

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université de 8 Mai 1945 Guelma
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département de Génie Electrotechnique et Automatique



THESE

Présenté en vue de l'obtention du diplôme du **Doctorat** en Sciences
Option : Génie Electrique

Contribution à la modélisation et au diagnostic intelligent
des systèmes de production d'énergie électrique à base
d'énergies renouvelables.

Par
FADDA MOHAMED Lamine

DIRECTEUR DE THESE:

Pr Abdelkrim MOUSSAOUI

Université 8 Mai 1945 Guelma

DEVANT LE JURY PRESIDENT:

Pr. LEMZADMI Ahcene

Université 8 Mai 1945 Guelma

EXAMINATEURS:

Pr. ABBASSI Hadj Ahmed

Université de Annaba

Pr. BAHY Tahar

Université de Annaba

Pr. Fezari Mohamed

Université de Annaba

Dr. BOUDJEHEM Djilil (MCA)

Université 8 Mai 1945 Guelma

REMERCIEMENTS

En premier lieu, je tiens à remercier mon directeur de thèse, monsieur MOUSSAOUI Abdelkrim , pour la confiance qu'il m'a accordée en acceptant d'encadrer ce travail doctoral, pour ses multiples conseils et pour toutes les heures qu'il a consacrées à diriger cette recherche. J'aimerais également lui dire à quel point j'ai apprécié sa grande disponibilité et son respect sans faille des délais serrés de relecture des documents que je lui ai adressés. Enfin, j'ai été extrêmement sensible à ses qualités humaines d'écoute et de compréhension tout au long de ce travail doctoral .

Je tiens à remercier Monsieur LEMZADMI Ahcene, Professeur de l'Université 8 Mai 1945 Guelma, pour l'intérêt qu'il a accordé à mon travail en acceptant d'être Président du Jury.

J'adresse mes expressions de reconnaissance et mes remerciements à Messieurs Hadj Ahmed ABBASSI Professeur de l'Université de Annaba, Tahar BAHI Professeur de l'Université de Annaba, M. Mohamed Fezari de l'Université de Annaba, M. Djailil BOUDJEHEM de l'Université de Guelma, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant d'évaluer ce travail de recherche et d'être membres Examineurs du jury.

Je remercie également ma famille qui m'a soutenu durant ces années . Enfin, j'adresse mes remerciements à tous mes enseignants et à toutes les Personnes qui, de manière directe ou indirecte, ont contribué à l'aboutissement de ce travail.

Dédicaces

Je dédie ce travail:

A mes parents, pour tous leurs sacrifices, leurs encouragements et que ce travail soit pour eux ;

A ma sœur Moufida et mes frères Faiçel, Chemsou et sa petite famille
Latifa et la petite Assile ;

Comme je le dédie à tout mes amis chacun par son nom, à tout bon gens
que j'ai connu.

الملخص:

سنة بعد سنة، التطور في إنتاج طاقة الرياح أصبحت ملحوظة بشكل متزايد مقارنة مع جميع مصادر الطاقة المتجددة الأخرى على الأرض. بحيث، محطات طاقة الرياح هي أسرع بكثير من حيث التصميم والبناء، مشاكل التلوث، الأقل كلفة وكذلك ترخيص الانشاء مؤخرًا والمجتمعات العلمية تتطلع لخفض النفقات من مصادر الطاقة المتجددة، حيث الغرض الاقتصادي الرئيسي منها هو إنتاج طاقة هائلة ومواجهة جميع التكاليف حيث يعتبر الأثر المالي لتكاليف الصيانة مهما في ميدان طاقة الرياح، وحثمية إجراء صيانة أدى الى الاعتماد على تشخيص الأعطال المحتملة، التي تسبب التعب، والمزيد من الوقت الضائع، والضرر الكلي أو الجزئي . لذلك انه في هذا الإطار يكمن العمل المعروف في هذه الأطروحة في تحقيق طريقة للكشف وتشخيص الأخطاء المحتملة في وقت مبكر في سلسلة تحويل طاقة الرياح او جزء من هذه الأنظمة المعقدة.

كلمات البحث: الطاقة المتجددة، الكشف وتشخيص الأعطال، التحويل، الرياح، تحليل العنصر الرئيسي، خوارزمية خريطة ذاتية التنظيم لكوهونان .

Abstract

Year by year the development in wind energy become remarkable and increasingly compared with all other renewable energy sources on earth. So that, wind stations are much quicker in design, construction, pollution, least expensive and permission construction .

Recently, scientific communities looking to optimize costs of renewable energy sources, where their main economic purpose is to produce massive power and confront all costs. The financial impact of maintenance costs is important in wind energy, and at the same time the inevitability of early maintenance procedure depend diagnostic of possible faults, that are caused to fatigue, more downtime, and total or partial damage.

So it is in this context fits the work presented in this thesis. It concerns to develop a method to detect and diagnostic the possible faults in wind turbine or part of this complex systems.

Keywords Wind Turbine, Fault Detection, Diagnostic, SOM, PCA.

Résumé

Année par année, le développement de l'énergie éolienne devient remarquable et de plus en plus par rapport à toutes les autres sources d'énergie renouvelables sur terre. Alors que, les stations de éolienne sont beaucoup plus rapides dans la conception, la construction, la pollution, la moins chère et permission de construction.

Récemment, les communautés scientifiques cherchent à optimiser les coûts des sources d'énergie renouvelables, où leur objectif économique principal est de produire de l'énergie massive et faire face à tous les coûts. L'impact financier des coûts de maintenance est important dans l'énergie éolienne, et en même temps le caractère inévitable de la procédure de maintenance préventive dépend de diagnostic de pannes possibles, qu'ils sont la causés à la fatigue, plus les temps d'arrêt, et les dommages totale ou partielle.

Ainsi, c'est dans ce cadre que s'inscrit le travail présenté dans cette thèse. Il concerne à développer une méthode pour détecter et de diagnostic des défauts possibles dans la turbine éolienne ou d'une partie de ces systèmes complexes.

Mots clés Turbine Éolienne, Fault Detection, Diagnostic, SOM, PCA.

Table des matières

Abstract	ii
Liste des Figures	vii
Liste des Tableaux	ix
Symbols	x
Abréviations	xii
INTRODUCTION	1
1 Généralités sur Les éoliennes	4
1.1 INTRODUCTION	4
1.2 Principe	5
1.3 Types des turbines éoliennes selon l'axe de rotation	6
1.3.1 Turbines éoliennes à axe vertical (VAWT)	6
1.3.1.1 Aérogénérateurs à rotor de Darrieus	7
1.3.1.2 Aérogénérateurs à rotor de Savonius	7
1.3.1.3 Avantages [26]	7
1.3.1.4 Inconvénients [26]	8
1.3.2 Turbines éoliennes à axe horizontal (HAWT)	8
1.3.2.1 Avantages [26]	8
1.3.2.2 Inconvénients [26]	9
1.4 Composition de l'éolienne	9
1.5 Types des éoliennes selon la puissance délivrée	10
1.6 Types des éoliennes selon les types des générateurs utilisés	11
1.6.1 Les éoliennes à vitesse fixe	11
1.6.2 Les éoliennes à vitesse variable	12
1.7 Différentes défaillances dans les systèmes éoliens	13
1.7.1 Les défaillances du contrôle électrique	16
1.7.2 Les défaillances du système d'orientation	16
1.7.3 Les défaillances du réseau	16
1.7.4 Les défaillances hydrauliques	16
1.7.5 Les défaillances des pales	17
1.7.6 Défauts dans les génératrices électriques	18

1.7.7	Les défaillances de la boîte de vitesses	19
1.8	Revue des méthodes de diagnostic sur les éoliennes	19
1.9	Conclusion	21
2	Modélisation du Système Éolien	23
2.1	Introduction	23
2.2	Énergie cinétique du vent	23
2.3	Modélisation de la vitesse du vent	24
2.4	Puissance captée par la turbine	25
2.5	Modélisation du multiplicateur	27
2.6	Modélisation de l'arbre	28
2.7	L'angle de calage des pales β (pitch)	28
2.8	Génératrice	28
2.8.1	Génératrice Synchrones à Aimant Permanent	29
2.8.2	Génératrice Asynchrone à Double Alimentation	32
2.8.2.1	Commande vectorielle de la GADA	34
2.9	Conclusion	35
3	DIAGNOSTIC : PRINCIPE ET MÉTHODOLOGIES	37
3.1	INTRODUCTION	37
3.2	Principe	38
3.3	Détection de défauts et diagnostic	38
3.4	DETECTION ET LOCALISATION DES DEFAUTS PAR ACP	39
3.4.1	Modélisation par ACP	40
3.4.2	Détermination de la structure du modèle	42
3.4.2.1	Pourcentage cumulé de la variance totale (PCV)	42
3.4.2.2	la moyenne des valeurs propres	42
3.4.2.3	Validation croisée	43
3.4.2.4	Principe de la variance non reconstruite	44
3.4.3	Détection	44
3.4.3.1	Test sur l'erreur de prédiction SPE	44
3.4.3.2	Test sur La statistique T^2 de Hotelling	45
3.5	Localisation	46
3.5.1	Principe de la reconstruction des variables	46
3.5.2	Localisation par calcul des contributions	47
3.6	Détection et Localisation des Défauts Par Carte De Kohonen (SOM)	47
3.6.1	Modélisation par SOM	47
3.6.2	Apprentissage de la carte	49
3.6.3	Détection et Localisation des défauts	50
3.6.4	Reconstruction des données	52
3.7	METHODE HYBRIDE SOM-ACP	53
3.7.1	Principe de la méthode	54
3.7.2	Détection et Localisation de défaut par la méthode (SOM-ACP)	55

3.7.2.1	Exemple	55
3.8	Filtrage	56
3.9	Conclusion	57
4	DIAGNOSTIC : Applications et résultats	58
4.1	INTRODUCTION	58
4.2	Cas d'une Turbine éolienne à une génératrice synchrone à aimant permanent (PMSG)	58
4.2.0.1	Les défauts considérés sur la machine synchrone à aimant permanent	61
4.2.1	détection	63
4.3	Système éolien (Modèle Benchmark)	66
4.3.1	Modèle de l'angle de calage	67
4.3.2	Modèle du train d'entraînement	67
4.3.3	Modèle du générateur et du convertisseur	68
4.3.4	Modèle des capteurs	69
4.3.5	Défauts considérés	70
4.3.5.1	Défauts capteurs	70
4.3.5.2	Défauts actionneurs	70
4.3.6	Le système de contrôle	71
4.3.7	Modèle du vent	71
4.3.8	Détection des défauts par application de la méthode SOM-ACP	72
4.3.8.1	Construction du modèle	73
4.3.8.2	Détection des défauts	74
4.3.8.3	Localisation et identification des défauts	76
4.4	Détection d'un défaut dans les roulements	79
4.4.1	Classification des défauts par SOM-PCA	81
4.4.2	Résultats et Discussions	82
4.5	Conclusion	85
5	CONCLUSION GENERALE	87
	Bibliographie	89
	Annexe	96

Table des figures

1.1	Évolution des dimensions de l'éolienne	5
1.2	Principe de la conversion d'énergie	6
1.3	Différents types d'éoliennes à axe vertical a)Darrieus, b)Savonius, c),d),e),f)et g) combinaison des deux technologies	7
1.4	Différents types d'éoliennes à axe horizontal a)Bipales, b)Tripale, c)Multi-pales vitesse lente,d)au vent ,e)sous le vent.	9
1.5	Composition de l'éolienne	10
1.6	Taux de défaillance des composants des éoliennes [40].	14
1.7	Nombre de défaillances en fonction de l'année d'opération.	15
1.8	Distribution des défauts des machines électriques	18
2.1	Limite de Betz	26
2.2	coefficient de puissance en fonction de la vitesse normalisée λ_T pour différents types de turbines [25]	27
2.3	Coefficient de puissance en fonction du rapport de vitesse normalisée λ_T et l'angle de calage β	29
2.4	Éolienne à base PMSG	30
2.5	Éolienne à base d'une GADA	33
3.1	Décomposition du vecteur de mesure X en un vecteur de mesure estimé \hat{X} et un vecteur de résidus \tilde{X} [79]	41
3.2	Carte topologique de Kohonen	48
3.3	Principe du seuil de détection	52
3.4	Analyse en composante principale non linéaire à base de la carte de Kohonen (SOM).	54
3.5	classification SOM et estimation multi-modèles	56
4.1	Chaîne de conversion éolienne	59
4.2	Puissances aérodynamiques de la turbine pour différentes vitesses du vent	59
4.3	Couple de la turbine pour différentes vitesses du vent	60
4.4	Résultats de simulation de la PMSG , a) tensions , b) courants, c) courants dans le plan (d, q)	60
4.5	Résultats de simulation avec défaut de 30% de R_s , a) tensions , b) courants, c) courants dans le plan (d, q)	62
4.6	Courant ia.	62
4.7	Couple électromagnétique [N.m].	62

4.8	Vitesse angulaire [rad/sec]	63
4.9	Classification des données.	63
4.10	SPE sans défaut pour chaque classe.	64
4.11	SPE sans défaut.	64
4.12	Classification des données avec défaut.	64
4.13	courant de la phase a	65
4.14	Résultats de simulation avec défaut de 10%, a) tensions , b) courants, c) courants dans le plan (d, q)	65
4.15	Classification des données avec défaut.	65
4.16	SPE après la classification des données.	66
4.17	Distances D_i après la classification des données.	66
4.18	schéma-bloc du modèle Benchmark de l'éolienne	67
4.19	Puissance de l'éolienne en fonction de la vitesse du vent.	72
4.20	vitesse du vent mesurée.	72
4.21	les valeurs propres de la matrice x	74
4.22	Mesures et estimations par le modèle ACP.	74
4.23	Mesures et estimations par le modèle ACP	75
4.24	Indices de détection filtrés a) SPE , b) T^2	75
4.25	Effet de reconstruction	77
4.26	SPE_f^j après la reconstruction de la $j^{\text{ème}}$ variable	77
4.27	$SPE_f^{2,j}$ après la reconstruction de la combinaison (2, $j^{\text{ème}}$) variable	78
4.28	Localisation par calcul des contributions SPE	79
4.29	Structure d'un roulement à billes	80
4.30	The sketch map of the fault detection	81
4.31	Le kit expérimental.	82
4.32	Spectre du signal sans défaut.	83
4.33	spectre de SPE sans défaut.	84
4.34	Spectre de SPE avec un défaut extérieur.	84
4.35	Spectre de SPE avec un défaut intérieure.	84
4.36	Spectre de SPE avec un défaut de bille.	85
4.37	classification et diagnostic des défauts par SOM-PCA	85

Liste des tableaux

4.1	Paramètres du modèle pales et pitch	69
4.2	Paramètres du modèle de transmission	69
4.3	Paramètres du modèle convertisseur et génératrice	69
4.4	Influence des défauts sur les variables	76
4.5	Dimensions du Roulement	83
4.6	Fréquences caractéristiques des différent cas des signaux	83

Symbols

P_T	puissance turbine
P_V	la puissance du vent
S	la surface balayée par les pales
ρ	la masse volumique de l'air
V	la vitesse du vent
C_p	Le coefficient de puissance
λ_T	le rapport entre la vitesse de rotation de la turbine et la vitesse du vent
β	l'angle de calage des pales
Ω_T	la vitesse angulaire de rotation de la turbine.
R_T	le rayon de la turbine
C_T	le couple éolien
C_{mec}	Couple mécanique sur l'axe du générateur en (N.m).
C_{em}	Couple électromagnétique du générateur.
G	Rapport de multiplicateur.
Ω_{mec}	Vitesse angulaire mécanique du générateur en (rad/s).
J_T	inertie de la turbine.
J_m	inertie de l'arbre.
r_s	résistance d'une phase d'enroulement statorique.
$\varphi_{a,b,c}^M$	les flux créés par les aimants permanents.
φ_f	la valeur crête du flux crée par aimant permanent .
P_e	Puissance électrique.
Q_e	Puissance réactive.
β	Angle de calage des pales (pitch) .
β_r	Position du pitch de référence
β_m	Position du pitch mesurée
λ	Rapport de vitesse à la pointe de l'éolienne

v_w	Vitesse du vent qui agit sur l'éolienne.
τ_w	Le couple du vent qui agit sur les pales.
$\tau_{w,m}$	L'estimation du couple du vent basée sur la vitesse du vent mesurée .
τ_r	Couple du rotor.
τ_g	Couple du générateur.
η_g	Le rendement de la génératrice.
$\tau_{g,m}$	Couple de génératrice mesurée.
$\tau_{g,r}$	Couple de référence de la génératrice.
θ_Δ	L'angle de torsion du système d'entraînement (drive train).
ζ	Le coefficient d'amortissement d'un système de second ordre.
$C_q(\lambda, \beta)$	Le coefficient de couple aérodynamique.
ω_r	Vitesse rotationnelle du rotor.
$\omega_{r,m}$	Vitesse de la rotation mesurée du rotor.
ω_g	Vitesse rotationnelle de la génératrice.
$\omega_{g,m}$	Vitesse de la rotation mesurée de la génératrice.
B_{dt}	Coefficient de torsion amortie du train d'entraînement.
B_g	Frottement visqueux de l'arbre à grande vitesse.
J_g	Le moment d'inertie de l'arbre à grande vitesse.
J_r	Le moment d'inertie de l'arbre à faible vitesse.
K_{dt}	La rigidité de torsion du train d'entraînement.
N_g	Le rapport de transmission ou d'engrenage.
P_g	Puissance produite par la génératrice.
P_r	Puissance de référence de l'éolienne.
R	Rayon des pales de l'éolienne.
ω	Vitesse angulaire.
ω_n	La pulsation naturelle .

Abbreviations

GSAP(PMSG)	Génératrice Synchrone à Aiment Permanent.
ACP	Analyse en Composante Principale.
SOM	Carte Auto Organisatrice de Kohonen.
CG	Génératrice à Courant Continu.
ASG	Génératrice Asynchrone.
VAWT	Turbines Éoliennes à Axe Vertical
HAWT	Turbines Éoliennes à Axe Horizontal
GADA	Génératrice Asynchrone à Double Alimentation.
PCS	Sous espace principal.
RS	Sous espace résiduel.
PCV	Pourcentage Cumulé de la Variance.
SPE	Erreur quadratique d'estimation (squared prediction error).
FGK	Algorithme de Classification Fuzzy Gustafson Kassel.
EWMA	Le filtre à Moyenne Mobile et Pondération Exponentielle (exponentially weighted moving average).
FFT	Transformation de Fourier rapide (fast Fourier transform).

Physical Constants

$$\rho = 1,224 \frac{kg}{m^3} \text{ à } 15^\circ C \quad \text{la densité de l'air.}$$

INTRODUCTION

De nos jours, les besoins énergétiques sont indispensables, où l'énergie électrique est l'énergie la plus exploitée dans tous les domaines. Pour cette raison, la priorité de la produire vient avant de la consommer. Généralement, la production de l'énergie électrique dépend principalement de deux modes de production, à savoir les centrales thermiques et les énergies renouvelables. Il est établie que les énergies renouvelables apportent une réponse viable aux problèmes de pollution et de changement de climat mais malheureusement, celles-ci couvrent seulement 20.8 % de la consommation mondiale d'énergie électrique et les estimations les plus optimistes sont de 25 % en 2018 [1] [2].

Malgré leur faible taux de pénétration dans le marché mondiale de l'énergie, les énergies renouvelable ne cessent de se développer. Selon les sources de leurs production. on distingue l'énergie éolienne, l'énergie solaire, l'énergie de la biomasse, l'énergie géothermique et l'énergie hydraulique.

Parmi les sources d'énergie renouvelables disponibles aujourd'hui, l'énergie éolienne est la plus répandue dans le monde [1].

En effet, l'énergie éolienne est l'une de ces énergies renouvelables les plus sollicitées pour la production de l'énergie électrique. Elle peut être une alternative compétitive contribuant à la réduction de la demande de plus en plus galopante de l'électricité. Le développement et la multiplication de l'utilisation de chaînes de conversion de l'énergie éolienne ont conduit les industriels et les scientifiques à s'investir dans l'amélioration des indices technico-économiques de cette conversion et la qualité de l'énergie fournie.

Avec cette demande sur les éoliennes en pleine expansion, leur taille doit augmenter pour répondre aux exigences du marché énergétique. Mais, plus la taille

de l'éolienne est plus grande, plus son coût est élevée et plus sa maintenance est onéreuse. En effet, si un défaut se produit dans l'éolienne, les conséquences peuvent être catastrophiques avec des dommages graves au niveau de l'éolienne, qui sont non seulement très coûteux mais nécessitent un temps important pour la réparation [3]. Par conséquent, la phase de détection et de diagnostic des défauts est vital pour améliorer et optimiser l'exploitation de l'éolienne tout en minimisant les coûts et les temps d'arrêts [4] [5]. Le choix d'une méthode de prise en charge des défauts de l'éolienne n'est pas une tâche facile vu la diversité et la complexité des défauts, ce qui nécessite des études approfondies pour l'élaboration de méthodes efficaces pour chaque type de défauts [6] [7] [8].

Aujourd'hui, dans le monde de la recherche scientifique, on distingue une grande variété de méthodes de détection et de diagnostic de défauts [9] [10]. Celles-ci se basent généralement sur deux principes majeurs : le premier se base sur les modèles mathématiques [11] [12] alors que le deuxième se base sur le traitement du signal [7] [13] .

Dans cette thèse, nous nous intéressons principalement à développer une stratégie de détection, de localisation et de diagnostic des défauts dans les systèmes de production de l'énergie éolienne à base d'une génératrice synchrone à aimant permanent (GSAP). Ce choix est justifié par l'intérêt que portent les chercheurs et les industriels à ce type de structures d'éoliennes [14]. En effet, le développement actuel dans le domaine des matériaux magnétiques permet une meilleure utilisation des génératrices synchrones à aimant permanent et à moindre coût pour la construction de grandes et puissantes éoliennes.

Dans le but d'approfondir chacun des points mentionnés ci-dessus, la thèse est organisée en quatre chapitres.

Dans le premier chapitre, il est donné en premier une présentation générale de la technologie éolienne actuelle en commençant par les classifications les plus couramment utilisées. Après, il est donné une présentation des défaillances des différentes parties de la chaîne de conversion d'énergie éolienne, notamment les défaillances de la partie électrique, du système d'orientation, de la boîte de vitesses, du réseau, des systèmes hydrauliques et des pales des systèmes éoliens. Nous présentons aussi dans ce chapitre un bref état de l'art sur le diagnostic des systèmes éolienne suivi d'une conclusion à la fin du chapitre.

Dans le deuxième chapitre, on présente les modèles mathématiques des différentes parties constituant la chaîne de conversion éolienne.

Le troisième chapitre expose en premier un rappel sur les notions de sûreté, de surveillance et de diagnostic de fonctionnement d'un système. Les méthodes de diagnostic développées dans la littérature sont aussi citées. Et en second, il est présenté les méthodes de détection et de localisation de défauts couramment utilisées tout en mettant l'accent sur le développement de notre méthode proposée [15]. Celle-ci est basée sur la combinaison entre l'analyse en composante principale (ACP) et l'algorithme de classification de Kohonen (SOM) [16] [17] [18].

Le quatrième chapitre présente l'application des méthodes de détection et de localisation des défauts développées aux systèmes de conversion d'énergie éolienne. Dans la première partie du chapitre, la méthode proposée est testée sur un système éolien par simulation. Dans la deuxième partie, il est effectué la simulation de la méthode ACP pour le diagnostic de défauts dans un système éolien en utilisant les variables estimées par le modèle élaboré et le principe de reconstruction des variables pour la détection des défauts dans les capteurs, les actionneurs et les défauts paramétriques. Dans la troisième partie de ce chapitre, il est effectuée une application de la méthode hybride proposée SOM-PCA dans le domaine fréquentiel pour le diagnostic des défauts mécaniques dans les systèmes éoliens et en particulier pour classifier les défauts dans les roulements.

Nous clôturons notre travail par une conclusion générale résumant nos contributions et regroupant l'ensemble des idées développées dans les chapitres du mémoire et les éventuelles perspectives.

Chapitre 1

Généralités sur Les éoliennes

1.1 INTRODUCTION

Aujourd'hui, l'énergie électrique est une nécessité inévitable dans le monde, elle est devenue un élément indispensable dans notre confort personnel, en particulier dans le développement humain. Cependant la demande croissante de cette énergie a imposé la recherche du développement de nouveaux modes de production de cette énergie d'une manière plus efficace tout en respectant l'environnement. De nos jours, les énergies renouvelables sont connues pour être une solution de soutien aux sources de production conventionnelles sans pour autant les remplacer. Pour s'affranchir des énergies fossiles, les recherches se sont accentuées vers le développement du domaine des énergies renouvelables tout en se basant sur l'amélioration de la qualité de l'énergie fournie et l'accroissement de l'efficacité des systèmes de conversion.

L'énergie éolienne est une partie importante dans le domaine des énergies renouvelables de par son occupation de la deuxième place en termes d'utilisation mondiale après l'énergie solaire. La technologie éolienne a évolué rapidement au cours des trois dernières décennies avec l'augmentation des dimensions de la génératrice et l'utilisation de l'électronique de puissance sophistiqués (figure 1.1).

On distingue plusieurs types de machines électriques (génératrices) utilisées dans la technologie éolienne dont la génératrice synchrone à aimants permanents (PMSG), la génératrice à courant continu (CG) et génératrice asynchrone (ASG). DE nos

jours, la plupart des éoliennes modernes sont équipées de générateurs synchrones à aimants permanents (PMSG) ou de génératrices asynchrones (ASG). Et avec l'association de moyens de contrôle, de régulation, de protection, d'acquisition de données, etc., leurs performances en terme d'énergie produite se sont nettement améliorées, tout en limitant leur maintenance et les impacts des défauts.

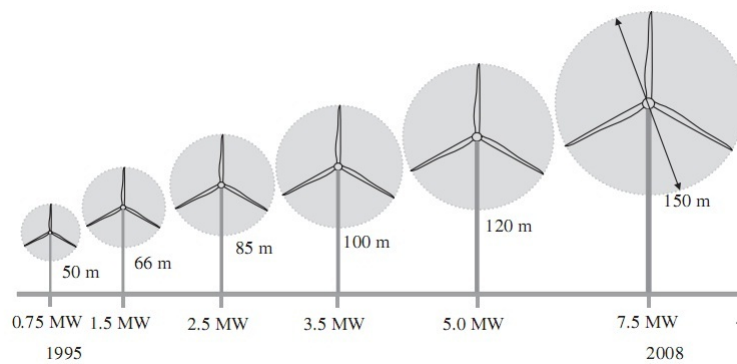


FIGURE 1.1: Évolution des dimensions de l'éolienne

1.2 Principe

le rôle de l'éolienne est de produire de l'énergie électrique, en utilisant la puissance du vent pour entraîner un générateur électrique. Le vent passe sur les pales, générant une force de rotation. les pales rotatives font tourner un arbre relié à une boîte de vitesses à l'intérieur de la nacelle. La boîte de vitesse augmente la vitesse de rotation à celle qui est appropriée pour le générateur qui utilise des champs magnétiques pour convertir l'énergie de rotation en énergie électrique. Celle-ci est ensuite transmise au réseau électrique (figure 1.2).

De nos jours, il existe de nombreuses technologies d'éoliennes selon : la disposition géométrique de l'arbre sur lequel est montée la nacelle, le domaine d'utilisation et en fonction du type de générateur utilisé [19], [20], [21].

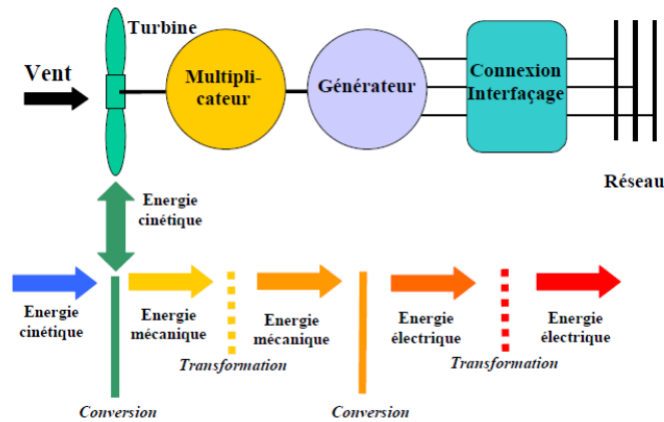


FIGURE 1.2: Principe de la conversion d'énergie

1.3 Types des turbines éoliennes selon l'axe de rotation

Les éoliennes se divisent généralement en deux grands groupes selon l'axe sur lequel est montée la turbine à l'hélice [22], [23] :

- Éolienne à axe verticale
- Éolienne à axe horizontal.

1.3.1 Turbines éoliennes à axe vertical (VAWT)

Les aérogénérateurs à axe vertical ont été les premières structures utilisées pour la production de l'énergie électrique. Plusieurs prototypes ont vu le jour mais rares sont ceux qui ont atteint le stade de l'industrialisation [24], [25]. Ils sont classés selon leur caractéristique aérodynamique en deux familles ; les aérogénérateurs conçus sur la base de la portance (Aérogénérateurs à rotor de Darrieus : conçu par l'ingénieur français George Darrieus) et ceux basés sur la traînée (Aérogénérateurs à rotor de Savonius : inventé par le finlandais Siguar Savonius en 1924). Par la suite, à partir des années 1970, différents inventeurs ont modélisé des profils d'aile plus ou moins sophistiqués combinant les technologies Darrieus et Savonius (figure 1.3).

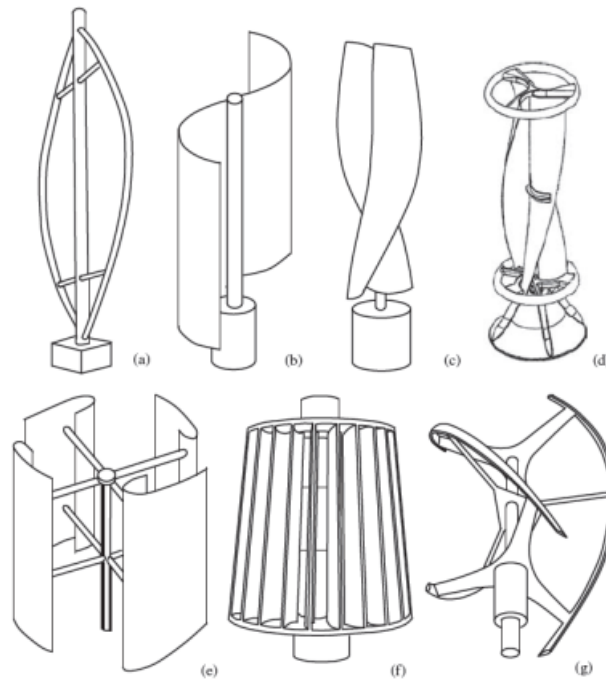


FIGURE 1.3: Différents types d'éoliennes à axe vertical a)Darrieus, b)Savonius, c),d),e),f)et g) combinaison des deux technologies .

1.3.1.1 Aérogénérateurs à rotor de Darrieus

Ce type d'aérogénérateur est basé sur le fait qu'un profil placé dans la direction d'écoulement de l'air est soumis à des forces de direction et d'intensité variables selon l'orientation de ce profil. La résultante de ces forces génère un couple moteur entraînant l'orientation du dispositif.

1.3.1.2 Aérogénérateurs à rotor de Savonius

Ils sont basés sur le principe de la traînée différentielle qui stipule qu'un couple moteur peut être obtenu par une pression différente exercée par le vent sur les parties concaves et convexes de la structure .

1.3.1.3 Avantages [26]

- Faible encombrement.
- Intégrable au bâtiment, esthétique.

- Démarre à de faibles vitesses de vent contrairement à l'éolienne de type Darrieus.
- Système peu bruyant.
- Pas de contraintes sur la direction du vent.

1.3.1.4 Inconvénients [26]

- Faible rendement.
- Masse non négligeable.

1.3.2 Turbines éoliennes à axe horizontal (HAWT)

La plupart des éoliennes actuellement installées utilisent des turbines à axe horizontal. Les différentes constructions des aérogénérateurs utilisent les voilures à deux, trois pales (les plus courantes) et les multi-pâles. (Figure 1.4). Une turbine à axe de rotation horizontal demeure face au vent, comme les hélices des avions et des moulins à vent. Elle est fixée au sommet d'une tour, ce qui lui permet de capter une quantité plus importante d'énergie éolienne. La plupart des éoliennes installées sont à axe horizontal. Ce choix présente plusieurs avantages, comme la faible vitesse d'amorçage et un coefficient de puissance (rapport entre la puissance obtenue et la puissance de la masse d'air en mouvement) relativement élevé, le démarrage de façon autonome et le faible encombrement au niveau du sol. Toutefois, la boîte de vitesses et la machine électrique doivent être installées en haut de la tour, ce qui pose des problèmes mécaniques et économiques. Par ailleurs l'orientation automatique de l'hélice face au vent nécessite un organe supplémentaire. Selon son nombre de pales, une HAWT est dite mono-pale, bipale tripale ou multi-pale [26], [27], [24]. (Figure 1.4)

1.3.2.1 Avantages [26]

- Coût limité.
- Peu de contraintes mécaniques.
- Grande efficacité.

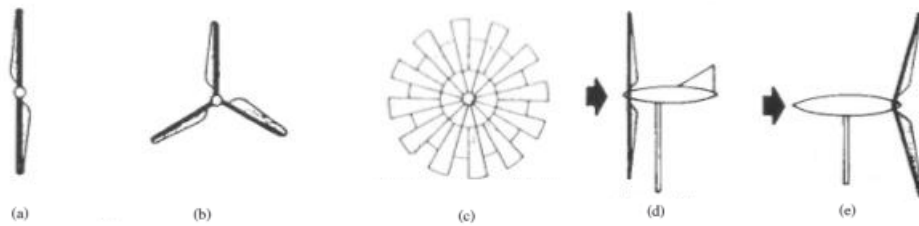


FIGURE 1.4: Différents types d'éoliennes à axe horizontal a)Bipales, b)Tripale, c)Multi-pales vitesse lente,d)au vent ,e)sous le vent.

1.3.2.2 Inconvénients [26]

- Bruit conséquent.
- Vibrations non négligeables.
- Grande sensibilité au flux éolien et sa variation.

1.4 Composition de l'éolienne

Une éolienne est généralement constituée de trois éléments principaux (figure 1.5) [28], [29], [30] :

- Le rotor, formé par les pales assemblées dans leur moyeu. Il existe des éoliennes avec 1, 2, 3, ou plus de pales. Cela dépend des conditions de vents sur le lieu d'implantation. le rotor tripale (concept danois) étant de loin le plus répandu car il représente un bon compromis entre le coût, le comportement vibratoire, la pollution visuelle et le bruit.
- La nacelle, contient tous les éléments mécaniques permettant de coupler le rotor éolien au générateur électrique :
 - L'arbre lent : lie le moyeu du rotor au multiplicateur.
 - un multiplicateur : relie l'arbre lent à l'arbre rapide.
 - L'arbre rapide : entraîne la génératrice électrique
 - La génératrice : est généralement une machine synchrone ou asynchrone, qui transforme l'énergie cinétique en énergie électrique.
- le système de refroidissement par air ou par eau, un anémomètre pour la mesure de l'intensité du vent et le système électronique de gestion de l'éolienne.

- Les roulements,
- Le frein à disque, différent du frein aérodynamique, qui permet d'arrêter le système en cas de surcharge.
- Le mât, généralement est une structure d'acier ou de béton qui supporte l'éolienne ou éventuellement un treillis métallique, doit être le plus haut possible pour éviter les perturbations près du sol. Toutefois, la quantité de matière mise en œuvre représente un coût non négligeable et le poids doit être limité. Un compromis consiste généralement à prendre un mât de taille très légèrement supérieure au diamètre du rotor de l'aérogénérateur.

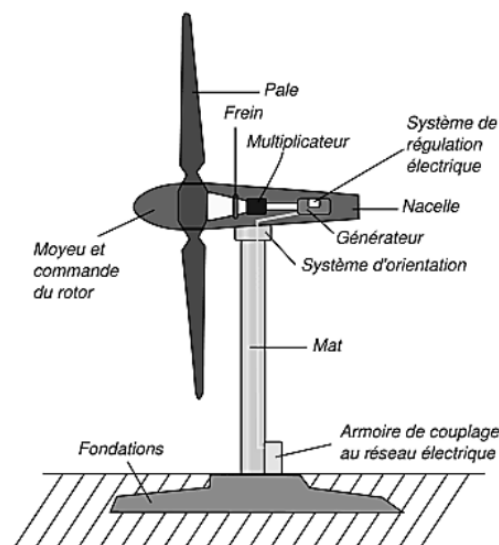


FIGURE 1.5: Composition de l'éolienne

1.5 Types des éoliennes selon la puissance délivrée

Les éoliennes peuvent être aussi classées selon leur puissance délivrée et le diamètre de leur hélice ainsi qu'à leur domaine d'utilisation. La puissance des éoliennes varie de moins 1 kW à plus de 350 kW, comme suit [31] :

- le grand éolien : puissance > 350 kW ;
- le moyen éolien : puissance entre 36 kW et 350 kW ;
- le petit éolien : puissance entre 1 kW et 36 kW ;
- le très petit éolien : puissance < 1 kW.

Selon le diamètre de l'hélice, nous avons trois types :

- Petite : pour un diamètre de moins de 12m et une puissance délivrée moins de 40kW ;
- Moyenne : pour un diamètre entre 12m à 45m et une puissance délivrée entre 40kW et 999kW ;
- Grande : pour un diamètre de 46m et au-delà et une puissance délivrée de 1MW et plus.

De même, on distingue deux types d'éoliennes selon le domaine d'utilisation :

- Les éoliennes de type industriel ayant une puissance entre 0.2 et 2.5 MW ;
- Les éoliennes de type domestique ayant une puissance entre : 0.0004 et 0.05 MW.

1.6 Types des éoliennes selon les types des générateurs utilisés

Le principe de fonctionnement de la conversion de l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique a été largement présenté ces dernières années dans plusieurs travaux. L'énergie cinétique du vent est captée par les pales ensuite transformée en énergie électrique grâce à des générateurs électriques de type synchrone ou asynchrone.

Il existe deux principales structures de systèmes éoliens raccordées au réseau électrique : le système éolien à vitesse fixe et le système éolien à vitesse variable, classifiés en fonction du type de générateur utilisé. La possibilité de fonctionnement d'un générateur à vitesse variable pour une large gamme de vents permet de récupérer un maximum de puissance. Pour les générateurs à vitesse variable, le système éolien sera régulé de façon à ce que pour chaque vitesse de vent, l'éolienne fonctionne à puissance maximale. Ce qui permet d'optimiser les conditions de fonctionnement de la turbine.

1.6.1 Les éoliennes à vitesse fixe

Les premières éoliennes commercialisées reposent sur l'utilisation d'une machine asynchrone à cage directement couplée sur le réseau électrique. Un multiplicateur

de vitesse entraîne cette machine à une vitesse qui est maintenue approximativement constante grâce à un système mécanique d'orientation des pales. Une batterie de condensateurs est souvent associée pour compenser la puissance réactive nécessaire à la magnétisation de la machine asynchrone à cage.

La conception des turbines éoliennes à vitesse fixe est fortement liée aux caractéristiques aérodynamiques et mécaniques. Le temps de réponse de certaines de ces parties se situe dans la gamme de la dizaine de millisecondes [32]. En conséquence, en cas de rafales de vent, on peut observer une variation rapide et importante de la puissance électrique générée.

Cette configuration présente les avantages et les inconvénients suivants :

- **Avantages** [33]
 - Système électrique plus simple,
 - Faible coût,
 - Pas besoin de système électronique,
 - Plus fiable et moins d'entretien.
- **Inconvénients** [33]
 - Un dispositif consommateur d'énergie réactive nécessaire à la magnétisation de la machine asynchrone,
 - Bruyant, à cause de la modification du système d'orientation des pales fortement sollicité,
 - Variations fréquentes du couple mécanique à cause du mouvement des pales pour garder une vitesse constante, ce qui entraîne des variations rapides du courant dans le réseau,
 - Impossibilité de réglage de la puissance générée.

1.6.2 Les éoliennes à vitesse variable

Les structures à vitesse variable permettent d'optimiser l'énergie captée par l'éolienne pour des vents faibles et moyens et augmente la capacité de production de la machine de 5 à 15%. Différentes structures sont proposées [26], [29], [34], [35], [36] :

- Machine asynchrone à double alimentation.
- Machine asynchrone à rotor bobiné.
- Machine synchrone à inducteur bobiné ou à aimant permanent.

- **Avantages [33]**
 - Optimisation de l'énergie captée grâce à la possibilité de contrôler la vitesse du rotor.
 - Contrôle du transfert de puissance et énergie propre envoyée au réseau.
 - Réduction des contraintes mécaniques subites par le train de puissance. Les turbulences et rafales de vent peuvent être absorbées, l'énergie absorbée du vent est donc emmagasinée dans l'inertie mécanique de la turbine, réduisant ainsi les oscillations de couple.
 - Génération d'une puissance électrique de meilleure qualité.
 - Obtention d'une constante de temps plus grande du système de contrôle de l'angle de calage, ce qui réduit sa complexité
 - Réduction des bruits acoustiques.
- **Inconvénients [33]**
 - Utilisation de machines spéciales.
 - Coûts supplémentaires plus importants (convertisseur, commande,...).
 - Complexité des convertisseurs de puissance utilisés.
 - Gestion du transfert de puissance entre les convertisseurs, et placement au point de puissance optimum de l'éolienne.

1.7 Différentes défaillances dans les systèmes éoliens

Les turbines éoliennes sont soumises à des conditions de service extrêmement variées qui peuvent, dans certains cas, pousser les diverses parties du système éolien au-delà de leurs limites [39]. En conséquence, les statistiques des défaillances pouvant affecter les turbines éoliennes devraient être étudiées en tenant compte de deux critères, leurs fréquences et leurs temps d'arrêt provoqués, afin d'en déduire les défaillances à prendre prioritairement en compte dans un contexte de maintenance prédictive. Cependant, l'accès à ces statistiques n'est pas toujours autorisé par le fabricant et il est tout à fait compréhensible [39].

Des analyses des données réelles de défaillances dans les turbines éoliennes ont montré les composants principaux d'un système éoliens qui sont concernés par

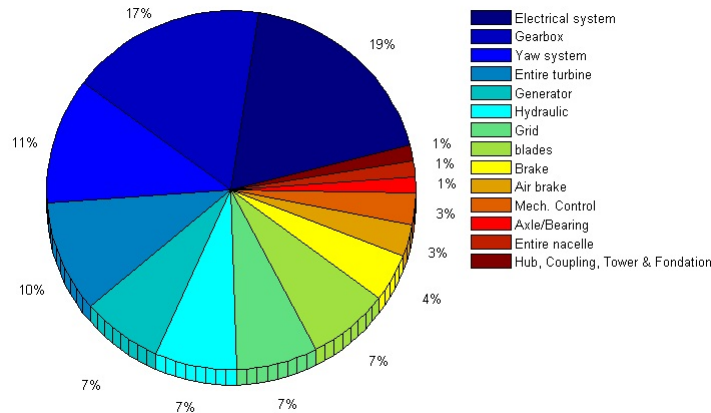


FIGURE 1.6: Taux de défaillance des composants des éoliennes [40].

l'analyse de défaillance.

La distribution des défaillances et des temps d'arrêt pour chaque composant des systèmes éoliens sont comparés et il est clair que la plupart des défaillances sont liées au système électrique, les différents capteurs, le système d'orientation des pales et le système de contrôle respectivement. Cependant, pour le temps d'arrêt correspond à chaque composante, le système de commande et la boîte de vitesses ont le taux le plus élevé par rapport aux autres composantes (Figure 1.6).

Une autre étude relative aux systèmes éoliens en suède et en Allemagne effectuée pendant la période 1994-2004 [41], montre la même tendance. En Allemagne, il est remarqué que les taux de défaillance les plus élevés sont dans le système du contrôle électrique ou les montages partiels du système électrique (réseau ou système électrique, système d'orientation de la nacelle et système mécanique ou d'orientation des pales) que dans les montages partiels mécaniques tels que la boîte de vitesses.

Le nombre de défaillances par année d'exploitation est un autre facteur très important dans les statistiques de défaillance pour les éoliennes [42]. la Figure 1.7 montre le nombre de turbines d'éoliennes qui ont « survécu » en fonction des années opérationnelles respectives ainsi que les nombres de défaillances enregistrées sur 19 ans d'opération.

Le nombre de défaillances dans le début de fonctionnement des systèmes est beaucoup plus faible qu'après 2 ans [42],[43]. ce qui traduit que le taux de défaillance reste presque constant depuis la huitième année d'exploitation et tombe à 11 ans

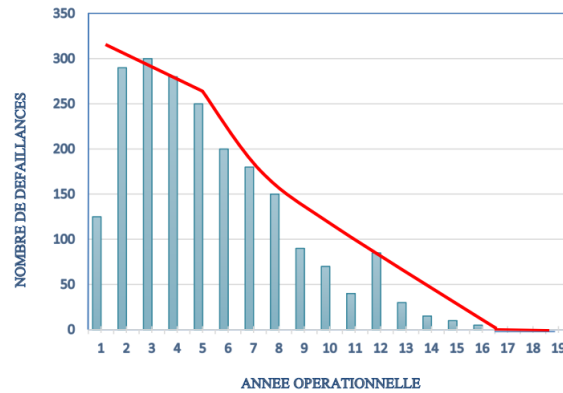


FIGURE 1.7: Nombre de défaillances en fonction de l'année d'opération.

d'exploitation. Ensuite, aux 12^{ème} année d'exploitation, il donne un pic important en diminuant vers le bas jusqu'à la 19^{ème} année. Bien que la boîte de vitesses soit la partie la plus critique pour les applications éoliennes d'entraînement indirect, il peut être supposé que les applications d'entraînement direct ont moins de défaillances que les autres [39]. Néanmoins, une étude sur les différents types d'éoliennes montre que les applications éoliennes à entraînements directs n'ont pas moins de défaillances que les applications éoliennes à entraînements indirects [44]. Une recherche liée à la fiabilité des générateurs et des convertisseurs électronique de puissance dans les systèmes d'énergie éolienne a été faite dans [44] :

- Les défaillances de convertisseur de puissance dans les applications éoliennes à entraînements directs sont plus importantes que dans les applications éoliennes à entraînements indirects, mais elles sont beaucoup plus petites que dans la boîte de vitesses.
- Le taux de la défaillance du système électrique est remarquable dans les entraînements directs prenant en considération l'ensemble de tous les défauts de connexion électrique, leur taux de défaillance est beaucoup plus important que le taux de défaillance de la boîte de vitesses en entraînement indirect.
- Les taux des défaillances des générateurs à entraînement direct sont deux fois de plus que dans des applications à entraînements indirects.

1.7.1 Les défaillances du contrôle électrique

Les détériorations des enroulements du générateur électrique, des transformateurs et de câblage ainsi que les courts-circuits et les surtensions de composants électroniques sont les défaillances communes de contrôle électrique. Ces défaillances peuvent être causées par un des problèmes suivants : des foudres, les mauvaises installations électriques, des défauts techniques et des résonances au sein des circuits Résistance-Condensateur (RC) [44].

1.7.2 Les défaillances du système d'orientation

Le système d'orientation permet de contrôler la rotation de la nacelle face au vent. Il a été rapporté que les fissures des arbres d'entraînement du système d'orientation, la fracture de dents d'engrenage, la piqûre de la bague de roulement de moyeu et de la défaillance de la vis de fixation de palier sont toutes classés comme des défaillances du système d'orientation. Le problème du glaçage dans des conditions météorologiques extrêmes [45] et le niveau de vibration élevé en surcharge sont les causes majeures de la défaillance.

1.7.3 Les défaillances du réseau

La grande variabilité de la force exercée par le vent en direction et en intensité est impossible à prévoir avec précision. Sans stockage d'énergie de secours ou tout autre système de production d'électricité, les défaillances du réseau peuvent se produire lors d'une consommation élevée de puissance avec une faible production d'énergie éolienne [45] [46].

1.7.4 Les défaillances hydrauliques

Les composants hydrauliques sont utilisés dans nombreuses connexions à haute pression. Ils sont situés au système à pas, le système d'orientation de la nacelle, le système de freinage et le système de lubrification de la boîte de vitesses. Les fuites dans ces composants sont appelés pannes hydrauliques. Les éoliennes sont

généralement situées dans des conditions environnementales extrêmes comme la haute/basse température, corrosion et vibration. En conséquence, la défaillance peut se produire à cause d'une mauvaise installation, une mauvaise conception du système, une mauvaise qualité des composants et abus du système. La mauvaise installation est évaluée en tant que 60% de toutes les causes de défaillance [47], cependant, les défaillances causées par des capteurs défectueux ou par des événements qui ne sont pas d'origine hydraulique sont les causes les plus complexes à identifier et à traiter. En effet, l'application de ces procédures peut parfois prêter à confusion et des problèmes d'interprétation pouvant conduire à des situations non prévues par le constructeur.

1.7.5 Les défaillances des pales

Les pales sont la partie principale dans les rotors des turbines éoliennes transférant l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique disponible sur un arbre de transmission. Elles sont, d'une part, constituées de matériaux composites qui peuvent souvent cacher des défauts mineurs ou des mauvais fonctionnements qui sont difficiles à détecter avec les méthodes conventionnelles, et d'autre part, souvent exposées aux phénomènes naturels extrêmes comme les turbulences du vent et les foudres. Ces derniers peuvent être les causes des défauts dans les matériaux des pales d'éoliennes comme le système de sécurité par vent violent (sur-vitesse de la machine amenant rapidement des contraintes inacceptables au sein des pales et de leur fixation au moyeu) provoquant des défaillances catastrophiques (détérioration, des fissures, des courbures, la perte de tout ou partie d'une pale), mettant en danger des vies humaines et réduisant la confiance du public, ce qui peut freiner leur production. Il est rapporté qu'une pale brisée avait été déplacé plus de 1,3 km de sa tour [45] [46].

De nombreux pays, par conséquent, ont mis en place des règlements pour interdire aux citoyens de se rapprocher des parcs éoliens tels.

La plupart des turbines éoliennes modernes sont équipées d'un système de protection contre la foudre qui est relié au système de commande et de surveillance de la turbine éolienne [48]. Cependant, une protection complète contre ses dommages

n'est pas réalisable [49] et par conséquent, dans [50] une méthode pour la localisation et la classification d'impact de la foudre et de la surveillance des pales en utilisant un réseau de capteurs de courant à fibre optique est proposée.

1.7.6 Défauts dans les génératrices électriques

Les progrès en ingénierie et en sciences des matériaux ont entraîné les machines électriques à devenir plus légères, tout en ayant une durée de vie considérable. Néanmoins, malgré les améliorations apportées aux techniques de conception, les défauts peuvent encore se produire.

Les défauts les plus rencontrés sur les machines électriques de faible et moyenne puissance sont les défauts statoriques et les défauts dus aux contraintes mécaniques occupent les pourcentages les plus élevés (Figure 1.8) pour les machines électriques de grande puissance.

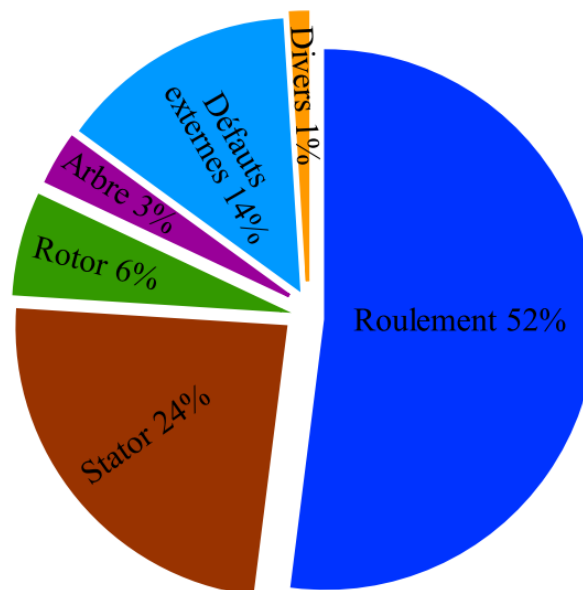


FIGURE 1.8: Distribution des défauts des machines électriques

En général, la machine électrique peut présenter différents types de défauts qui peuvent être cités comme suit [46] :

- Les défauts statoriques
- Les défauts rotoriques
- Les défauts de roulement
- La tension d'alimentation,

- Le Flux rayonnant de dispersion,
- La tension du neutre,
- Le couple électromagnétique,
- La vitesse de rotation,
- La puissance instantanée,
- Les courants dans le repère de Park,
- La vibration mécanique.
- Et d'autres défauts

1.7.7 Les défaillances de la boîte de vitesses

Les éoliennes fonctionnent généralement dans des conditions d'environnement extrêmement difficiles, y compris de poussières, l'humidité, la température, la pression de l'air et des charges imprévisibles en raison de rafales de vent. Les boîtes de vitesse d'éoliennes sont donc sensibles aux conditions tribologiques sévères tels que l'usure, la fatigue et à la corrosion, entraînant une augmentation des dommages de com-posants et le dysfonctionnement de la machine. Selon un certain nombre d'enquêtes sur les parcs éoliens en Europe et en Amérique, la boîte de vitesses est le sous-système le plus fiable qui est responsable du temps d'arrêt et les coûts de maintenance de l'éolienne. La boîte de vitesses est le composant qui se trouve soumis à un certain nombre d'usure dans le mécanisme éolien, tels que l'usure par abrasion, des piqûres, les éraflures, l'érosion, le crack, la rupture, etc. . . . [48].

1.8 Revue des méthodes de diagnostic sur les éoliennes

La détection des défauts au tout début de leur apparition est nécessaire et fondamentale pour l'efficacité et la fiabilité de ces systèmes en évitant la dégradation des matériaux et d'autres effets secondaires. Ainsi, la conception automatisée d'un système de détection et de localisation de défaut pour l'éolienne visant à minimiser au maximum le besoin de décision de l'opérateur est nécessaire [5]. Dans ce sens [6]

propose une méthodologie basée sur le concept de reconfiguration par l'utilisation des redondances fonctionnelles qui existent dans le système et les informations sur le système ainsi que les interactions entre ses différentes composantes afin de garder l'éolienne en marche même si elle perd en capacité de production.

Différentes approches basées sur les modèles sont utilisées pour la détection et de localisation de défaut dans les éoliennes. Un observateur à entrée inconnue est utilisé pour détecter les défauts de capteurs de vitesse angulaire de rotor et de la génératrice [7] et un observateur linéaire à Paramètre Variant sert à estimer la sortie et à adapter le seuil de détection. La tâche d'isolation est effectuée par le concept de sensibilité des résidus de défauts à travers une matrice de sensibilité de défaut [8]. Une autre approche linéaire est celle qui utilise la transformation de Coleman et l'identification de sous espaces pour obtenir un modèle linéaire à temps invariant [51], permettant de construire un filtre de Kalman qui génère des résidus avec comme but la détection des défauts. Cependant, ces méthodes linéaires ont des difficultés à cause de la non-linéarité du comportement entrée-sortie du système éolien.

Des approches basées sur les données ont aussi été appliquées pour la surveillance et la détection de défauts, comme par exemple l'utilisation des réseaux de neurones qui imbrique une forme non linéaire [11], [12]. L'approche réseau de neurones a été également utilisée pour l'estimation de la puissance générée par l'éolienne [52]. Une comparaison entre un réseau de neurones et un modèle de régression polynomiale a montré la supériorité du réseau de neurones dans la détection de défauts dans une éolienne [10].

Beaucoup de travaux s'intéressent au diagnostic de défauts sur une partie ou un composant d'éolienne :

- Détection de défaut des capteurs d'angle de calage : une méthode a été proposé par [9] utilisant un système de modélisation s'appuyant sur les modèles affinés par morceaux. Chacun d'eux est valable dans une région de fonctionnement, dont les paramètres sont identifiés à travers les acquis d'entrées-sorties des mesures touchées par l'incertitude de mesure. Par conséquent, ces modèles sont exploités pour générer des signaux résiduels.
- Détection de défaut du multiplicateur de vitesse : dans [53] des ondelettes extraient des caractéristiques liées au défaut.

Par la suite ces caractéristiques avec les données de différents capteurs sont fusionnées par une approche statistique basée sur l'ACP. Ces données fusionnées sont utilisées comme entrée pour un algorithme de décision sur les défauts.

- Détection de défaut du convertisseur : [13] utilise un observateur à entrée inconnue.
- Détection de défaut du Frein mécanique [54]
- Fissure des dents dans un engrenage : [55] utilise le Kurtosis Spectral, un outil statistique pouvant indiquer la présence d'une série de phénomènes transitoires non gaussiens et leurs emplacements dans le domaine fréquentiel.
- Détection de défaut des Roulements dans une génératrice à induction à double alimentation : [56], [57] utilise la transformation de Hilbert comme une méthode de démodulation d'amplitude du courant.

Des travaux décrivant l'état de l'art en terme de surveillance de l'état de l'éolienne ainsi que le diagnostic de défaut peuvent être trouvés dans [58], [56]. Ces travaux mettent aussi l'accent sur les outils d'analyse et prétraitement temps-fréquence, tels que les ondelettes. La transformée d'ondelettes permet non seulement d'éliminer le bruit, mais aussi de bien analyser les signaux non stationnaires comme celui de la puissance. Elle a été utilisée pour la surveillance d'état et le diagnostic de défauts mécaniques et électriques (le déséquilibre du rotor, un court-circuit dans le générateur, l'enroulement de générateur) pouvant se produire sur une éolienne à générateur synchrone [59].

Aussi, cette transformée est utilisée pour distinguer entre la situation normale et défectueuse afin de détecter les défauts de capteurs de position « pitch », d'actionneurs ainsi que des défauts dans le système d'entraînement de l'éolienne [60].

1.9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté une brève description du domaine des énergies renouvelables en se basant sur la production d'énergie électrique grâce à des turbines éoliennes. Nous avons présenté aussi des notions élémentaires nécessaires à la compréhension de la chaîne de conversion d'énergie éolienne. Ensuite, nous avons présenté les compositions et les type des turbines éoliennes existants, selon l'axe

de rotation, selon la variation de la vitesse tout en mentionnant les avantages et les Inconvénients pour chaque type.

Nous avons après présenté les différentes défaillances dans les systèmes éoliens et leurs principales causes.

De même, il est montré que pour éviter un arrêt causé par des défaillances d'ordre électrique ou mécanique, il est important de développer des systèmes de détection et diagnostic des défauts d'une manière précoce comme il est mentionné dans la brève revue bibliographique.

Chapitre 2

Modélisation du Système Éolien

2.1 Introduction

Ce chapitre présente la modélisation de la chaîne de conversion de l'énergie éolienne formée d'une turbine liée à une génératrice (une Génératrice Synchrones à Aimant Permanent ou une Génératrice Asynchrone à Double Alimentation).

2.2 Énergie cinétique du vent

Un système éolien, quel que soit sa technologie convertit l'énergie cinétique du vent en énergie électrique. Cette conversion se fait en deux étapes :

- La conversion d'une partie de l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique ; cette conversion se fait au niveau de la turbine.
- La conversion de l'énergie mécanique en énergie électrique au niveau de la génératrice.

Suivant la technologie utilisée, la connexion de la génératrice au réseau se fait soit directement, soit par l'intermédiaire total ou partiel d'une interface d'électronique de puissance. Une transmission mécanique assure la liaison entre la turbine et le rotor de la génératrice. Si l'on considère une masse d'air, $m(kg)$, qui se déplace

avec la vitesse $V(m/s)$, l'énergie cinétique de cette masse est :

$$E_c = \frac{1}{2}mV^2 \quad (2.1)$$

Si pendant une unité de temps, cette énergie pouvait être complètement récupérée à l'aide d'une hélice qui balaie une surface $S(m^2)$, située perpendiculairement à la direction de la vitesse du vent, la puissance instantanée fournie serait alors :

$$P_v = \frac{1}{2}\rho SV^3 \quad (2.2)$$

ρ : masse volumique de l'air.

Selon la loi de Betz, cette puissance ne pourra jamais être extraite dans sa totalité. La puissance maximale pouvant être recueillie par une éolienne est égale à la limite de Betz.

$$P_{max} = \frac{16}{27}P_v \quad (2.3)$$

Sous cette forme, la formule de Betz montre que l'énergie maximale susceptible d'être recueillie par un aérogénérateur ne peut dépasser en aucun cas 59% de l'énergie cinétique de la masse d'air qui le traverse par seconde. De cette façon le coefficient de puissance maximal théorique est défini par la relation suivante.

$$C_p^{opt} = \frac{P_{max}}{P_v} = \frac{16}{27} = 0.59 \quad (2.4)$$

En réalité, jusqu'à présent, seulement 60% à 70% de cette puissance maximale théorique peut être exploitée par les équipements éoliens les plus perfectionnés. Ce rendement, appelé coefficient de puissance C_p de l'éolienne, est propre à chaque voilure. Ce coefficient lie la puissance éolienne P_T à la vitesse du vent.

2.3 Modélisation de la vitesse du vent

La ressource en vent, du point de vue de sa distribution statistique, est primordiale dans un projet éolien et donc déterminante pour le calcul de production de l'électricité et de rentabilité. Les propriétés dynamiques du vent sont capitales pour l'étude de l'ensemble du système de conversion d'énergie car la puissance

éolienne, dans les conditions optimales, est en fonction de la vitesse du vent. La vitesse du vent est un vecteur tridimensionnel. Néanmoins, la direction du vecteur de vitesse du vent dans l'axe vertical n'a pas d'importance du point de vue de la voilure éolienne car elle n'est pas vue par sa surface active. Par simplification, le vecteur vitesse évolue dans le plan horizontal. La vitesse du vent peut être donc modélisée comme une fonction scalaire qui évolue dans le temps [61] :

$$V = f(t) \quad (2.5)$$

L'évolution de la vitesse de vent en fonction du temps est modélisée par une fonction analytique ou générée par une loi statistique à partir des données de mesure pour un site donné. Dans un contexte de la modélisation théorique, le profil de vent doit satisfaire deux critères :

- La durée du profil doit être limitée pour réduire le temps de simulation,
- Le profil de vent doit être représentatif des caractéristiques du gisement (intensité, variabilité, distribution statistique, etc.).

2.4 Puissance captée par la turbine

Le principe de l'éolienne est de produire de l'énergie électrique en utilisant la puissance du vent pour entraîner un générateur électrique [62].

Il est évident que le vent est une ressource énergétique inépuisable, cependant la première priorité dans l'installation d'une éolienne est l'étude des caractéristiques des sites [63], à cause de la fluctuation de l'énergie cinétique du vent pour chaque région. Cette étude doit généralement se baser sur la quantification de la ressource éolienne sur les sites d'application et l'estimation de la puissance moyenne annuelle disponible.

La puissance mécanique du vent peut s'écrire sous la forme suivante [61] [64] :

$$P_T = \frac{1}{2} \rho S C_p V^3 \quad (2.6)$$

où

S est la surface balayée par les pales.

ρ est la masse volumique de l'air.

C_p est le coefficient de puissance.

V est la vitesse du vent.

Ω_t est la vitesse angulaire de la turbine.

Où le coefficient de puissance C_p est le rapport entre la puissance du vent P_V et la puissance extraite par l'éolienne P_T .

$$C_p = \frac{P_T}{P_V} \quad (2.7)$$

D'après les recherches de **Albert Betz**, aucune éolienne ne pourrait convertir plus de 59.3% de l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique tournant un rotor [65]. Ceci est connu comme la limite de Betz (figure 2.1).

Théoriquement, selon la loi de Betz, le coefficient de puissance C_p peut atteindre une valeur maximale de 59.3%, mais pratiquement cette valeur est de 40% pour les éoliennes les plus performantes et de 30% pour les plus communes. D'autre part, C_p est spécifique à la turbine (figure 2.2), qui dépend généralement du rapport de vitesse λ_T et l'angle de calage des pales β .

Le terme C_p peut être définie par plusieurs formules. Mais il est généralement

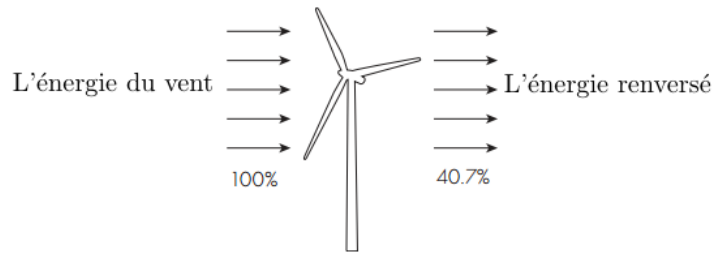


FIGURE 2.1: Limite de Betz

décrit par l'expression suivante [66]

$$C_p(\beta, \lambda_T) = (0.5 - 0.0167\beta) \sin\left(\frac{\pi(\lambda_T + 0.1)}{18.5 - 0.3\beta}\right) - 0.00184(\lambda_T - 3)\beta \quad (2.8)$$

avec λ_T présente le rapport entre la vitesse de rotation de la turbine et la vitesse du vent :

$$\lambda_T = \frac{R_T \Omega_T}{V} \quad (2.9)$$

où Ω_T est la vitesse angulaire de rotation de la turbine et R_T le rayon de la turbine

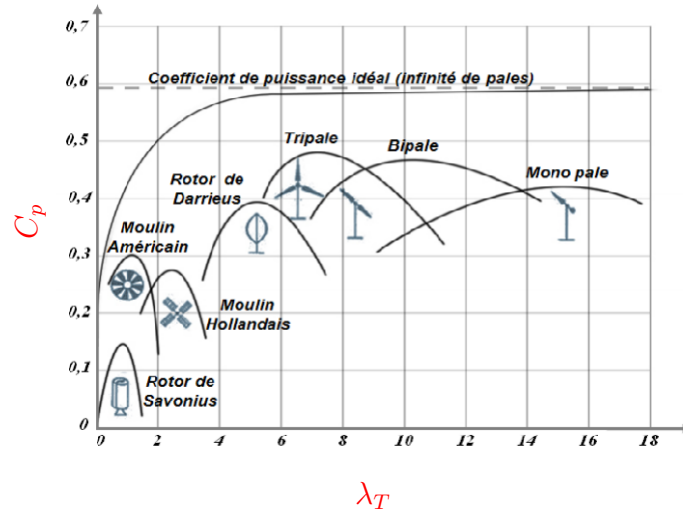


FIGURE 2.2: coefficient de puissance en fonction de la vitesse normalisée λ_T pour différents types de turbines [25]

La figure 2.2 présente des courbes typiques pour différents aérogénérateurs. Il est montré que coefficient de puissance augmente avec la vitesse normalisée, atteignant un maximum pour une certaine valeur de λ_T puis diminue même avec l'augmentation de la vitesse normalisée.

Le couple éolien C_t est déterminé par la formule suivante :

$$C_t = \frac{P_T}{\Omega_T} = \frac{1}{2} \rho S C_p \frac{V^3}{\Omega_T} \quad (2.10)$$

2.5 Modélisation du multiplicateur

Le multiplicateur est un système de transmission de puissance qui permet de réduire ou d'augmenter la vitesse de rotation d'un mécanisme. Dans le cas du multiplicateur d'un générateur éolien, généralement, il sert à la liaison entre la turbine et le générateur pour adapter la vitesse de la turbine à celle de la génératrice [67]. Le frottement, l'élasticité et les pertes énergétiques dans le multiplicateur étant négligés, le couple mécanique C_{mec} est donné par l'équation suivante :

$$C_{mec} = \frac{C_t}{G} \quad (2.11)$$

C_{mec} : Couple mécanique sur l'axe du générateur en (N.m).

G : Rapport du multiplicateur.

$$\Omega_{mec} = G \times \Omega_T \quad (2.12)$$

Ω_{mec} : Vitesse angulaire mécanique du générateur en (rad/s).

2.6 Modélisation de l'arbre

Afin d'obtenir la vitesse de rotation de la turbine, l'équation mécanique de l'arbre de la turbine lié à celui de la machine (synchrone ou asynchrone) utilisée est donnée comme suit :

$$(J_T + J_m) \frac{d\Omega_{mec}}{dt} = C_t - f_m \Omega_{mec} \quad (2.13)$$

$C_t = C_{mec} + C_{em}$ est le couple total de l'éolienne.

2.7 L'angle de calage des pales β (pitch)

Aujourd'hui, la conception technique des éoliennes tient compte des performances globales de tous leurs composants, et ce pour l'optimisation du rendement de l'éolienne.

D'après l'équation (2.8), le coefficient de puissance C_p dépend directement de l'angle de calage des pales β et le rapport de vitesse λ_T . Plus l'angle de calage sera important, moins la turbine captera l'énergie cinétique du vent.

2.8 Génératrice

Pour la production d'électricité par la conversion de l'énergie mécanique en énergie électrique, il existe plusieurs types des génératrices électriques spécifiques aux

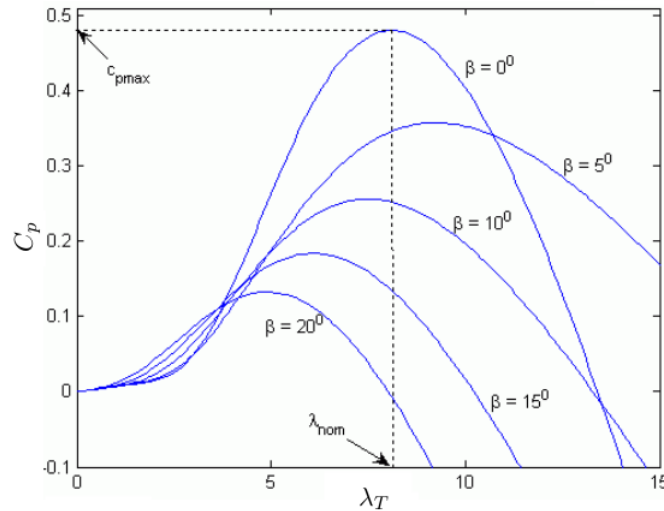


FIGURE 2.3: Coefficient de puissance en fonction du rapport de vitesse normalisée λ_T et l'angle de calage β

systèmes éoliennes. Ces divers types de machines peuvent être classés globalement selon leurs puissance, vitesse, couple, poids, volume, etc.

Les deux types de machines électriques les plus utilisées dans l'industrie éolienne sont les machines synchrones et asynchrones [68]. Dans ce chapitre nous choisissons d'utiliser la génératrice synchrone à aimant permanent (GSAP) et la génératrice asynchrone à double alimentation (GADA) qui sont connues pour être les plus performantes et les utilisées dans la production de l'énergie éolienne.

2.8.1 Génératrice Synchrone à Aimant Permanent

Ce type de machines qui est utilisé dans la plupart des procédés classiques de la production d'électricité, notamment dans ceux à très grandes puissances (centrales thermiques, hydrauliques ou nucléaires)

Le générateur est complètement découplé du réseau à travers le convertisseur de puissance. On peut se passer de multiplicateur, en prenant une génératrice synchrone à grand nombre de paires de pôles (p), pour bénéficier de la vitesse variable. Rappelons que pour la machine synchrone [33] :

$$\Omega_S = \Omega_T = \frac{\omega_r}{p} \quad (2.14)$$

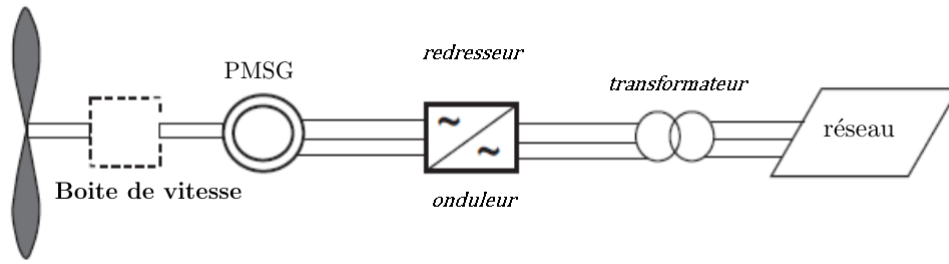


FIGURE 2.4: Éolienne à base PMSG

Dans ces systèmes, la vitesse mécanique de la turbine et la fréquence du réseau sont découplées. Pour obtenir ce découplage, on utilise une interface d'électronique de puissance. De cette manière, la turbine tourne à vitesse variable, ajustée de manière optimale à tout instant à la vitesse du vent.

L'avantage principal des systèmes à vitesse fixe est leur simplicité et leur bas coût. En ce qui concerne les systèmes à vitesse variable, ils ont une majeure efficacité car ils parviennent à maximiser la capture de l'énergie du vent disponible et surtout réduisent le stress mécanique sur les parties mécaniques mais ils nécessitent un conditionneur de puissance pour jouer le rôle d'une apparente charge.

— Équations de la Génératrice Synchrones à Aimant Permanent

la machine synchrone à aimants permanents est constituée par trois bobinages statoriques qui constituent les trois phases, et des aimants au rotor distribués en p paire de pôles [69], [70]. Les équations électriques de la machine synchrone à aimants permanents dans le plan (a, b, c) sont :

$$v_a = r_s i_a + \frac{d\varphi_a}{dt} \quad (2.15)$$

$$v_b = r_s i_b + \frac{d\varphi_b}{dt} \quad (2.16)$$

$$v_c = r_s i_c + \frac{d\varphi_c}{dt} \quad (2.17)$$

r_s est la résistance d'une phase d'enroulement statorique. les équations magnétiques sont données par [69] :

$$\varphi_a = L_a i_a + M_{ab} i_b + M_{ac} i_c + \varphi_a^M \quad (2.18)$$

$$\varphi_b = M_{ba} i_a + L_b i_b + M_{bc} i_c + \varphi_b^M \quad (2.19)$$

$$\varphi_c = M_{ca}i_a + M_{cb}i_b + L_c i_c + \varphi_c^M \quad (2.20)$$

les flux criés par les aimants permanents sont donnés par les expressions suivantes :

$$\varphi_a^M = \varphi_f \cos(p\theta) \quad (2.21)$$

$$\varphi_b^M = \varphi_f \cos\left(p\theta - \frac{2\pi}{3}\right) \quad (2.22)$$

$$\varphi_c^M = \varphi_f \cos\left(p\theta - \frac{4\pi}{3}\right) \quad (2.23)$$

φ_f est la valeur crête du flux crée par aimant permanent induit dans une phase du stator.

On utilise la transformation de Park pour simplifier et réduire les équations de machine, par le changement de repère dans le plan électrique appelé repère $(d-q)$.

La transformation de Park est donnée par :

$$P(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} \cos \theta & \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \cos\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right) \\ \sin \theta & \sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right) \\ \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \quad (2.24)$$

pour la transformation inverse, et le passage du plan de Park vers le plan (a, b, c) est donnée par :

$$P^{-1}(\theta) = \sqrt{\frac{2}{3}} \begin{pmatrix} \cos \theta & \sin \theta & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta - \frac{2\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ \cos\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right) & \sin\left(\theta - \frac{4\pi}{3}\right) & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \quad (2.25)$$

Le changement de variable effectué aux équation des tensions, courants et flux, on obtient :

Equations des flux :

$$\varphi_d = L_d i_d + \varphi_M \quad (2.26)$$

$$= L_d i_d + M_{af} I_f \quad (2.27)$$

$$\varphi_q = L_q i_q \quad (2.28)$$

Equations des tensions :

$$v_d = r_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - p\Omega_t L_q i_q \quad (2.29)$$

$$v_q = r_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + p\Omega_t L_d i_d \quad (2.30)$$

Couple électromagnétique :

$$C_{em} = p(L_d - L_q)i_d i_q + k_t i_q \quad (2.31)$$

$$k_t = p\varphi_f \quad (2.32)$$

Puissance électrique :

$$P_e = v_d i_d + v_q i_q \quad (2.33)$$

Puissance réactive :

$$Q_e = v_q i_d - v_d i_q \quad (2.34)$$

2.8.2 Génératrice Asynchrone à Double Alimentation

L'objectif principal des générateurs dans l'énergie éolienne est de convertir l'énergie cinétique de rotation en énergie électrique. Parmi les générateurs utilisés par les éoliennes, on distingue la Génératrice Asynchrone à Double Alimentation. Elle présente souvent un stator constitué de tôles magnétiques empilées munies d'encoques dans lesquelles viennent s'insérer les enroulements et un rotor constitué de trois bobinages connectés en étoile dont les extrémités sont reliées à des bagues conductrices sur lesquelles viennent frotter des balais lorsque la machine tourne [71].

Le système d'énergie éolienne représenté sur la Figure 2.5 comprend un Générateur Asynchrone à Double Alimentation. Le stator est directement connecté au réseau et le rotor bobiné, avec un couplage en étoile, est alimenté par un convertisseur via un système bagues balais (d'où le nom de double alimentation).

Ce mode d'alimentation permet la récupération d'énergie dans une large gamme de vitesse pour les deux modes hypo et hyper synchrone. Cette plage de vitesse dépend de la puissance du convertisseur de fréquence. Typiquement, elle est de $\pm 30\%$ autour de la vitesse de synchronisme.

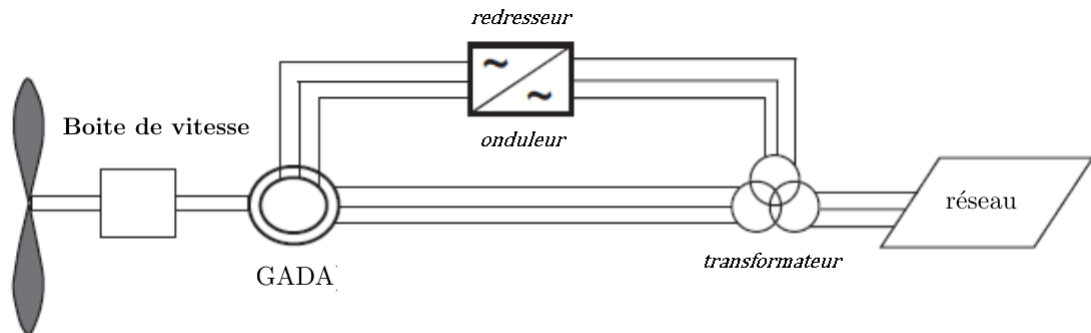


FIGURE 2.5: Éolienne à base d'une GADA

— Équations de la Génératrice Asynchrone à Double Alimentation

Les équations électriques de la Génératrice Asynchrone à Double Alimentation s'écrivent, dans un repère triphasé, de la manière suivante :

$$\begin{cases} [V_s]_{abc} = R_s [I_s]_{abc} + \frac{d[\varphi_s]_{abc}}{dt} \\ [V_r]_{abc} = R_r [I_r]_{abc} + \frac{d[\varphi_r]_{abc}}{dt} \end{cases} \quad (2.35)$$

Les équations des flux sont données en fonction des courants et des différentes inductances propres et mutuelles comme suit :

$$\begin{cases} [\varphi_s]_{abc} = L_s [I_s]_{abc} + M [I_r]_{abc} \\ [\varphi_r]_{abc} = M [I_s]_{abc} + L_r [I_r]_{abc} \end{cases} \quad (2.36)$$

La modélisation dans le repère diphasé (d, q) en utilisant les transformations de Park (2.24).

Les transformations de Park relatives aux flux et aux tensions dans les équations de la GADA, permettent d'avoir un modèle diphasé. Celui-ci s'écrit sous la forme

suivante :

$$\begin{cases} V_{ds} = -R_s I_{ds} + \frac{d\varphi_{ds}}{dt} - \dot{\theta}_s \varphi_{qs} \\ V_{qs} = -R_s I_{qs} + \frac{d\varphi_{qs}}{dt} + \dot{\theta}_s \varphi_{ds} \\ V_{dr} = R_r I_{dr} + \frac{d\varphi_{dr}}{dt} - \dot{\theta}_s \varphi_{qr} \\ V_{qr} = R_r I_{qr} + \frac{d\varphi_{qr}}{dt} + \dot{\theta}_s \varphi_{dr} \end{cases} \quad (2.37)$$

$$\begin{cases} \varphi_{ds} = -L_s I_{ds} + M I_{dr} \\ \varphi_{qs} = -L_s I_{qs} + M I_{qr} \\ \varphi_{dr} = L_r I_{dr} - M I_{ds} \\ \varphi_{qr} = L_r I_{qr} - M I_{qs} \end{cases} \quad (2.38)$$

Le couple électromagnétique est exprimé par :

$$C_{em} = p (\varphi_{ds} I_{qs} - \varphi_{qs} I_{ds}) \quad (2.39)$$

Les puissances active et réactive statorique et rotorique de la GADA sont respectivement données par :

$$\begin{cases} P_s = V_{ds} I_{ds} + V_{qs} I_{qs} \\ Q_s = V_{qs} I_{ds} - V_{ds} I_{qs} \\ P_r = V_{dr} I_{dr} + V_{qr} I_{qr} \\ Q_r = V_{qr} I_{dr} - V_{dr} I_{qr} \end{cases} \quad (2.40)$$

2.8.2.1 Commande vectorielle de la GADA

L'utilisation de la machine asynchrone à double alimentation a fait l'objet de nombreuses investigations en recherche autant en fonctionnement moteur qu'en fonctionnement génératrice. Le rôle de ces dispositifs est dans la plupart des cas d'amener le glissement à la valeur désirée, avec le meilleur rendement possible en alimentant les enroulements rotoriques par un convertisseur électronique de puissance. Les grandeurs de commande sont dans le cas, d'une commande vectorielle classique, le plus souvent, la vitesse et le flux, mais certains modes de fonctionnement spécifiques amènent à choisir d'autres grandeurs. La vitesse est directement contrôlée de façon à suivre la caractéristique de production d'énergie optimale.

Cette structure permet de contrôler le facteur de puissance de l'installation sur les quatre quadrants de fonctionnement. En revanche, une telle commande nécessite une boucle interne de régulation du couple et par conséquent une mesure ou une bonne estimation de celui-ci. Cette boucle de régulation peut éventuellement être remplacée par le coefficient de proportionnalité liant le couple au courant rotorique d'axe 'q'. Cette solution est plus simple à mettre en œuvre mais nécessite une bonne précision du coefficient liant les deux grandeurs.

Nous avons vu précédemment, que l'intérêt de l'utilisation de la MADA, outre la taille du convertisseur, était de pouvoir fonctionner à vitesse variable en suivant la caractéristique de puissance optimale de l'éolienne. Cette caractéristique montre que pour chaque vitesse du vent, il existe une vitesse de rotation optimale (correspondant à la valeur maximale du coefficient de puissance) permettant à l'éolienne d'avoir le meilleur rendement possible. Pour pouvoir tourner à la vitesse optimale à une vitesse de vent donnée, la turbine doit développer un couple mécanique résistant donné, en d'autres termes une puissance active débitée par la MADA vers le réseau. C'est en utilisant cette référence de puissance que la machine peut alors être commandée. En fonctionnement normal, le réseau électrique impose un système de tension, de fréquence et de valeur efficace constante. Ceci induit un flux statorique d'amplitude et de pulsation constante. La connaissance du flux statorique et son utilisation dans le contrôle de la MADA va avoir une influence sur le comportement global du générateur éolien notamment lors de l'apparition d'un défaut de tension au réseau électrique.

Les différentes stratégies de commande de la MADA se divisent en deux approches :

- Une approche basée sur un contrôle du flux en boucle fermée. C'est une approche nécessaire, lorsque la tension statorique (et donc le flux statorique) subit une variation.
- Une approche basée sur un contrôle du flux en boucle ouverte. C'est une approche qui suppose que le flux statorique est imposé par le réseau.

2.9 Conclusion

Dans ce chapitre, on a décrit les deux parties essentielles de système de conversion éolienne, la première représente la partie mécanique qui contient la turbine,

le multiplicateur et l'arbre de la génératrice .

Dans la deuxième partie de ce chapitre, on a effectué la modélisation de la machines synchrones à aimants permanents (MSAP) et la machine asynchrone à double alimentation, en fonctionnement génératrice. En se basant sur quelques hypothèses simplificatrices, un modèle mathématique a été établi, dont la complexité a été réduite.

Nous avons constaté que les modèles des machines étudiées sont des systèmes à équations différentielles dont les coefficients sont des fonctions périodiques du temps, la transformation de Park nous a permis de simplifier ce modèle.

Chapitre 3

DIAGNOSTIC : PRINCIPE ET MÉTHODOLOGIES

3.1 INTRODUCTION

Le diagnostic de défauts est aujourd'hui primordial pour la fiabilité, la disponibilité, la maintenabilité et l'efficacité des systèmes ainsi que pour la sécurité ou la protection. Effectuer le diagnostic de fonctionnement d'un système consiste à détecter et localiser les défauts internes (affectant le processus lui-même), les défauts externes (affectant les actionneurs, les capteurs) puis à estimer les caractéristiques principales des défauts mis en évidence (leurs amplitudes).

Pour élaborer une procédure de diagnostic, plusieurs méthodes ont vu le jour. On peut les classer en deux catégories : les méthodes basées sur les outils de traitement du signal, et les méthodes à base de modèle. Pour la première catégorie, les outils de traitement du signal font appel à des méthodes statistiques (analyse spectrale, analyse temps-fréquence, ondelettes) ou bien à des méthodes de reconnaissance de formes qui permettent de classer des signatures de défaut. Il faut dans ce cas disposer de suffisamment d'expériences pour pouvoir constituer une base d'apprentissage. (cas des réseaux de neurone).

Les méthodes à base de modèle supposent une connaissance approfondie du procédé sous forme de modèle numérique. Le principe consiste à tester la cohérence entre les mesures et les calculs des modèles par des grandeurs caractéristiques de l'état

du procédé, appelées résidus. Le vecteur des résidus, nul en fonctionnement normal, est comparé en ligne aux signatures de pannes. La détection est réalisée en vérifiant le dépassement d'un seuil par les résidus et la localisation en reconnaissant la signature.

3.2 Principe

L'objectif du diagnostic est de constater l'apparition d'un défaut, d'en trouver la cause puis d'en déduire la marche à suivre afin d'assurer la sûreté de fonctionnement d'un procédé. Dans ce qui suit, nous présentons une revue non exhaustive de plusieurs méthodes de diagnostic à partir de différentes perspectives

3.3 Détection de défauts et diagnostic

Nous introduisons quelques définitions utilisées dans le domaine du diagnostic [72] :

-Fonctionnement normal d'un système. Un système est dit dans un état de fonctionnement normal lorsque les variables le caractérisant (variables d'état, variables de sortie, variables d'entrée, paramètres du système) demeurent au voisinage de leurs valeurs nominales. Le système est dit défaillant dans le cas contraire.

- Défaut. C'est une déviation en dehors d'un intervalle acceptable, d'une variable observée ou d'un paramètre associé au procédé [73]. en d'autres termes, un défaut est un processus anormal ou symptôme, tel que la hausse de température dans un réacteur ou la baisse de qualité du produit.

- Défaillance. C'est la cause d'une anomalie, telle qu'une panne d'une pompe de refroidissement ou d'un régulateur.

- Détection de défauts. La détection d'un défaut consiste à décider si le système se trouve ou non dans un état de fonctionnement normal.

- Localisation d'un défaut. A l'issue de la détection d'un défaut, il s'agit de déterminer le ou les éléments à l'origine du défaut. Une classification des défauts à partir de leurs évolutions temporelles les définit comme :

a- abrupts : la caractéristique principale de ce type de défauts est la discontinuité dans l'évolution temporelle de la variable. Cette évolution, si elle ne correspond pas aux évolutions dynamiques normales attendues pour la variable (changement de consigne), est caractéristique d'une panne brutale de l'élément en question : arrêt total ou partiel,

b- intermittents : il s'agit d'un type de défauts caractéristiques de faux contacts ou de pannes intermittentes de capteurs. C'est un cas particulier de défaut brutal sur un capteur avec perte aléatoire du signal.

c- graduels : ce type de défauts est caractéristique d'un encrassement ou d'une dérive dans les paramètres caractéristiques du procédé. Il s'agit de défauts très difficiles à détecter, car leurs évolutions temporelles sont les mêmes que celles d'une modification paramétrique lente représentant une non-stationnarité du procédé.

3.4 DETECTION ET LOCALISATION DES DÉFAUTS PAR ACP

L'analyse en composantes principales (ACP) est une technique principalement utilisée pour la compression de données et d'extraction d'information. La philosophie de cette approche est de réduire la dimensionnalité des données d'origine en formant un nouvel ensemble de variables latentes qui sont une combinaison linéaire des données d'origine, sans perte d'information essentielle.

Dans le cas du diagnostic des défauts, le but de cette méthode est de détecter en temps réel des défauts issus de capteurs par exemple et de déterminer leur origine. Elle permet, pour chaque nouvelle mesure, de décider de sa validité par comparaison à un modèle mathématique représentant le fonctionnement normal du processus. La première phase consiste donc à établir ce modèle. Il est obtenu à l'aide d'une Analyse en Composantes Principales d'un tableau de données sans défaut. Cette démarche permet d'obtenir une représentation globale du comportement des capteurs dans un espace de dimension réduite. La seconde phase est celle de détection des défauts proprement dite. A chaque nouvelle mesure, on effectue un test de cohérence entre celle-ci et le modèle. Si ce test est positif, la mesure est considérée comme valide. Si ce n'est pas le cas, on peut conclure à l'existence

d'un défaut. Cependant, on ne peut pas dire quelle variable est incriminée. Il faut alors passer par une troisième étape : la localisation. Pour ce faire, on remplace la première variable par une valeur de substitution. Cette valeur, cohérente avec le modèle, est par une technique de reconstruction des variables à partir du modèle et des valeurs des autres variables. On effectue un nouveau test de cohérence entre ce nouveau vecteur de mesures et le modèle. Si ce test devient positif, la première variable est soupçonnée. On procède de la même manière avec la deuxième, puis la troisième variable, et ainsi de suite jusqu'à la dernière.

3.4.1 Modélisation par ACP

Soit $x \in \mathfrak{R}^m$ un vecteur d'observation de m capteurs. On suppose qu'il y a n mesures pour chaque capteur. La matrice des données X est donc de taille $n \times m$, chaque ligne représentant une observation et chaque colonne une variable. Les données contenues dans cette matrice sont centrées réduites, c'est à dire que chacune des colonnes est de moyenne nulle et de variance égale à 1.

L'analyse en composantes principales permet de décomposer la matrice X de la manière suivante [74] :

$$X = TP^T \quad (3.1)$$

où les colonnes de la matrice T sont les composantes principales de X et celles de P les vecteurs propres normés de la matrice de corrélation des données R .

$$X = \sum_{i=1}^m t_i p_i^T \quad (3.2)$$

où t_i et p_i sont respectivement les colonnes de T et de P .

Les vecteurs de P forment une base orthonormée de \mathfrak{R}^m . si on ne conserve que les ℓ premières composantes principales, on peut décomposer \mathfrak{R}^m en deux sous espaces orthogonaux : le sous espace principal (PCS, Principal Component Subspace) et le sous-espace résiduel (RS, Residual Subspace).

On a alors, pour tout $\ell \in [1, (m - 1)]$:

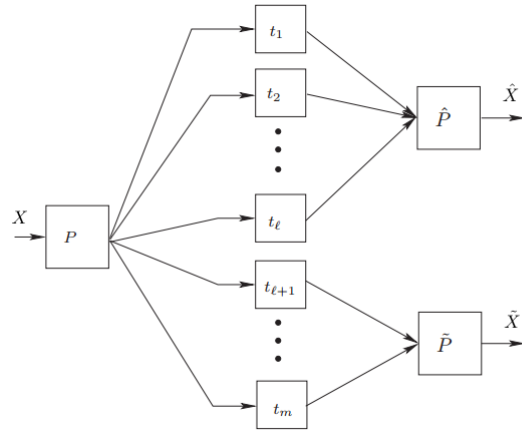


FIGURE 3.1: Décomposition du vecteur de mesure X en un vecteur de mesure estimé \hat{X} et un vecteur de résidus \tilde{X} [79]

$$X = \sum_{i=1}^{\ell} t_i p_i^T + \sum_{i=\ell+1}^m t_i p_i^T \quad (3.3)$$

$$X = \hat{X} + \tilde{X} \quad (3.4)$$

où

$$\hat{X} = \hat{T} \hat{P}^T = \sum_{i=1}^{\ell} t_i p_i^T \quad (3.5)$$

et

$$\tilde{X} = \tilde{T} \tilde{P}^T = \sum_{i=\ell+1}^m t_i p_i^T \quad (3.6)$$

\hat{X} et \tilde{X} sont respectivement les parties modélisée et résiduelle figure 3.1.

Pour obtenir notre modèle, il nous reste à déterminer le nombre ℓ de composantes principales conservées. Ce choix est une étape importante de la construction du modèle. En effet, si on retient trop de composantes, la dimension du processus sera peu réduite et le seul gain sera l'orthogonalité des nouvelles variables. De plus, le modèle risque de contenir des bruits de mesure. Si, au contraire, on ne conserve que trop peu de composantes, il y aura une perte d'information importante et on obtiendra une représentation incomplète du procédé.

3.4.2 Détermination de la structure du modèle

La structure du modèle ACP est basée sur la détermination du nombre de composantes à retenir. Quelques approches sont présentées par la suite pour la détermination du nombre de composantes [75], [76].

- Pourcentage cumulé de la variance totale (PCV).
- la moyenne des valeurs propres.
- Validation croisée.
- Principe de la variance non reconstruite.

3.4.2.1 Pourcentage cumulé de la variance totale (PCV)

L'idée de base de cette approche est que chaque composante principale est représentative d'une portion de la variance des mesures de l'information étudiée. Les valeurs propres de la matrice de corrélation sont des mesures de cette variance et peuvent donc être utilisées dans la sélection du nombre de composantes principales. Pour faire le choix de l , il faut estimer le pourcentage de la variance totale qu'on veut conserver. Le nombre de composantes est alors le plus petit nombre pris de telle sorte que ce pourcentage soit atteint ou dépassé ; les composantes sont choisies successivement dans l'ordre des variances décroissantes. Le pourcentage de variance expliquée par les premières composantes est donné par :

$$PVC(\ell) = 100 \times \left(\frac{\sum_i^\ell \lambda_i}{\sum_i^m \lambda_i} \right) \% \quad (3.7)$$

La variance du bruit étant inconnue a priori, la décision basée seulement sur le pourcentage de la variance expliquée est un peu arbitraire. Sa capacité à fournir le nombre correct de composantes principales dépendra fortement du rapport signal sur bruit.

3.4.2.2 la moyenne des valeurs propres

Cette règle consiste à ne prendre en considération que les composantes pour lesquelles la valeur propre est supérieure à la moyenne arithmétique de toutes les

valeurs propres. En particulier, si l'on travaille sur les données centrées réduites, cela revient à négliger les composantes dont la variance est inférieure à l'unité

$$\frac{1}{m} \text{trace}(\Sigma) = 1 \quad (3.8)$$

Dans le cas du modèle de calcul à partir de la matrice de covariance Σ , la moyenne arithmétique des valeurs propres est donnée par $\frac{1}{m} \text{trace}(\Sigma)$.

3.4.2.3 Validation croisée

La validation croisée est un critère très populaire pour le choix du nombre de composantes dans un modèle ACP. La base de cette méthode est d'estimer les mesures d'un jeu de données de validation à partir d'un modèle qui a été calculé à partir d'un jeu de données d'identification et de comparer ces estimations avec les valeurs mesurées. Cette procédure de validation croisée est basée sur la minimisation de la somme des carrés des erreurs de prédiction (*PRESS*) entre les données mesurées et celles estimées par le modèle obtenu à partir d'un jeu d'identification différent.

$$PRESS(\ell) = \frac{1}{Nm} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^m \left(\hat{x}_i^{(\ell)}(k) - x_i(k) \right)^2 \quad (3.9)$$

Où N étant la taille du jeu de validation.

Une version simplifiée de l'algorithme permettant le calcul du nombre de composantes principales par la validation croisée est la suivante :

1. Diviser les données en un jeu d'identification et un jeu de validation.
2. Réaliser une ACP avec ℓ composantes ($\ell = 1, \dots, m$) sur le jeu d'identification et calculer les critères correspondant sur le jeu de validation $PRESS(1), \dots, PRESS(m)$.
3. la ℓ^{eme} composante pour laquelle le minimum de *PRESS* apparaît sera la dernière composante à retenir et ℓ sera le nombre de composantes principales retenu.

3.4.2.4 Principe de la variance non reconstruite

La notion de variance non reconstruite est basée sur le principe de reconstruction des données. Le nombre de composantes principales du modèle est élaboré en minimisant l'équation suivante :

$$J(\ell) = \sum_{i=1}^m \text{Var} (x_k - x_k^i) \quad (3.10)$$

x_k est un vecteur de mesures.

x_k^i est un vecteur de données établi à partir du modèle avec la reconstruction de la i^{eme} variable.

3.4.3 Détection

Généralement la détection de défaut a base d'un modèle PCA qui a été construit à partir des données sans défaut. Elle consiste à calculer les tests des indices de détection (l'erreur de prédiction SPE et la statistique T^2 de Hotelling) qui sont fondés sur le principe des distances, dans le but de déterminer la distance entre la nouvelle observation et de chacun des sous-espaces.

3.4.3.1 Test sur l'erreur de prédiction SPE

L'erreur de prédiction (Square Prediction Error) caractérise la qualité de la représentation. Elle est donnée, à l'instant k , par :

$$SPE = \| E \|^2 = e^T(k)e(k) \quad (3.11)$$

Le processus est supposé en défaut à l'instant k , si :

$$SPE(k) > \delta_\alpha^2 \quad (3.12)$$

avec δ_α^2 désigne une limite de confiance pour la quantité SPE et de niveau α .

$$\delta_\alpha^2 = \theta_1 \left[1 + \frac{c_\alpha h_0 \sqrt{2\theta_2}}{\theta_1} + \frac{\theta_2 h_0 (h_0 - 1)}{\theta_1} \right]^{\frac{1}{h_0}} \quad (3.13)$$

et

$$\theta_i = \sum_{j=\ell+1}^m \lambda_j^i \quad (3.14)$$

c_α est la limite au seuil de confiance $(1 - \alpha)$ dans le cas d'une distribution normale. Cette expression du seuil est fréquemment utilisée pour la détection de défauts.

3.4.3.2 Test sur La statistique T^2 de Hotelling

La statistique T^2 de Hotelling décrit le comportement des variables du processus qui sont corrélées avec les premières composantes principales. C'est une distance sur le sous espace principal. Elle est définie par l'équation suivante [77] :

$$T^2 = \sum_{i=1}^{\ell} \frac{t_i^2}{\lambda_i} \quad (3.15)$$

Le seuil approprié pour la statistique T^2 de Hotelling pour un seuil de confiance α peut être déterminé comme suit :

$$\chi_{\ell, \alpha}^2 = \frac{\ell(N+1)(N-1)}{N(N-\ell)} \mathbf{F}_{\ell, (N-\ell), \alpha} \quad (3.16)$$

Le processus est supposé en défaut à l'instant k , si :

$$T^2(k) > \chi_{\ell, \alpha}^2 \quad (3.17)$$

La statistique T^2 n'est pas affectée par le bruit, qui est représenté par les dernières valeurs propres. Théoriquement, elle est capable de représenter le comportement normal du processus. La statistique T^2 peut être interprétée comme la mesure des variations normales du processus, et la violation du seuil de détection de cette statistique indique que ces variations sont en dehors des limites de contrôle et correspondent à un fonctionnement anormal.

3.5 Localisation

Cette étape permet de déterminer quel capteur est à incriminer en cas de défaut. Elle repose sur une technique de reconstruction des variables et suppose que chaque capteur puisse être suspecté. La reconstruction du capteur en défaut est effectuée en se basant sur le modèle et les mesures des autres capteurs. Pour la localisation, on se propose de présenter les approches suivantes :

- L’approche par élimination qui est similaire à l’approche par reconstruction.
- L’approche reposant sur le principe de calcul des contributions à l’indice de détection.

3.5.1 Principe de la reconstruction des variables

Le but de la reconstruction est de retrouver un vecteur de mesures « normal » à partir de mesures défectueuses, et connaissant le modèle ACP. Une mesure anormale peut être vue comme une mesure normale perturbée [78],[75] , [79]. A partir du modèle ACP obtenu, le principe de la reconstruction des variables est basé sur l’estimation du vecteur $x(k)$ à un instant donné en utilisant toutes les autres variables au même instant, [78], [80] et [75].

Pour reconstruire la $j^{\text{ème}}$ variable du vecteur $x(k)$ à un instant k donné. Si le vecteur $x(k)$:

$$x(k) = [x_1 \ x_2 \ x_{j-1} \ z_j \ x_{j+1} \ x_m]^T \quad (3.18)$$

On peut estimer x_p^j de la $j^{\text{ème}}$ variable calculée à partir du modèle ACP déjà obtenu avec $x(k)$. On remplace la $j^{\text{ème}}$ variable x_j par x_p^j dans le vecteur des mesures $x(k)$, et on ré-estime cette $j^{\text{ème}}$ variable. Cette opération est répétée jusqu’à la convergence vers la valeur z_j .

Chaque itération à travers le modèle ACP est une projection orthogonale dans le sous espace des composantes principales.

Après plusieurs itérations, l’expression de z_j est donnée par :

$$z_j = \frac{[c_{-j}^T \ 0 \ c_{+j}^T]}{(1 - c_{jj})} x \quad (3.19)$$

3.5.2 Localisation par calcul des contributions

Le calcul des contributions de chaque variable à la valeur de l'indice de détection est une approche utilisée pour la localisation des défauts, la variable ayant la plus forte contribution est considérée comme la variable en défaut. Cette approche est largement utilisée dans le cadre de l'ACP [96],[97], [98].

Dans cette section nous allons présenter deux définitions des contribution à l'indice de détection. Ces deux définitions sont basées sur les définitions des contribution à l'indice SPE et à la statistique T^2 [96],[80].

Dans le cas de l'indice de détection SPE, la contribution $contSPE_j(k)$ de la $j^{\text{ème}}$ variable à l'instant k est définie par l'équation [96],[79] :

$$contSPE_j(k) = \tilde{X}_j^2 \quad (3.20)$$

3.6 Détection et Localisation des Défauts Par Carte De Kohonen (SOM)

L'idée fondamentale de notre travail est de détecter et localiser les défauts à travers les mêmes démarches que l'analyse en composant principale (ACP), mais en se basant sur une architecture basée sur les réseaux de neurones. L'architecture de base utilisée est la carte auto-organisatrice de Kohonen (SOM).

La détection et la localisation de défaut par la carte de Kohonen passe par les étapes suivantes :

- Une étape de modélisation des données (fondée sur une phase d'apprentissage)
- Une étape "détection et localisation" proprement dite.

3.6.1 Modélisation par SOM

Les cartes auto-organisatrices (SOM) présentent un exemple des méthodes à apprentissage non supervisé. Elles analysent les données et extraient l'information à partir de ces dernières en utilisant un algorithme de classification sophistiqué

[81],[82]. Cette technique utilise uniquement des données ou des attributs dérivés de ces données et n'exige pas une estimation à priori sur les données d'entrée.

Les cartes auto-organisatrices de Kohonen devaient pouvoir concerner de très grands ensembles de données, pour lesquelles les observations traitées pouvaient atteindre de grandes dimensions. Le modèle issu par les cartes topologiques proposées par Kohonen cherche, par apprentissage à partir des données, à partitionner l'ensemble des observations disponibles en groupement similaires. Les groupements proposés possèdent la particularité caractéristique d'avoir une structure de voisinage qui peut être matérialisée à l'aide d'un espace discret que l'on appelle carte topologique. L'approche proposée est fondée sur :

1. La mise en correspondance entre les vecteurs d'entrée et les vecteur de références (prototypes ou classes d'objets) en se basant sur le choix d'une distance appropriée entre classes d'objet,
2. L'utilisation de l'algorithme de Kohonen pour le choix des prototype en phase d'apprentissage.

La carte est constituée de deux couches [83],[84],[85] :

- La couche d'entrée sert à la présentation des observations (données) à classer. Cette couche contient alors exactement N neurones.
- La couche d'adaptation est formée du treillis des neurones qui forme la carte.

La structure du réseau employé peut être soit fixée a priori, soit évaluer lors de l'apprentissage, où la couche de sortie en compétition contient les neurones, qui sont reliés en connexion complète avec les neurones de la couche d'entrée, chaque neurone possède N connexion (poids) figure 3.2.

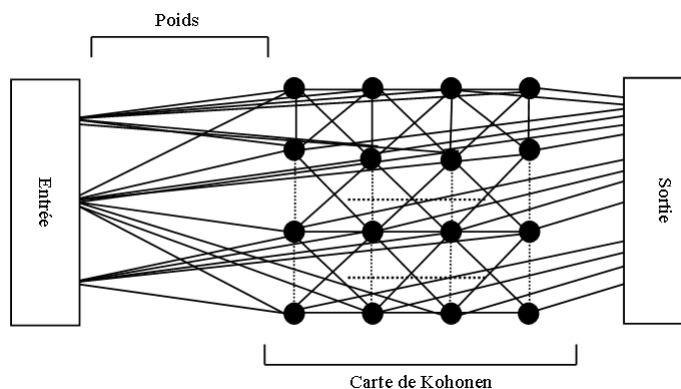


FIGURE 3.2: Carte topologique de Kohonen

3.6.2 Apprentissage de la carte

L'algorithme d'apprentissage de la carte topologique de Kohonen comprend principalement les phases suivantes [86] :

- **Étape 1 :**
 - Phase d'initialisation : initialisation des données, choix de la structure de la carte, initialisation des poids de la carte.
- **Étape 2 :**
 - Phase de compétition : Sélection d'un individu, Détermination du neurone vainqueur. en prenant en considération le voisinage de ce neurone.
- **Étape 3 :**
 - Phase d'adaptation des poids : Modification des poids des prototypes ou phase de mise à jour.
- **Étape 4 :**
 - Phase de poursuite de la phase de compétition : Retour à l'étape 2 **si** le changement des poids demeure non négligeable.

En tenant compte de la structure de la carte, l'algorithme d'apprentissage de Kohonen est donné comme suit :

Algorithme d'apprentissage de Kohonen

- Initialisation des vecteurs des poids de la carte.
 - Choisir le vecteur d'entrée.
 - Recherche du neurone gagnant $g(x_i)$ en utilisant le critère de la distance euclidienne minimale (le neurone le plus proche).

$$g(x_i) = \arg \min \{ \|x_i - w_j\| \}$$
 - Modification du poids des neurones appartenant au voisinage topologique

$$w_j(t+1) = w_j(t) + \eta(t)v_{jg(x_i)}(t)(x_i - w_j(t))$$
 - Répéter si le changement des poids demeure non négligeable.
-

$v_{jg(x_i)}$ est une fonction de voisinage de type gaussienne, pour éviter que la carte ne passe, en cours d'apprentissage, par des états stables, alors que les vecteurs prototypes n'ont pas encore atteint leurs positions finales. Une telle situation peut amener un blocage. La fonction de voisinage est donnée comme suit [87], [88]

$$v_{jg(x_i)} = \exp\left(-\frac{(\|x_i - g(x_i)\|)^2}{2\sigma^2(t)}\right) \quad (3.21)$$

$\sigma(t)$ correspond à la largeur effective du voisinage. Ainsi, quand t croît, la largeur du voisinage $\sigma(t)$ décroît à un taux exponentiel.

$\eta(t)$ est le taux d'apprentissage compris entre 0 et 1, qui doit être positif, décroissant et monotone. Les premières valeurs du taux d'apprentissage sont en général assez élevées pour les premières itérations et décroissent progressivement vers zéro.

Généralement, la fonction de taux d'apprentissage est une fonction de décroissance linéaire qui permet d'avoir une bonne performance de l'algorithme. Cette forme est donnée par la relation suivante :

$$\eta(t) = \begin{cases} \eta_0 - \frac{\eta_0 - \eta_\tau}{\tau}t & \text{si } t < \tau \\ \eta_\tau & \text{sinon} \end{cases} \quad (3.22)$$

où τ est le paramètre qui détermine la fin de la phase d'organisation et le début de la phase de convergence. η_0 est le taux d'apprentissage initial, Selon Kohonen.1995, η_0 doit prendre des valeurs proches de 1 pour les 1000 premières étapes puis décroître progressivement, η_τ est le taux d'apprentissage en phase de convergence.

3.6.3 Détection et Localisation des défauts

Le principe de détection et de localisation des défauts par la carte de Kohonen repose sur les principales étapes suivantes [90],[91] :

Étape 1 : Élaboration du modèle en fonctionnement normal (partie traitée précédemment).

Étape 2 : Détection et Localisation des défauts. Dans cette étape nous commençons par :

1. Présenter un nouveau échantillon.

2. La classification de cet échantillon par la carte de Kohonen (détermination du neurone gagnant).
3. Élaboration d'un critère de détection qui prend en considération :
 - Le choix d'un seuil α et de la fonction d'activation.
 - Le test effectué sur le calcul de la distance entre l'échantillon présenté et le neurone gagnant, en fixant le seuil s_d .

Etape 3 : décision.

Nous explicitons les détails de cet algorithme dans ce qui suit :

1. La classification du nouveaux échantillon présenté à la carte, consiste a rechercher l'indice du neurone gagnant appelé BMU (Best Matching Unit), par la relation suivante :

$$j(x_i) = \arg \min_j \{ \|x_i - W_j\| \} \quad (3.23)$$

où x_i est la nouvelle donnée et j est l'indice de classe gagnante dans le modèle en bon fonctionnement.

2. Choix du seuil α Le choix de ce seuil est fixé par la méthode N.VALENTIN [93],[17]. Celui-ci, suppose disposer au départ d'un ensemble de vecteurs x de l'ensemble d'apprentissage et considère que 1% de ces données sont invalides ou aberrantes. Il calcule l'activation $K_i(x)$ du plus proche prototype pour ces n vecteurs. Par la suite, il suppose que 1% des données de l'ensemble d'apprentissage ont une activation trop faible pour être considérées comme valides. Il classe les données par ordre croissant d'activation. Le seuil α choisi correspond à l'activation $K_i(x)$ de rang $n/100$.

Le calcul de la fonction d'activation est donné par l'expression suivante [17] :

$$K_i(x) = \exp\left[\frac{-\|x - W_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right] \quad (3.24)$$

Où σ_i^2 est un paramètre qui définit la région d'influence du prototype i . σ_i^2 peut être défini comme la moyenne empirique des variances des n vecteurs d'entrées activant le prototype i . Plus σ_i^2 est grand, plus la zone d'influence de W_i est grande et donc, plus la fonction d'activation $K_i(x)$ est proche de 1.

3. Dans notre approche le seuil de détection $s_d(i)$ définit la région d'influence du prototype i . Le seuil $s_d(i)$ peut être défini par la distance euclidienne maximale calculée sur l'ensemble des échantillons d'une classe i exprimée par rapport à son centre de gravité. Il est défini par [15] :

$$s_d(i) = \max_i \{\|x - W_i\|\} \quad (3.25)$$

Une donnée est valide si :

Sa fonction d'activation est supérieure au seuil α , et si la distance euclidienne $\|x - W_i\|$ est inférieure au seuil $s_d(i)$. Sinon il y a défaut figure 3.3.

Remarque : Les échantillons de chaque classe sont supposés suivre une distributions gaussienne de moyenne W_i et de variance σ_i^2 . L'activation du plus proche prototype i par les vecteurs d'entrée x peut être considérée comme une approximation de la densité de probabilité conditionnelle de la classe i , et le seuil de détection $s_d(i)$ voisin de $4\sigma_i^2$ pour avoir 95% d'informations.

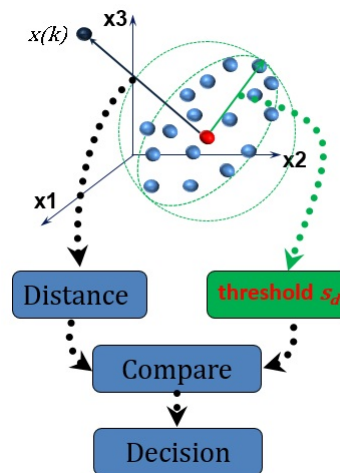


FIGURE 3.3: Principe du seuil de détection

3.6.4 Reconstruction des données

Pour l'estimation ou la reconstruction des données en défauts, nous avons envisagé deux méthodes.

Dans un premier temps, l'estimation d'une observation consiste à utiliser une

méthode simple qui estime les données par la valeur de la composante correspondante du prototype gagnant w_j :

$$\hat{x} = w_j \quad (3.26)$$

Cette méthode est très sensible au changement de prototype entre deux vecteurs successifs. Pour remédier à ce problème, nous avons envisagé une autre méthode, assez similaire, qui prend en compte l'influence des k plus proches prototypes. Chaque composante anormale est estimée par une combinaison des composantes correspondantes des k plus proches prototypes [17] , [95] :

$$\hat{x} = \frac{\sum_{j=1}^k K_i(x) w_j \hat{x}}{\sum_{j=1}^k K_i(x)} \quad (3.27)$$

Ainsi, le vecteur de données x peut être exprimé sous la forme :

$$x = \hat{x} + e \quad (3.28)$$

où e est l'erreur d'estimation :

$$e = x - \hat{x} \quad (3.29)$$

3.7 METHODE HYBRIDE SOM-ACP

On a vu que l'algorithme de Kohonen réalise des fonctions non linéaires. Il peut approcher toute fonction de régression par la minimisation de la fonction de coût (somme des carrés des différences entre les valeurs calculées par le réseau de neurones et les valeurs mesurées). Pour ce la, cet algorithme est destiné à remplacer les analyses classiques lorsque celles-ci ne sont pas applicables.

Généralement un système non linéaire peut être ramené à un système linéaire par une procédure de linéarisation. Cette procédure conduit a un découpage par morceau du modèle obtenu. Cependant, la topologie fournie par la carte de Kohonen définit naturellement une notion de "localité" à partir de laquelle on peut modéliser à l'aide des analyses linéaires. Il suffit, en effet, d'extraire de la base de données des individus d'un ensemble de classes voisines et de les modéliser avec

une technique classique. On parlera dans ce cas de la modélisation multi-modèles locale.

3.7.1 Principe de la méthode

L'idée de l'analyse multi-modèle-ACP a été inspirée du papier de [79] qui propose une variante de l'analyse en composante principale non linéaire. Cette variante utilise le principe du multi-ACP, qui est une combinaison d'un ensemble de modèles ACP locaux valides dans une zone de l'espace de fonctionnement du système utilisant des algorithmes de classification floue (Algorithme de classification Fuzzy Gustafson-Kessel (FGK)). Dans notre étude, On note que la notion de localité provient directement de la topologie fournie par la carte de Kohonen. La détermination des différentes bases de données du multi-modèles sont obtenus par la classification à l'aide de la carte de Kohonen (SOM) qui seront utilisés par l'ACP pour déterminer les différents modèles locaux [15].

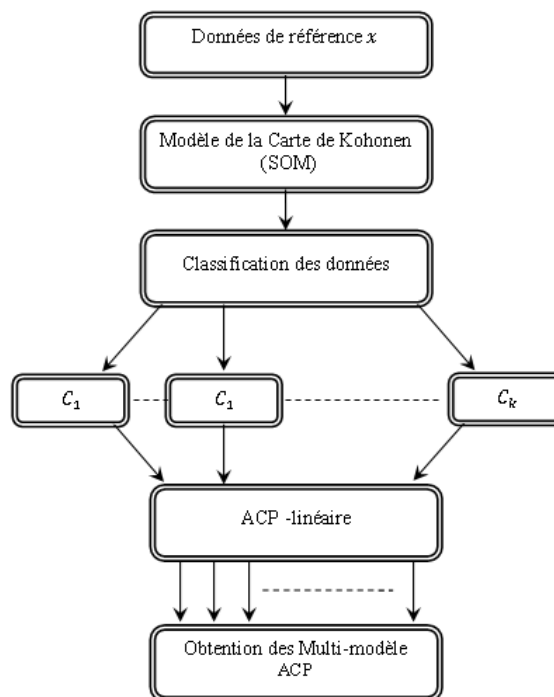


FIGURE 3.4: Analyse en composante principale non linéaire à base de la carte de Kohonen (SOM).

3.7.2 Détection et Localisation de défaut par la méthode (SOM-ACP)

Il est établi que l'ACP est une opération de projection linéaire dans laquelle seules les dépendances linéaires ou quasi-linéaires entre les variables peuvent être révélées. Si les données à traiter présentent des comportements non linéaires, l'ACP est incapable de trouver la représentation compacte décrivant ces données. La carte auto-organisée de Kohonen (SOM) peut être utilisée comme une méthode de classification automatique dont résulte des partitions de l'espace des observations.

On note que la notion de localité provient directement de la topologie fournie par la carte de Kohonen.

Nous proposons, une nouvelle méthode, pour appréhender le comportement non linéaire d'un système par un ensemble de modèles locaux (linéaires ou affines) fondé sur la carte de Kohonen (SOM) en combinant plusieurs modèles ACP linéaires.

La carte de Kohonen (SOM) peut fournir une classification des données. En effet, les classes obtenues contiennent toutes les parties linéaires des données observées. Avec l'application de l'analyse en composantes principales linéaire sur les données projetées de chaque classe, le problème est transformé en un problème de modélisation Mutli-ACP linéaire.

Par le calcul des indices de détection et de localisation présenté précédemment de l'ACP linéaire de chaque modèle locale, la détection et la localisation des différentes anomalies peut être déterminé.

De plus, comme le nombre de classes est supérieur aux nombre de composantes non-linéaires, la carte de Kohonen (SOM) permet d'extraire à la fois les relations linéaire.

3.7.2.1 Exemple

Pour avoir une bonne représentation visuelle (figure 3.5) de la technique de multi-modèles ACP, on choisi d'étudier un exemple 3D, en utilisant la carte SOM pour la modélisation et la classification.

Cet exemple est décrit par les équations suivantes [79] :

$$\begin{aligned}
 x_1 &= u^2 + 0.3 \sin(2\pi u) + e_1 \\
 x_2 &= u + e_2 \\
 x_3 &= u^3 + u + 1 + e_3
 \end{aligned}
 \tag{3.30}$$

où $u \in [-1, 1]$ est une variable aléatoire uniforme et e_i pour $i = 1, 2, 3$ un bruit aléatoire uniformément distribué dans l'intervalle $[-0.1, 0.1]$.

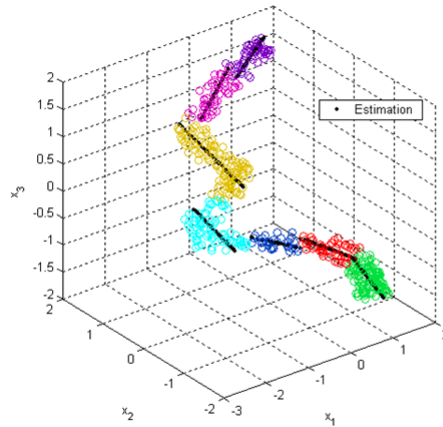


FIGURE 3.5: classification SOM et estimation multi-modèles .

La figure 3.5 présente les différentes classes et leurs modèles à l'aide de la méthode proposée.

3.8 Filtrage

Pour réduire les fausses alarmes et améliorer la qualité de la détection des défauts, le filtre EWMA (Exponentially Weighted Moving Average) est appliqué. Le principe des filtres EWMA est de générer une nouvelle estimation filtrée $x_f(k)$ de $x(k)$ en fonction d'une combinaison linéaire entre l'estimation filtrée précédente $x_f(k-1)$ et l'estimation courante $x(k)$. Le filtre EWMA utilise la moyenne mobile pondérée pour lisser les bruits des estimations, la forme générale des filtres EWMA est définie par le système d'équations suivant :

$$x_f(k) = \gamma x_f(k-1) + (1 - \gamma)x(k)
 \tag{3.31}$$

avec $0 < \gamma < 1$

3.9 Conclusion

Ce chapitre a servi à présenter Les méthodes de détection et de localisation des défauts statistiques basées sur l'analyse en composantes principales (ACP) et le modèle neuronale des cartes topologiques de Kohonen.

L'ACP est utilisée pour modéliser le comportement d'ensemble du processus en fonctionnement normal puis les défauts sont détectés en comparant le comportement observé à celui donné par le modèle. Ce procédé indique s'il existe un défaut au niveau global, c'est à dire pour l'ensemble des données, sans information sur l'origine de ce défaut. Pour la localisation du défaut, on a montré qu'il est nécessaire de faire la combinaison des signatures des défauts après la reconstruction de chaque variable.

La méthode de détection et de localisation des défauts basée sur le modèle connexionniste : le modèle des cartes topologiques de Kohonen (SOM).

En tenant compte des avantages et des inconvénients de l'ACP et des SOM, nous avons proposé une méthode de détection et de localisation combinant les deux approches (SOM et ACP), et ce pour permettre de réaliser une modélisation flexible qui capte la non-linéarité et le maximum de variabilité des données. Ces méthode vont être testées sur notre système éolien dans le prochain chapitre.

Chapitre 4

DIAGNOSTIC : Applications et résultats

4.1 INTRODUCTION

Ce chapitre est consacré à l'évaluation de la mise en œuvre pratique des approches proposées dans le cadre de la détection et de la localisation des défauts, en l'occurrence l'analyse en composantes principales et la carte Kohonon, appliquées aux systèmes éoliens.

4.2 Cas d'une Turbine éolienne à une génératrice synchrone à aimant permanent (PMSG)

On s'intéresse à l'évaluation de la faisabilité de la méthode proposée pour la détection et la localisation des défauts en utilisant des signaux provenant d'une chaîne de conversion éolienne (Figure 4.1) qui se compose d'une turbine éolienne à axe horizontale à trois pales, qui entraîne une génératrice synchrone à aimant permanent (PMSG) ([Annexe](#)), d'un redresseur à pont de diodes et d'un filtre.

Les caractéristiques statiques des puissances aérodynamiques de la turbine P^t en fonction de la vitesse de la turbine Ω_t , pour différentes valeurs de la vitesse du vent

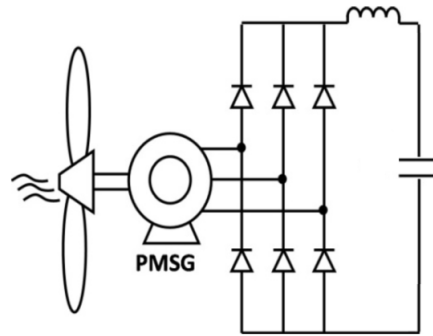


FIGURE 4.1: Chaîne de conversion éolienne

v , sont montrées dans la Figure 4.2. Il apparaît clairement sur ces caractéristiques que si l'éolienne fonctionne à vitesse fixe, les maximums théoriques des courbes de puissances ne sont pas exploités. Afin d'exploiter ces points, la turbine doit tourner à une vitesse bien déterminée pour chaque vitesse du vent.

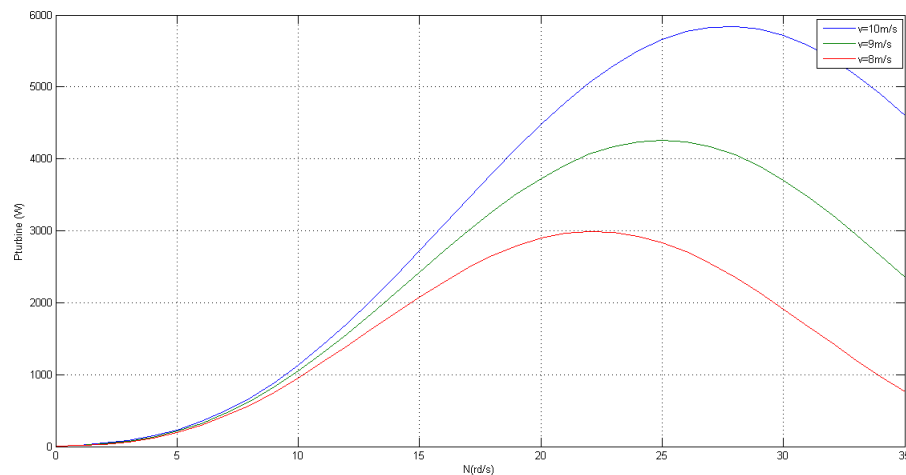


FIGURE 4.2: Puissances aérodynamiques de la turbine pour différentes vitesses du vent

La puissance aérodynamique d'une turbine éolienne peut être représentée également par le couple aérodynamique généré sur son arbre, pour différentes valeurs de la vitesse du vent, en fonction de la vitesse de la turbine. Les caractéristiques de couple obtenues sont montrées dans la Figure 4.3.

Dans le but d'évaluer les performances de notre méthode de détection appliquée à la machine PMSG, on considère dans nos travaux de simulation que la vitesse de vent est constante, soit 9 m/s , .

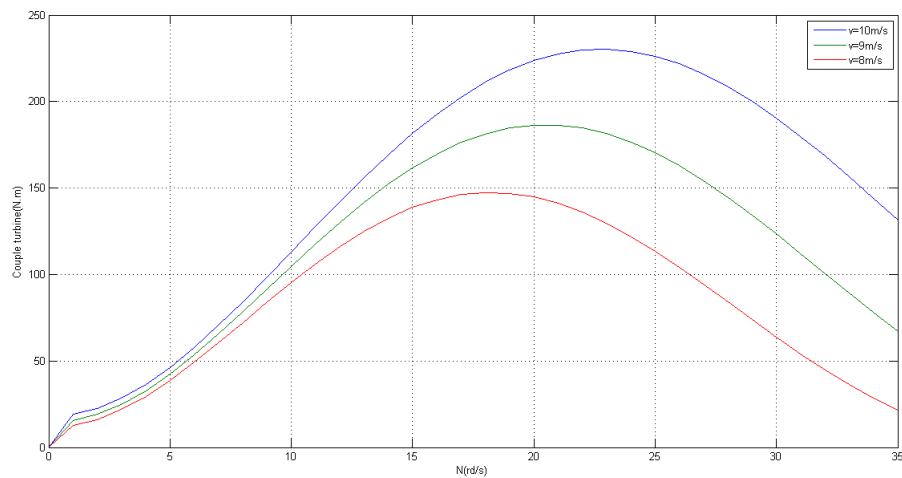


FIGURE 4.3: Couple de la turbine pour différentes vitesses du vent

Pour visualiser l'évolution du comportement de la machine (PMSG) en fonctionnement normal et en fonctionnement défaillant, on procède à l'augmentation de la valeur de la résistance de 30% par rapport à la valeur nominale.

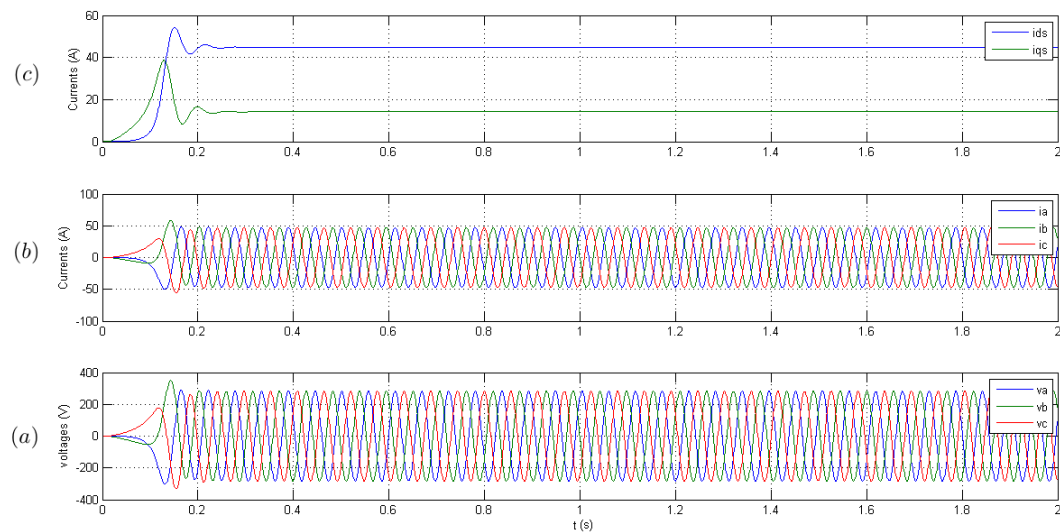


FIGURE 4.4: Résultats de simulation de la PMSG , *a*) tensions , *b*) courants , *c*) courants dans le plan (d, q) .

4.2.0.1 Les défauts considérés sur la machine synchrone à aimant permanent

Les défauts sur les enroulements sont les plus fréquents dans cette machine électrique. Pour ce faire, on considère le défaut de l'augmentation de la résistance des enroulements statoriques.

En suivant la même méthodologie [100], on considère l'étude des défauts sur la résistance due à l'augmentation de température. Ce défaut se manifeste en l'augmentation de température $\gamma\Delta T$ par rapport à sa valeur nominale à la température ambiante de $25^\circ C$, ce qui signifie l'apparition d'une défaillance de la machine. Cette variation de la valeur de la résistance du stator R_s est exprimée en fonction de la température comme suit :

$$R_s = R_0 (1 + \gamma\Delta T) \quad (4.1)$$

avec

R_0 est la valeur de la résistance du stator à $T_0 = 25^\circ C$,

γ est le coefficient de température de la résistance,

ΔT est la variation de la température.

En introduisant le défaut à l'instant $t = 1s$, on a effectué une simulation qui a permis de nous fournir la représentation temporelle des tensions, des courants statoriques, des courants dans le plan (i_d, i_q) par transformations de Park (figure 4.14), de la vitesse angulaire (figure 4.8), et du couple électromagnétique (figure 4.7). Il est constaté que le défaut provoque un léger déphasage par rapport aux caractéristiques temporelles des courants statoriques en fonctionnement normal (Figure 4.13).

Pour mettre en évidence l'effet du défaut considéré sur la machine étudiée, on exploite les représentations temporelles du couple électromagnétique (Figure 4.7) et de la vitesse angulaire (Figure 4.8). Il est fort intéressant de remarquer que le défaut provoque une augmentation de l'amplitude du couple électromagnétique avec une diminution de la vitesse de rotation, ce qui entraîne une augmentation des amplitudes des courants statoriques engendrant une élévation de la température.

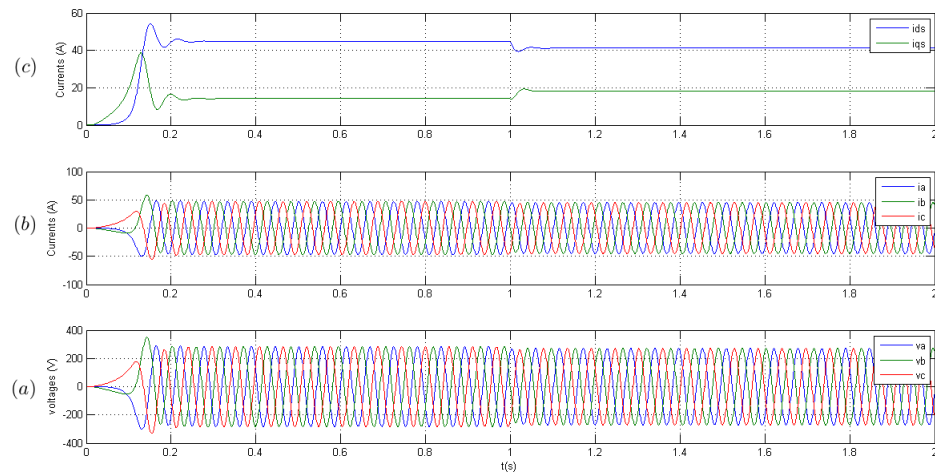


FIGURE 4.5: Résultats de simulation avec défaut de 30% de R_s , *a*) tensions , *b*) courants, *c*) courants dans le plan (*d*, *q*) .

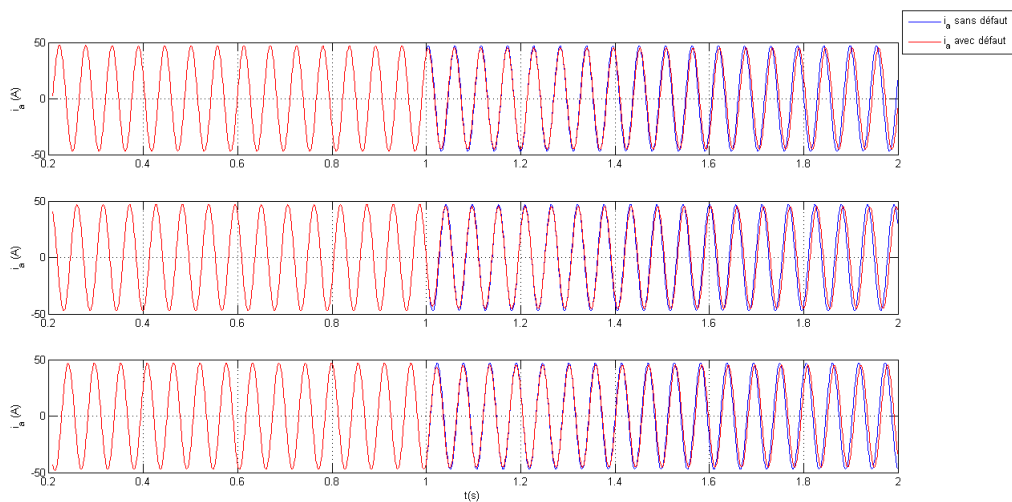


FIGURE 4.6 : courants i_a, i_b, i_c cas de défaut de 30% .

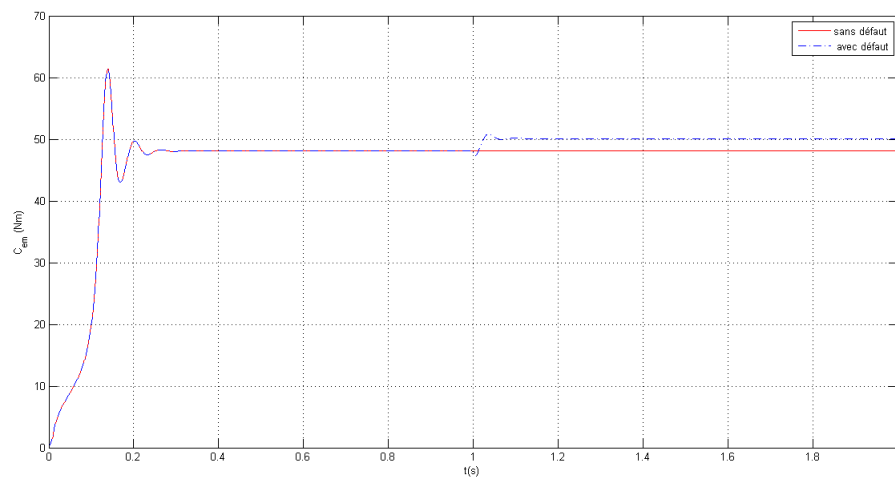


FIGURE 4.7: Couple électromagnétique [N.m].

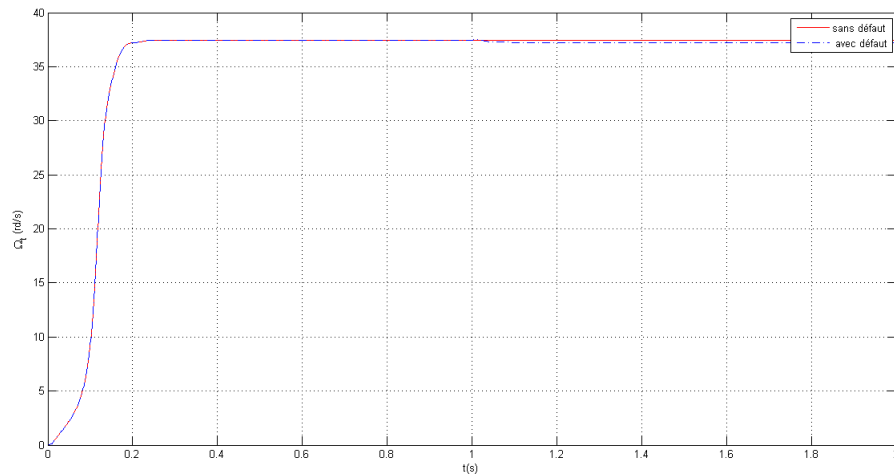


FIGURE 4.8: Vitesse angulaire [rad/sec] .

Les trois signaux de sortie observables (courants) sont utilisés dans la simulation pour l'élaboration d'une bonne représentation Multi-modèles basée sur l'analyse en composantes principales et ce dans le cadre de la modélisation et de la classification.

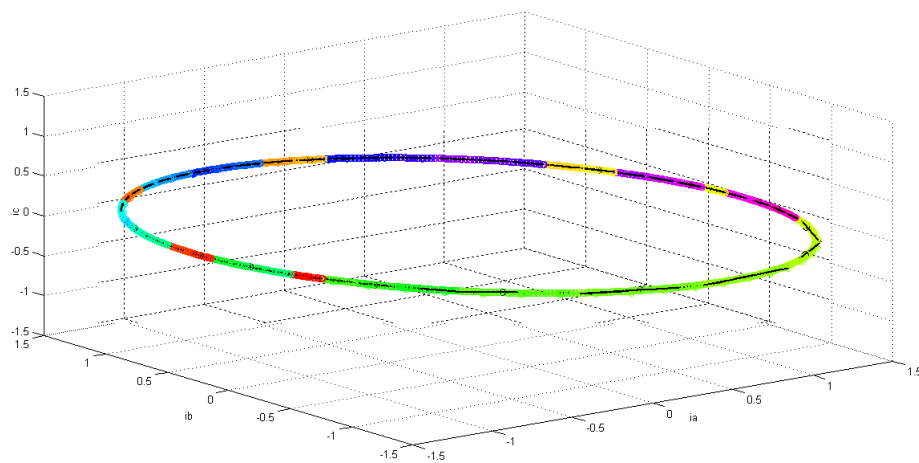


FIGURE 4.9: Classification des données.

4.2.1 détection

Les Figures (4.16 et 4.17) mettent bien évidence la détection des changements dans les courants statoriques après $t = 1s$, ce qui confirme les performances de la méthode proposée.

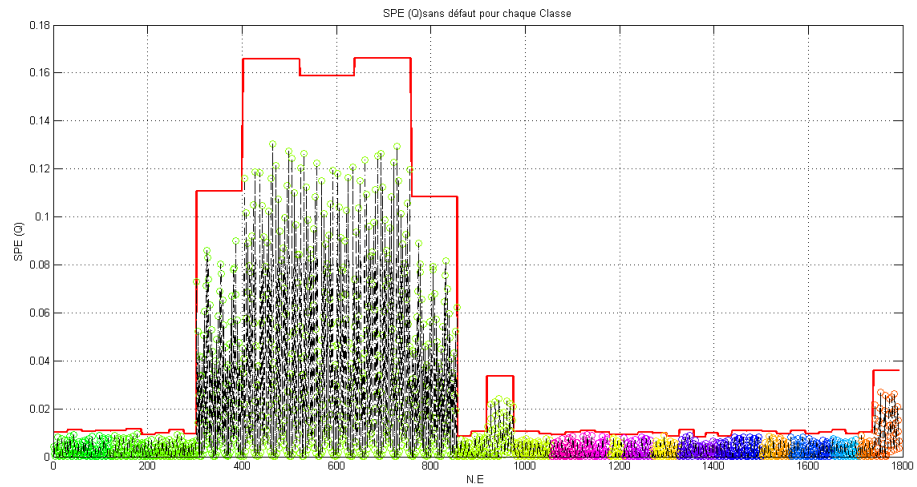


FIGURE 4.10: SPE sans défaut pour chaque classe.

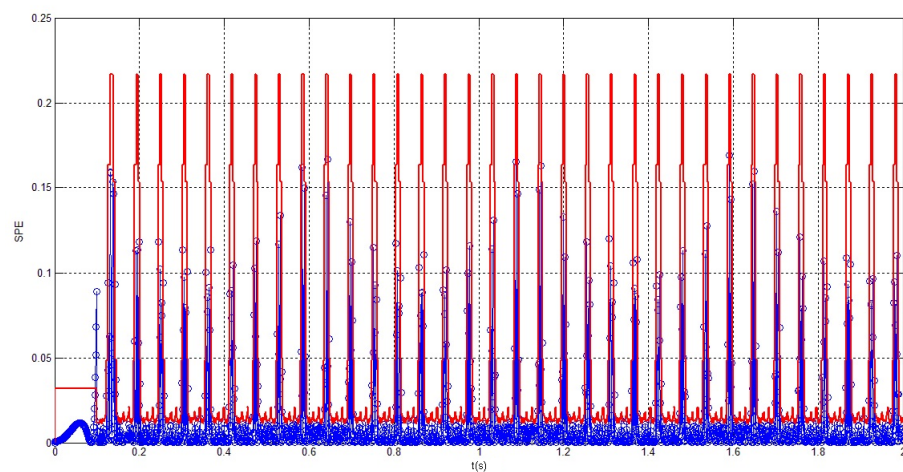


FIGURE 4.11: SPE sans défaut.

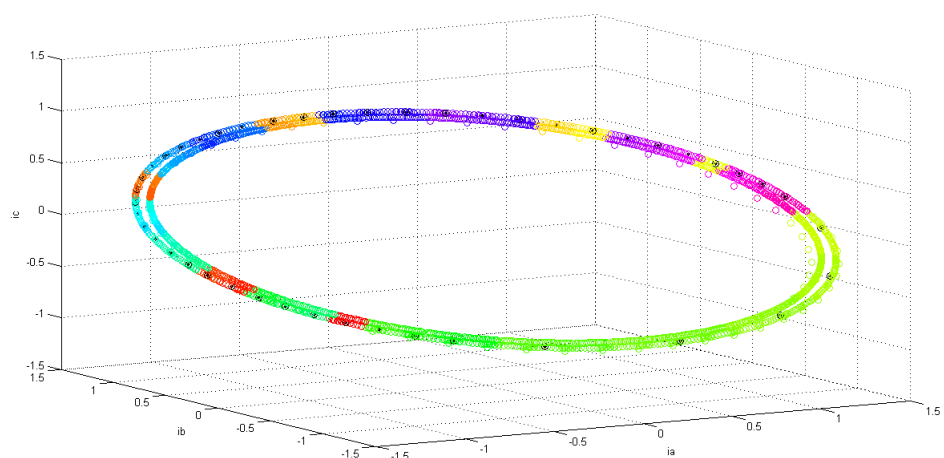


FIGURE 4.12: Classification des données avec défaut.

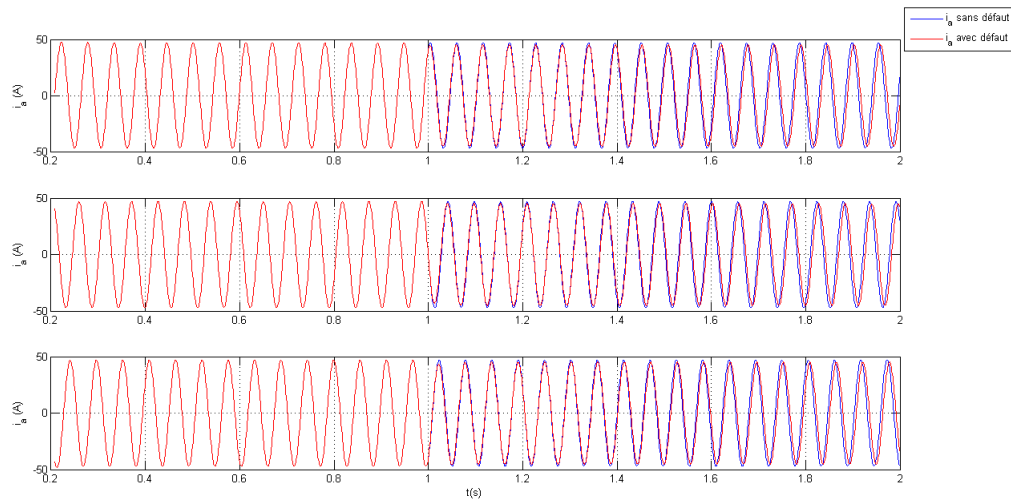


FIGURE 4.13: courants ia,b,ic cas de défaut de 10% .

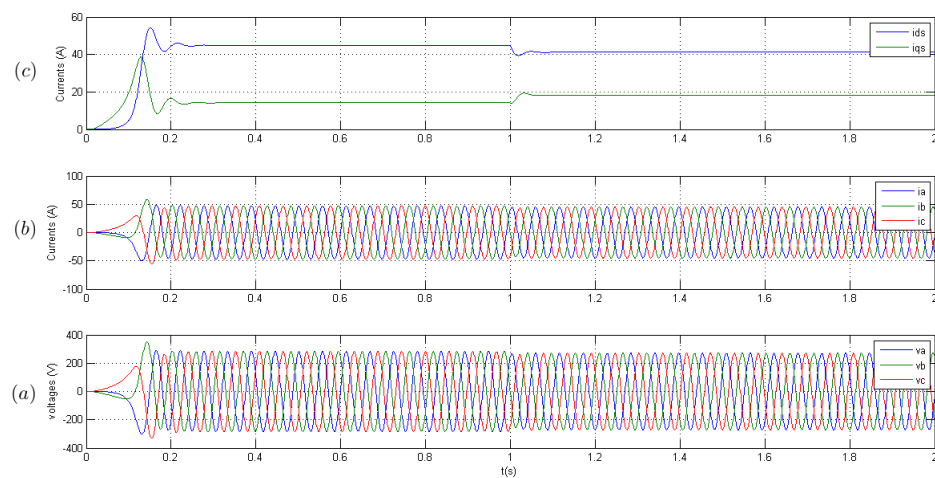


FIGURE 4.14: Résultats de simulation avec défaut de 10%, a) tensions , b) courants, c) courants dans le plan (d, q) .

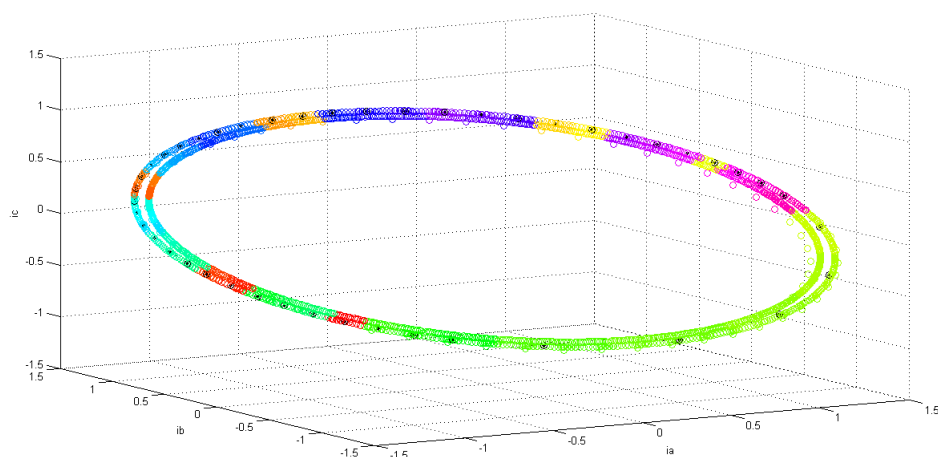
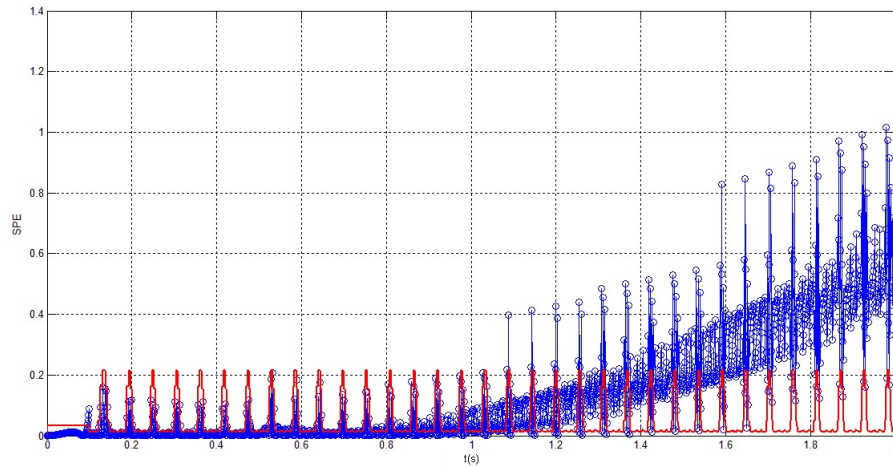
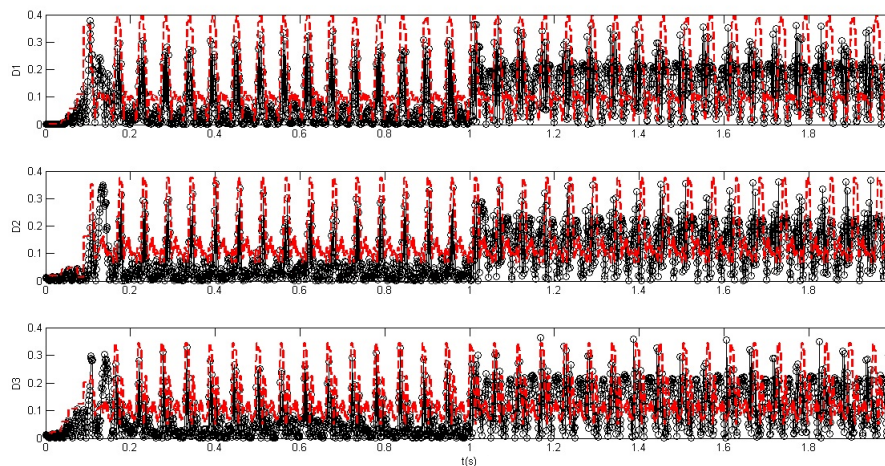


FIGURE 4.15: Classification des données avec défaut.

FIGURE 4.16: SPE après la classification des données.FIGURE 4.17: Distances D_i après la classification des données.

4.3 Système éolien (Modèle Benchmark)

Le but de cette section est de présenter un modèle mathématique détaillé de la turbine éolienne en tenant compte de ses caractéristiques aérodynamiques, mécaniques et électriques. Ce modèle est un modèle Benchmark développé par Odgaard et al. [101] pour valider les méthodes de diagnostic.

Le modèle proposé dans ([101],[102]) consiste en une éolienne tripales à axe horizontale, de vitesse variable, avec un convertisseur complet et de puissance de $4.8MW$.

Le modèle ([106]) contient les sous-modèles suivants :

- Les pales et le système de calage (Blade, Pitch System).
- Le train d'entraînement (Drive Train).

- Le convertisseur et le générateur (Converter and Generator).
- Le contrôleur (Controller).

Ces sous modèles sont présentés dans le schéma-bloc (Figure 4.18), où les variables intervenant dans ces sous-systèmes sont définies dans [101], [103], [104].

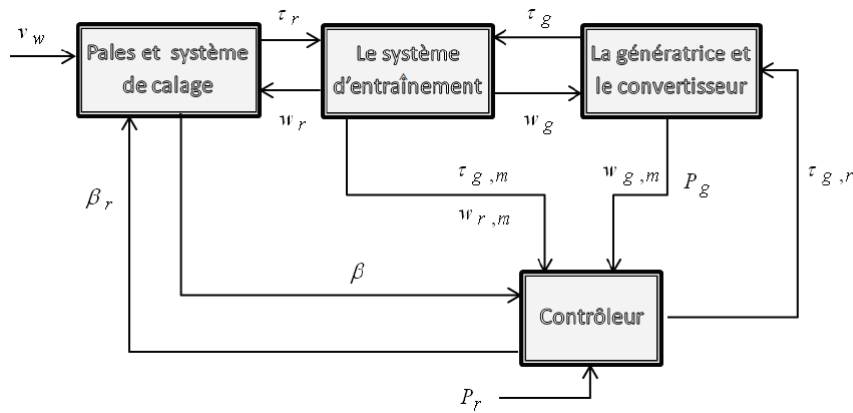


FIGURE 4.18: schéma-bloc du modèle Benchmark de l'éolienne

4.3.1 Modèle de l'angle de calage

Le système se compose de trois actionneurs hydrauliques identiques, chacun ayant un contrôleur interne. chaque actionneur ajuste l'angle de calage des pales en les faisant tourner. Il est modélisé par une fonction de transfert de deuxième ordre :

$$\frac{\beta_{k,m_i}(s)}{\beta_r(s)} = \frac{\omega_n}{s^2 + 2\zeta\omega_n^2 s + \omega_n^2} \quad (4.2)$$

4.3.2 Modèle du train d'entraînement

Pour atteindre l'ordre de vitesse exigée par le générateur, un train d'entraînement est utilisé pour augmenter la vitesse de rotation du rotor. Le modèle du train d'entraînement est constitué d'un arbre lent et d'un arbre rapide liés par le multiplicateur (la boîte de vitesse).

Le modèle du train d'entraînement est donné par les équations suivantes [106] :

$$\begin{pmatrix} \dot{w}_r(t) \\ \dot{w}_g(t) \\ \dot{\theta}_\Delta(t) \end{pmatrix} = A \begin{pmatrix} w_r(t) \\ w_g(t) \\ \theta_\Delta(t) \end{pmatrix} + B \begin{pmatrix} \tau_r(t) \\ \tau_g(t) \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

$$A_{dt} = \begin{pmatrix} -\frac{B_{dt} - B_r}{J_r} & \frac{B_{dt}}{N_g J_r} & -\frac{K_{dt}}{J_r} \\ \frac{\eta_{dt} B_{dt}}{N_g J_g} & \frac{\eta_{dt} B_{dt}}{N_g^2} - B_g & \frac{\eta_{dt} K_{dt}}{N_g J_g} \\ 1 & -\frac{1}{N_g} & 0 \end{pmatrix} B = \begin{pmatrix} \frac{1}{J_r} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{J_g} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (4.4)$$

Où J_r , J_g sont respectivement le moment d'inertie de l'arbre à faible vitesse et à grande vitesse. K_{dt} est la rigidité de torsion du train d'entraînement, B_{dt} le coefficient de torsion amortie du train d'entraînement, B_g le frottement visqueux de l'arbre à grande vitesse, N_g le rapport de transmission ou d'engrenage, θ_Δ est l'angle de torsion du train d'entraînement, et η_{dt} le rendement du train d'entraînement.

4.3.3 Modèle du générateur et du convertisseur

La conversion de l'énergie mécanique en énergie électrique est réalisée par le générateur, ce dernier il est chargé par un moment de torsion délivré par le convertisseur. Il est modélisé par un système de premier ordre suivant :

$$\frac{\tau_g(s)}{\tau_{g,r}(s)} = \frac{a_{gc}}{s + a_{gc}} \quad (4.5)$$

La puissance produite par la génératrice est :

$$P_g = \eta_{gc} w_{gc} \tau_g(s) \quad (4.6)$$

4.3.4 Modèle des capteurs

Les capteurs sont modélisés par la valeur de la variable réelle ajoutée avec un bruit stochastique réalisé par le bloc de bruit aléatoire à bande limitée dans Matlab. Les valeurs des paramètres du modèle de l'éolienne de référence ([106]) sont données dans les Tableaux (4.1, 4.2 et 4.3) :

TABLE 4.1: Paramètres du modèle pales et pitch

R	ρ	ζ	w_n	ζ_2	w_{n2}	ζ_3	w_{n3}
57.5 m	1.225 kg/m^3	0.6	11.11 rd/s	0.45	5.73 rd/s	0.9	3.42 rd/s

TABLE 4.2: Paramètres du modèle de transmission

B_{dt}	775.49	$\frac{N.m.s}{rd}$
B_r	7.11	$\frac{N.m.s}{rd}$
B_g	45.6	$\frac{N.m.s}{rd}$
N_g	95	
K_{dt}	2.7×10^9	$\frac{N.m.s}{rd}$
η_{dt}	0.97	
η_{dt2}	0.92	
J_g	390	$kg \times m^2$
J_r	55×10^6	$kg \times m^2$

TABLE 4.3: Paramètres du modèle convertisseur et génératrice

a_{gc}	50	s^{-1}
η_{gc}	0.98	

4.3.5 Défauts considérés

4.3.5.1 Défauts capteurs

Le système est équipé de capteurs dupliqués permettant de mesurer les trois positions angulaires de calage des pales β_{k,m_i} , $k = 1, 2, 3$, $i = 1, 2$ et les vitesses de la génératrice et du rotor (w_{gm_i}, w_{rm_i}) , $i = 1, 2$. Cela donne un total de dix capteurs tous soumis à deux types de défauts : valeur fixe et gain. Par conséquent, vingt défauts doivent être détectés.

Le scénario des défauts capteurs considérés dans ce travail est le suivant :

- Défaut 1 (1a) : la mesure de capteur β_{1,m_1} fixée à 4° entre les instants 100s et 200s.
- Défaut 2 (1b) : la mesure β_{2,m_2} multipliée par le facteur 1.8 entre les instants 2500s et 2600s.
- Défaut 3 (1a) : la mesure β_{3,m_1} fixée à 12° entre les instants 900s et 1000s.
- Défaut 4 (2a) : w_{rm_1} fixé à $1.2rad/s$ entre les instants 1200s et 1300s.
- Défaut 5, 10 (2b et 3b) : w_{rm_2} multiplié par 0.7 et w_{gm_2} multiplié par le facteur 1.7 entre les instants 1700s et 1800s.

4.3.5.2 Défauts actionneurs

Les actionneurs sont les trois systèmes hydrauliques « pitch » et le convertisseur. Ils permettent respectivement le calage des pales et le réglage du couple générateur pour commander la vitesse de rotation du générateur et du rotor. Ces actionneurs sont également soumis à un dysfonctionnement. Le système de convertisseur de couple peut avoir un décalage qui doit être détecté.

Les trois systèmes de calage des pales peuvent avoir un changement dans la dynamique qui peut être dû à une chute de pression dans la pompe (Défaut 6 (5a)) ou à haute teneur en air dans l'huile à un rythme plus lent (Défaut 7 (5b)). Dans ce cas, le nombre total de défauts d'actionneurs est de sept.

Le scénario des défauts actionneurs considérés dans ce travail est le suivant :

- Défaut 6 (5a) : chute de pression hydraulique dans l'actionneur de « pitch » 2, ce défaut se manifeste par un changement brutal de la dynamique de l'actionneur avec $w_{n_2} = 5.73$ et $\zeta_2 = 0.45$ entre 3200s et 3300s.

- Défaut 7 (5b) : augmentation de la teneur de l'air dans l'huile hydraulique dans l'actionneur 3 entre 3400s-3500s. Ce défaut est introduit par le changement des paramètres du modèle avec les valeurs $w_{n_3} = 3.42$ et $\zeta_2 = 0.9$.
- Défaut 8 (4a) : le défaut d'actionneur sur le convertisseur est noté $\Delta\tau_g$ de type offset causé par un décalage dans les boucles internes de contrôle. Ce défaut est introduit entre 4200s et 4300s.

Le scénario des défauts système considérés dans ce travail est le suivant :

- Défaut 9 (6) : Changement des dynamiques du système d'entraînement entre 2000s et 2200s.

4.3.6 Le système de contrôle

La zone de fonctionnement du contrôleur est déterminé par la vitesse moyenne du vent. La Figure 4.20 présente bien les différentes zones de fonctionnement de l'éolienne.

- La zone 1 : Lorsque la vitesse du vent est faible, inférieure à v_{min} , l'éolienne est à l'arrêt, et la puissance mécanique sont alors égales à zéro.
- La zone 2 : Si le vent atteint une vitesse minimale v_{min} pour permettre le démarrage, mais inférieure à $12.5m/s$, le contrôleur fonctionne dans la zone 2 qui correspond à l'optimisation de la puissance.
- La zone 3 correspond à la saturation (valeur constante) dans la production de puissance quand la vitesse du vent est entre $12.5m/s$ et v_{max} .
- La zone 4 : Le dépassement de la valeur v_{max} par la vitesse du vent peut avoir des conséquences néfastes sur l'éolienne. C'est pour cette raison que dans cette (zone 4) l'éolienne est arrêtée.

4.3.7 Modèle du vent

Dans ce modèle, une séquence de la vitesse du vent prédéfinie est utilisée (Figure 4.20) [104], [105]. D'après cette Figure, on peut remarquer que la vitesse du vent varie dans la gamme de $5m/s$ à $20m/s$, avec quelques piques à $25m/s$ ce qui représente une bonne couverture de fonctionnement normale d'une éolienne.

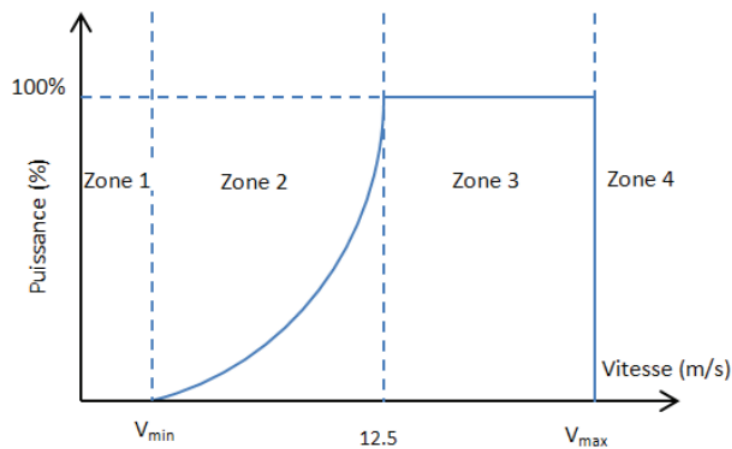


FIGURE 4.19: Puissance de l'éolienne en fonction de la vitesse du vent.

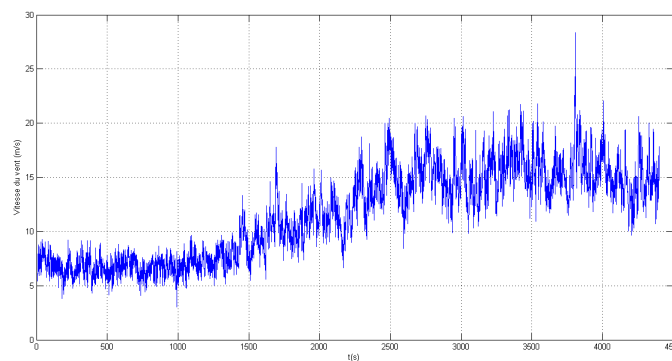


FIGURE 4.20: vitesse du vent mesurée.

4.3.8 Détection des défauts par application de la méthode SOM-ACP

La détection et la localisation des défauts par la méthode proposée SOM-ACP est développée en deux parties. En premier lieu, un ensemble de données sans défauts est utilisé pour construire les modèles des données et la génération des résidus. Ces résidus sont définis par une relation de consistance entre l'estimation et les mesures, et qui sont caractérisés par des seuils. Dans le cas de bon fonctionnement, le résidu est conçu afin d'être proche de zéro. Les dispersions des signaux autour de zéro sont les restes des résidus liés aux bruits. Dans le cas de fonctionnement en défaut, le résidu s'éloigne de sa valeur moyenne nulle et permet d'indiquer la présence de défaut. Les modèles obtenus sont validés sur un nouveau scénario de défauts.

4.3.8.1 Construction du modèle

Le vecteur x_{me} de mesure est issu des variables suivantes :

- les capteurs β_{k,m_i} , $k = 1, 2, 3$, $i = 1, 2$, et (w_{gm_i}, w_{rm_i}) , $i = 1, 2$.
- le couple réel $\tau_g(s)$.
- la puissance produite par la génératrice P_g .

$$x_{me} = \left(w_{rm_1}, w_{rm_2}, w_{gm_1}, w_{gm_2}, \tau_g, P_g, \beta_{1,m_1}, \beta_{1,m_2}, \beta_{2,m_1}, \beta_{2,m_2}, \beta_{3,m_1}, \beta_{3,m_2} \right) \quad (4.7)$$

L'objectif est de décrire le vecteur x_{me} de données avec le plus petit ensemble possible de variables. la détermination de la structure du modèle, qui consiste à calculer le nombre de composantes à retenir ℓ dans le modèle ACP.

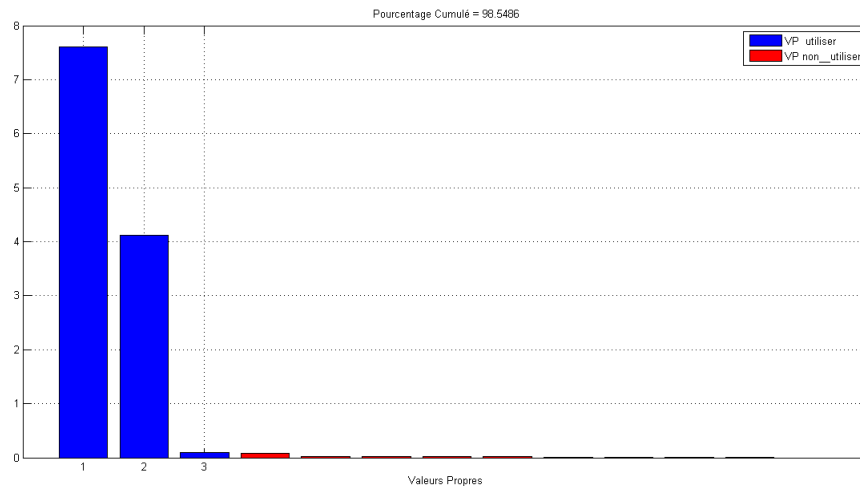
Afin de rendre le résultat indépendant des unités utilisées pour chaque variable à surveiller, il est indispensable de normaliser, en d'autres termes, de centrer et de réduire les variables. La nouvelle matrice des mesures normalisées obtenue est de la forme :

$$x = \left(x_1 x_2, \dots, x_m \right) \quad (4.8)$$

Où les valeurs propres de la matrice x sont présentées sur le vecteur d :

$$d = \left(\begin{array}{c} 7.6009 \\ 4.1229 \\ 0.1021 \\ 0.0770 \\ 0.0208 \\ 0.0157 \\ 0.0155 \\ 0.0150 \\ 0.0145 \\ 0.0144 \\ 0.0012 \\ 1.9352 \times 10^{-5} \end{array} \right) \quad (4.9)$$

A l'aide de la méthode de pourcentage cumulé de la variance totale, le nombre

FIGURE 4.21: les valeurs propres de la matrice x .

de composantes à retenir est $\ell = 3$ sur $m = 12$ avec un PCV = 98.5486% , la dimension du système sera réduite, les variables seront bien reconstruites, sans perte d'information et la représentation sera complète (Figure 4.22).

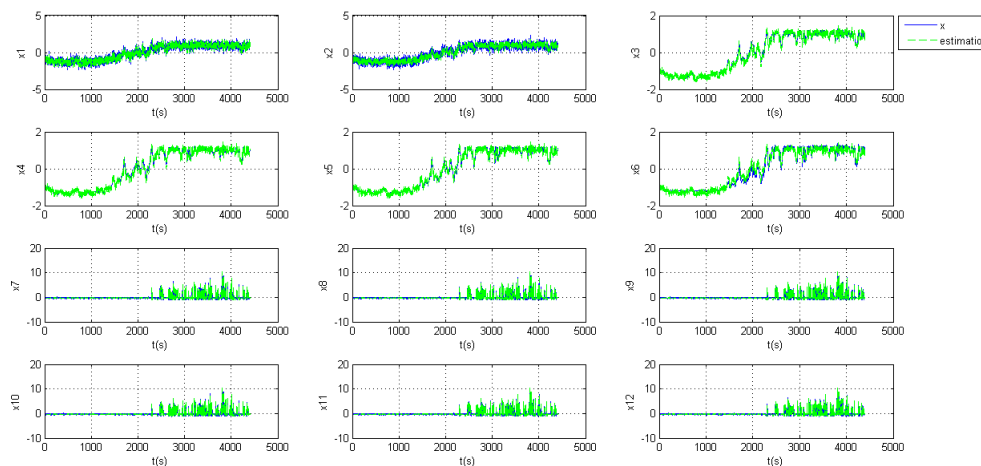


FIGURE 4.22: Mesures et estimations par le modèle ACP.

4.3.8.2 Détection des défauts

La phase de détection de défauts dans le diagnostic du système est liée à la génération de résidus. les résidus sont obtenus en utilisant le modèle ACP pour générer les indicateurs de défaut suite aux changements du processus à partir des données en fonctionnement normal. Et en fonctionnement défaillant du processus, des signaux révélateurs de la présence de défauts, souvent appelés résidus.

La Figure 4.23 représente les mesures en absence des défauts et leurs estimations par le modèle ACP, ainsi que les mesures en présence des défauts.

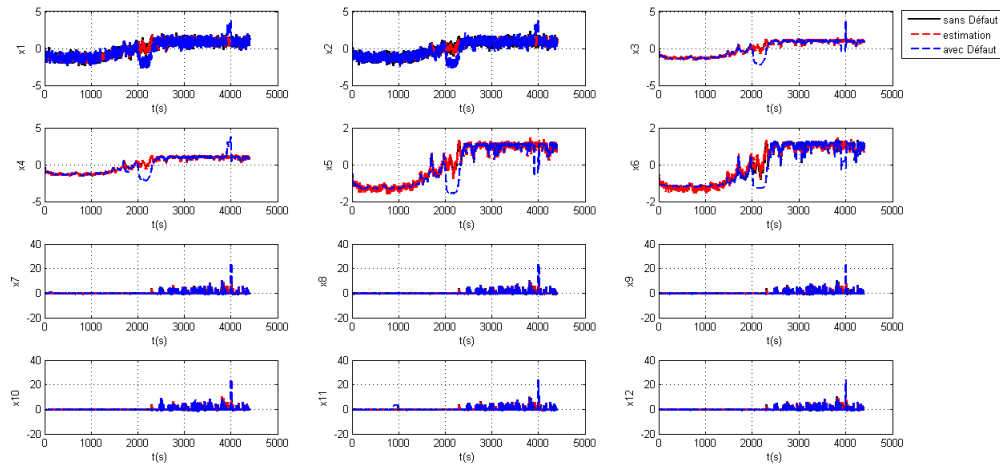


FIGURE 4.23: Mesures et estimations par le modèle ACP .

La Figure 4.24 montre l'utilisation des indices de détection (SPE et T^2) et l'amélioration de la détection de défauts par le filtre EWMA .

La valeur filtrée de SPE utilisant un filtre EWMA avec une constante $\gamma = 0.01$.

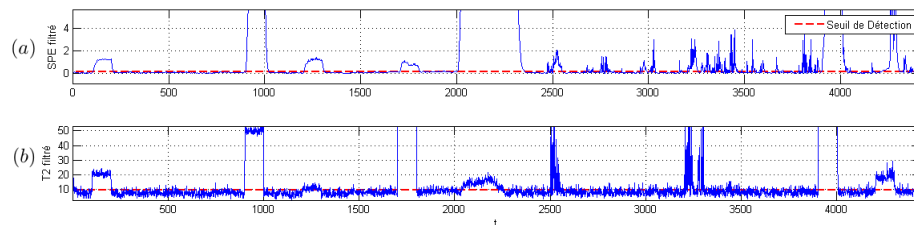


FIGURE 4.24: Indices de détection filtrés a) SPE , b) T^2 .

La Figure 4.24 représente les courbes de simulation de la détection des défauts du système par l'analyse des résidus de ses variables.

La méthode d'analyse en Composantes Principales est utilisée pour générer les indicateurs des défauts filtrés de (SPE et T^2) ou résidu des variables des données. On constate que les défauts sont bien détectés sur les indicateurs des défauts filtrés de (SPE et T^2) avec la présence de quelques fausses alarmes à cause de la chute de pression hydraulique dans les actionneurs.

TABLE 4.4: Influence des défauts sur les variables

Défaut	temps de défaut	signaux infectés
df_1	[100,200]	x_7
df_2	[2500,2600]	x_{10}
df_3	[900,1000]	x_{11}
df_4	[1200,1300]	x_1
df_5	[1700,1800]	x_2, x_4
df_6	[3200,3300]	$x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12}$
df_7	[3400,3500]	$x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12}$
df_8	[4200,4300]	x_5
df_9	[2000,2200]	x_1, x_2, x_3, x_4
df_{10}	[3900,4000]	x_1, x_3

4.3.8.3 Localisation et identification des défauts

La localisation des défauts incriminées est basée sur la combinaison de deux méthodes : - la reconstruction des variables par ACP, - l'indice de détection.

La méthode consiste à éliminer l'influence du défaut sur l'indice de détection, lorsque la variable en défaut est reconstruite.

Pour localiser un défaut sur l'indicateur, les directions des défauts projetées dans l'espace résiduel ne doivent pas être colinéaires.

Le tableau 4.4 présente l'influence des défauts sur les variables, il est remarquable que certains défauts interviennent dans plusieurs variables (comme par exemple df_5 , df_6 et df_7), ce qui rend l'identification des capteurs affectés très difficile.

La méthode de localisation par reconstruction peut être utilisée pour la localisation de défauts multiples en reconstruisant simultanément les variables supposées en défauts.

Le principe de localisation dans ce cas reste le même que dans le cas de défaut simple. Toutefois, il faut considérer toutes les combinaisons de défauts possibles. La reconstruction simultanée des capteurs en défauts éliminera l'effet des défauts et l'indice de détection résultant sera en dessous de son seuil de détection.

D'après la Figure 4.25 qui présente la reconstruction des mesure x_1 utiliser le modèle ACP, cette Figure confirme l'effet de la reconstruction des données par

l'élimination des effets des défauts qui intervient sur la variable. la procédure de

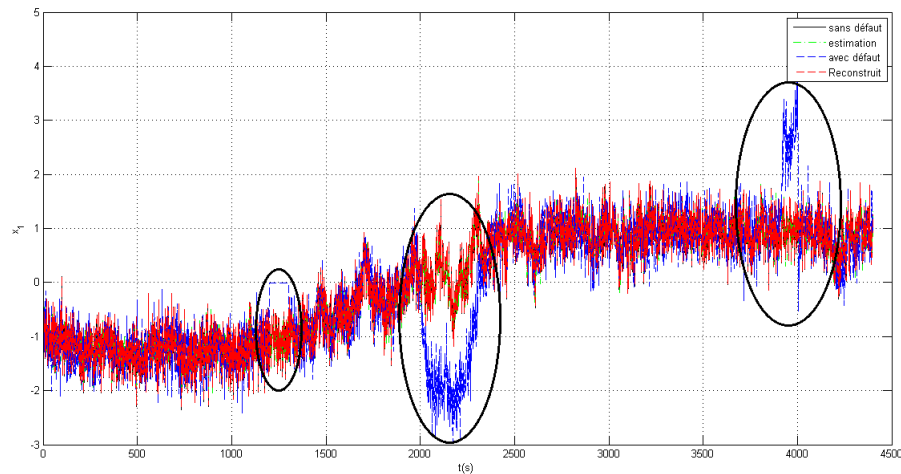


FIGURE 4.25: Effet de reconstruction .

localisation basée sur le principe de reconstruction utilisant le SPE_f est illustrée sur la Figure 4.26, ou le SPE calculé après la reconstruction de la $j^{\text{ème}}$ variable. On constate que les défauts simple sont détectés après la reconstruction des variables. D'autre part, l'effet des défauts multiples sur l'indice SPE filtré est toujours présents, pour cette raison, il est nécessaire de calculer le SPE pour des différentes combinaisons de défauts possibles. La localisation des défauts présenté

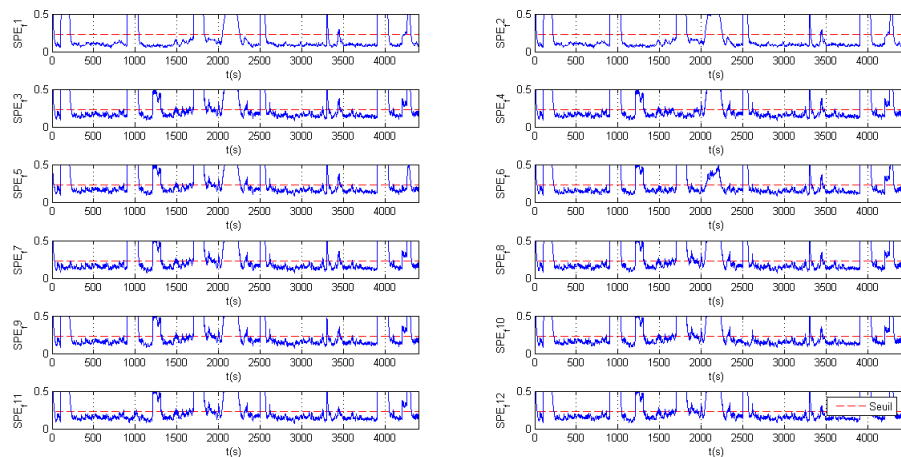


FIGURE 4.26: SPE_f^j après la reconstruction de la $j^{\text{ème}}$ variable .

par la suite est fondé sur des différentes combinaisons de défauts possibles. La redondance matérielle (capteurs dupliqués) est utilisée dans le système des données proposé, pour cette raison il est évident de proposer la combinaison de SPE^{ijz} ou i, j, z sont les variables après reconstruction, qui assure un fort impact des défauts considérés.

D'abord, la 1^{ère} partie assure la localisation de 5 défauts sur 10, ce qui confirme l'élimination de ces défauts d'être dans la combinaison de localisation.

- la combinaison de reconstruction des variable (x_2, x_4) pour calculer l'indice de détection $SPE^{2,4}$ est nécessaire pour localiser le défaut df_5 .
- la combinaison de reconstruction des variable (x_1, x_3) pour calculer l'indice de détection $SPE^{1,3}$ est nécessaire pour localiser le défaut df_{10} .
- la combinaison de reconstruction des variable $(x_7, x_8, x_9, x_{10}, x_{11}, x_{12})$ pour calculer l'indice de détection $SPE^{7,8,9,10,11,12}$ est nécessaire pour localiser le défaut df_6 et df_7 , ceci conduit inévitablement à des calculs lourd.

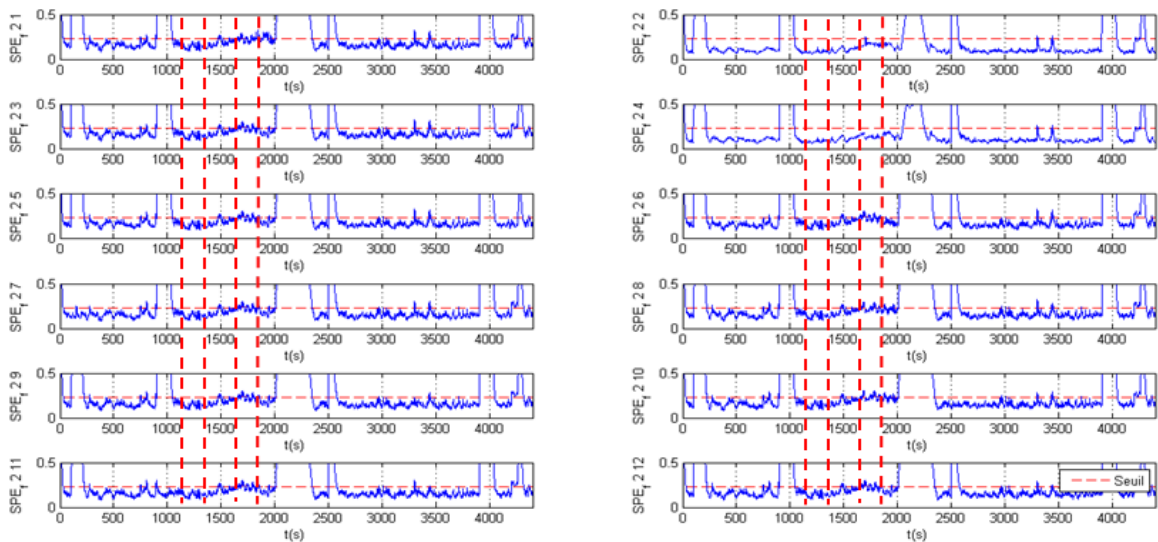
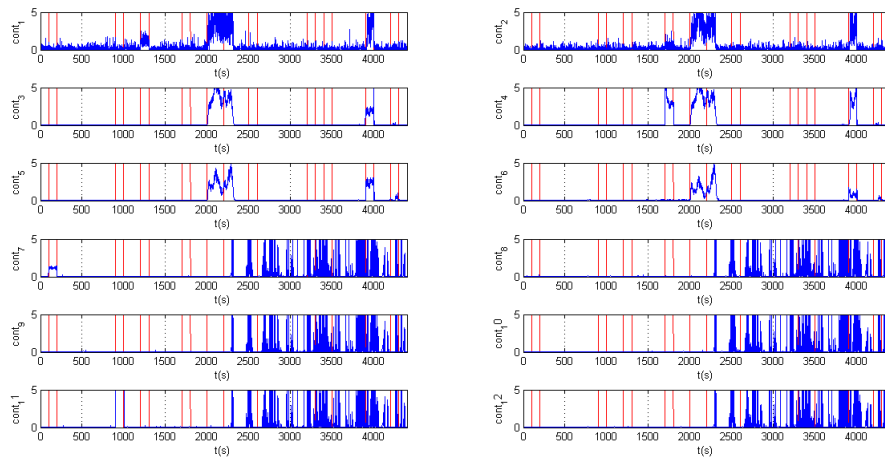


FIGURE 4.27: $SPE_f^{2,j}$ après la reconstruction de la combinaison $(2, j\text{ème})$ variable.

Localisation par calcul des contributions

Le calcul des contributions de chaque variable à la valeur de l'indice de détection SPE est une approche utilisée pour la localisation des défauts, la variable ayant la plus forte contribution est considérée comme la variable en défaut. Cette approche est largement utilisée dans le cadre de l'ACP.

La Figure 4.28 présente la localisation des défaut fondus sur les calculs des contributions SPE , on note que cette technique peut être utilisée pour les défauts simples, par contre pour les défauts multiples il est difficile de l'exploiter.

FIGURE 4.28: Localisation par calcul des contributions SPE .

4.4 Détection d'un défaut dans les roulements

Dans les systèmes d'énergie éolienne, les défauts les plus courants qui peuvent être produits dans le rotor, boîte de vitesses, des lames, et un générateur [107] causé par des défauts portant peut ne pas être visible, néanmoins, il résulte des dégâts, outre les frais d'entretien et les temps d'arrêt.

La détection d'un défaut nécessite d'une part une prise de mesures vibratoire puis une exploitation du signal recueilli. Nous présentons, au cours de ce chapitre, l'essentiel de la démarche à suivre.

Le roulement est composé des éléments (Figure 4.29) suivants :

- deux bagues concentriques en acier, appelés bague intérieure et bague extérieure, comportant des chemins de roulement (surfaces sur lesquelles "roulent" les corps roulants),
- des corps roulants, billes ou rouleaux généralement en acier, permettant le mouvement des deux bagues avec un frottement minimal,
- une cage séparant et guidant les corps roulants (en polyamide, tôle acier, laiton ou résine).

L'analyse en fréquences est devenue l'outil fondamental pour le traitement des signaux vibratoires. Elle s'appuie sur la transformée de Fourier qui permet le passage du domaine temporel au domaine fréquentiel. Cette représentation permet

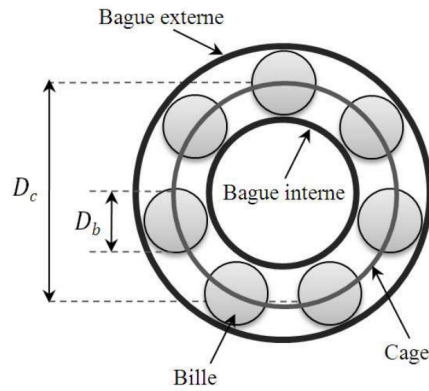


FIGURE 4.29: Structure d'un roulement à billes

de connaître le contenu spectral d'énergie ou de puissance, présent dans le signal à la fréquence f et donc détecter la présence d'un défaut générant un choc périodique à une fréquence f_d . La comparaison de cette fréquence avec celle des défauts théoriques potentiels (fréquences caractéristiques) sur le roulement permet sa localisation.

Le signal vibratoire produit varie selon le composant endommagé du roulement, en cas de défaut, chacun des éléments de roulement est caractérisée par des fréquences de défaut, lorsque ces derniers sont en fonction de la fréquence de rotation de l'arbre f_0 , la structure et les dimensions du roulement (nombre de billes dans le palier N_B , diamètre de la boule D_b , diamètre primitif du roulement D_c et l'angle du palier β de contact). Donc, il est possible d'identifier le type de défaut par les fréquences caractéristiques des défauts [108], qui sont calculées comme suit :

- Fréquence de rotation de l'arbre f_0 :

$$f_0 = \frac{RMP}{60} \quad (4.10)$$

Les fréquences caractéristiques des défauts sont données par les équations suivantes :

- Fréquence caractéristique du défaut de bague interne f_i :

$$f_i = \frac{N_B}{2} f_0 \left(1 + \frac{D_b \cos \beta}{D_c} \right) \quad (4.11)$$

- Fréquence caractéristique du défaut de bague externe f_u :

$$f_u = \frac{N_B}{2} f_0 \left(1 - \frac{D_b \cos \beta}{D_c} \right) \quad (4.12)$$

- Fréquence caractéristique du défaut de bille f_b :

$$f_b = \frac{N_B}{2} f_0 \left[1 - \left(\frac{D_b \cos \beta}{D_c} \right)^2 \right] \quad (4.13)$$

4.4.1 Classification des défauts par SOM-PCA

Nous nous sommes intéressés dans cette partie de classifier et modéliser les défauts de roulement à l'aide de la méthode proposée SOM-PCA (Figure 4.30) pour faciliter l'interprétation des nouvelles données collectées.

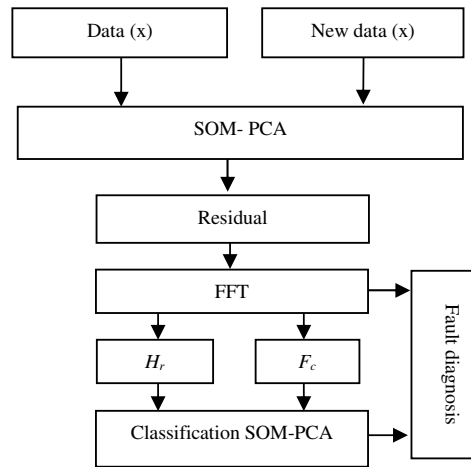


FIGURE 4.30: The sketch map of the fault detection

La concentration du spectre est reflétée dans l'entropie spectrale, qui exprimée en H est définie par la formule suivante :

$$H(X) = - \sum \mu(X) \log(\mu(X)) \quad (4.14)$$

ou X est le spectre des séries temporelles.

et $\mu(X)$

$$\mu(X) = \frac{X}{\sum(X)} \quad (4.15)$$

Pour comparer l'entropie spectrale de signaux de longueurs différentes, l'entropie spectrale relative H_r est utilisée comme paramètre caractéristique; L'entropie

spectrale relative est calculée par :

$$H_r(X) = H(X) \log\left(\frac{N}{2}\right) \quad (4.16)$$

avec le facteur de classification F_c :

$$F_c(X) = \sum_{k=1}^{N/2} \left(\frac{k}{N/2}\right) \mu(X(k)) \quad (4.17)$$

4.4.2 Résultats et Discussions

Afin de vérifier l'approche proposée pour l'identification et la classification de défauts de roulements, les données vibratoires expérimentales du CWRU (Bearing Center at Case Western Reserve University) [111] sont utilisées dans cette étude pour évaluer l'efficacité de la méthode proposée.

Le banc d'essai de cette expérience est illustré dans la Figure 4.31. Un système d'acquisition de données a été utilisé pour acquérir les données de moteur et de roulement par des capteurs d'accélération. Le type de roulement c'est SKF6205-2RS de dimension (tableau 4.5), la vitesse de rotation 1796 tr/min, la fréquence d'échantillonnage est 12 kHz, et le nombre d'échantillonnage qui est intercepté était 10240.

Nous avons étudié les quatre types de modes de fonctionnement des roulements : normal, les défauts de la bague intérieure, la bague extérieure et les balles.

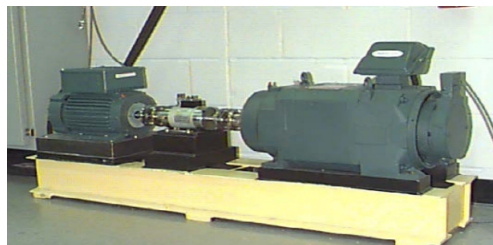


FIGURE 4.31: Le kit expérimental.

Dans cette partie, on a pris 26 signaux expérimentales de vibration (de quatre types de signaux : normal, les défauts de la bague intérieure, la bague extérieure et les balles) de la laboratoire de (the Case Western bearing datacenter Reserve University (CWRU)) [111] dans le but d'évaluer l'approche proposée. Par des relations dans

TABLE 4.5: Dimensions du Roulement

Dimensions du Roulement		
N_B	nombre des billes	9
D_B	Diamètre de la Bille	0.7940 m
D_C	Pitch diameter	0,03904 m
β	Contact angle	0

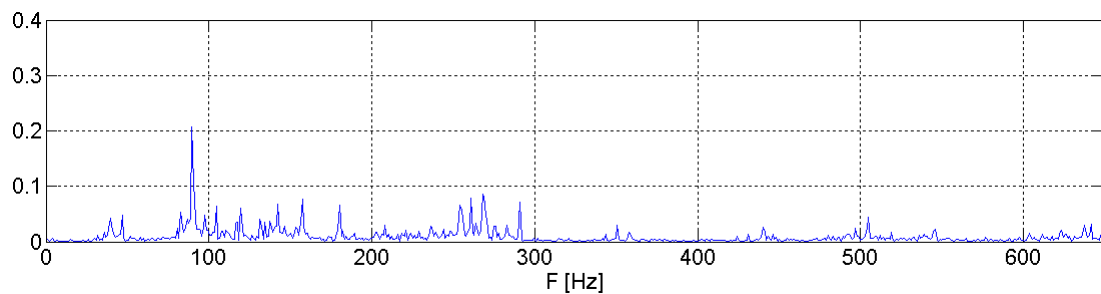


FIGURE 4.32: Spectre du signal sans défaut.

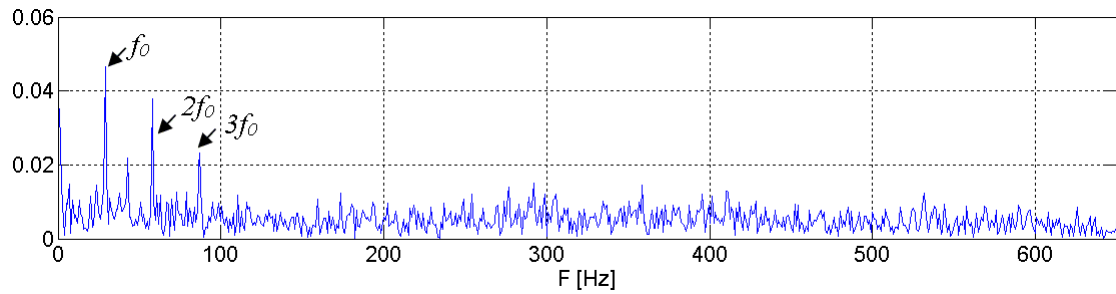
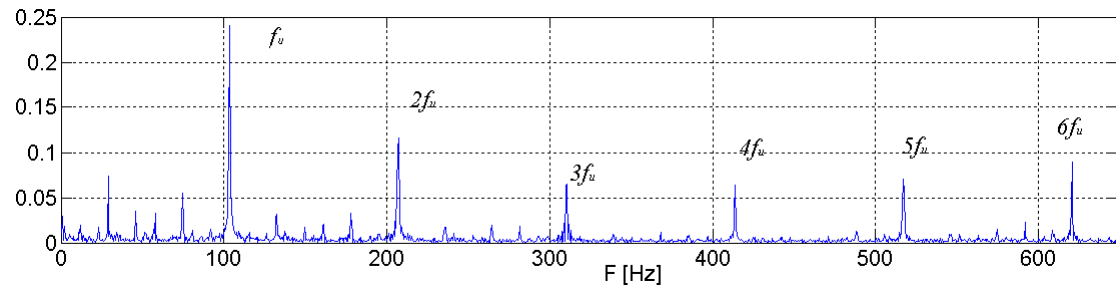
[112] les différentes fréquences caractéristiques pour différents cas des signaux sont notées dans le tableau 4.6.

TABLE 4.6: Fréquences caractéristiques des différents cas des signaux

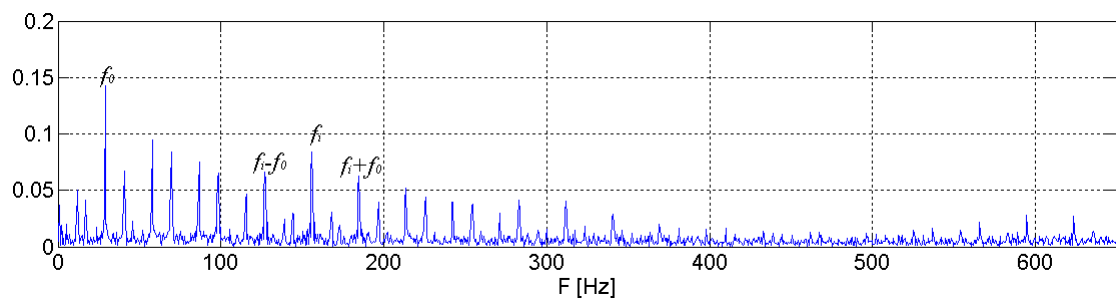
Symbol	type de signal	Fréquence caractéristique
f_i	défaut de bague interne	161.3 Hz
f_u	défaut de bague externe	107.3 Hz
f_b	défaut de bille	135.8 Hz
f_0	sans défaut	29.9 Hz

la Figure 4.32 présente le spectre du signal sans défaut, ce qui nous montre la difficulté d'extraire les informations. Contrairement, la Figure 4.33 présente clairement la série des pics f_0 qui correspond à la vitesse de rotation et ces harmoniques $2 \times f_0$, et $3 \times f_0$.

La Figure 4.34 du spectre de SPE présente clairement la présence des pics correspondant à la fréquence défaut de la bague extérieure $f_u = 107 Hz$ et ces harmoniques $2 \times f_u$, and $3 \times f_u$. l'apparition de la fréquence de rotation de l'arbre $f_0 = 29.9 Hz$ est très faible, ce qui conduit à conclure que le défaut est un défaut extérieur.

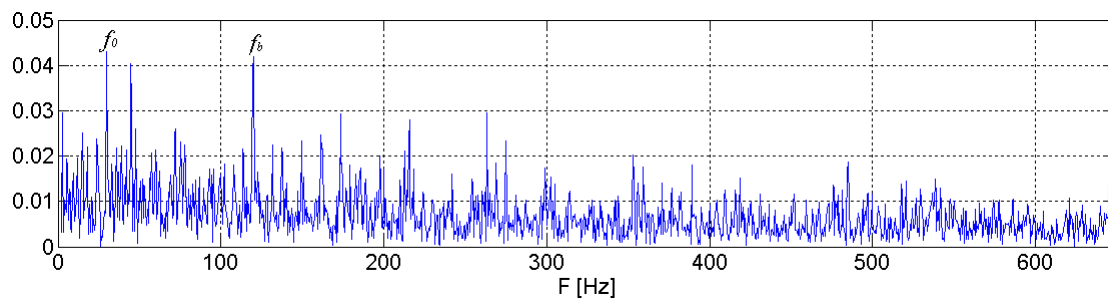
FIGURE 4.33: spectre de SPE sans défaut.FIGURE 4.34: Spectre de SPE avec un défaut extérieur.

Sur le spectre de SPE (Figure 4.35), il apparaît clairement la présence de la fréquence de rotation de l'arbre $f_0 = 29.9Hz$ et ces harmoniques, on a aussi le pic correspondant à un défaut de la bague intérieure $f_i = 162Hz$.

FIGURE 4.35: Spectre de SPE avec un défaut intérieur.

La Figure 4.36 du spectre de SPE avec un défaut de ball présent aussi clairement la présence de pic correspondant à de la fréquence défaut de bille $f_b = 135Hz$ et aussi la fréquence de rotation de l'arbre $f_0 = 29.9Hz$.

Après avoir déterminé la structure de la SOM en utilisant quatre types de signaux (normal, défaut de bague intérieure, défaut de bague extérieure et des billes de défaut), les signaux erronés sont classés sur leurs neurones et modélisés par leurs prototypes .

FIGURE 4.36: Spectre de *SPE* avec un défaut de bille.

La Figure 4.37 présente la classification automatique de 26 signaux, les performances de la méthode proposée dans la classification et de diagnostic de ce système de données, et de former un modèle de classification pour chaque nouveau signal inconnu.

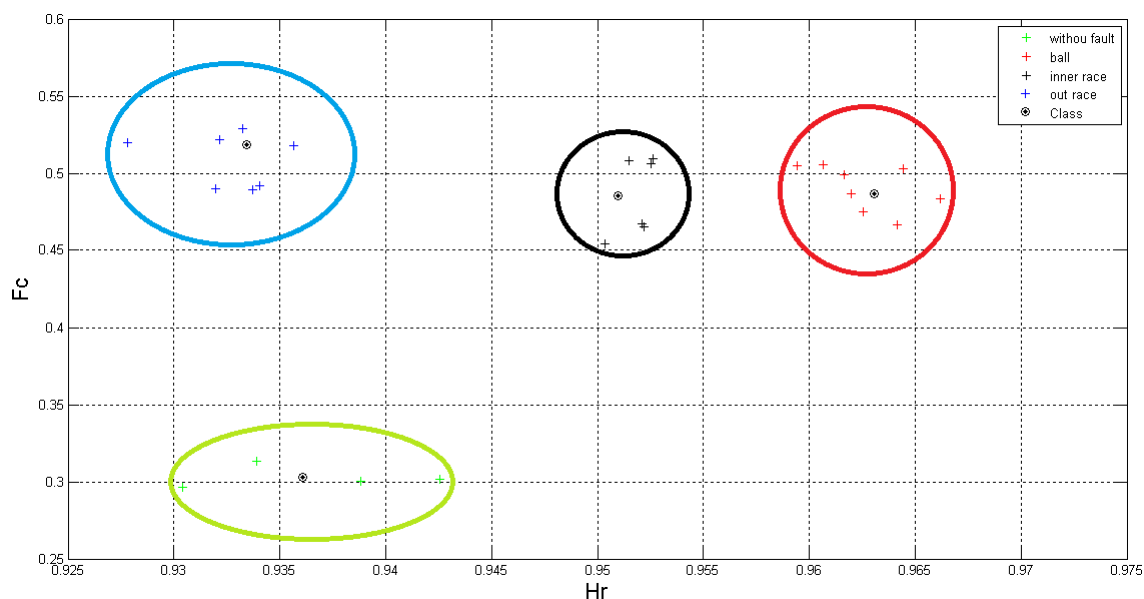


FIGURE 4.37: classification et diagnostic des défauts par SOM-PCA

4.5 Conclusion

Aujourd'hui l'éolienne apporte des développements majeurs pour augmenter la puissance produite en ajustant l'angle de calage des pales afin de capter beaucoup de vent. Donc les pales de la turbine éolienne jouent un rôle très important dans la chaîne de conversion d'énergie.

Dans ce chapitre, les méthodes utilisées à base ACP et SOM pour la détection et

la localisation des défauts de capteur et d'actionneur dans le système de calage des pales éolienne est présentée.

Les résultats obtenus par simulation montrent que les méthodes proposées de diagnostic du système éolienne sont très encourageantes, principalement en présence de bruits, malgré l'augmentation de nombre de calcul dans le cas des défauts multiples

la méthode proposée dans la troisième partie de ce chapitre montre la possibilité de fusionner la SOM-PCA avec la FFT pour la détection et la classification de défauts dans les roulement, cette méthode permet de bonnes performances pour la détection et la classification des signaux défectueux ce qui donne une facilité pour le diagnostic.

CONCLUSION GENERALE

La surveillance des système éolien de production de production d'énergie électrique exige la détection précoce de leurs défaillances, pour assurer leur fonctionnent normal et avoir un rendement énergétique optimal.

L'objectif de cette thèse a été d'établir une méthode de détection, de diagnostic et de surveillance de ces systèmes complexes en utilisant la méthode d'analyse en Composantes Principales et le modèle neuronal des cartes auto-organisatrices de Kohonen (SOM).

La stratégie développée est basée sur la détection et de diagnostic de défauts par la modélisation des données de mesure et la génération des indicateurs de défauts (résidus). La procédure de détection de défauts est alors effectuée en comparant le comportement observé à celui donné par le modèle.

La combinaison de la méthode de détection et de localisation des défauts basée sur le modèle des cartes topologiques de Kohonen et de l'ACP a permis de réaliser une modélisation flexible qui capte la non-linéarité et le maximum de variabilité des données avec une efficacité satisfaisante.

En effet, la technique proposée nous a permis d'indiquer s'il existe un défaut au niveau global du système de conversion éolien , soit pour l'ensemble des capteurs. La localisation du capteur erroné est basée sur le principe de reconstruction, qui élimine l'influence des défauts.

Les performances de la méthode proposée sont testées dans le domaine spectral et ce à travers une analyse vibratoire, par l'analyse du spectre des résidus. Nous avons démontré que la procédure de détection et de diagnostic des défauts proposée est une opération simple et rapide pour les signaux inconnus, une fois la phase de modélisation effectuée. La classification des signaux est basée sur les fréquences caractéristiques des signaux modélisés.

Les perspectives d'étendre ce travail à d'autres travaux réside en la combinaison de l'approche proposée avec d'autres techniques paramétriques ou à base de modèle pour atteindre les objectifs désirés pour les défauts multiples.

Bibliographie

- [1] Observ, E. (2014). La production d'électricité d'origine renouvelable dans le monde. Collection chiffres et statistiques. Neuvième inventaire-Edition.
- [2] A. Ben Jemaa, Coopération méta heuristique et logique floue pour le dimensionnement d'une installation hybride, Thèse de doctorat l'Université de REIMS CHAMPAGNE-ARDENNE, 2015.
- [3] J. Nilsson et al., Maintenance management of wind power systems using condition monitoring systems Life cycle cost analysis for two case studies, *IEEE Trans. Energy Conversion*, vol. 22,1, pp. 223-229, March 2007.
- [4] Wind Measurement International, Operational and Maintenance Costs for Wind turbines.
- [5] Svård, C., Nyberg, M., 2011. Automated Design of an FDI-System for the Wind Turbine Benchmark. Presented at the Proceedings of the 18th IFAC World Congress, 2011, Milano, Italy, pp. 8307-8315.
- [6] Echavarria, E., Tomiyama, T., Bussel, G.J.W. van, 2007. Fault Diagnosis approach based on a model-based reasoner and a functional designer for a wind turbine. An approach towards self-maintenance. *Journal of Physics : Conference Series* 75, 012078.
- [7] Odgaard, P.F., Stoustrup, J., 2010. Unknown input observer based detection of sensor faults in a wind turbine. Presented at the 2010 IEEE International Conference on Control Applications (CCA), IEEE, pp. 310-315.
- [8] Negre, P.L., Puig, V., Pineda, I., 2011. Fault Detection and Isolation of a Real Wind Turbine Using LPV Observers. Presented at the the 18th IFAC World Congress, Milano, Italy, pp. 12372-12379.
- [9] Simani, S., Castaldi, P., Bonfé, M., 2011. Hybrid Model-Based Fault Detection of Wind Turbine Sensors. Proceedings of the 18th IFAC World Congress, 2011 18, 7061-7066.
- [10] Schlechtingen, M., Ferreira Santos, I., 2011. Comparative analysis of neural network and regression based condition monitoring approaches for wind turbine fault detection. *Mechanical Systems and Signal Processing* 25, 1849-1875.
- [11] Brandao, R.F.M., Carvalho, J.A.B., Barbosa, F.P.M., 2010. Neural networks for condition monitoring of wind turbines, in : Modern Electric Power Systems (MEPS), Proceedings of the International Symposium. pp. 1-4.
- [12] Elhor, N., Bertrand, R., Postaire, J., Hamad, D., 1999. Neural networks for wind turbine supervision. *Elektrotechnik und Informationstechnik*, 116, 366-369.
- [13] Odgaard, P.F., Stoustrup, J., and Kinnaert, M. (2009). Fault tolerant control of wind turbines- a benchmark model. 7th IFAC symposium on fault detection, supervision and safety of technical processes, 155-160.
- [14] Li.Z. C. H, Overview of different wind generator systems and their comparisons, *IET Renewable Power Generation* Vol. 2,2, p. 123- 138, 2008.

- [15] Mohamed L. FADDA, Abdelkrim MOUSSAOUI, Faults detection approach using PCA and SOM algorithm in PMSG-WT system, Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies (LEJPT), Issue 28 (January-June), 2016 (15), p. 77-92.
- [16] Burgos, D. A., Design and validation of a structural health monitoring system for aeronautical structures. Departament de Matematica Aplicada III Universitat Politecnica de Catalunya, 158, 2012.
- [17] VALENTIN N, Construction d'un capteur logiciel pour le contrôle automatique du procédé de coagulation en traitement d'eau potable. Thèse, 2000.
- [18] Sirola. Miki, Neural methods in process monitoring, visualization and early fault detection, Tietotekniikan laitos, Aalto University publication series SCIENCE + TECHNOLOGY, 7/2014.
- [19] W. Thresher, M.C. Robinson, P.S. Veers et al., The future of wind energy technology in the United States, Conference paper (National Renewable Energy Laboratory (U.S.)) NREL/CP- 500-43412, National Renewable Energy Laboratory, 2008,
- [20] A. GAILLARD, Système éolien basé sur une MADA : contribution à l'étude de la qualité de l'énergie électrique et de la continuité de service, Thèse de doctorat l'Université Henri Poincaré, Nancy-I, 2010.
- [21] T. Ghennam, Supervision d'une ferme éolienne pour son intégration dans la gestion d'un réseau électrique, Apports des convertisseurs multi niveaux au réglage des éoliennes à base de machine asynchrone à double alimentation thèse Doctorat l'école militaire polytechnique d'Alger 2011.
- [22] M. Lopez, Contribution à l'optimisation d'un système de conversion éolien pour une unité de production isolée, thèse de Doctorat physique, université de Paris sud 1, 2008.
- [23] P. J. Tavner, G. Bussel, and F. Spinato, Machine and converter reliabilities in wind turbines, in Proc. 2006 IET 3rd International Conference on Power Electronics, Machines and Drives, pp.127-130.
- [24] M. Mahmood, A. Bhutta, N. Hayat, A. U. Farooq, Z. Ali, Sh. R. Jamil, Z. Hussain., Vertical axis wind turbine", -A review of various configurations and design techniques. Renewable and Sustainable Energy Reviews, Vol 16, pp.1926- 1939, 2012.
- [25] E. HAU. Wind Turbine, Fundamentals, technologies, Application, Economics. Editions Springer, 2000.
- [26] M. Kassa IDJDARENE, Contribution à l'Etude et la Commande de Génératrices Asynchrones à Cage Dédiées à des Centrales Electriques Eoliennes Autonomes, : 40283/2010.
- [27] T. Duc-Hoan, Conception Optimale Intégrée d'une chaîne éolienne « passive : Analyse de robustesse, validation expérimentale, Thèse de Doctorat, Toulouse, 2010.
- [28] A. Bouyette, Contrôle commande d'un générateur asynchrone à double alimentation avec système de stockage pour la production éolienne, Thèse de doctorat l'Université Henri Poincaré, Nancy-I, 2006.
- [29] S. Belakehal, Conception et Commande des Machines à Aimants Permanents Dédiées aux Energies Renouvelables, Thèse de Doctorat, Université Mentouri, Constantine, 2010.
- [30] Y. Amirat, M.E.H. Benbouzid, E. Al-Ahmar, B. Bensaker, S. Turri A ,brief status on condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems, Renewable and Sustainable Energy Reviews vol. 13, pp. 2629-2636, 2009.
- [31] <http://www.planetoscope.com/eolienne/1060-production-mondiale-d-energie-eolienne.html>
- [32] T. GHENNAM, Thèse de Doctorat, Supervision d'une ferme éolienne pour son intégration dans la gestion d'un réseau électrique, Apports des convertisseurs multi niveaux au réglage des éoliennes à base de machine asynchrone à double alimentation, N d'ordre : 162/2012.

- [33] Mayouf Mesaoud, Contribution à la modélisation de l'aérogénérateur synchrone à aimant permanent, thèse de doctorat de l'université de Batna, 13-02-2008.
- [34] Haritza Camblong, Minimisation de l'impact des perturbations d'origine éolienne dans la génération d'électricité par des aérogénérateurs à vitesse variable, Thèse de Doctorat, Ecole Nationale Supérieure d'Arts et Métiers, Bordeaux, 2003.
- [35] Thierno Lamarana Sow, Commande non linéaire de l'éolienne à MADA pour une participation au réglage de la fréquence du réseau, Ecole de Technologie Supérieure, Université du Québec, 2012.
- [36] Xu. Yang, D. Patterson, J. Hudgins, Permanent magnet generator design and control for large wind turbines, Power Electronics and Machines in Wind Applications (PEMWA), 2012 IEEE , vol., no., pp.1,5, 16-18 July 2012.
- [37] M. Jean-Fabrice Kouakou, Pales pour éolienne 25Kw, Université de Québec, 2011.
- [38] H. Piao and Z. Wang, Simulative study of a new control algorithm for yawing control system with PSCAD, in Third International Conference on Electric Utility Deregulation and Restructuring and Power Technologies, 2008, pp. 2734-2738.
- [39] Z. Daneshi-Far, G. A. Capolino, H. Henaou, « Review of Failures and Condition Monitoring in Wind Turbine Generators, XIX International Conference on Electrical Machines - ICEM 2010, Rome.
- [40] J.R.Babu,S.V.Jithesh,Break down risks in wind energy turbines,Pravartak,the journal of Insurance and risk Management from National Insurance Academy,Pun,Volume III,Issue3,April-June 2008.
- [41] P.J Tavner et al, Reliability analysis for wind turbines , Journal of Wind Energy, vol. 10, 1, pp.1-18, March-April 2006.
- [42] J. Ribrant, and L. Bertling, Survey of failures in wind power systems with focus on Swedish wind power plants during 1997-2005 , IEEE Transactions on Energy Conversion, vol. 22, N : 1, pp. 167-173, March 2007.
- [43] Davide Aguglia, Conception Globale Des Generateurs Asynchrones A Double Alimentation Pour Eoliennes , Thèse Philosophias Doctor de l'Université Laval, 2010.
- [44] P. J. Tavner, G. Bussel, and F. Spinato, Machine and converter reliabilities in wind turbines, in Proc. 2006 IET 3rd International Conference on Power Electronics, Machines and Drives, pp.127-130.
- [45] H. Polinder, F. F. A. Pijl, G.-J. Vilder, and P. J. Tavner, « Comparison of Direct-Drive and Geared Generator Concepts for Wind Turbines , IEEE Transactions on Energy Conversion,vol. 21, N : 3, pp. 725-733, Sept. 2006.
- [44] The Confederation of Fire Protection Association CFPA Europe, Wind turbines fire protection guideline , CFPA-E N : 22 :2010 F, April 2010.
- [45] Lau B C P, Ma E W M, Pecht M, Review of Offshore Wind Turbine Failures and Fault Prognostic Methods , In Proceedings of IEEE Prognostics and System Health Management (PHM), 2012, pages : 1-5.
- [46] L. W. M. M. Rademakers, A. J. Seebregts, B. A. V. D. Horn, J. N. T. Jehee, B. M. Blok, Methodology for probabilistic safety assessment of wind turbines , PSA of Wind Turbine, ECN-C-93-010, March 1993.
- [47] A. Palanci, Leak-free hydraulic fittings prevent vibration failure , Wind power Engineering for Parker Hannifin, WTW Media, Inc., 11th April 2011.
- [48] I. Cotton et al, Lightning protection for wind turbine blades and bearings , Wind Energy, pp. 23-37, 2001.

- [49] Yassine Amirat, Mohamed El Hachemi Benbouzid, Elie Al-Ahmar, Bachir Bensaker and Sylvie Turri, A Brief Status on Condition Monitoring and Fault Diagnosis in Wind Energy Conversion Systems , *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 3, 9 (2009) 2629-2636.
- [50] S.G.M. Krämer et al, Fiber optic sensor network for lightning impact localization and classification in wind turbines , in *Proceedings of IEEE ICMFIIS'06*, vol. 2, pp. 173-178, Heidelberg (Germany), September 2006.
- [51] Wei, X., Verhaegen, M., van Engelen, T., 2009. Sensor fault detection and isolation for wind turbines based on subspace identification and Kalman filter techniques. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* 687–707.
- [52] Li, S, Wunsch, D.C, O'Hair, E.A., Giesselmann, M.G., 2001. Using neural networks to estimate wind turbine power generation. *Energy Conversion, IEEE Transactions on* 16, 276–282.
- [53] Lu, Y., 2012. Wind Turbine Gearbox Fault Detection Using Multiple Sensors With Features Level Data Fusion. *Transactions of the ASME - A - Engineering for Gas Turbines and Power* 134, 042501.
- [54] Entezami, M., Hillmansen, S., Weston, P., Papaelias, M.P., 2012. Fault detection and diagnosis within a wind turbine mechanical braking system using condition monitoring. *Renewable Energy* 47, 175–182.
- [55] Barszcz, T., Randall, R.B., 2009. Application of spectral kurtosis for detection of a tooth crack in the planetary gear of a wind turbine. *Mechanical Systems and Signal Processing* 23, 1352–1365.
- [56] Amirat, Y., Benbouzid, M.E.H., Al-Ahmar, E., Bensaker, B., Turri, S., 2009. A brief status on condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 13, 2629–2636.
- [57] Amirat, Y., Choqueuse, V., Benbouzid, M.E., 2010. Failure Detection and Diagnosis in DFIG based Wind Turbines using generator current amplitude demodulation. Presented at the International Conference on Industrial Engineering and Manufacturing ICIEM'10, Batna, Algeria, pp. 444–449.
- [58] Hameed, Z., Hong, Y.S., Cho, Y.M., Ahn, S.H., Song, C.K., 2009. Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms : A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 13, 1–39.
- [59] Yang, W., Tavner, P.J., Wilkinson, M., 2008. Condition monitoring and fault diagnosis of a wind turbine with a synchronous generator using wavelet transforms. *IET Conference Publications* 2008, 6–10.
- [60] Dinesh Kumar, J., Harikrishan, N., Karuppiah, S., Manoj, N., Satish, S., Vishal, L., Sunil Nag, P.V., 2011. Wavelet based Fault Detection for Wind Turbine. Presented at the International Symposium on Devices MEMS, Intelligent Systems Communication (ISDMISC) 2011, New York, Etats-Unis, pp. 7–10.
- [61] WU Aihua, ZHAO Buhui, MAO Jingfeng, WU Guoqing, Zhang Xudong, Extended State Observer Based Integral Sliding Model Control for PMSG Variable Speed Wind Energy Conversion System, *Proceedings of the 34th Chinese Control Conference* July 28-30, 2015, Hangzhou, China.
- [62] José G. Hernández-Travieso, Carlos M. Travieso, Jesús ,B. Alonso, Wind speed modelling for the estimation of the wind energy generation, *International Work Conference on Bio-inspired Intelligence (IWOBI)* 2014.
- [63] F.D. Bianchi, H. De Battista, R. J. Mantz. *Wind turbine control systems, principles, Modeling and Gain Scheduling Design*, Springer 2007.
- [64] Chen Jiawei, Chen Jie, Gong Chunying, On optimizing the aerodynamic load acting on the turbine shaft of PMSG-based direct-drive wind energy conversion system, *IEEE Transactions on Industry Electronic*, 2014,61(8) : 4022 - 4031.

- [65] He Lijun, Li Yongdong, Harley Ronald G., Adaptive multi-mode power control of a direct-drive PM wind generation system in a microgrid, *IEEE Journal of Emerging and Selected Topics in Power Electronics*, 2013 ;1(4) :217-225.N
- [66] A. D. Hansen, C. Jauch, P. Sorensen, F. Iov, F. Blaabjerg, Dynamic wind turbine models in power system simulation tool DIGSILENT, Riso National Laboratory, Technical university of Denmark, Roskilde. 2007.
- [67] S. El-Aimani, Modélisation de différentes technologies d'éoliennes intégrées dans un réseau de moyenne tension, Thèse de Doctorat, L2EP de l'Ecole Centrale de Lille, 2004.
- [68] A. Petersson, Analysis, modeling and control of doubly-fed induction generators for wind turbines, these Doctorat department of energy and environment, Chalmers university of technology Goteborg, Sweden 2005.
- [69] Morlaye. Sekou, Mamadou. Baïlo , Brayima. Dakyo, Hamid Gualous, Modélisation et commande d'une génératrice synchrone à aimant permanent pour la production et l'injection de l'énergie offshore dans un réseau, Symposium de Génie Electrique (SGE'14) : EF-EPF-MGE, ENS CACHAN, France, 8-10 JUILLET 2014.
- [70] Xu Yang, D. Patterson, J. Hudgins, Permanent magnet generator design and control for large wind turbines, *Power Electronics and Machines in Wind Applications (PEMWA)*, IEEE, 2012.
- [71] F. Kendouli, K. Nabti, K. Abed et H. Benalla, Modélisation, simulation et contrôle d'une turbine éolienne à vitesse variable basée sur la génératrice asynchrone à double alimentation, *Revue des Energies Renouvelables* Vol. 14 N 1, pp.109 – 120, 2011.
- [72] Toscano R., Commande et diagnostic des systèmes dynamiques : Modélisation, analyse, commande par PID et par retour d'état, diagnostic. Ellipses édition Marketing, S. A., 2005.
- [73] Himmelblau, D. M. Fault Detection and Diagnosis in Chemical and petrochemical processes. Amsterdam : Elsevier press, 1978.
- [74] Stephan Morgenthaler, Introduction à la statistique, collection Méthodes mathématiques pour l'ingénieur, Presses Polytechniques et Universitaires Romandes, 1997.
- [75] Qin S.J., Dunia R., Determining the number of principal components for best reconstruction, *Journal of Process Control*, vol. 10, 2000, p. 245-250.
- [76] Qin.S. Joe, Hongyu Yue and Ricardo Dunia. A Self-validating Inferential Sensor for Emission Monitoring. vol. 17, no 8-9, 2003.
- [77] KOURTI T., MACGREGOR J. F., Multivariate SPC Methods for Processes and Product monitoring , *Journal of Quality Technology*. vol. 28, no 4,1996.
- [78] Dunia R., Qin S. J. and Edgar T. F. (1996). Identification of faulty sensors using principal component analysis. *AIChE Journal*, vol. 42, N. 10, pp. 2797-2812.
- [79] HarkatMohamed-Faouzi, Thèse : Détection et Localisation de Défauts par Analyse en Composantes Principales .2003.
- [80] Harkat M.F., Mourot G., Ragot J., Sensor fault detection and isolation of an air quality monitoring network using non linear principal component analysis ,16th IFAC World Congress, Prague, Czech Republic, July 4-8, 2005.
- [81] Kohonen, T, Hynninem, J., Kangas, J., et Laaksonen, J., The Self Organizing Map program package SOM PAK V3.1 SOM Programming Team of the Helsinki University of Technology – Laboratory of Computer and Information Science, 1995.
- [82] Vercauteren, L., Sieben, G., Praet, M., Otte, G., Vingerhoeds, L., Boullart, L., Lalliauw L, and Roeds, H., The classification of brains tumours by a topological map. In *Proceedings of ICNN*, Vol. 1, 387-391, Paris, 1990.

- [83] . Kohonen, T, Automatic formation of topological maps of patterns in a self organizing system. In Proceedings of 2nd Scandinavian Conference on Image Analysis, pages 214-220,1981.
- [84] Martinetz, T, Ritter, H. J. et Schulten, K. J. 3 dimensional neural network for learning visuo-motor coordination of a robot. IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 1, 131-36, 1990.
- [85] Villmann Th, H.U. Bauer. The GSOM-algorithm for growing hypercubical output spaces in self-organizing maps. WSOM, 1997.
- [86] Ritter, H., Martinetz, T. et Schulten., K. Neural computation and Self Organizing Maps : an introduction. Addison Wesley, New-York, 1992.
- [87] Erwin, E., Obermayer, K., et Schulten, K.J., Convergence properties of Self Organizing Maps. Prceedings of ICANN91, pages 409-14, 1991.
- [88] Fritzke. B. Growing grid – a self organizing network with constant neighborhood range and adaptation strength. Neural Processing Letter, Vol. 2, 1995.
- [90] Ming Ge, R. Du, and Yangsheng Xu.Fault Detection Using Hierarchical Self-organizing Map.2004.
- [91] Fadda M-L, Bennacer L, HarkatM-F, Détection et localisation des défauts par analyse en composantes principales (ACP) et carte de Kohonen (SOM),CIFIE.2010.
- [93] McLachlan, G.J. et Basford, K.E., Mixture Models : Inference and Applications to Clustering, New-York : Marcel Dekker, 1988.
- [95] Petit-Renaud S, Denoeux T, A neuro-fuzzy system for missing data reconstruction. Proc. IEEE Workshop on Emerging Technologies, Intelligent Measurement and Virtual systems for instrumentation and measurement, 78-84, Saint-Paul, USA, May 1998.
- [96] Wise B. M. and Gallagher N. B. (1996). The process chemometrics approach to process monitoring and fault detection. Journal of Process Control, vol. 6, N 6, pp. 329-348.
- [97] Teppola P., Mujunen S., Minkkinen P., Puijola T., Pursiheimo P. (1998). Principal component analysis, contribution plots and feature weights in the monitoring of sequential process data from a paper machine's wet end. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, vol. 44, pp. 307-317.
- [98] Conlin A. K., Martin E. B. and Morris A. J. (2000). Confidence limits for contribution plots. Journal of Chemometrics, vol. 14, pp. 725-736.
- [100] J. F. Ramahaleomiarantsoa, N. Heraud, E. J. R. Sambatra, J. M. Razafimahenina, On the Sensitivity of Principal Components Analysis Applied in Wound Rotor Induction Machines Faults Detection and Localization, International Journal on Energy Sciences (IJES), Vol.2, pp. 262-271, décembre 2012.
- [101] Odgaard P F, Stoustrup J, Kinnaert M, Fault Tolerant Control of Wind Turbines - a benchmark model, In Proceedings of the 7th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, Barcelona, Spain, Jun, pp. 155-160.2009.
- [102] Nassim Laouti. Diagnostic de défauts par les Machines à Vecteurs Supports application à différents systèmes mutivariabiles nonlinéaires. Université Claude Bernard - Lyon I,2012.
- [103] Odgaard, P.F., Stoustrup, J., 2012. Fault Tolerant Control of Wind Turbines using Unknown Input Observers, In Proceedings of the 8th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, August 29-31. National Autonomous University of Mexico, Mexico City, Mexico.
- [104] Odgaard, P.F, Stoustrup, J., 2012. Fault Tolerant Wind Speed Estimator used in Wind Turbine Controllers, The 8th IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety of Technical Processes, August 29-31. National Autonomous University of Mexico, Mexico City, Mexico.

-
- [105] N. Laouti, N. Sheibat-Othman, and S. Othman. Support vector machines for fault detection in wind turbines. In Proceedings of IFAC World Congress 2011, pages 7067–7072, Milan, Italy, August-September 2011.
- [106] <https://www.mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/35130-award-winning-fdi-solution-in-wind-turbines>
- [107] Motor Reliability Working Group, Report of large motor reliability survey of industrial and commercial installations Part I and II, IEEE Transactions on Industry Applications, vol. IA21, no. 4 (July 1985), pp. 853-872, 1985.
- [108] Bo Li, Mo-Yuen Chow, Yodyium Tipsuwan, James C. Hung; Neural-Network-Based Motor Roller bearing Fault Diagnostics, IEEE transactionson industrial electronics, 47 .5, pp.1060-1069, October 2000.
- [109] ZHU Q, LI C. Dimensionality Reduction with Input Training Neural Network and its Application in Chemical Process Modelling. Chinese J Chem Eng 2006; 14(5) 597–603.
- [110] Verbeek, JJ, Vlassis N, Kröse BJA. A k-segments algorithm for finding principal curves. Pattern Recogn Lett 2002; 23(8) : 1009–1017.
- [111] <http://csegroups.case.edu/bearingdatacenter/pages/12k-drive-end-bearing-fault-data>.
- [112] Jason R. Stack, Thomas G. Habetler and Ronald G. Harley, Fault Classification and Fault Signature Production for Rolling Element Bearings in Electric Machines, IEEE Transactions on Industry applications, Vol. 40, No. 3, pp 735 -739, 2004.
- [113] Toscano R., Commande et diagnostic des systèmes dynamiques : Modélisation, analyse, commande par PID et par retour d'état, diagnostic. Ellipses édition Marketing, S. A., 2005.

Annexe

Les paramètres de la simulation de la turbine éolienne et la machine synchrone

paramètres de simulation		
R_T	Rayon de la turbine	3 m
V_w	Vitesse du vent	9 m/s
ρ	Densité de l'aire	1.25 kg/m ³
L_d	Inductance statorique	0.0275 H
L_q	Inductance statorique	0.0215 H
r_s	résistance statorique	0.0275 H
p	nombre de paire de pôle	3
J	moment d'inertie	0.2 kg×m ³