est possible de comparer sur le même graphe la même éolienne avant et après modification (figure 9 pour l'éolienne 3 et figure 10 pour l'éolienne 5).

Cependant, comme vues précédemment, certaines valeurs de l'espérance ne sont pas calculables pour des problèmes de matrices sur Matlab. Il a donc été décidé d'utiliser la moyenne de chaque catégorie plutôt que l'espérance. Cela n'influencera pas le résultat final, car moyenne et espérance sont des valeurs très proches.

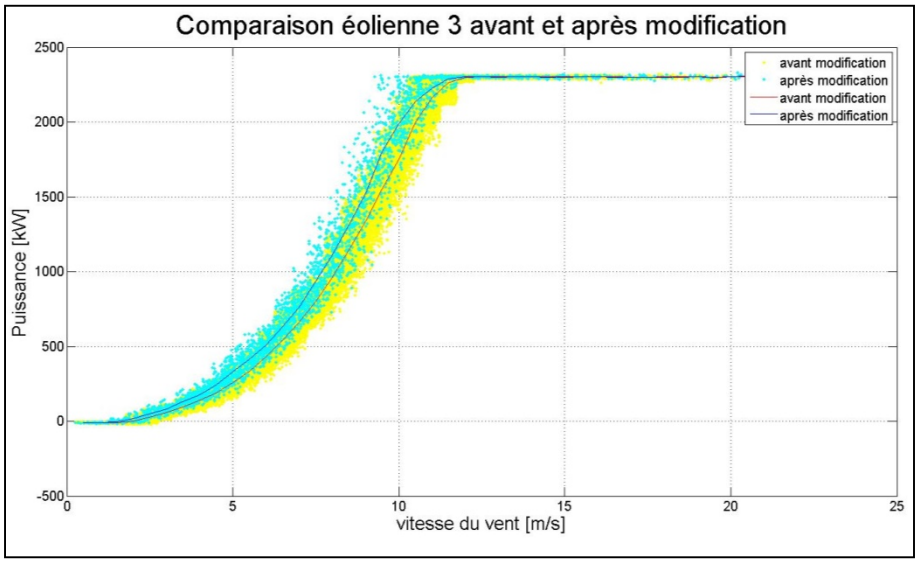


Figure 9 – comparaison éolienne 3 pour les deux bases de données

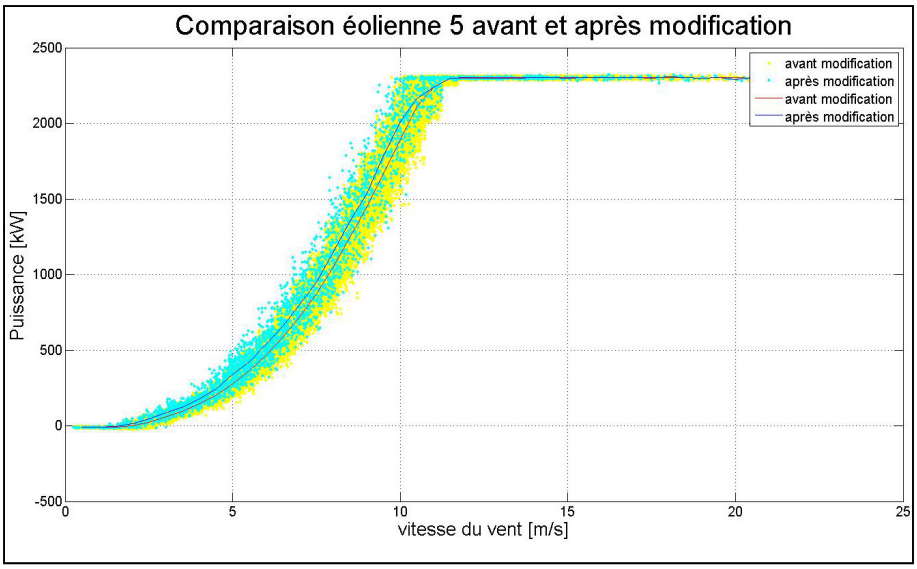


Figure 10 - Comparaison éolienne 5 pour les deux bases de données

À première vue, une différence de production est d'ores et déjà notable pour les deux éoliennes.

IV Test de Kolmogorov-Smirnov

Un premier test effectué est celui de Kolmogorov-Smirnov. Il permet de déterminer si les deux fonctions de répartition suivent la même loi. Le test est effectué pour chaque catégorie avec un taux de confiance de 95 %.

L'hypothèse H_0 est : les deux fonctions suivent la même loi de distribution.

Le test ressort les valeurs :

- h : valeur de 0 ou 1 qui indique si l'hypothèse H_0 peut-être rejetée ou pas à un taux de confiance de 95 % (h=0 si l'hypothèse ne peut pas être rejetée, h=1 sinon);
- p-value : valeur comparée à $\gamma = 0.05$ pour rejetée ou non l'hypothèse H_0 (hypothèse rejetée si p-value < α)

Pour les deux éoliennes, deux études sur deux catégories différentes vont être présentées. Tout d'abord, la catégorie 20 représentant une vitesse de vent entre 9,75 et 10,25 m/s (situé là où il y a une différence notable entre les deux courbes). Puis la catégorie 30 représentant une vitesse de vent entre 14,75 et 15,25 m/s (situé donc sur le palier de la courbe de puissance, là où il n'y a pas de différence notable).

Résultats éolienne 3

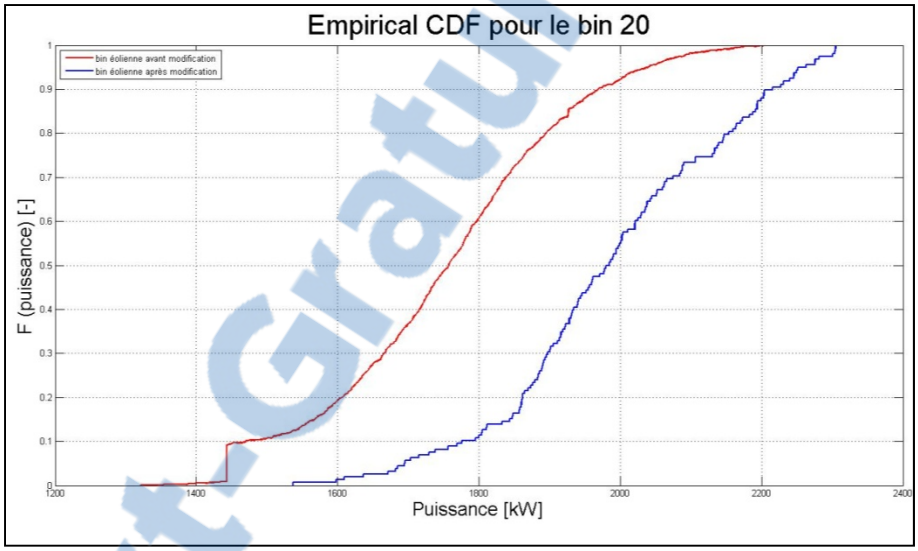


Figure 11 – CDF pour la catégorie 20 de l'éolienne 3

Sur la figure 11, on distingue clairement que les deux distributions sont différentes. Cela amène à penser que pour la catégorie 20, il y a une différence notable de production entre avant et après la modification.

Rapport-Gratuit.com

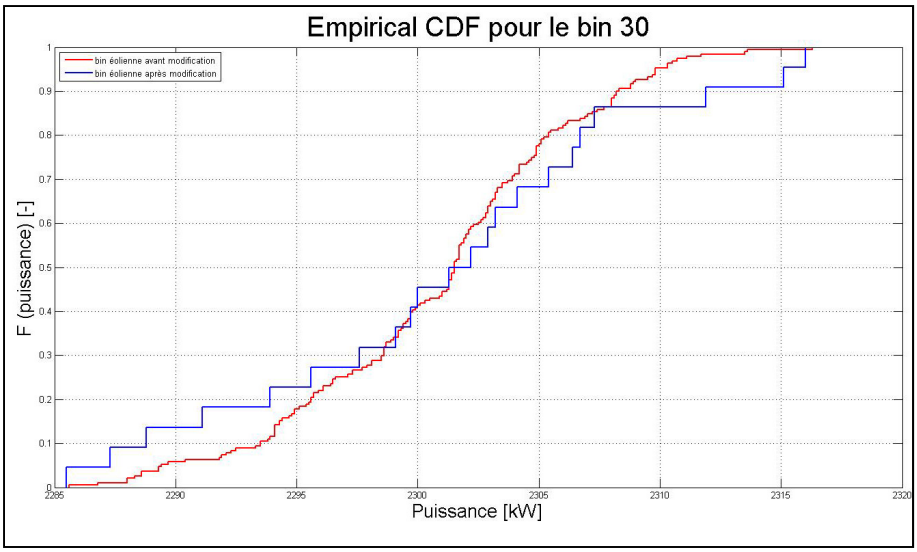


Figure 12 – CDF pour la catégorie 30 de l'éolienne 3

Pour la catégorie 30, les deux distributions sont plus rapprochées, elles s'entrecoupent même (figure 12). Comparé à précédemment, pour ce cas-là les deux distributions sont similaires. Pour conclure statistiquement sur les deux exemples précédents et sur l'ensemble des catégories, le tableau 2 récapitule les résultats obtenus pour l'ensemble des catégories.

À noter que les résultats de ce tableau utilisent les données normalisées entre 0 et 1 dans chaque catégorie.

Tableau 2 – résultats du test de Kolmogorov-Smirnov pour l'éolienne 3

Numéro de catégorie	**Vitesse de vent (m/s)**	**P-value**	**P-value > alpha (0 si vrai, 1 sinon)**
1	0.25 – 0.75	0.0007	1
2	0.75 – 1.25	0.0252	1
3	1.25 – 1.75	0.0000	1
4	1.75 – 2.25	0.0000	1
5	2.25 – 2.75	0.0000	1
6	2.75 – 3.25	0.0000	1

7	3.25 – 3.75	0.0000	1
8	3.75 – 4.25	0.0000	1
9	4.25 – 4.75	0.0000	1
10	4.75 – 5.25	0.0000	1
11	5.25 – 5.75	0.0000	1
12	5.75 – 6.25	0.0000	1
13	6.25 – 6.75	0.0000	1
14	6.75 – 7.25	0.0000	1
15	7.25 – 7.75	0.0000	1
16	7.75 – 8.25	0.0000	1
17	8.25 – 8.75	0.0000	1
18	8.75 – 9.25	0.0000	1
19	9.25 – 9.75	0.0000	1
20	9.75 – 10.25	**0.0000**	**1**
21	10.25 – 10.75	0.0000	1
22	10.75 – 11.25	0.0000	1
23	11.25 – 11.75	0.0000	1
24	11.75 – 12.25	0.0411	1
25	12.25 – 12.75	0.0236	1
26	12.75 – 13.25	0.8426	0
27	13.25 – 13.75	0.2763	0
28	13.75 – 14-25	0.1667	0
29	14.25 – 14.75	0.2204	0
30	14.75 – 15.25	**0.9194**	**0**
31	15.25 – 15.75	0.9353	0
32	15.75 – 16.25	0.3530	0
33	16.25 – 16.75	0.2076	0
34	16.75 – 17.25	0.6798	0
35	17.25 – 17.75	0.9986	0
36	17.75 – 18.25	0.1633	0

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

37	18.25 – 18.75	0.8323	0
38	18.75 – 19.25	0.9954	0
39	19.25 – 19.75	0.8146	0
40	19.75 – 20.25	0.9010	0
41	20.25 – 20.75	0.5344	0
42	20.75 – 21.25	0.3029	0

Du tableau 2, on peut déduire que les deux courbes (avant et après modification) ne suivent pas la même distribution avec un taux de confiance de 95 % entre les catégories 1 et 25. À partir de la catégorie 26, les 2 courbes suivent la même distribution (après la ligne rouge).
Cela signifie que jusqu'à une vitesse de vent de 12,75 m/s, il y a une différence importante entre la puissance avant et après modification. Cela se justifie sur la figure 9 où l'on voit un écart entre les 2 courbes de 0 à 12,75 m/s. Passé la vitesse de 12,75 m/s, les deux courbes se rapprochent jusqu'à un même palier et les puissances pour des vitesses de vent au-delà de 12,75 m/s sont les mêmes à peu près (du moins aucune différence importante ne peut être déduite).

<u>Résultats éolienne 5 :</u>

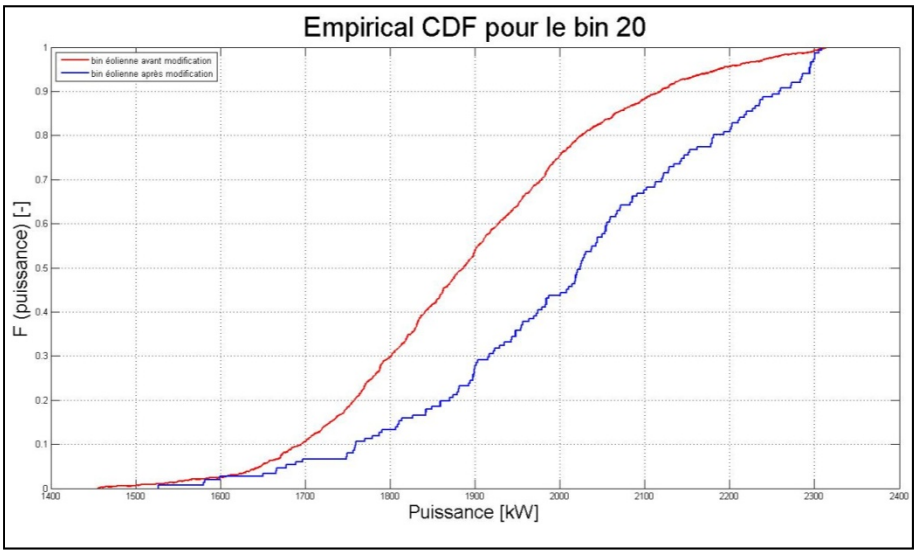


Figure 13 - CDF pour la catégorie 20 de l'éolienne 5

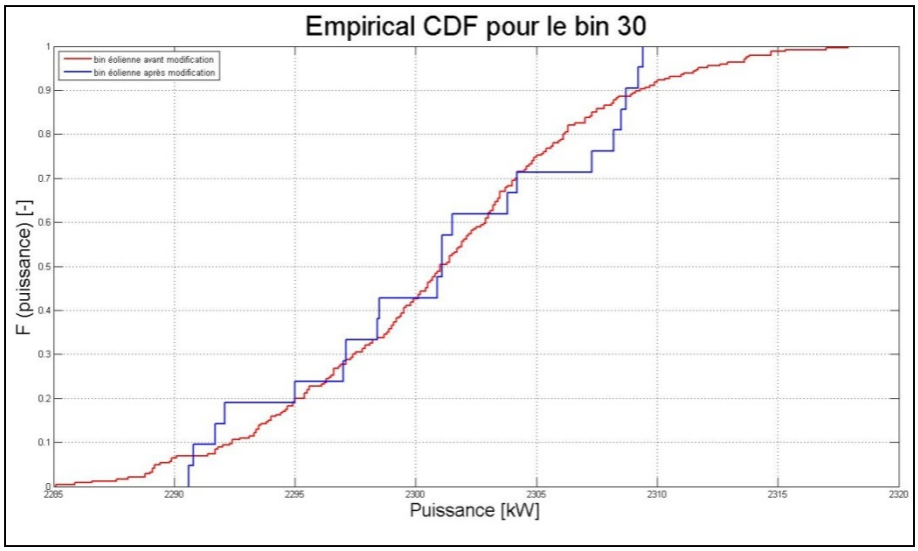


Figure 14 - CDF pour la catégorie 20 de l'éolienne 5

Tableau 3 - résultats du test de Kolmogorov-Smirnov pour l'éolienne 5

Numéro de catégorie	**Vitesse de vent (m/s)**	**Pvalue**	**Pvalue > alpha (0 si vrai, 1 sinon)**
1	0.25 – 0.75	0.0012	1
2	0.75 – 1.25	0.7288	**0**
3	1.25 – 1.75	0.0000	1
4	1.75 – 2.25	0.0000	1
5	2.25 – 2.75	0.0000	1
6	2.75 – 3.25	0.0000	1
7	3.25 – 3.75	0.0000	1
8	3.75 – 4.25	0.0000	1
9	4.25 – 4.75	0.0000	1
10	4.75 – 5.25	0.0000	1
11	5.25 – 5.75	0.0000	1
12	5.75 – 6.25	0.0000	1
13	6.25 – 6.75	0.0000	1
14	6.75 – 7.25	0.0000	1

15	7.25 – 7.75	0.0000	1
16	7.75 – 8.25	0.0000	1
17	8.25 – 8.75	0.0000	1
18	8.75 – 9.25	0.0000	1
19	9.25 – 9.75	0.0000	1
20	9.75 – 10.25	0.0000	1
21	10.25 – 10.75	0.0013	1
22	10.75 – 11.25	0.9716	0
23	11.25 – 11.75	0.1315	0
24	11.75 – 12.25	0.4470	0
25	12.25 – 12.75	0.8253	0
26	12.75 – 13.25	0.6492	0
27	13.25 – 13.75	0.4139	0
28	13.75 – 14-25	0.4000	0
29	14.25 – 14.75	0.3942	0
30	14.75 – 15.25	0.8922	0
31	15.25 – 15.75	0.0782	0
32	15.75 – 16.25	0.7482	0
33	16.25 – 16.75	0.9306	0
34	16.75 – 17.25	0.4284	0
35	17.25 – 17.75	0.4872	0
36	17.75 – 18.25	0.1053	0
37	18.25 – 18.75	0.2612	0
38	18.75 – 19.25	0.5953	0
39	19.25 – 19.75	0.6249	0
40	19.75 – 20.25	0.0024	**1**
41	20.25 – 20.75	0.9732	0
42	20.75 – 21.25	Non calculable*	Non calculable*

* la catégorie numéro 42 ne contient pas de données pour le mois d'octobre. Les calculs sont donc impossibles à faire pour cette catégorie.

Du tableau 3, il ressort la même conclusion que pour le tableau 2. Cependant, il est notable que pour l'éolienne 5, le rapprochement des distributions des 2 courbes se fait pour une vitesse de vent moins élevé que pour l'éolienne 3. En effet, c'est à partir de la catégorie 22 que l'hypothèse ne peut être rejetée. Cela signifie que les puissances sont sensiblement les mêmes passé une vitesse de 10.75 m/s.

De plus, on peut noter deux résultats surprenants pour les catégories 2 et 40. L'explication pour la catégorie 40 n'a pas été trouvée. Mais pour la catégorie 2, comme la montre les graphes figure 15, l'éolienne avant modification produit plus (ou plutôt consommes moins, car la puissance est négative) à la catégorie 1, et les rôles sont inversés à la catégorie 3. La catégorie 2 représente donc la phase de transition, là où les deux productions sont semblables.

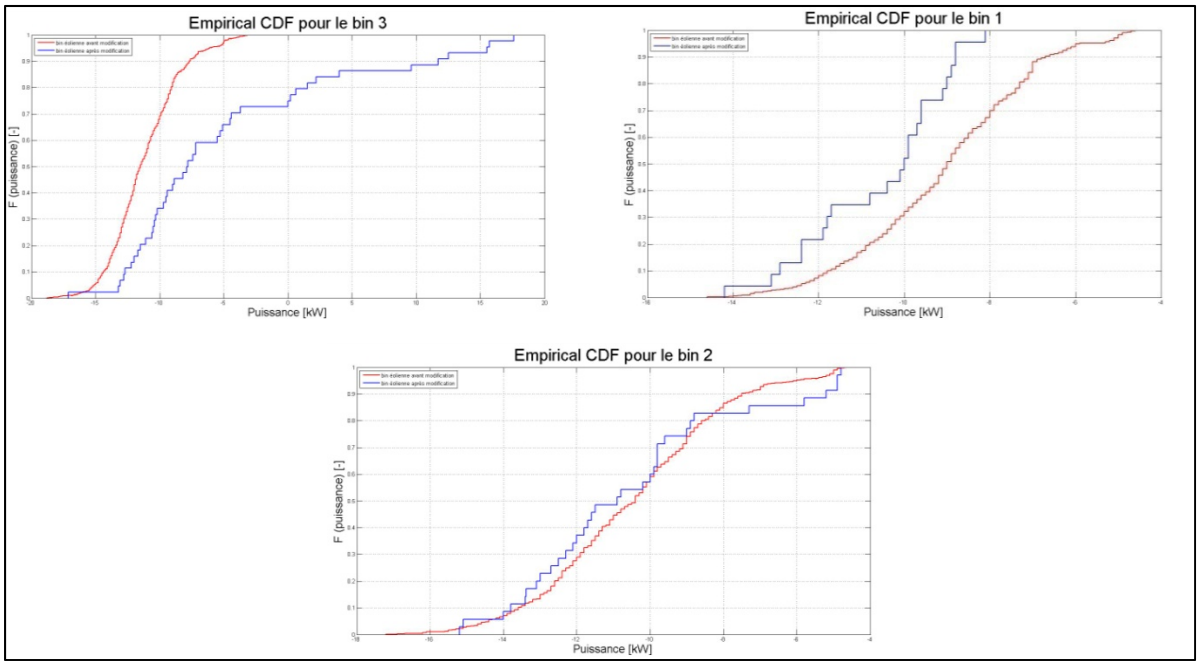


Figure 15 - CDF des catégories 1, 2 et 3 de l'éolienne 5

V Méthode de Monte Carlo

Dans ce 2ème test, l'objectif est de quantifier la différence d'énergie annuelle produite par chaque éolienne avant et après modification.

Pour réaliser le test, des conditions idéales sont supposées (pas de givre, pas d'entretien, pas de problèmes avec l'éolienne). Cela se fait implicitement par le filtrage des données effectué précédemment.

Dans ce test, une distribution des vitesses de vent est nécessaire. Il est connu que la distribution du vent suit une loi de Weibull. Pour déterminer ses paramètres, les vitesses de vent de l'année 2010 ont été utilisées. La figure 16 représente l'histogramme des vitesses de vent pour cette année.

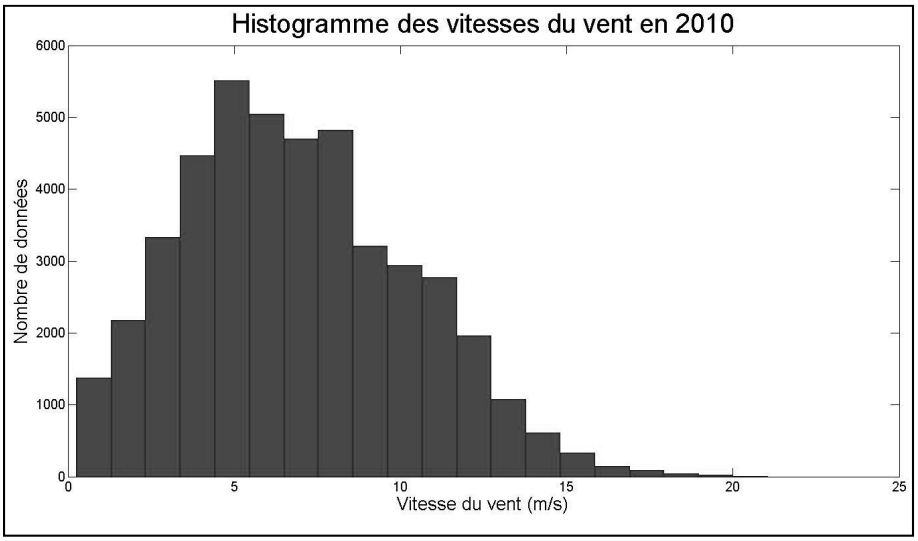


Figure 16 – histogramme de la répartition des vitesses de vent en 2010

Après comparaison avec une courbe de Weibull, il en ressort que les paramètres sont : facteur d'échelle = 7.7783 et facteur de forme = 2.1198.

Le but de ce programme est de simuler un an de production un grand nombre de fois, avec un vent changeant régulièrement.
Pour ce faire, un vent est généré aléatoirement (suivant la loi de weibull avec les paramètres 7.7783 et 2.1198), puis la puissance est déterminée pour cette valeur de vent, puis l'énergie.
Cela est fait sur toute l'année, puis toutes les énergies obtenues sont sommées pour obtenir l'énergie produite par l'éolienne en une année.

Cette méthode est plus précise en simulant un grand nombre de fois la production sur un an (10 000 fois par exemple) et avec un ΔT petit (1 à 2 minutes) pour avoir un maximum de variation de vitesses de vent.
Cependant, pour des raisons de temps de calcul avec Matlab, il a été défini que la vitesse de vent sera modifiée toutes les 20 minutes ($\Delta T=20$).
Cela reste raisonnable, car sur une année, en prenant un vent changeant toutes les 20 minutes, cela permet d'avoir un nombre de calculs différents importants (26 800 vitesses de vent).

Le nombre d'itérations a été fixé à 2000, car c'est à partir de cette valeur que la variance reste à peu près constante (figure 17).

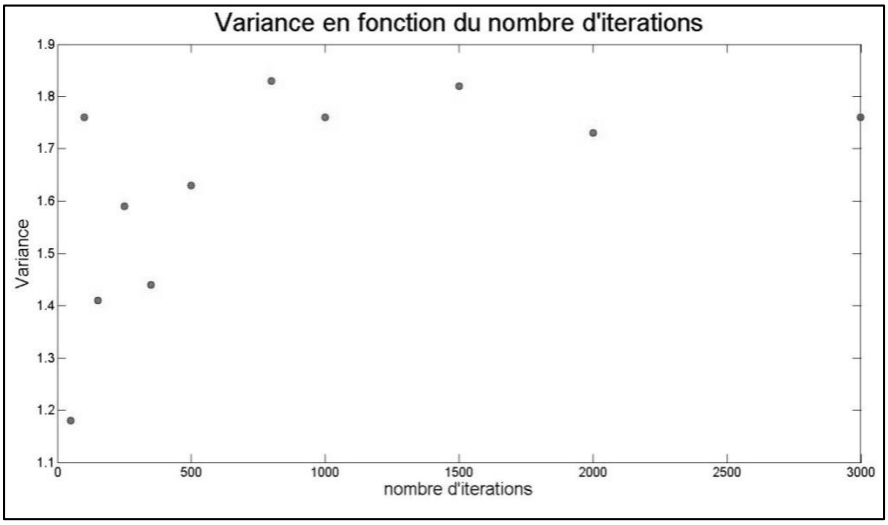


Figure 17 - variance en fonction du nombre de simulations

Résultats éolienne 3

La figure 18 représente l'histogramme de la simulation de Monte-Carlo pour l'année 2010.

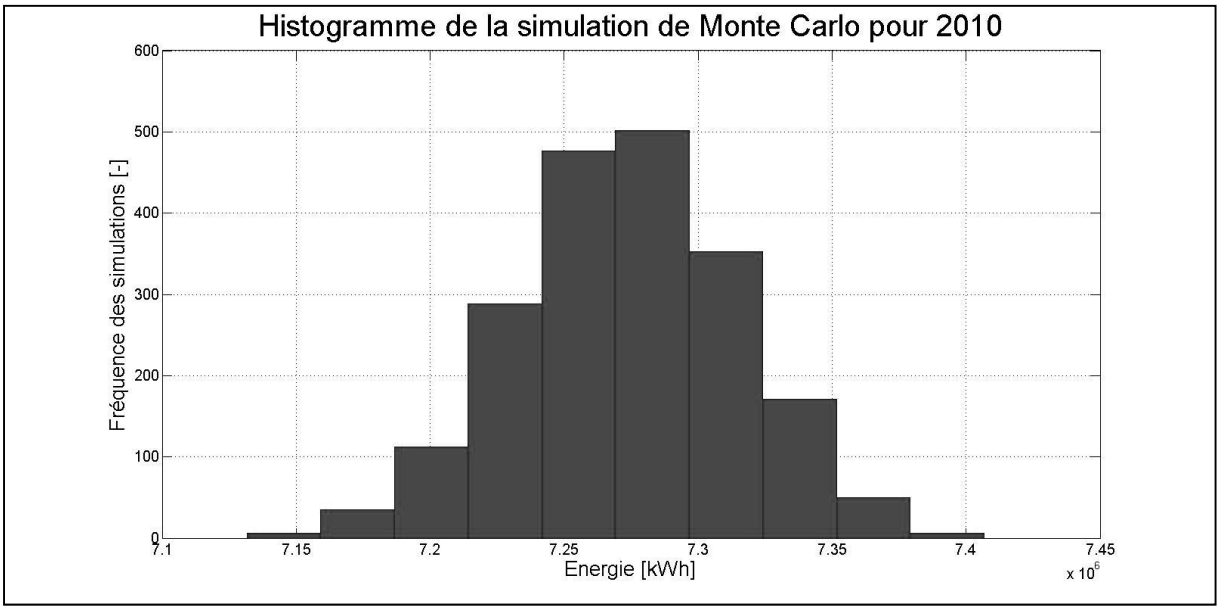


Figure 18 - histogramme de la simulation de Monte-Carlo pour l'éolienne 3 en 2010

Cette distribution a été comparée à une distribution de loi normale. Les coefficients obtenus sont : moyenne = 7.2736 GWh et écart type = 0.0415 GWh.

Le résultat est :

$E_{\text{éolienne 3 avant modif}} = 7.2736 \pm 0.0830$ GWh avec un taux de confiance de 95 %.

La figure 19 représente l'histogramme de la simulation de Monte-Carlo pour octobre 2012.

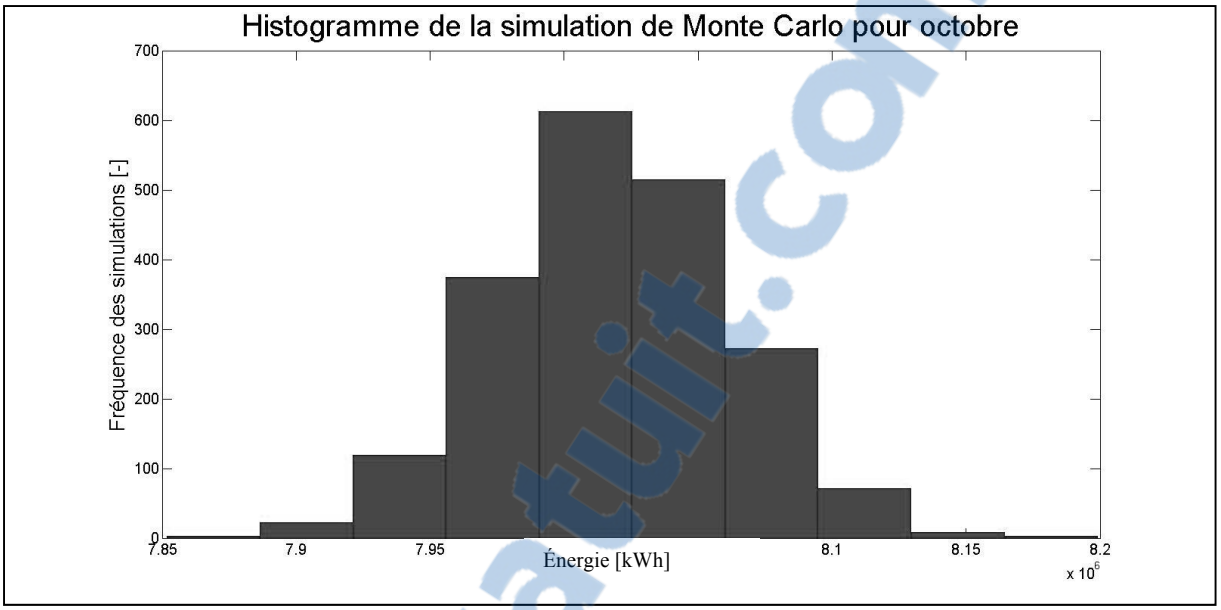


Figure 19 - histogramme de la simulation de Monte-Carlo pour l'éolienne 3 en octobre

De même, les coefficients obtenus sont : moyenne = 8.0191 GWh et écart type = 0.0442 GWh.

Le résultat est :

$E_{\text{éolienne 3 après modif}} = 8.0191 \pm 0.0884$ MWh avec un taux de confiance de 95 %.

Il est désormais possible de calculer l'amélioration apportée par le système avec la formule suivante :

$$\text{Amélioration (\%)} = \frac{(Energie\ après\ modification - Energie\ avant\ modification)}{Energie\ après\ modification} \quad (3)$$

$$\text{Amélioration (\%)} = \frac{(8.0191 - 7.2736)}{8.0191}$$

Amélioration = 9.35 %

Rapport-Gratuit.com

Résultats éolienne 5

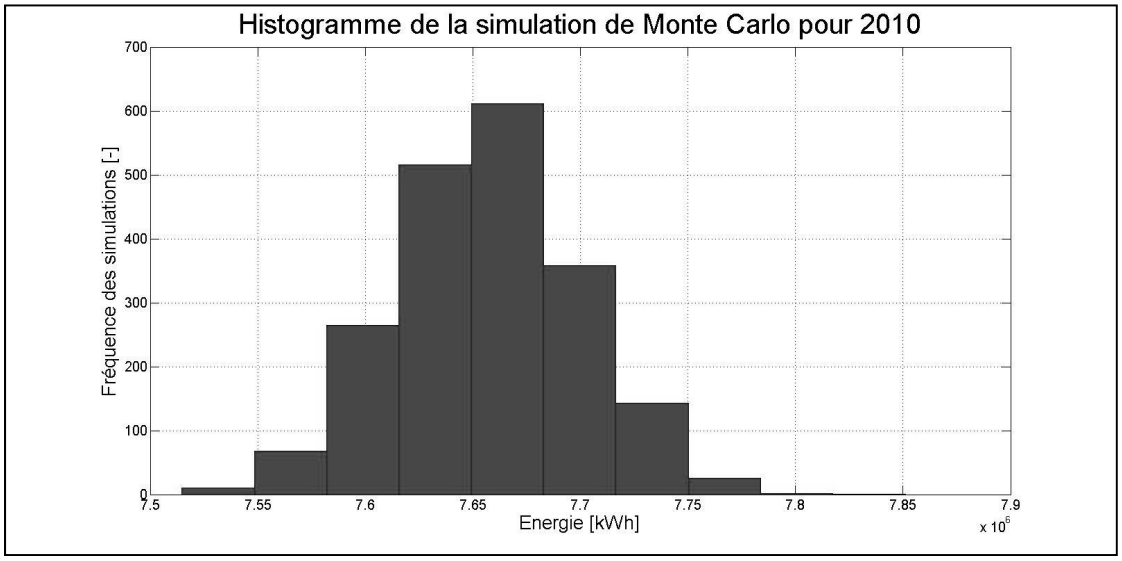


Figure 20 - histogramme de la simulation de Monte-Carlo pour l'éolienne 3 en 2010

Le résultat est :

$E_{\text{éolienne 5 avant modif}} = 7.6569 \pm 0.0864$ GWh avec un taux de confiance de 95 %.

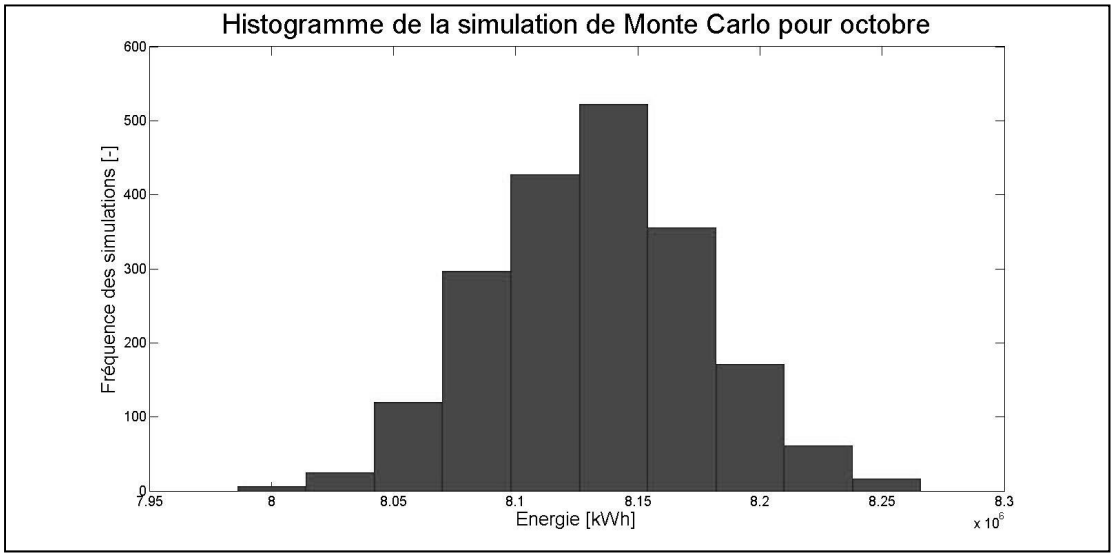


Figure 21 - histogramme de la simulation de Monte-Carlo pour l'éolienne 3 en octobre

Le résultat est :

$E_{\text{éolienne 5 après modif}} = 8.1323 \pm 0.0866$ GWh avec un taux de confiance de 95 %.

Amélioration = 5.78 %

VI Remarques

Après la présentation orale de ce projet, quelques remarques ont été apportées par Francis.

1. Il est possible d'éliminer les données dont l'indice de fiabilité est inférieur à 95 % (au lieu de 80 % utilisé pour le projet). Si après cela il reste beaucoup trop de données, il est aussi possible d'augmenter cette valeur.

2. Les raisons des valeurs « bad » sont :
   - maintenance;
   - problèmes de communications des données entre les appareils.

3. Le critère de Tockey est très bon à utiliser dans la théorie, mais pas en pratique. En effet, cela créé des créneaux sur la courbe de puissance.

4. Lors de la méthode de Monte-Carlo, les vitesses de vents sont générées une à une puis le calcul de l'énergie est réalisé immédiatement. Pour accélérer le programme, il est plus rapide de créer une matrice avec des valeurs de vents, puis après de calculer toutes les énergies.

5. Il est plus précis de faire la simulation de Monte-Carlo sur plusieurs années (et non une seule année). Cela a été essayé, mais le programme réalisé n'est pas le plus rapide, et donc la simulation pour 5 ans prend plusieurs heures (alors qu'il est possible de réduire fortement la durée de calcul).

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

6. Les résultats de la méthode de Monte-Carlo ne sont pas les mêmes qu'annoncés lors de la présentation orale. En effet, après la remarque de Francis sur ces résultats et la vérification des programmes Matlab, une erreur a été identifiée et réparée ce qui change les résultats. Mais la méthode était quand même bonne lors de la présentation orale et l'erreur ne joue que sur les résultats.

Conclusion

À travers ce projet, l'étude d'une base de données a été réalisée.

Tout d'abord, les données inutilisables pour la suite de l'étude ont été éliminées, pour ne garder que des données non aberrantes représentatives du comportement réel de la machine.

Puis, à l'aide du test de Kolmogorov-Smirnov, il a été montré une importante différence de production entre l'éolienne avant et après modification pour les deux éoliennes. Ce test a montré que les productions sont différentes jusqu'à une certaine vitesse de vent, puis qu'au-dessus de cette valeur, les productions sont semblables.

Enfin, la méthode de Monte-Carlo a quantifié cette différence de production. Les résultats montrent que la différence de production est d'environ 9 % pour l'éolienne 3 et 6 % pour l'éolienne 5. Le système de contrôle améliore donc les performances des éoliennes.

Ce projet m'a donc permis de mettre en application les notions vues lors du cours de Méthodologies expérimentales pour ingénieurs. De plus, ce projet est une introduction à mon futur projet de mémoire avec Christian Masson et Antoine Tahan.

ANNEXE II

TESTS DE NORMALITÉ

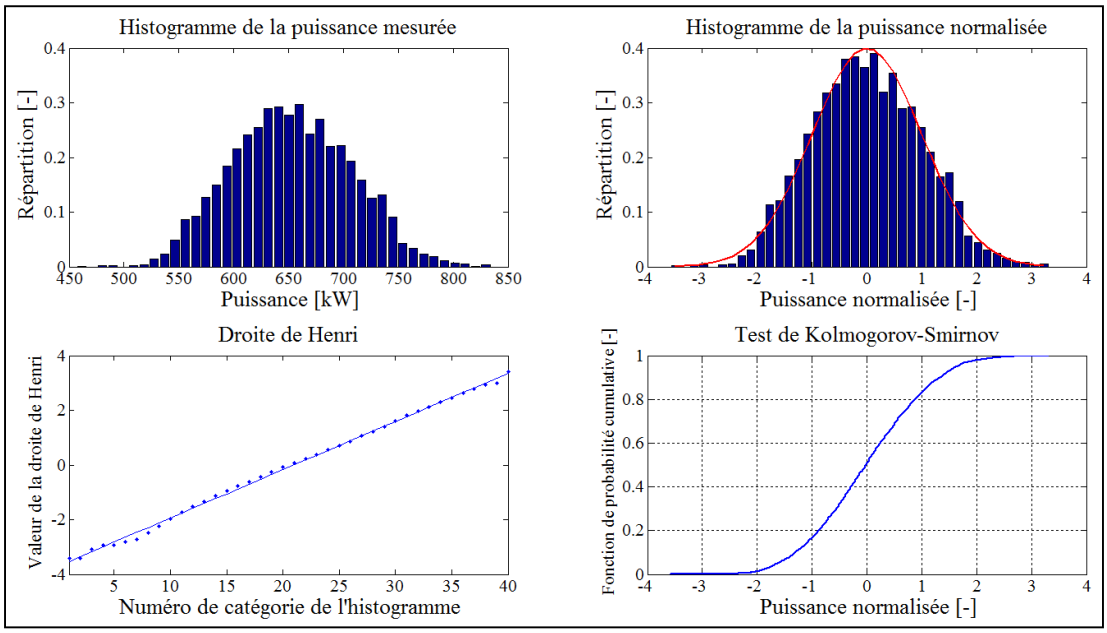


Figure-A II -1 Test de normalité de la catégorie β_{14}

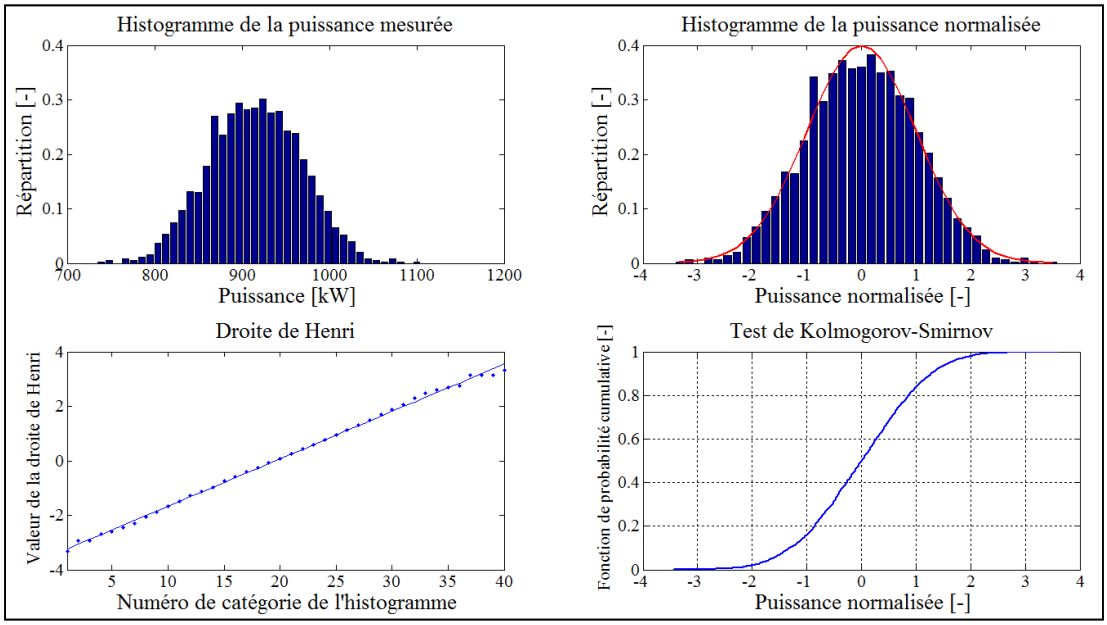


Figure-A II -2 Test de normalité de la catégorie β_{16}

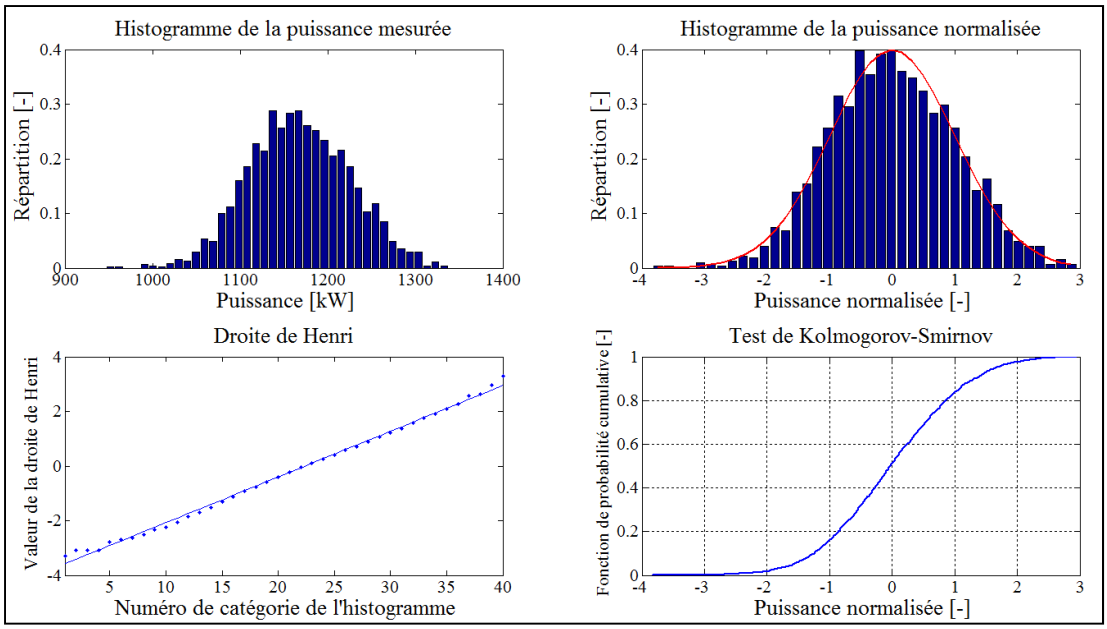


Figure-A II -3 Test de normalité de la catégorie β_{18}

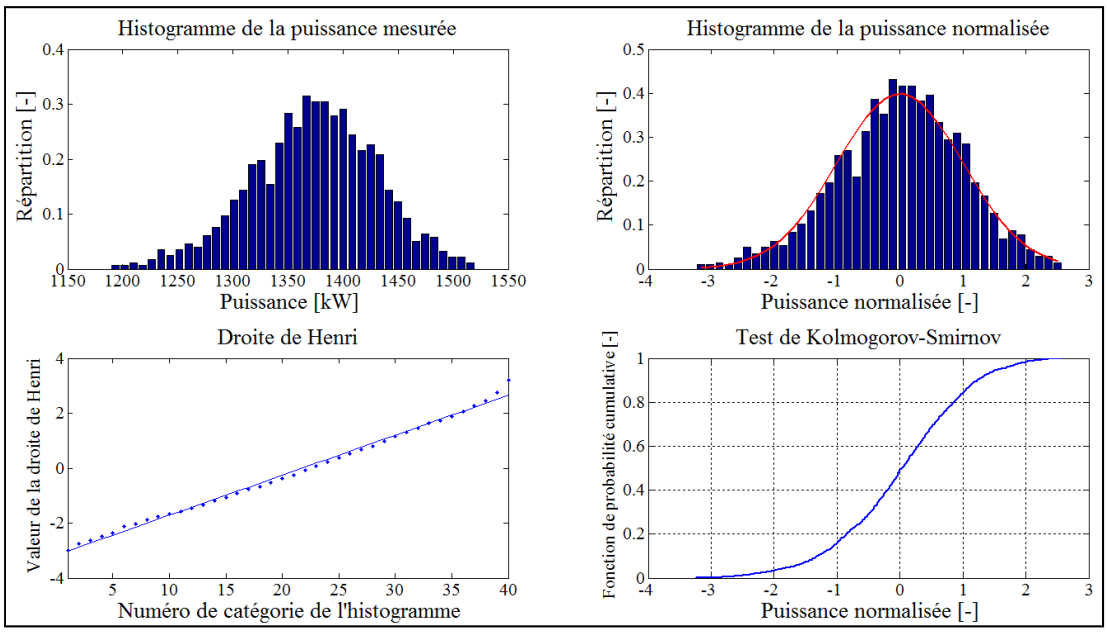


Figure-A II-4 Test de normalité de la catégorie β_{20}

Tableau-A II-1 Valeur de la P_{value}
dans chaque catégorie

N° catégorie	**Valeur P_{value}**
β_{12}	0,28
β_{14}	0,37
β_{16}	0,55
β_{18}	0,79
β_{20}	0,36

ANNEXE III

GRAPHIQUES DES SIMULATIONS DE SOUS-PERFORMANCE

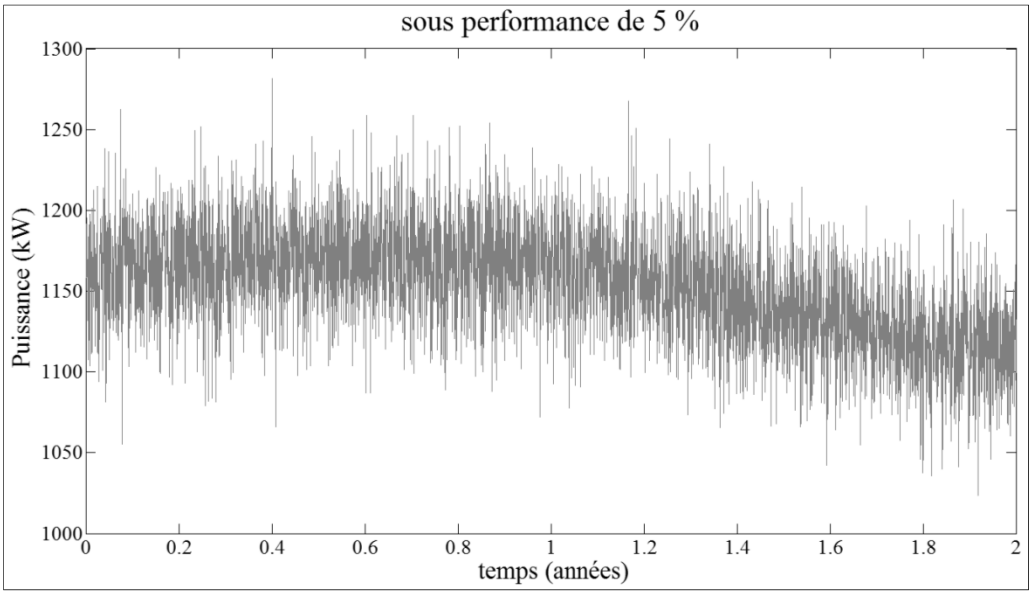


Figure-A III-1 Simulation d'une sous-performance de 5 % pour la catégorie β_{18}

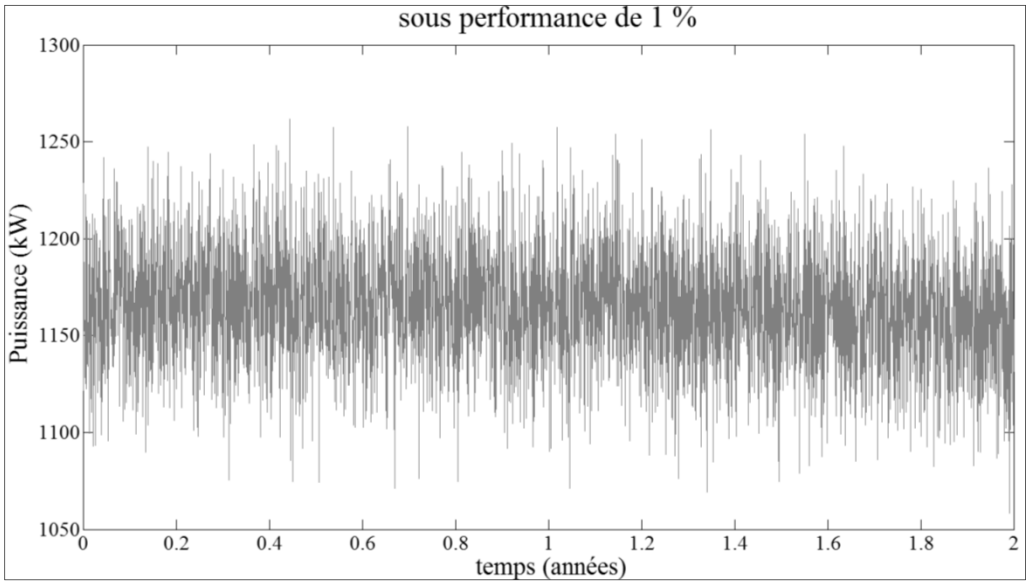


Figure-A III -2 Simulation d'une sous-performance de 1 % pour la catégorie β_{18}

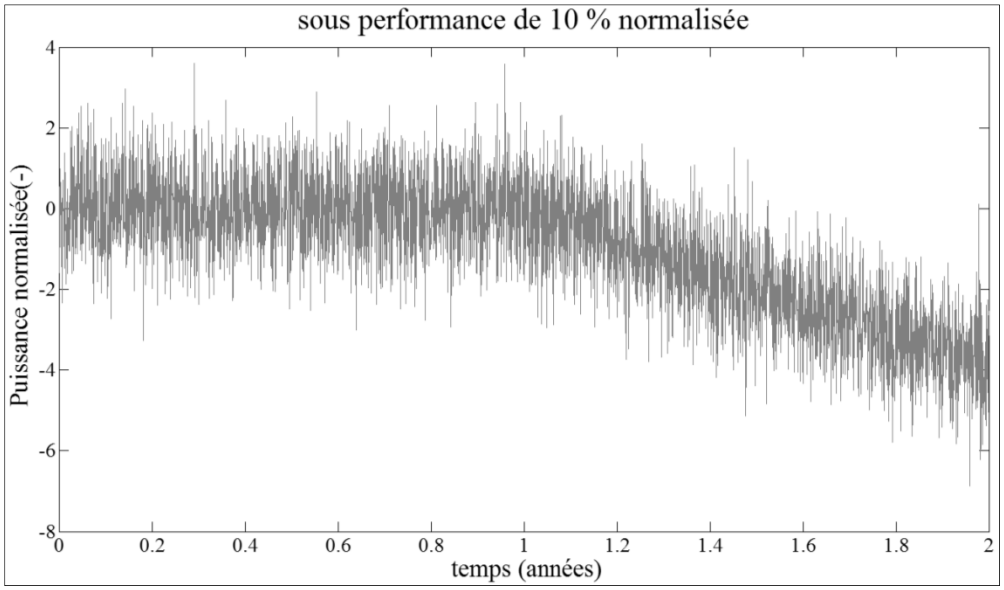


Figure-A III -3 Normalisation des données sous-performance de 10 % pour la catégorie β_{18}

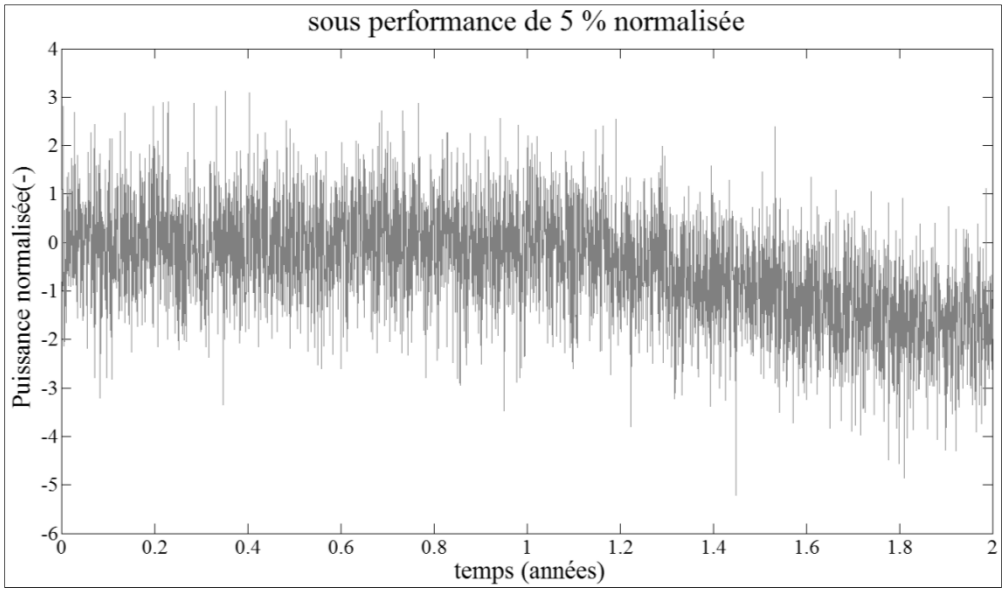


Figure-A III -4 Normalisation des données sous-performance de 5 % pour la catégorie β_{18}

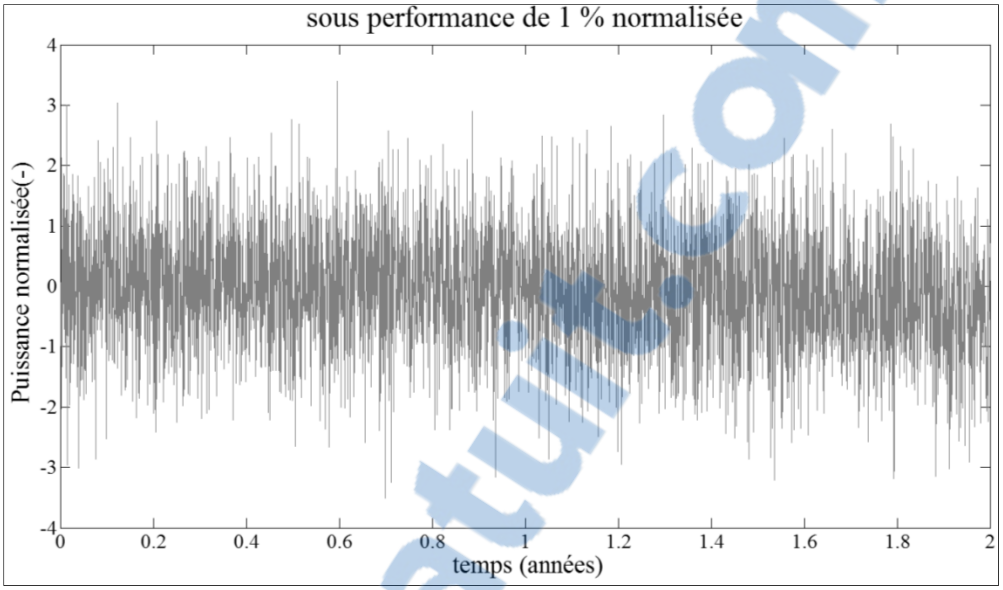


Figure-A III -5 Normalisation des données sous-performance de 1 % pour la catégorie β_{18}

Rapport-Gratuit.com

ANNEXE IV

GRAPHIQUES POUR LE CHOIX DU NOMBRE DE SIMULATIONS POUR LA MÉTHODE DE MONTÉ-CARLO

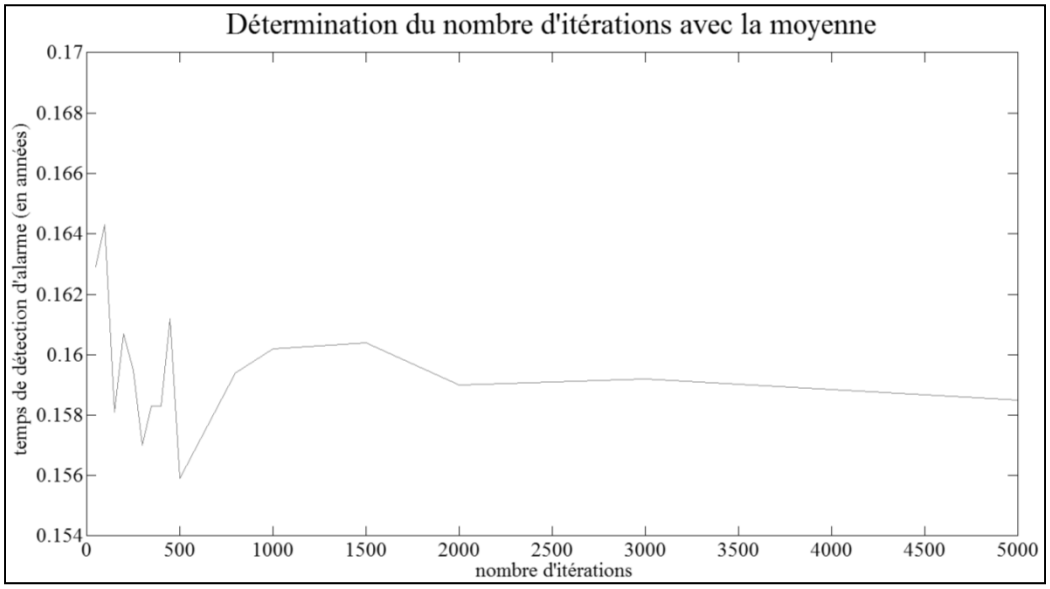


Figure-A IV-1 Détermination du nombre de simulations avec la moyenne

Rapport-gratuit.com
LE NUMERO 1 MONDIAL DU MÉMOIRES

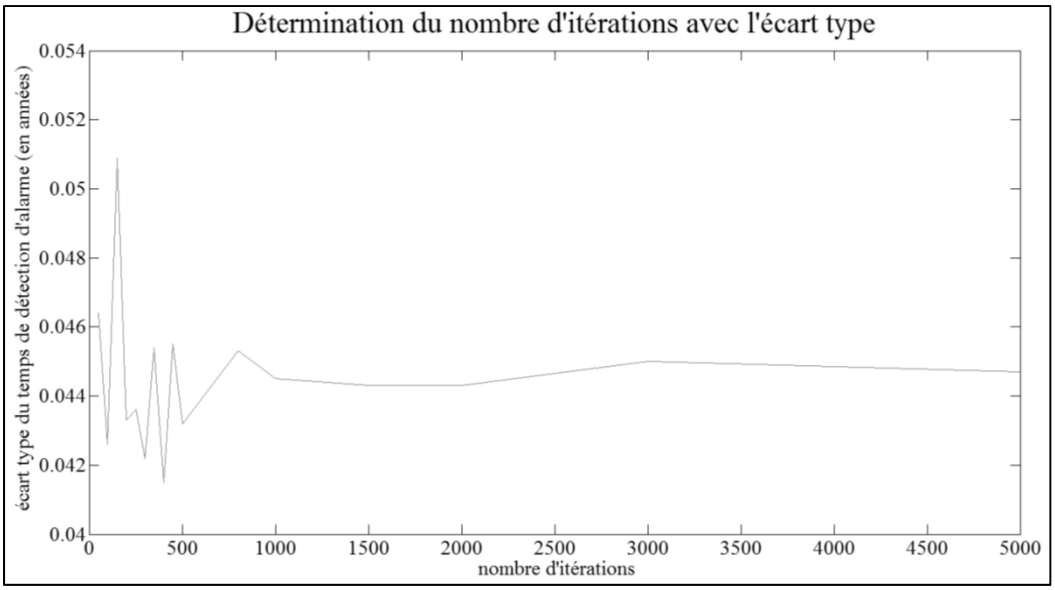


Figure-A IV-2 Détermination du nombre de simulations avec l'écart type

BIBLIOGRAPHIE

Akins, Robert E. 1978. « Performance Evaluation of Wind Energy Conversion Systems Using the Method of Bins: Current Status ». *Sand,* vol. 77, n° 1375, p. 3-19.

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.

Čisar, P., et S.M. Čisar. 2011. « Optimization Methods of EWMA Statistics ». *Acta Polytechnica Hungarica,* vol. 8, n° 5, p. 73-87.

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.

Giguere, P., et M.S. Selig. 1999. « Aerodynamic effects of leading edge tape on aerofoils at low Reynolds numbers ». *Wind Energy,* vol. 2, p. 125-136.

Hausfeld, Thomas E., et A. Craig Hansen (Eds). 1983. *A systematic approach to using the method of bins*. USA: American Solar Energy Society, 663-670 p.

Hochart, C., G. Fortin, J. Perron et A. Ilinca. 2008. « Wind turbine performance under icing conditions ». *Wind Energy,* vol. 11, n° 4, p. 319-333.

Hunter, J. S. 1986. « The Exponentially Weighted Moving Average ». *Journal of Quality Technology,* vol. 18, p. 203-210.

Ilinca, A. 2007. *Caractéristiques du vent : notes du cours MIR-704*. Rimouski : Université du Québec à Rimouski, 51 p.

International Electrotechnical Commission. 2005. *Power performance measurements of electricity producing wind turbines*. norme internationale, IEC 61400-12-1. Genève (Suisse): IEC central office, 90 p.

Jasinski, W.J., S.C. Noe, M.C Selig et M.B. Bragg. 1998. « Wind turbine performance under icing conditions ». *J. Sol. Energy Eng.,* vol. 120, p. 60-65.

Khalfallah, Mohammed G., et Aboelyazied M. Koliub. 2007. « Suggestions for improving wind turbines power curves ». *Desalination,* vol. 209, n° 1-3, p. 221-229.

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

Li, Shuhui, Donald C. Wunsch, Edgar O'Hair et Michael G. Giesselmann. 2001. « Comparative Analysis of Regression and Artificial Neural Network Models for Wind Turbine Power Curve Estimation ». *Journal of Solar Energy Engineering,* vol. 123, n° 4, p. 327.

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., A.I. Selvakumar, S.S Kumar et G.E.P Kumar. 2013. « Advanced Algorithms for Wind Turbine Power Curve Modeling ». *IEEE TRANSACTIONS ON SUSTAINABLE ENERGY,* vol. 4.

Makkonen, L. 1994. *Ice and construction*, 1. london, England: Chapman & Hall.

Makkonen, L., T. Laakso, M. Marjaniemi et K.J. Finstad. 2001. « Modeling and prevention of ice accretion on wind turbines ». *Wind Eng,* vol. 25, p. 3-21.

Marquis, Philippe. 2010. « Le contrôle de qualité au laboratoire de biologie clinique ». En ligne. < http://vrcq.wikispaces.com/file/view/CQLabo.pdf >. Consulté le 28 juillet 2013.

Marvuglia, A., et A. Messionea. 2011. « Learning a wind farm power curve with a data-driven approach ». In *World Energy Congress 2011*. (Linkoping (Suède), 8-13 mai 2011), p. 4217-4224.

Milan, P. 2008. « The stochastic power curve analysis of wind turbines ». Etude de stage dans le cadre d'un master 2 Sciences de la Matière. Oldenburg (Allemagne), 26 p.

Montgomery, D.C, et C.A Lowry. 1995. « A review of multivariate control charts ». *IEE Transactions,* vol. 27, n° 6, p. 800-810.

Montgomery, D.C., J.B. Keats, G.C. Runger et W.S. Messina. 1994. « Integrating statistical process control and engineering process control ». *Journal of Quality Technology,* vol. 26, n° 2, p. 79-87.

NIST. 2013. « EWMA control charts ». In *engineering statistics handbook*. en ligne. < http://www.itl.nist.gov/div898/handbook/pmc/section3/pmc324.htm >. Consulté le 21 juin 2013.

Patel, Alpaben K., et Jyoti Divecha. 2011. « Modified exponentially weighted moving average (EWMA) control chart for an analytical process data ». *Journal of Chemical Engineering and Materials Science,* vol. 2, p. 12-20.

Pelletier, Francis. 2010. « Modelling Through High Frequency Data Sampling and Other Advantages ». In *European Wind Energy Conference*. (Varsovie (Pologne), 20-23 avril 2010), p. 22.

Powerful news. 2002. « Insects to blame for stall ». *NEG Micon Newsletter*, n° 3, p. 5.

PQ Systems. 2014. « Calculate the estimated standard deviation ». En ligne. < http://www.pqsystems.com/qualityadvisor/DataAnalysisTools/capability_4.2.php >. Consulté le 27 septembre 2013.

Raj, M S Mohan, M Alexander et M Lydia. 2011. « Modeling of Wind Turbine Power Curve ». In *IEEE PES Innovative Smart Grid Technologies*. (Kollam, Kerala (Inde), 1-3 décembre 2011), p. 5.

Reynolds, Marion R., et Zachary G. Stoumbos. 2005. « Should Exponentially Weighted Moving Average and Cumulative Sum Charts Be Used With Shewhart Limits? ». *Technometrics,* vol. 47, n° 4, p. 409-424.

Reynolds, Marion R., et Zachary G. Stoumbos. 2006. « Comparisons of Some Exponentially Weighted Moving Average Control Charts for Monitoring the Process Mean and Variance ». *Technometrics,* vol. 48, n° 4, p. 550-567.

Roberts, S. W. 1959. « Control Chart Tests Based on Geometric Moving Averages ». *Technometrics,* vol. 1, n° 3, p. 239-250.

Seifert H. 1996. « Technical requirements for rotor blades operating in cold climates ».

Shewart. 1924. « Some application of statistical methods to the analysis of physical and engineering data ». *Bell System Technical Journal,* vol. 3, p. 43-87.

Statsoft. 2013. « Droites de Henry ». En ligne. < http://www.statsoft.fr/concepts-statistiques/glossaire/h/henry.html >. Consulté le 21 juin 2013.

Talhaug, L., K. Vindteknik, G. Ronsten, R. Horbaty, I. Baring-Gould, A. Lacroix et al. 2005. *Wind energy projects in cold climates*. 1-36 p. < http://virtual.vtt.fi/virtual/arcticwind/reports/recommendations.pdf >. Consulté le 28 juillet 2013.

Tammelin, B., M. Cavaliere, H. Holttinen, C. Morgan, H. Seifert et K. Säntti. 1998. « Wind energy production in cold climate ». p. 1-38.

The wind power. 2013a. « Québec ». En ligne. < http://www.thewindpower.net/zones_fr_14_quebec.php >. Consulté le 24 août 2013.

The wind power. 2013b. « world and continents capacity ». In *The wind power*. En ligne. < http://www.thewindpower.net/statistics_world_en.php >. Consulté le 21 janvier 2013.

Wang, Hai-Yu. 2009. « A EWMA for Monitoring Stationary Autocorrelated Process ». In *Computational Intelligence and Software Engineering*. (Wuhan, Chine).

Wang, Hai-yu, et Ji-chao Xu. 2007. « Statistical Process Control for Small Shifts Based on Skewed Distribution ». In *International Conference on Management Science & Engineering (14th)*. (Harbin, P.R.China, 20-22 août 2007), p. 543-548.

World Wind Energy Association. 2013. « Rapport mondial 2012 sur l'énergie éolienne ». p. 7-8.

Yang Shenggang, Xiaoli Li et Ming Liang. 2011. « Bearing Fault Detection and Diagnosis of a wind turbine ». In *International Conference on Consumer Electronics, Communications and Networks*. (Xianning (Chine), 16-18 avril 2011), p. 123-126.

Zhao, Minghao, Dongxiang Jiang et Shaohua Li. 2009. « Research on Fault Mechanism of Icing of Wind Turbine Blades ». In *World Non-Grid-Connected Wind Power and Energy Conference*. (Nanjing, Chine, 24-26 septembre 2009), p. 1-4.