



DOCTORAL THESIS

3rd Cycle Doctoral (D-LMD)

Presented by

ZEMALI Zakaria

With a view to obtaining the doctoral diploma in 3rd Cycle Doctoral (D-LMD)

Branch: electrical engineering

Specialty: Instrumentation

Topic

Contribution to the Prognosis and Diagnosis of Wind Energy Systems

Supported, on 24 / 06 /2024, before the jury composed of:

Last and first name	Grade	Affiliation	Designation
Mr. BOUDIAF Mohamed	Professor	University of Djelfa	President
Mr. CHERROUN Lakhmissi	Professor	University of Djelfa	Supervisor
Mr. NAGADI Karim	Professor	University of Tiaret	Examiner
Mr. NADOUR Mohamed	MCA	University of Djelfa	Examiner
Mr. HADROUG Nadji	MCA	University of Djelfa	Guest



Département : Génie Electrique

N° d'ordre : 013/ 2024

Autorisation de soutenance N° 089/2024

THESE DE DOCTORAT

Doctorat 3^{ème} Cycle (D-LMD)

Présentée par

Zakaria ZEMALI

En vue de l'obtention du diplôme de Docteur en 3^{ème} Cycle D-LMD

Filière : Génie Electrique

Spécialité : Instrumentation

Sujet

Contribution au Pronostic et Diagnostic des Systèmes Eoliens

Soutenue publiquement, le 24 / 06 /2024, devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement	Désignation
Mr. BOUDIAF Mohamed	Professeur	Université de Djelfa	Président
Mr. CHERROUN Lakhmissi	Professeur	Université de Djelfa	Directeur de thèse
Mr. NEGADI Karim	Professeur	Université de Tiaret	Examineur
Mr. NADOUR Mohamed	MCA	Université de Djelfa	Examineur
Mr. HADROUG Nadji	MCA	Université de Djelfa	Invité

Université de Djelfa, FST, 2024

Remerciements

Je tiens avant tout à exprimer ma profonde gratitude envers **Allah**, pour m'avoir doté de la volonté et du courage nécessaires à la réalisation de ce travail.

Ce travail de thèse a été mené au sein du Laboratoire d'Automatique Appliquée et Diagnostics Industriel (LAADI) de l'Université de Djelfa. Je suis particulièrement reconnaissant envers le Professeur **HAFAlFA Ahmed**, directeur du laboratoire, pour son soutien constant et ses précieux conseils.

Je souhaite exprimer ma sincère gratitude à mon directeur de thèse : **Pr. CHERROUN Lakhmissi**, Professeur à de l'Université de Djelfa, pour avoir accepté de superviser ce travail. Sa guidance experte a été essentielle à ma recherche, et de m'avoir fait bénéficier de son accompagnement, son expérience et ses conseils avisés tout au long de ce travail de recherche.

Je remercie toutes les personnes qui m'ont l'honneur d'accepter de participer au jury de thèse

Monsieur **Mohamed BOUDIAF**, professeur à l'université de Djelfa, pour l'honneur qu'il ne fait en président ce jury

Monsieur **Karim NEGADI**, professeur à l'université de Tiaret, pour avoir accepté de faire partie de mon jury et examiner ce travaille

Monsieur **Mohamed NADOUR**, maitre de conférences à l'université de Djelfa pour avoir voulu juger ce travail

Monsieur **Nadji HADROUG**, maitre de conférence à l'université de Djelfa, de le suivre et de l'accompagner tout au long de la période d'étude et de recherche

Je tiens à exprimer ma reconnaissance et mon amitié à tous mes amis et collègues, pour leur soutien indéfectible tout au long de ce parcours.

Je remercie sincèrement toutes les personnes de près, ou de loin, m'ont permis de terminer ce travail de recherche.

Je remercie sincèrement toutes les personnes, de près ou de loin, qui ont contribué à l'aboutissement de ce travail de recherche.

Dédicace

Je dédie ce Travail

A mon père, mon frère et ma sœur, et à leur esprit pur.

A ma mère, mon frère et ma sœur

A tous les membres de ma Famille

A toutes mes amis et collègues

A tous ceux qui ont contribué à me mener à cette étape

Zakaria ZEMALI

Table des Matières

CHAPITRE I : ÉTAT DE L'ART SUR LA MAINTENANCE DES SYSTEMES EOLIENS

I.1 Introduction.....	6
I.2 Énergie renouvelable	7
I.2.1 Énergie éolienne.....	8
I.2.2 Énergie solaire	8
I.2.3 Énergie hydraulique	9
I.2.4 Énergie biomasse	10
I.4 Classification des défauts.....	12
I.4.1 Défauts actionneurs.....	12
I.4.2 Défauts capteurs.....	12
I.4.3 Différents modes de fonctionnement d'un système.....	13
I.5 Maintenance.....	13
I.5.1 Maintenance corrective.....	14
I.5.2 Maintenance préventive.....	14
I.5.2.1 Maintenance conditionnelle.....	14
I.5.2.2 Maintenance prédictive.....	15
I.6 Objectifs du diagnostic	15
I.7 Définitions du diagnostic	15
I.8 Classification des approches du diagnostic.....	16
I.8.1 Approche qualitative (à base de modèle).....	17
I.8.2 Approche quantitative (Sans modèle).....	17
I.9 Les étapes et les méthodes de diagnostic.....	18
I.9.1 Détection	18
I.9.2 Génération des résidus	19
I.9.2.1 Génération de résidu sans model	19
I.9.2.2 . Génération de résidu avec modèle	21
I.9.3 Redondance physique et analytique.....	23
I.9.3.1 Redondance physique	23
I.9.4 Redondance analytique	25
I.9.5 Localisation.....	26
I.9.5.1 Choix de seuil	26
I.9.6 Identification	28

I.9.6.1 Tableau de type DOS	28
I.9.6.2 Tableau de type GOS :	28
I.10 Relation entre diagnostic et pronostic	29
I.11 Définition du pronostic	30
I.12 Classification des méthodes de pronostic	31
I.12.1 Méthode basé sur un modèle physique	32
I.12.2 Méthodes basé sur la fiabilité.....	33
I.12.3 Pronostic basé sur les données	34
I.12.3.1 Les outils employés dans le pronostic basé sur les donné	35
I.13 Conclusion	37

CHAPITRE II : MODÉLISATION D'UNE TURBINE ÉOLIENNE A AXE HORIZONTALE

II.1 Introduction	39
II.2 Les éoliennes	39
II.3 Principe de fonctionnement de l'énergie éolienne	40
II.4 Différent types de turbines éoliennes	40
II.4.1 Turbine éolienne à axe vertical.....	40
II.4.1.1 L'éolienne Darrieus	40
II.4.2 Turbine éolienne à axe horizontal	41
II.4.2.1 Types des éoliennes à axe horizontal	42
II.4.3 Selon la taille	43
II.5 Composition d'une éolienne moderne	44
II.6 L'énergie éolienne en quelques chiffres	47
II.6.1 Capacité mondiale installée de l'énergie éolienne	47
II.6.2 L'énergie éolienne en Algérie	48
II.7 Modélisation d'une turbine éolienne à axe horizontal.....	51
II.7.1 Modèle de vent	52
II.7.2 Systèmes de tangage et de pales	55
II.7.3 Système d'entraînement.....	56
II.7.4 Modèle de générateur et de convertisseur	57
II.7.5 Modèle du contrôleur.....	58
II.8 Résultats de modélisation	60
II.9 Conclusion	64

CHAPITRE III : DIAGNOSTIC DES DEFAUTS BASE SUR LES OBSERVATEURS

III.1 Introduction	66
III.2 Les observateurs	66
III.2.1 Observateur de Kalman	66
III.2.2 Observateur de Leuenberger	68
III.3 Scénarios des défauts	69
III.4 Structure de diagnostic	70
III.5 Diagnostic des défauts.....	71
III.5.1 Étapes de diagnostic des défauts dans le système de tangage.....	72
III.5.2 Résultats et discussions du diagnostic.....	73
III.5.2.1 . Résultats sans défauts en utilisant l’observateur de Kalman (KO) et l'observateur de Leuenberger (LO)	74
III.5.2.2 Résultats avec l'apparition de défauts en (β_2) et (β_3).....	77
III.5.2.3 Comparaison entre KO et LO.....	82
III.6 Conclusion.....	86

CHAPITRE IV : DIAGNOSTIC INTELLIGENT DE LA TURBINE ÉOLIENNE

IV.1 Introduction.....	88
IV.2 Structure de Diagnostic Intelligente.....	88
IV.2.1 Génération de résidu (A).....	90
IV.2.1.1 Filtre de kalman	90
IV.2.1.2 Carte de contrôle Shewart	92
IV.2.2 Évaluation des résidus.....	93
IV.2.2.1 Système Neuro-flou	94
IV.2.3 Isolation des Défauts (IF).....	99
IV.2.4 Identification	103
IV.3 Résultats, discussion et Interprétation.....	105
IV.3.1 Résultats sans défauts.....	105
IV.3.1.1 Réponses du Système de tangage.....	105
IV.3.1.2 Réponses du système d’entraînement	106
IV.3.2 Résultats avec les défauts d’occurrence.....	108
IV.3.2.1 Détection des défauts dans le système de tangage	110

IV.3.2.2 Détection de défauts dans le système d'entraînement.....	117
IV.3.2.3 . Détection des défauts dans le générateur et le convertisseur	121
IV.4 Conclusion	123

CHAPITRE V : PRONOSTIC INTELLIGENT DE LA TURBINE ÉOLIENNE

V.1 Introduction	125
V.2 Réseau neuronal récurrent	125
V.2.1 Mémoire à Long et Court Terme.....	126
V.2.2 Structure de base	126
V.2.2.1 Utilisation de LSTM.....	128
V.2.3 Unité récurrente glorifiée	128
V.2.3.1 Utilisation de GRU.....	130
V.3 Comparaison entre LSTM et GRU.....	130
V.4 Proposition d'une stratégie de diagnostic et de pronostic des défaillances.....	130
V.4.1 Stratégie de diagnostic des défauts.....	131
V.4.1.1 Génération des résidus.....	131
V.4.1.2 Évaluation et classification résidu	132
V.4.2 Stratégie de pronostic des défauts	132
V.4.3 Paramètres d'entraînement pour LSTM et GRU.....	133
V.5 Résultats et discussion.....	134
V.5.1 Prédiction des défaillances	138
V.5.2 Comparaison entre LSTM et GRU.....	143
V.6 Conclusion.....	143



Liste des Tableaux

CHAPITRE III : DIAGNOSTIC DES DEFAUTS BASE SUR LES OBSERVATEURS

Tableau. III. 1. Scénario des défauts	70
Tableau. III. 2. Table de signature	73
Tableau. III. 3. Comparaison entre KO et LO pour la prédiction du système de tangage	84

CHAPITRE IV : DIAGNOSTIC INTELLIGENT DE LA TURBINE ÉOLIENNE

Tableau. IV. 1. Scénario des défauts	100
Tableau. IV. 2. Matrice de signature des différents défauts de l'éolienne	103
Tableau. IV. 3. Paramètres du scénario simulé	109
Tableau. IV. 4. Paramètre des défauts dans les systèmes de tangage	110
Tableau. IV. 5. Paramètres des défauts dans la pièce du système d'entraînement	117
Tableau. IV. 6. Paramètres de défaut dans le générateur	121

CHAPITRE V : PRONOSTIC INTELLIGENT DE LA TURBINE ÉOLIENNE

Tableau.V. 1.Paramètres d'Entraînement des Modèles LSTM, GRU	134
Tableau.V. 2. Résultats d'apprentissage des données de défaut de la deuxième pale	139
Tableau.V. 3.Résultats d'apprentissage des données de défaut de la troisième pale.....	139
Tableau.V. 4. D'apprentissage des données de défaut de la deuxième pale.....	139
Tableau.V. 5.D'apprentissage des données de défaut de la troisième pale	140
Tableau.V. 6.Comparaison entre LSTM et GRU pour la Pronostic du système de tangage	143

Listes des Figures

CHAPITRE I : ÉTAT DE L'ART SUR LA MAINTENANCE DES SYSTEMES EOLIENS

Figure. I.1. Energie renouvelable	7
Figure. I.2. Energie éolienne	8
Figure. I.3. Energie Solaire	9
Figure. I.4. Energie Hydraulique.....	10
Figure. I.5. Energie Biomasse	10
Figure. I.6. Schéma de Boucle de Régulation avec Les Défauts du Système	11
Figure. I.7. Répartition des défauts de système.....	12
Figure. I.8. Type des Défauts	13
Figure. I.9. Stratégies de Maintenance des Systèmes Industriel	14
Figure. I.10. Étapes de développement de dégradation d'un équipement.....	15
Figure. I.11. Classification des méthodes de diagnostic	17
Figure. I.12. Les différentes étapes de diagnostic (FDI).....	18
Figure. I.13. Génération de Résidu par L'observateur d'état.....	20
Figure. I.14. Génération de résidus par estimation paramétrique	21
Figure. I.15. Génération de résidus par Modèle Intelligent	22
Figure. I.16. Modèle non linéaire d'un Réseau de Neurone.....	22
Figure. I.17. Redondance des capteurs.....	23
Figure. I.18. Structure d'observateurs généralisés GOS	24
Figure. I.19. Structure d'observateurs généralisés GOS	24
Figure. I.21. Redondances Physique et Analytique	26
Figure. I.22. Carte control Shewart	27
Figure. I.23. Diagnostic VS Pronostic.....	29
Figure. I.24. Progression de la dégradation et processus de pronostic et diagnostic dans un système	29
Figure. I.25. Courbe de dégradation de performance et durée de vie restante (RUL)	30
Figure. I.26. Classification d'approches de Pronostic	31
Figure. I.27. Taxonomie des approches de pronostic.....	32
Figure. I.28. Processus de prédiction de la durée de vie restante (RUL) d'un système	35

CHAPITRE II : MODÉLISATION D'UNE TURBINE ÉOLIENNE A AXE HORIZONTALE

Figure. II.1. Turbine éolienne.....	40
Figure. II.2. Principe de fonctionnement de l'énergie éolienne	40
Figure. II. 3. Eoliennes axe vertical de Darrieus	41
Figure. II. 4. Types d'éoliennes horizontales.....	42
Figure. II. 5. Eoliennes en amont et en aval	43
Figure. II.6. Evolution de la taille des éoliennes.....	44

Figure. II. 7. Principales composantes intérieures de la nacelle d'une éolienne.....	44
Figure. II. 8. Moyeu à trois pales.	45
Figure. II. 9. Pales d'une éolienne horizontale	46
Figure. II.10. Éolienne de 100 kW de grand vent.	48
Figure. II. 11.La ferme éolienne de kaberten (adrar)	49
Figure. II. 12. Présentation du modèle d'éolienne	52
Figure. II. 13.Vitesse de vent	53
Figure. II. 14. Chargement aérodynamique de l'éolienne	54
Figure. II. 15. Coefficient de puissance C_p en fonction de β et λ	55
Figure .II.16. Systèmes de tangage pour éoliennes	55
Figure. II. 17. Schéma représentative de Système d'entraînement	57
Figure. II. 18. Le convertisseur	58
Figure. II. 19. La zone de vitesse du vent.....	59
Figure. II. 20. Structure de Contrôleur	60
Figure. II. 21. L'angle de calage	61
Figure. II. 22. La vitesse de Rotor.....	62
Figure. II. 23. La Vitesse de la génératrice	62
Figure. II. 24. Le couple de la génératrice avec un régulateur PI	63
Figure. II. 25. La puissance de générateur	63

CHAPITRE III : DIAGNOSTIC DES DEFAUTS BASE SUR LES OBSERVATEURS

Figure. III. 1. Structure d'Observateur de Kalman	67
Figure. III. 2. Structure d'observateur Leuenberger	69
Figure. III. 3. Structure de la stratégie de diagnostic et de pronostic.....	71
Figure. III. 4. Position de la deuxième ^pale (β_2) et le résidu (en utilisant KO)	74
Figure. III. 5. Position de la deuxième pale (β_2) et le résidu (en utilisant LO).....	75
Figure. III. 6. Position de la troisième pale (β_3) et le résidu (en utilisant LO)	76
Figure. III. 7. Position de la troisième pale (β_3) et le résidu (en utilisant LO)	76
Figure. III. 8. La position de la pale 2 (β_2) avec défaut, (b) résiduelle, (c) détection du premier défaut de l'actionneur.	78
Figure. III. 9. La position de la pale 3 (β_3) avec défaut, (b) résiduelle, (c) détection du premier défaut de l'actionneur	79
Figure. III. 10. La position (β_3) avec défaut, (b) résiduelle, (c) détection du deuxième défaut de l'actionneur	81
Figure. III. 11. La position de la pale 3 (β_3) avec défaut, (b) résiduelle, (c) détection du défaut de l'actionneur	82
Figure. III. 12. Position de la deuxième pale, (b) résiduel généré	85
Figure. III. 13. (a) Position de la troisième pale, (b) résiduel généré.....	86

CHAPITRE IV : DIAGNOSTIC INTELLIGENT DE LA TURBINE ÉOLIENNE

Figure. IV. 1. Stratégie de diagnostic	89
Figure. IV. 2. Structure du filtre de Kalman	91
Figure. IV. 3. Schémas de FD basés sur l'observateur pour l'éolienne	92
Figure. IV. 4. Structure d'isolation des défauts de l'éolienne.....	95
Figure. IV. 5. La division des espaces d'entrée après avoir entraîné le système de tangage en six ensembles flous	97
Figure. IV. 6. division des espaces d'entrée après formation du système de transmission en cinq et six ensembles flous.....	97
Figure. IV. 7. Division des Espaces D'entrée Après Formation du Générateur de Couple en Cinq Ensembles Flous.....	98
Figure. IV. 8. Organigramme de diagnostic des défauts	99
Figure. IV. 9. Structure d'isolation des défauts de l'éolienne.....	101
Figure. IV. 10. Comparaison de la fiabilité d'une unité simplexe avec un système de vote un sur deux et deux sur trois	103
Figure. IV. 11. Mesures des pales de position 1, 2, 3 ($\beta_1, \beta_2, \beta_3$) Sans Défauts.....	106
Figure. IV. 12. Courbes de vitesse du Générateur (ω_g) sans défaut.....	107
Figure. IV. 13. Vitesse du rotor (ω_r) Sans Défaut.....	107
Figure. IV. 14. Couple de Générateur (τ_g) Sans Défaut.....	108
Figure. IV. 15. (a) Position de la pale 1 (β_1) avec défaut de capteur (β_1, m_1), (b) Détection de défaut de ($\beta_1, m_1, 2, 3$), (c) Classification des défauts	112
Figure. IV. 16. (a) Position de la pale 2 (β_2) avec défaut de capteur (β_2, m_2) et défaut actionnaire, (b) Détection des défauts de ($\beta_2, m_1, 2, 3$), (c) Classification et localisation des défaut	115
Figure. IV. 17. (a) Position de la pale 3 (β_3) avec défaut de capteur (β_3, m_3) et défaut actionnaire,	116
Figure. IV. 18. Réponses de la vitesse du générateur avec défaut de capteur (ω_g, m_3) et défaut de l'actionneur, (b) Détections de défauts dans ($\omega_g, m_1, 2, 3$), (c) Classification des défauts	119
Figure. IV. 19. Vitesse du rotor (ω_r) avec défaut de capteur (ω_r, m_2) et défaut de l'actionneur, (b) Détections de défauts dans ($\omega_r, m_1, 2, 3$), (c) Classification des défauts	120
Figure. IV. 20. Couple du générateur (τ_g) avec défaut de l'actionneur, (b) Détection des	122

CHAPITRE V : PRONOSTIC INTELLIGENT DE LA TURBINE ÉOLIENNE

Figure.V. 1. Architecture d'un Réseau de Neurones récurrent.....	126
Figure.V. 2. Diagramme de LSTM	127
Figure.V. 3. Diagramme de GRU	129

Figure.V. 4.Processus de Diagnostic et de Prognostic dans la Gestion de Maintenance d'Eolienne	131
Figure.V. 5.Schéma de Diagnostic et Pronostic pour Éolienne	133
Figure.V. 6. Comparaison entre (β_1) et (β_2)	135
Figure.V. 7.Comparaison entre (β_1) et (β_3)	136
Figure.V. 8.Comparaison entre (β_2) et (β_3)	136
Figure.V. 9. Détection des défauts des trois pales après comparaison.....	137
Figure.V. 10. Classification des défauts de pales.....	138
Figure.V. 11.Résultante de Prédiction la défaillance de Deuxième pale Par LSTM	141
Figure.V. 12.Résultante de Prédiction la défaillance de Troisième pale Par LSTM	141
Figure.V. 13.Résultante de Prédiction la défaillance de Deuxième pale Par GRU	142
Figure.V. 14.Résultante de Prédiction la défaillance de Troisième pale Par GRU.....	142

Liste des Travaux

Publications Internationales :

1. **Z. Zemali**, L. Cherroun, N. Hadroug, A. Hafaifa, et al. "Robust and Intelligent Fault Diagnosis Strategy using Kalman Observers and Neuro-Fuzzy Systems for a Wind Turbine Benchmark", **Renewable Energy**, Elsevier, **IF: 8.7**, vol. 205, pp. 873-898, **2023**. <https://doi.org/10.1016/j.renene.2023.01.095>
2. **Z. Zemali**, L. Cherroun, N. Hadroug, M. Nadour and A. Hafaifa " Fault Diagnosis-Based Observers using Kalman Filters and Luenberger Estimators: Application to the Pitch System Fault Actuators", **Diagnostyka Journal**, vol. 24, no. 1, 2022110, **2023**. <https://doi.org/10.29354/diag/161307>
3. **Z. Zemali**, L. Cherroun, N. Hadroug, and A. Hafaifa " ANFIS Models for Fault Detection and Isolation in the Drive Train of a Wind Turbine", **International Journal of Energetica (IJECA)**, vol. 7, no.2, pp. 64-70, **2022**. <http://dx.doi.org/10.47238/ijeca.v7i2>

Communications Internationales :

1. **Z. Zemali**, N. Hadroug and L. Cherroun, "Fault Detection and Isolation based on Artificial Intelligence Techniques for a Wind Turbine", 1st International Conference on Gas Turbines and Industrial Turbomachinery - ICGT&IT 2022 – November **2022**, Djelfa-Algeria.
2. **Z. Zemali**, L. Cherroun, N. Hadroug, and A. Hafaifa, " ANFIS Models for Fault Detection and Isolation in the Drive Train of a Wind Turbine", 1st International Conference on Renewable Energy and Materials (ICARES'22), December **2022**, CDER-Tipaza, Algeria.
3. **Z. Zemali**, N. Hadroug, L. Cherroun, A. Hafaifa and M. Nadour, "Fault Diagnosis via Kalman Filters and ANFIS Classifiers for a Wind Turbine", 1st IEEE International Conference on Electronics, Energy and Measurement (IC2EM'2023), November **2023**, Medea, Algeria.
4. **Z. Zemali**, L. Cherroun, N. Hadroug, A. Hafaifa, "Intelligent Techniques employing LSTM and ANFIS Models for Fault Detection and Isolation in a Wind Turbine Machine", 1st IEEE International Conference on Electronics, Energy and Measurement (IC2EM'2023), November **2023**, Medea, Algeria.

Communications nationales :

1. **Z. Zemali**, L. Cherroun, A. Hafaifa and N. Hadroug, "Fault Diagnosis Structure based on Kalman Filter for the Pitch System of a Wind Turbine Process", 2nd Algerian Symposium on Renewable Energy and Materials (ASREM'2022), March **2022**, Medea-Algeria.
-

2. **Z. Zemali**, L. Cherroun, N. Hadroug, M. Nadour, and A. Hafaifa "Actuators Fault Diagnosis Strategy using Luenberger Observer for the Pitch System of a Wind Turbine Benchmark", The 1st National Conference on Thermal Engineering Renewable and Conventional Processes NCTE'22, October **2022**, University of Batna-2, Algeria.
3. **Z. Zemali**, L. Cherroun, M. Nadour and N. Benharkat" Equivalent Model based on Neural Network for Detection and Isolation of Generator Faults of a Wind Turbine", Première Conférence National sur l'application d'Intelligence Artificielle et le Développement Durable (CNAIADD'2024), April **2024**, Elbayad, Algeria.

Projet de Recherche :

- 1- Membre dans un projet **PRFU** : Surveillance des installations photovoltaïque via l'utilisation de la technologie de IoT en utilisant une approche de l'intelligence pour l'amélioration de leurs performances. N : 36/S.D.R.F/2023.
-

Liste des symboles/acronymes

FDI : Détection et isolation des pannes.

KO : Observateur de Kalman.

LO : Observateur de Luenberger.

RE : Erreur relative.

RMSE : Erreur quadratique moyenne.

LSTM : Mémoire à long terme.

GRU : Unité récurrente fermée.

ANFIS : Système d'inférence neuro-floue adaptatif.

UCL : limite de contrôle inférieure.

LCL : limite de contrôle supérieure.

FS : défaut capteur.

FA : défaut actionnaire.

FSA : défaut actionnaire et capteur.

β : est l'angle de rotation des pales.

β_{ref} : Angle de référence de la Pale.

β_m : Angle mesuré de la Pale.

ζ : Facteur d'amortissement.

ω_n : Fréquence propre.

β_i : Vitesse angulaire.

β_{r_i} : Vecteur d'entrée.

γ_{p_i} : Vecteur de production mesurable.

$\tau_{g.r}$: Référence du générateur de couple.

α_{gc} : Modèle de paramètres.

$C_p(\lambda, \beta)$: représente l'efficacité aérodynamique de l'éolien.

ω_r : est la vitesse angulaire du rotor.

ω_g : est la vitesse angulaire du Gene rotor.

λ : est le rapport entre la vitesse de rotation de l'éolienne et la vitesse du vent.

v : est la vitesse du vent.

ρ : est la densité de l'air.

R : est le rayon des pales. La force exercée.

τ_g : est le couple de generator .

INTRODUCTION

GENERALE



Introduction Générale

Actuellement, les turbines éoliennes sont connues comme des sources importantes de génération d'énergie, jouant un rôle clé dans le fonctionnement des systèmes électriques. Elles sont capables de produire une part significative de l'énergie électrique mondiale de manière propre et sans pollution [1]. Les éoliennes, conçues pour maximiser la production d'énergie à partir du vent, nécessitent des systèmes de contrôle et de surveillance avancée pour assurer une génération d'énergie continue. Leur capacité, à transformer l'énergie cinétique des vents en électricité est particulièrement efficace dans les régions à fort potentiel éolien [2,3]. Cependant, les turbines éoliennes sont soumises à divers défauts et pannes durant leur fonctionnement, affectant ainsi leurs performances. Un arrêt prolongé d'une turbine peut entraîner des pertes significatives. Ces systèmes, ayant des applications variées, sont exposés à des conditions environnementales diverses, ce qui nécessite une maintenance et une surveillance prolongées [2,4]. Des défauts peuvent survenir dans différents composants comme la boîte de vitesses, les systèmes de contrôle des pales, et les générateurs, ce qui rend essentiel un diagnostic de défaut efficace pour optimiser la production d'énergie et minimiser les vibrations et les défauts mécaniques [6]. La détection rapide de ces défauts est cruciale pour éviter des arrêts dus à des défaillances électriques ou mécaniques, comme les problèmes d'excentricité du rotor du générateur [7]. L'expansion rapide de l'énergie éolienne a augmenté le besoin de surveillance et de maintenance des turbines éoliennes. Elles sont soumises à des conditions difficiles, augmentant le taux de défaillance. Le fonctionnement sur de longues périodes accroît la dégradation et la défaillance de composants comme les unités de commande électronique et les pales de rotor [4, 7, 8]. Ainsi, il est crucial de surveiller les conditions de fonctionnement et les paramètres des turbines pour garantir une fourniture d'énergie sûre et fiable [1, 3, 8, 9, 10]. Les travaux [11 et 12] présentent un modèle important de référence pour l'évaluation des techniques de détection de défauts des éoliennes. Un type particulier de turbines horizontales à trois pales à vitesse variable est simulé et supervisé sous la forme d'un modèle de référence complet. Les défauts possibles et survenus principalement dans les capteurs, les actionneurs et les défauts du système sont simulés et étudiés avec différents types et scénarios.

Les observateurs basés sur le diagnostic des défauts sont une méthodologie très intéressante pour les systèmes dynamiques [13, 17, 18, 20]. Il s'agit d'une approche de détection de défauts basée sur le modèle, où l'idée principale est d'estimer et d'observer les variables non mesurées et

les paramètres d'incertitude du processus étudié [17]. Le document [22] présente une enquête sur l'utilisation de réseaux neuronaux artificiels et de filtres de Kalman pour la détection des défauts du système de tangage de pale. Au même point de référence du modèle, une comparaison entre les observateurs de Leuenberger et Kalman a été appliquée au système de tangage, où l'observateur de Leuenberger est plus efficace [23]. Un modèle basé sur ANFIS est appliqué dans le générateur d'éoliennes pour générer le résidu et détecter le défaut sur la transmission dans le document [20]. Une stratégie de diagnostic de défauts indépendants, robuste telle que le filtre de Kalman a été utilisée pour générer le résidu et estimer l'état de l'actionneur et combinée avec un système neurone-flou pour détecter les défauts des capteurs et des actionneurs. Dans le cas où ils sont endommagés en même temps, dans le document [25]. Quant aux auteurs de [26], ils ont proposé un filtre de Kalman pour estimer les paramètres du processus avec un système d'inférence floue adaptatif. Les documents [20, 27] présentent des méthodologies de contrôle tolérant aux défauts (FTC) adaptatives basées sur des observateurs pour les capteurs et les actionneurs sous des vitesses variables pour le banc d'essai de la turbine éolienne. L'observateur de Leuenberger est également un observateur intéressant pour les systèmes linéaires [18] et peut être utilisé pour la détection et le diagnostic des défauts [21]. Exemple Dans le travail [29], une méthode efficace de diagnostic des défauts est proposée pour les différentes parties du modèle de référence des éoliennes. La structure élaborée utilise la redondance des capteurs pour générer les résidus correspondants pour toutes les mesures du processus. Dans le pronostic des défauts pour les éoliennes, le (Long Short-Term Memory) LSTM, est mis en avant comme un algorithme efficace. Selon le papier [30], le LSTM est utilisé pour diagnostiquer les défauts en analysant les séries temporelles. Cette technique est également appliquée dans le document [31,34] pour le pronostic des défauts des éoliennes. D'autres approches, comme les réseaux neuronaux auto-évolutifs et l'apprentissage profond, sont explorées dans les articles [30, 32, 33] pour des tâches similaires.

Les turbines éoliennes sont considérées comme des systèmes des énergies renouvelables intéressantes. Les éoliennes génèrent de l'énergie électrique à partir de l'énergie cinétique du vent. Lors de son fonctionnement sont soumis à un ensemble des défauts et des défaillances qui empêchent ou dégradent leurs performances. Tout comportement anormal du système ou des paramètres de la caractérisation nominale (c.-à-d. présence d'un ou plusieurs défauts) est indésirable et doit être corrigé. Dans ce contexte, les dysfonctionnements dans les capteurs, les actionneurs, et dans d'autres composantes du système peuvent conduire à un rendement

insatisfaisant, voire à une instabilité. Pour cela, l'objectif est d'éviter qu'un tel arrêt soit causé par des défaillances d'ordre électrique ou mécanique afin d'assurer la bonne continuité de production et de garantir un comportement nominal du processus.

L'objectif de ce travail est de surveiller les turbines éoliennes comme des générateurs d'énergie électrique par un système de diagnostic efficace et robuste afin de détecter les éventuels défauts au cours de fonctionnement en utilisant les techniques de l'intelligence artificielle (systèmes Neuro-flous, Apprentissage Profond, Réseaux de neurones artificiels) et des observateurs des états du processus (filtres de Kalman et Luenberger). Les travaux réalisés sont effectués par simulation sur un modèle d'une turbine éolienne à axe horizontal avec trois pales de vitesse variable, un convertisseur complet de puissance de 4.8 MW. Ce modèle de la turbine sous forme d'un benchmark contient quatre sous-systèmes : les pales et le système de calage, le train d'entraînement, le convertisseur générateur et le contrôleur. Plusieurs défauts sont simulés dans les capteurs et dans les actionneurs de la turbine avec différents scénarios et protocoles.

Dans ce travail de recherche, nous avons étudié la turbine éolienne et ses différents défauts qui peuvent affecter cette machine lors de son fonctionnement, puis il a proposé des structures de diagnostic et de supervision afin d'éviter les anomalies et les défaillances qui perturbent la continuité de production de l'énergie électrique. Un ensemble des tests de fiabilité et de robustesse sont présentés et discutés dans ces travaux afin de valider les structures de surveillance proposées. Ces travaux proposent une solution prometteuse pour la surveillance et le diagnostic (détection, isolation et localisation) des défauts dans les turbines éoliennes de type horizontales à trois pales. Pour cela, la présente thèse est structurée en cinq chapitres de la manière suivante :

Le premier chapitre offre une vision complète sur les techniques de maintenance, de diagnostic et de pronostic dans le domaine des énergies renouvelables. Nous discutons des diverses stratégies et étapes essentielles de la maintenance industrielle, avec un focus spécifique sur les énergies renouvelables. Ce chapitre détaille les méthodes avancées de surveillance industrielle, ainsi que les approches de diagnostic et de pronostic des équipements utilisés dans ces technologies vertes. Nous explorons les différents types de défauts susceptibles d'être rencontrés et les techniques novatrices pour les détecter et les anticiper.

Le deuxième chapitre se concentre spécifiquement sur les turbines éoliennes. Nous avons présenté une modélisation et une simulation détaillées d'une éolienne à trois pales horizontales. Cette démarche a permis de créer un modèle de référence pour mieux comprendre et analyser les

performances et les défis associés à ce type de turbine éolienne. En mettant l'accent sur la modélisation et la simulation, nous offrons une perspective approfondie sur les aspects techniques et opérationnels des éoliennes, soulignant l'importance de ces outils dans l'avancement du domaine de l'énergie éolienne.

Dans **le troisième chapitre**, nous abordons en détail l'utilisation de l'observateur de Kalman et de l'observateur de Luenberger au niveau du système de tangage. Notre objectif sera d'étudier et de sélectionner le meilleur observateur adapté à ce système spécifique. Nous chercherons à comprendre comment ces deux méthodes peuvent être intégrées pour offrir une surveillance précise et réactive du système de tangage de l'éolienne. En combinant les avantages de l'observateur de Kalman et de l'observateur de Luenberger, nous visons à améliorer la détection des défauts et à optimiser les performances globales du système de tangage.

Dans **le quatrième chapitre**, nous décrivons comment nous avons employé des observateurs en combinaison avec l'intelligence artificielle pour détecter tous les défauts potentiels dans les turbines éoliennes, allant des capteurs aux actionneurs. Cette méthode intégrée permet une identification précise et complète des irrégularités, en classifiant efficacement les problèmes selon qu'ils se situent au niveau des capteurs ou des actionneurs. L'utilisation de l'intelligence artificielle renforce la capacité de l'observateur à analyser des données complexes, offrant ainsi une surveillance et un diagnostic améliorés pour le maintien optimal des turbines éoliennes.

Dans **le cinquième chapitre**, on présente le développement et la mise en œuvre d'un système de pronostic des pannes sophistiquées spécialement conçu pour le système de tangage des éoliennes. Cette démarche impliquera l'utilisation conjointe de modèles de réseaux de neurones récurrents, tels que les LSTM (Long Short-Term Memory) et les GRU (Gated Recurrent Unit), ainsi que de l'ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). Initialement, nous procéderons à une étude approfondie des différents types de défauts susceptibles d'affecter les pales des éoliennes. Cette analyse sera effectuée en utilisant l'ANFIS pour classifier de manière précise et efficace ces défauts. Par la suite, notre stratégie inclura l'emploi des modèles LSTM et GRU pour anticiper les potentielles défaillances des pales, permettant ainsi une intervention préventive et une gestion optimisée du système de tangage.

La thèse est terminée par une conclusion générale récapitulant ce qui a été fait et présente les perspectives de ce travail.

CHAPITRE: I

État de l'Art sur la Maintenance des Systèmes Eoliens

I.1 Introduction

Les énergies renouvelables, telles que l'éolien, le solaire, l'hydroélectrique, la biomasse et la géothermie, jouent un rôle crucial dans la réduction de notre dépendance aux combustibles fossiles et la lutte contre le changement climatique. Ces sources d'énergie, inépuisables et moins polluantes, sont essentielles pour atteindre les objectifs de durabilité environnementale. Leur intégration croissante dans le réseau électrique mondial exige non seulement une adaptation technologique mais aussi un entretien rigoureux pour garantir leur efficacité et leur fiabilité à long terme.

La maintenance des installations d'énergie renouvelable est donc un aspect fondamental pour optimiser leurs performances et prolonger leur durée de vie. Elle implique des inspections régulières, le remplacement de pièces usées et la mise à jour des systèmes de contrôle et de sécurité. Le diagnostic et le pronostic jouent un rôle essentiel dans ce processus. Ils permettent de détecter précocement les défaillances, d'anticiper les besoins de maintenance et d'assurer une gestion efficace des ressources. L'adoption de technologies avancées telles que l'intelligence artificielle, l'analyse prédictive et l'Internet des objets transforme la manière dont ces tâches sont exécutées, rendant la maintenance plus proactive et moins réactive.

L'efficacité des méthodes de maintenance et de diagnostic est vitale pour maintenir une production énergétique stable et augmenter la rentabilité dans le secteur des énergies renouvelables. En effectuant un diagnostic précoce et un pronostic des défaillances, on minimise les pannes et prolonge la durée de vie des équipements, réduisant ainsi les coûts opérationnels. Ces stratégies, en anticipant les problèmes avant leur aggravation, contribuent significativement à la durabilité et à l'efficacité des projets d'énergie renouvelable. Elles jouent également un rôle clé dans la facilitation d'une transition énergétique vers des solutions plus écologiques et durables, essentielle pour l'avenir de notre planète.

Dans ce chapitre, nous explorerons l'univers des énergies renouvelables en mettant l'accent sur la maintenance, le diagnostic et le pronostic. Nous commençons par une vue d'ensemble approfondie des énergies renouvelables, puis nous concentrons sur les stratégies de maintenance, les techniques de diagnostic et enfin les méthodes de pronostic.

I.2 Énergie renouvelable

L'énergie renouvelable représente l'ensemble des sources d'énergie qui se reconstituent à un rythme suffisamment rapide pour être considérées comme inépuisables à l'échelle humaine. Elle est issue de phénomènes naturels tels que la lumière du soleil, le mouvement de l'air et de l'eau, la chaleur interne de la Terre, les cycles des marées, et la croissance des plantes. Contrairement aux combustibles fossiles, les énergies renouvelables offrent une alternative propre qui minimise la pollution et les émissions de gaz à effet de serre, alignant la production d'énergie avec les objectifs de développement durable. L'évolution technologique dans ce domaine rend ces sources d'énergie de plus en plus accessibles et rentables, les établissant comme des piliers clés de la stratégie énergétique pour un avenir respectueux de l'environnement et résilient au changement climatique (Figure I.1) [30].

- Le vent (les éoliennes).
- Le soleil (les panneaux photovoltaïques et les panneaux solaires).
- L'eau (l'hydraulique).
- La végétation (la biomasse).



Figure. I. 1. Sources d'énergie renouvelable

L'énergie renouvelable s'étend sur plusieurs millénaires, débutant par l'utilisation ancienne de l'énergie hydraulique avec des moulins à eau et de l'énergie éolienne avec des moulins à vent. Les civilisations anciennes, comme les Grecs et les Romains, avaient déjà une compréhension rudimentaire de l'utilisation de l'énergie solaire. À travers les siècles, ces formes d'énergies ont évolué parallèlement aux progrès technologiques. Cependant, avec la révolution industrielle et l'avènement de la machine à vapeur au 17^e siècle, l'accent a été mis sur les combustibles fossiles.

Ce n'est qu'au 20^e siècle, en réponse aux crises énergétiques et aux préoccupations environnementales, que l'intérêt pour les énergies renouvelables a été ravivé, conduisant aux technologies modernes que nous connaissons aujourd'hui, telles que les panneaux solaires photovoltaïques, les éoliennes de grande échelle et les barrages hydroélectriques [35.36].

I.2.1 Énergie éolienne

L'énergie éolienne exploite la force du vent pour générer de l'électricité à travers des éoliennes. Ces structures élancées, dotées de pales, captent l'énergie cinétique du vent, transformant son mouvement en énergie mécanique. Cette énergie mécanique est ensuite convertie en électricité par un générateur situé dans la nacelle au sommet de la tour. La performance d'une éolienne dépend de facteurs tels que la constance et la force du vent, le design des pales, et l'efficacité du générateur. L'énergie éolienne représente une source d'énergie renouvelable et durable, exploitant une ressource naturelle pour contribuer à la production d'électricité Tel que le montre la Figure I.2 [35, 38].



Figure. I. 2. Énergie éolienne

I.2.2 Énergie solaire

L'énergie solaire, une des formes les plus prometteuses et écologiques de l'énergie renouvelable, tire sa puissance de la lumière et de la chaleur du soleil. Cette source d'énergie est captée et convertie en électricité ou en chaleur par diverses technologies, notamment les panneaux photovoltaïques et les systèmes solaires thermiques. Les panneaux photovoltaïques, composants clés de cette technologie, transforment directement la lumière solaire en électricité grâce à l'effet photovoltaïque.

De leur côté, les systèmes solaires thermiques utilisent la chaleur du soleil pour produire de l'eau chaude ou pour des applications de chauffage. L'avantage majeur de l'énergie solaire réside dans sa nature renouvelable et inépuisable, sa disponibilité quasi universelle, et son impact minimal sur l'environnement, en comparaison aux sources d'énergie fossiles. Cette forme d'énergie joue un rôle crucial dans la transition vers une énergie plus durable et propre, offrant une solution viable pour réduire les émissions de gaz à effet de serre et lutter contre le changement climatique (Figure I. 3) [39].



Figure. I. 3. Énergie solaire

I.2.3 Énergie hydraulique

L'hydraulique, la plus ancienne des énergies exploitant la force de l'eau pour générer de l'électricité, est communément appelée hydroélectricité. Cette forme d'énergie tire sa puissance du mouvement de diverses sources d'eau, qu'il s'agisse de cours d'eau, de chutes, de courants marins, de vagues ou de marées. Mondialement, l'énergie hydraulique représente la troisième source majeure de production d'électricité. Certains pays, à l'instar de la Norvège et de l'Islande, dépendent largement, voire entièrement, des centrales hydroélectriques pour leur approvisionnement en électricité. Cette réalité souligne l'importance de l'hydroélectricité dans le mix énergétique, démontrant son rôle central dans la production d'une énergie durable et renouvelable (Figure I. 4) [39].

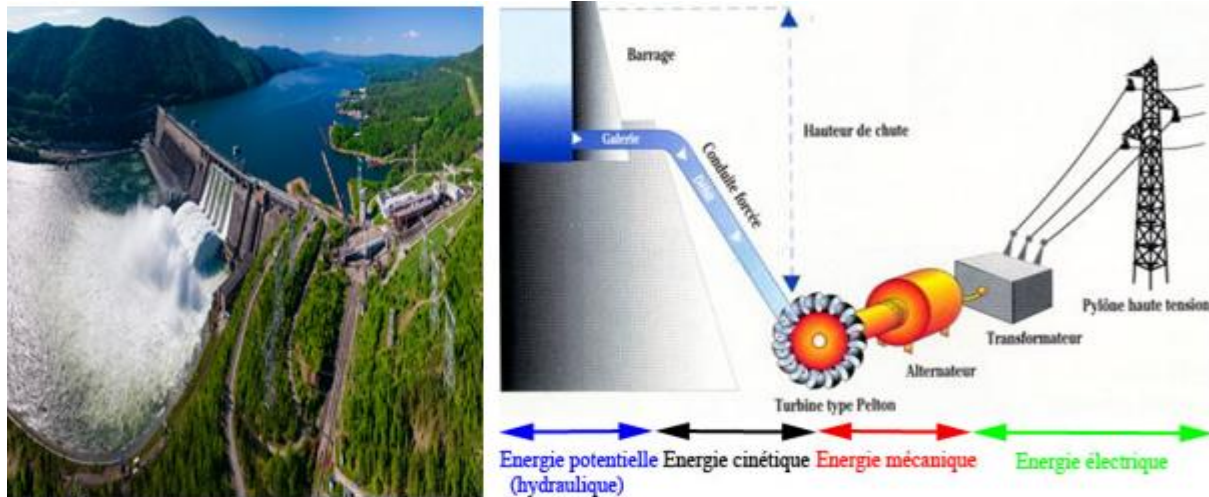


Figure. I. 4. Énergie hydraulique

I.2.4 Énergie biomasse

L'énergie biomasse tire sa source de matières organiques telles que les déchets agricoles, les résidus forestiers ou les déchets alimentaires. Ce type d'énergie renouvelable exploite la transformation de cette matière organique en énergie sous forme de chaleur, d'électricité ou de biocarburants. Les processus de combustion, de gazéification ou de fermentation sont couramment utilisés pour libérer l'énergie stockée dans la biomasse. Cette approche contribue à la réduction des déchets, à la gestion durable des ressources, tout en offrant une alternative respectueuse de l'environnement aux combustibles fossiles. L'énergie biomasse joue ainsi un rôle clé dans la diversification du bouquet énergétique vers des sources plus durables (Figure I. 5) [35].



Figure. I. 5. Énergie biomasse

I.3 Boucles de régulation

Les boucles de régulation sont indispensables pour optimiser les performances des systèmes d'énergie renouvelable, constituant le cœur de l'ingénierie de ces systèmes. Elles permettent de surveiller et d'ajuster dynamiquement le comportement des systèmes pour atteindre les objectifs de production tout en maintenant les opérations dans les limites prévues. Que ce soit dans les systèmes solaires, où elles orientent les panneaux pour capter le maximum de lumière, ou dans les éoliennes, où elles ajustent la position des pales en fonction du vent, les boucles de régulation synchronisent les capteurs et les actionneurs pour assurer une conversion énergétique efficace. En gérant activement la production d'énergie à partir de sources fluctuantes comme le soleil et le vent, ces boucles garantissent une production énergétique stable et optimisée, essentielle à la fiabilité et à la durabilité des installations renouvelables. Ainsi, elles sont au centre de la gestion et de l'amélioration continue des systèmes d'énergie renouvelable, adaptant leur réponse aux défis environnementaux et aux exigences de performance [41].

Dans tout système technique, y compris ceux dédiés aux énergies renouvelables, la possibilité de défaillances est une réalité inévitable. Les boucles de régulation, conçues pour maintenir la performance optimale du système en ajustant les variables de sortie en fonction des références d'entrée, ne sont pas à l'abri de ces imperfections. Les défauts peuvent survenir à différents niveaux, comme le figure. I.6, les éléments qui mettent en œuvre les commandes du régulateur, ou les capteurs, qui mesurent l'état actuel du système pour le régulateur. Même le cœur du système, qui exécute les processus fondamentaux, peut connaître des défaillances en raison de problèmes internes ou de perturbations externes. Ces défaillances peuvent entraîner une dégradation de la performance ou même un arrêt complet du système. Par conséquent, la maintenance préventive, le diagnostic continu et les systèmes de détection des anomalies sont essentiels pour garantir une fonctionnalité et une fiabilité continues des systèmes d'énergie renouvelable [41, 42].

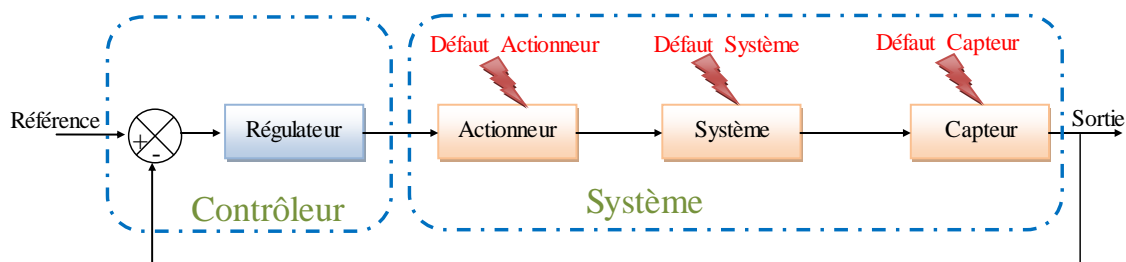


Figure. I. 6. Schéma de boucle de régulation avec les défauts du système

I.4 Classification des défauts

Un défaut peut être défini comme étant une déviation, indésirable, d'au moins une propriété caractéristique ou d'un paramètre du système. Un défaut peut apparaître à différents endroits du système. Il peut provoquer des mauvais fonctionnements ou la perte totale du système. Trois classes de défauts peuvent être définies figure I.6.

I.4.1 Défauts actionneurs

Les défauts des actionneurs se manifestent au sein de la partie opérative du système, altérant le signal d'entrée [38]. Ces erreurs peuvent entraîner une perte totale ou partielle de l'actionneur, affectant le fonctionnement du système. En cas de défaut partiel des actionneurs, ces derniers peuvent encore fonctionner de manière similaire au régime nominal, mais avec une altération partielle de leur efficacité dans le contrôle du système [38].

➤ Défauts composants ou actionneur

Les défauts de cette catégorie proviennent intrinsèquement du système lui-même. Même si les défauts qui ne sont pas associés à un capteur ou à un actionneur sont parfois classés de manière arbitraire dans cette catégorie, un défaut composant se produit lorsque l'intégrité d'un élément du système est compromise, diminuant ainsi les capacités globales du système à exécuter ses fonctions (Figure I.7) [38].

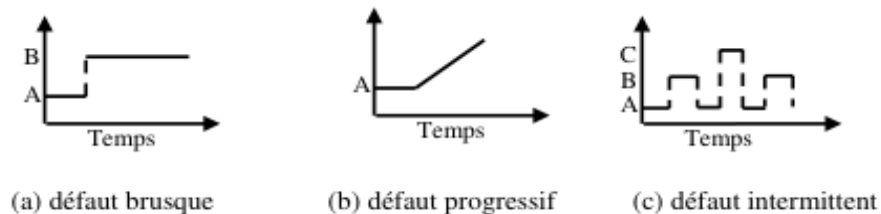


Figure. I.7. Répartition des défauts du Système

I.4.2 Défauts capteurs

Les défauts capteurs donnent lieu à une distorsion de l'image de l'état physique du système. Un défaut capteur partiel génère un signal qui présente une adéquation variable avec la véritable valeur de la variable mesurée. Cela peut se traduire par une diminution de la valeur affichée par rapport à la valeur réelle, ou par la présence d'un biais ou d'une augmentation du bruit, ainsi à une interprétation précise.

➤ Types des défauts de capteur

Pour catégoriser les défauts en fonction de leur influence sur les performances du système, on peut faire une distinction entre deux types : les défauts additifs et les défauts multiplicatifs, comme présenté dans la figure (I.8).

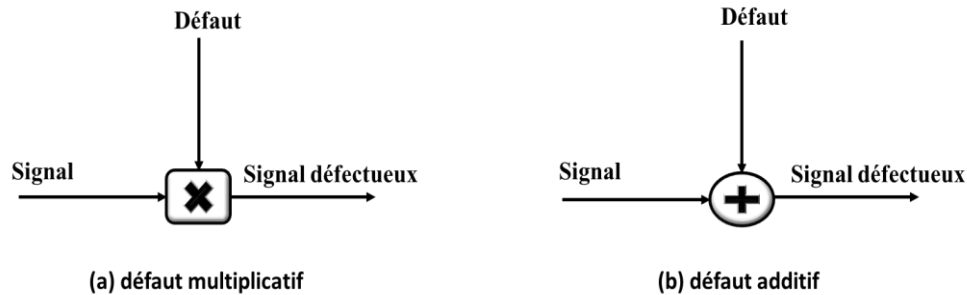


Figure.I.8. Type des défauts

I.4.3 Différents modes de fonctionnement d'un système

Un système présente généralement plusieurs modes de fonctionnement. On peut observer des modes de plusieurs types parmi lesquels :

➤ Mode de fonctionnement nominal

Se réfère à l'état standard ou normal dans lequel un système ou un équipement opère conformément à ses spécifications prévues.

➤ Mode de fonctionnement dégradé

Il fait référence à un état où un système ou un équipement ne fonctionne pas selon ses spécifications normales, mais continue de fournir des services avec une performance réduite ou altérée.

➤ Mode de défaillance

Se réfère à la manière spécifique dont un système ou un composant cesse de fonctionner conformément à ses spécifications. C'est la manifestation observable d'une défaillance dans le système.

- ✚ Pour assurer la protection des systèmes et détecter les défaillances précoces, il est impératif de mettre en place des procédures de maintenance, de diagnostic ainsi que de pronostic.

I.5 Maintenance

La maintenance est le processus de garder ou de réparation d'un élément, d'un système ou d'un dispositif spécifique pour remplir ses fonctions, ce qui contient l'action de maintien de sa performance et d'éviter sa défaillance au future, ou réforme des pannes.

La maintenance regroupe toutes les mesures techniques permettant de maintenir le fonctionnement des équipements, telles que la prévention, le diagnostic, localisation des dommages, réparation et maintenance prédictive en prédisant le temps de panne et le temps d'arrêt en cas de panne. La figure (I.9) montre les types de maintenance [44, 45].

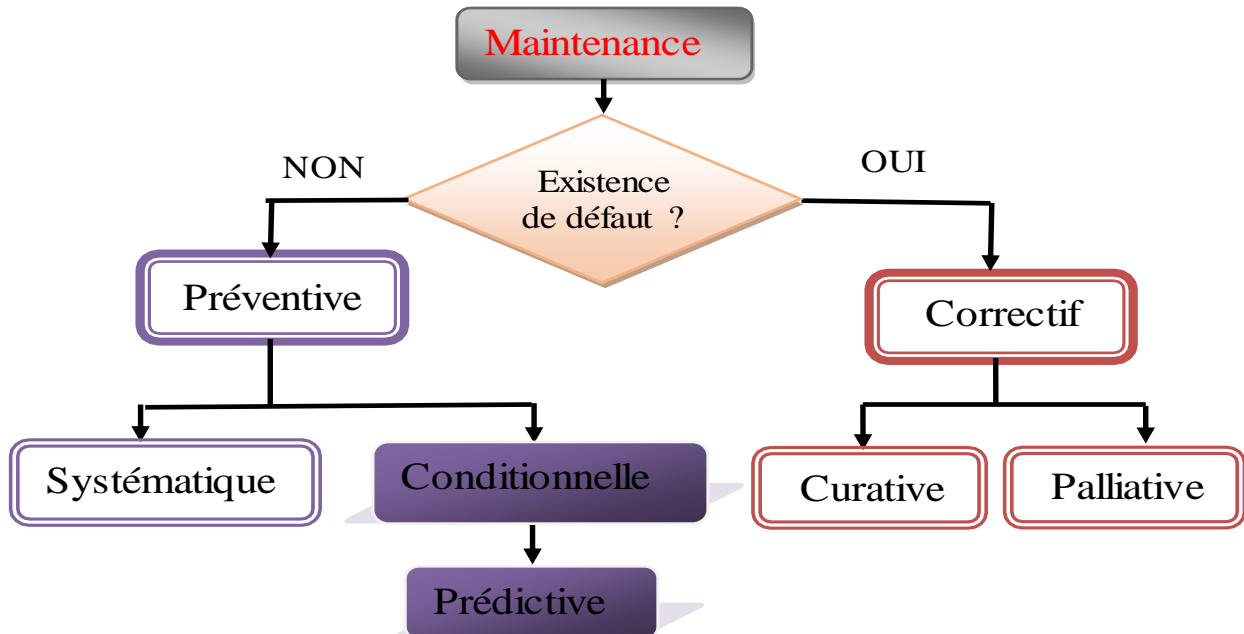


Figure.I.9. Stratégies de Maintenance des Systèmes Industriels

I.5.1 Maintenance corrective

Cette maintenance est effectuée lorsqu'il y a des dysfonctionnements dans le système qui provoquent l'arrêt du système, le problème est corrigé dès qu'il se produit. Cet entretien est divisé en deux parties [45, 46].

I.5.2 Maintenance préventive

Tous les moyens et processus sont combinés pour prévenir les défaillances selon des périodes de temps spécifiques ou des normes appropriées afin de réduire les défaillances du système et d'augmenter sa fiabilité pour fonctionner le plus longtemps possible et assurer la sécurité des personnes ce modèle contient trois types d'entretien [45].

I.5.2.1 Maintenance conditionnelle

Cette maintenance est appliquée si l'équipement dépasse le seuil applicable, comme une augmentation de la vitesse de rotation ou des augmentations de température, et c'est ce que nous considérons comme un **diagnostic**.

I.5.2.2 Maintenance prédictive

Cette maintenance dépend de l'utilisation de tous les moyens possibles pour surveiller l'équipement, prévoir le moment de l'apparition du dysfonctionnement et intervenir rapidement. Préserver l'équipement d'éventuels dysfonctionnements. Et c'est ce que nous considérons comme un **pronostic**.

I.6 Objectifs du diagnostic

Les systèmes et équipements divers peuvent subir des pannes dues à l'usure ou à des facteurs externes. La maintenance préventive, notamment le diagnostic, est crucial pour détecter les erreurs et les problèmes. Ce processus implique la collecte et l'analyse de données, utilisant des outils et techniques spécifiques pour identifier les causes des défaillances. Un diagnostic précis est vital pour une maintenance efficace, permettant de réparer ou remplacer les parties endommagées et prévenir d'autres dommages. Les problèmes et l'erreur qui affectent les petits équipements dans un appareil peuvent causer la détérioration et l'échec du fonctionnement de l'appareil. Le schéma de la figure (I.10), est illustré les étapes de la dégradation [46,48].

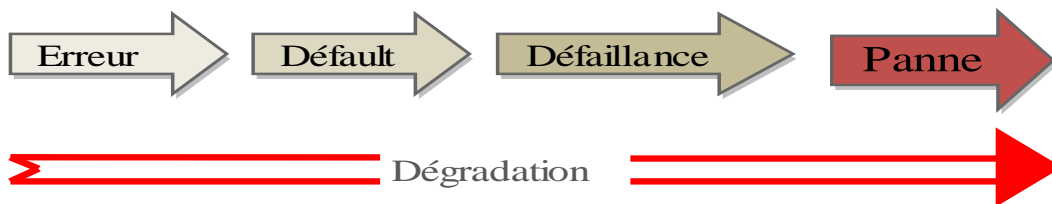


Figure. I. 10. Étapes de développement de dégradation d'un équipement

I.7 Définitions du diagnostic

Le diagnostic des défauts ou (FDI : fault detection isolation) est le processus systématique et méthodique visant à détecter, analyser et identifier les anomalies, dysfonctionnements ou défaillances dans un système, un équipement ou un processus. Il implique l'utilisation de méthodes, d'outils et de techniques spécifiques pour comprendre les causes sous-jacentes des problèmes et faciliter la prise de décisions en vue de la réparation, de la correction ou de l'amélioration du système concerné. En contexte industriel ou technique, le diagnostic des défauts peut être effectué à l'aide de diverses technologies telles que les capteurs, les logiciels de surveillance, les tests non destructifs, etc.

En médecine, le diagnostic des défauts concerne l'identification des maladies ou des conditions médicales à travers des examens cliniques, des tests de laboratoire et des procédures d'imagerie médicale. Dans tous les cas, l'objectif est de garantir le bon fonctionnement du système ou de traiter les problèmes détectés de manière efficace [48, 38]. Afin de discuter les incidents susceptibles de se produire au sien d'un system, nous allons clarifier les termes ci-après :

- ***Erreur***

L'erreur se produit lorsque les composants subissent des changements indésirables, altérant les performances du système. Cela peut être dû à des déformations, des modifications des propriétés ou à des facteurs externes.

- ***Défaut***

Se réfère à toute anomalie, altération ou défaillance qui compromet la qualité d'un produit ou d'un processus. La détection précoce des défauts est cruciale pour maintenir des normes élevées de qualité et de performance industrielle.

- ***Défaillance***

La défaillance survient quand les composants ou systèmes ne fonctionnent pas comme prévu, affectant négativement la performance globale.

- ***Panne***

Interruption soudaine et involontaire du fonctionnement normal d'un dispositif, d'une machine ou d'un système, entraînant son arrêt momentané.

- ***Résidu***

Substance ou matière restante après un processus ou une réaction, souvent sous forme de déchet ou de produit secondaire. En contexte analytique, le résidu peut également désigner une quantité non éliminée ou non transformée.

I.8 Classification des approches du diagnostic

Les méthodes de diagnostic des défauts se divisent en deux catégories : quantitative et qualitative. Le choix entre ces méthodes dépend du type de système et des données disponibles. La Figure (I.11) illustre ces deux approches et classe leurs outils [49, 38].

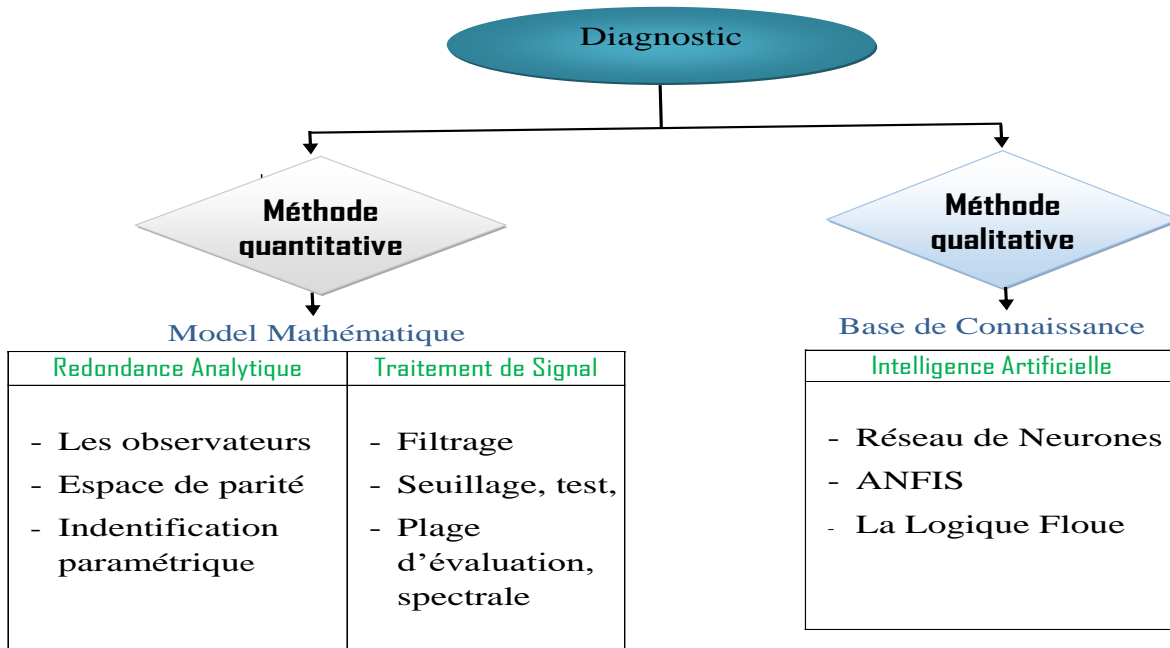


Figure. I. 11. Classification des méthodes de diagnostic

I.8.1 Approche qualitative (à base de modèle)

Ce type de diagnostic repose sur des méthodes d'évaluation de la qualité et des performances, ainsi que sur l'analyse des données non numériques de l'appareil. nominaux [48, 52]. Il utilise des outils et des algorithmes tels que les revues techniques et des techniques d'intelligence artificielle telles que les réseaux neuronaux de différentes architectures et la logique floue, ainsi que d'autres outils qualitatifs non numériques. L'obtention de résultats nécessite une analyse qualitative des données et l'extraction des paramètres liés à l'appareil.

I.8.2 Approche quantitative (Sans modèle)

Ceci est l'une des approches d'analyse, qui repose sur l'évaluation et la mesure des performances de l'appareil à diagnostiquer en utilisant des techniques quantitatives. Son fonctionnement est basé sur l'exploitation et l'analyse des données numériques, ce qui permet une analyse précise. L'utilisation de cette méthode de diagnostic permet l'utilisation nominaux [48, 49,52]. D'outils et de méthodes mathématiques telles que les observations mathématiques linéaires et non linéaires, ainsi que l'analyse du signal pour analyser les données de manière précise et extraire les informations nécessaires pour l'analyse.

I.9 Les étapes et les méthodes de diagnostic

Pour diagnostiquer une panne ou un dysfonctionnement d'un appareil, nous passons par plusieurs étapes pour déterminer le type de panne, son emplacement et ses causes principales, la figure (I.12) explique les différents types et étapes de diagnostic nominaux [50, 53]. Des pannes de tout appareil, ainsi que Les termes détection, localisation, identification sont définis comme suit :

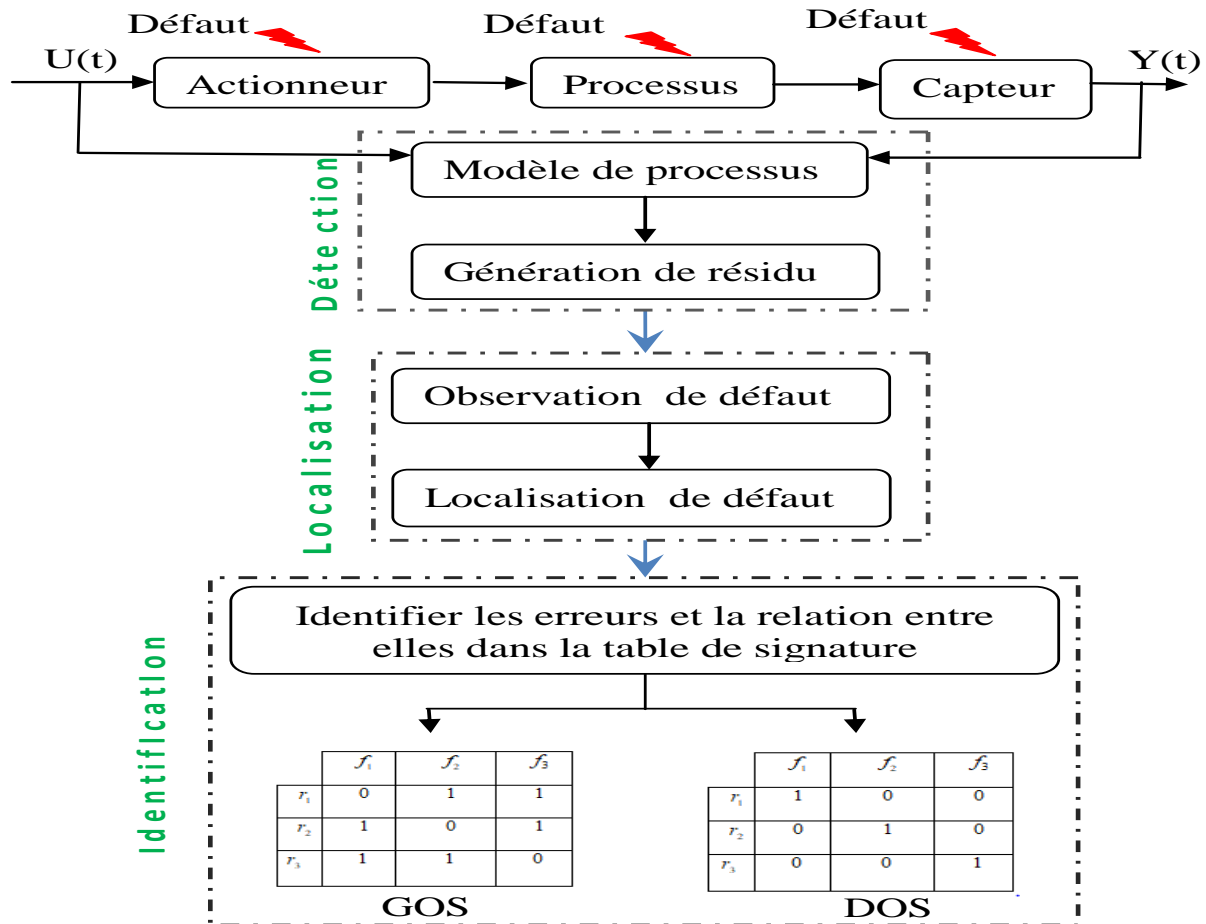


Figure. I. 12. Les différentes étapes de diagnostic (FDI)

I.9.1 Détection

Il s'agit de la première étape au cours de laquelle les erreurs ou problèmes sont détectés et identifiés, qu'ils soient présents ou non. Dans ce processus, on vérifie si l'équipement ou ses composants ont été affectés par un dysfonctionnement ou un problème, en évaluant s'ils ont été endommagés ou touchés par une panne.

I.9.2 Génération des résidus

La génération de résidu dans le diagnostic est une technique essentielle qui implique la création d'un écart ou d'un « résidu » entre les valeurs mesurées et les valeurs estimées par les modèles du système. Ce processus est crucial pour identifier les dysfonctionnements et les défaillances au sein d'un système, tel qu'une turbine éolienne. En pratique, ces résidus fournissent des indications précieuses sur les écarts entre le fonctionnement réel et le fonctionnement attendu, permettant ainsi de détecter les anomalies. La précision et la fiabilité de la génération de résidus sont déterminantes pour la qualité du diagnostic, offrant une base solide pour l'analyse des problèmes et l'élaboration de stratégies de maintenance efficaces. Cette méthode est particulièrement utile dans les systèmes complexes, où les défaillances peuvent être subtiles et difficiles à détecter par des moyens conventionnels [50, 38].

I.9.2.1 Génération de résidu sans model

Cette méthode est consistée à créer un résidu basé directement sur les données opérationnelles, sans utiliser un modèle préétabli du système. Cette approche repose sur l'observation et l'analyse des écarts entre les comportements normaux et anormaux du système, tels que détectés dans les données. Elle est souvent utilisée lorsque les modèles précis du système ne sont pas disponibles ou sont trop complexes à établir. En se concentrant sur les variations et les anomalies directement observables, cette méthode peut être efficace pour identifier les problèmes dans des systèmes où la modélisation traditionnelle est impraticable[14,50, 55].

➤ **Observateur d'état**

Un observateur d'état est un système algorithmique conçu pour fournir une estimation en temps réel des états internes d'un système dynamique. Basé sur un modèle mathématique du système, l'observateur utilise les données des entrées et des sorties observables pour calculer les estimations des états non observables. Il peut également générer des résidus en cas de dysfonctionnement du système[13,23, 55].

❖ *Caractéristiques de l'observateur*

- **Estimation d'état** : il est utilisé pour estimer les états internes d'un système qui ne peuvent être mesurés directement, en raison de contraintes technique ou de coût.
- **Amélioration de control** : l'information sur les états estimée par l'observateur peut être utilisée pour améliorer la performance des systèmes de commande, en offrant une meilleure compréhension de l'état actuelle de système [13, 55].

- **Rééducation de coût** : permet d'éviter l'utilisation de capteurs coûteux ou techniquement complexes pour mesurer directement chaque état interne.
- **Conception Flexible** : peut être conçue pour répondre à diverses exigences, telles que la rapidité de réponse et la précision, en ajustant des paramètres tels que la matrice de gain.

Le graphique de l'observateur est représenté à la (figure 1.13), et il est décrit par la représentation d'état dans l'équation (I.2).

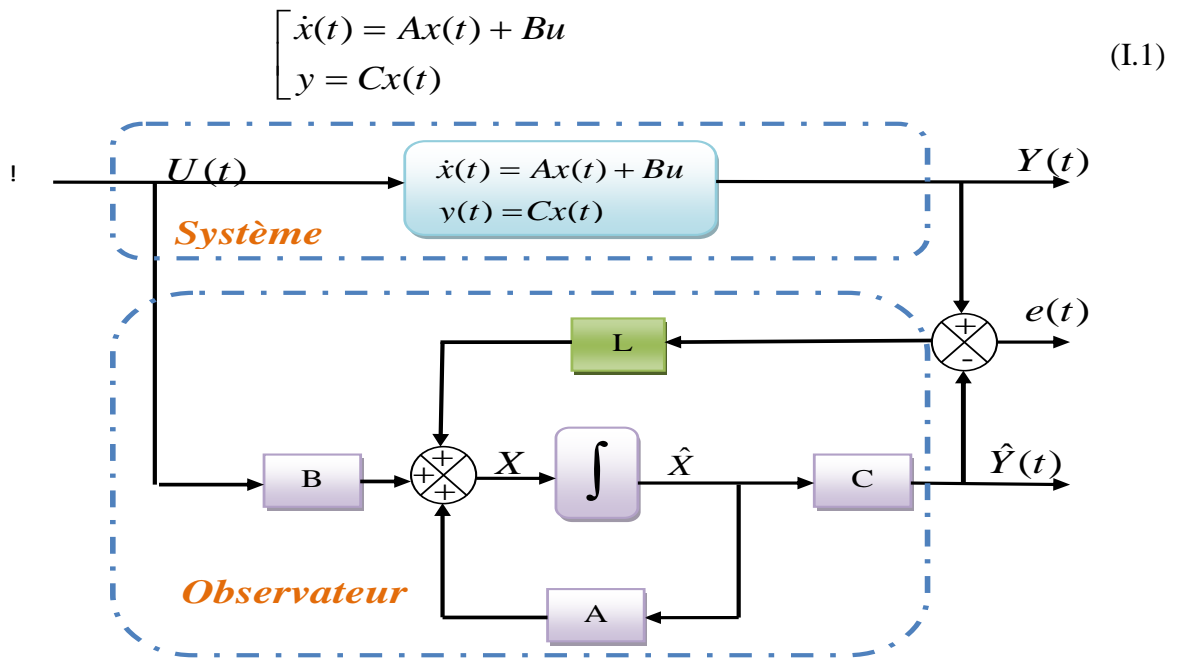


Figure. I. 13. Génération des Résidus par un observateur d'état

Où les variables $x(t)$, $y(t)$ et les matrices A , B , C sont interprétées de manière conventionnelle. Le dispositif de reconstruction d'état, agissant comme créateur de résidus r , est alors formulé de la manière suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu + L(y - \hat{y}) \\ y = Cx(t) \\ r(t) = e(t) = y(t) - \hat{y}(t) \end{cases} \quad (I.2)$$

Où $(e(t))$ est le comportement de l'erreur d'estimation et (L) représente le gain de l'observateur. Les diverses techniques de création que nous avons décrites précédemment produisent des résidus habituellement classés en deux types, soit les résidus structurés, soit les résidus directionnels.

❖ *Matrice de gain(L)*

La matrice de gain pour un observateur est un ensemble de coefficients utilisé dans un observateur d'état, tel qu'un observateur de Leuenberger, pour estimer les états d'un système dynamique. Cette matrice est conçue de manière à optimiser la performance de l'observateur, en particulier en termes de rapidité de convergence et de précision de l'estimation.

➤ **Estimation paramétrique**

Le diagramme de la figure (I.14) illustre le concept de création de résidus. Cette méthode implique la détermination du modèle du système en se fondant exclusivement sur les entrées et les sorties observées[45.49].

$$y(t) = f(u(t), \theta) \quad (I.3)$$

Où θ symbolise le vecteur des paramètres déduits grâce aux valeurs de $u(t)$ et $y(t)$.

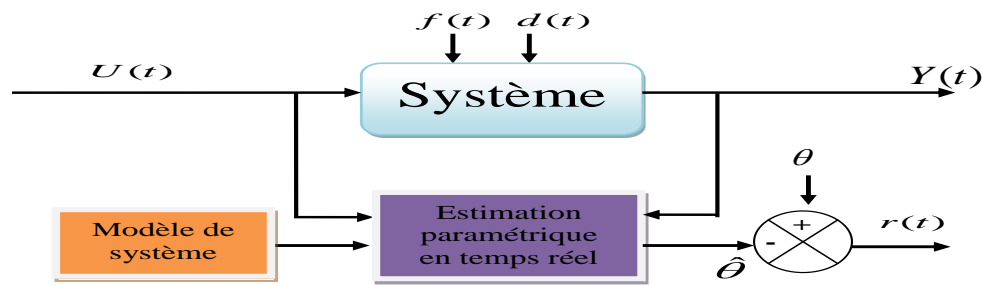


Figure. I. 14.Génération de résidus par estimation paramétrique

I.9.2.2. Génération de résidu avec modèle

L'utilisation des méthodes d'intelligence artificielle est particulièrement avantageuse dans les situations où les modèles typiques du système sont peu pratiques pour le contrôle (comme dans les cas de défaillance), et où l'analyse de données implique un volume important de connaissances incluant des informations de nature linguistique [20, 54].

Où un modèle est créé à l'aide de différents algorithmes d'intelligence artificielle (logique flou, réseau de neurone, neuro-flou) en exploitant les tenants et les aboutissants du modèle pour être identique au modèle.

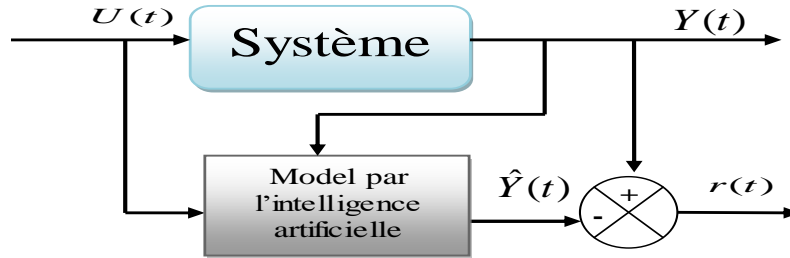


Figure. I. 15. Génération des résidus par un modèle Intelligent

➤ Réseau de neurone

Les réseaux neuronaux, qui s'inspirent du fonctionnement du cerveau humain, sont catégorisés pour les applications diagnostiques selon leur architecture (par exemple, sigmoïdale, radiale, etc.) et leur mode d'apprentissage (qu'il soit supervisé ou non) [48, 56]. Cette classification est illustrée dans la figure (I.16) ci-après.

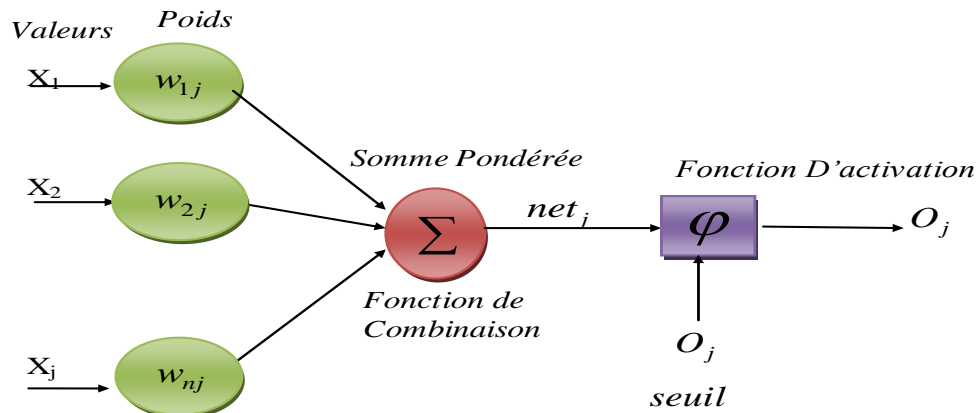


Figure. I. 16. Modèle non linéaire d'un Réseau de Neurone

La méthode d'enseignement visant à réduire l'erreur quadratique est définie par l'équation ci-après

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - y_i)^2 = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - \sum w_{ij} x_j)^2 \quad (I.4)$$

Quand la modification de chaque pondération (k) est une quantité (k) proportionnée au gradient de l'erreur.

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{dE}{dw_{ij}} = \eta \sum_i (d_i - y_i) x_i \quad (I.5)$$

Où d_i est représentée la valeur de sortie souhaitée et y_i la valeur de sortie obtenu.

I.9.3 Redondance physique et analytique

I.9.3.1 Redondance physique

Redondance matérielle (physique) : cette approche, qui détecte les défauts du capteur si détectables et isole les défauts du capteur si suffisamment de redondance est présente, nécessite des modèles de bruit pour une décision statistique. L'intégration de capteurs additionnels permet d'acquérir des données supplémentaires et fiables sur une variable spécifique et de surveiller simultanément le même composant, afin d'accroître le niveau de sûreté du système observé, comme illustré dans la figure (II. 18). Cette méthode permet également d'identifier et d'isoler les capteurs défectueux [25, 38, 48].

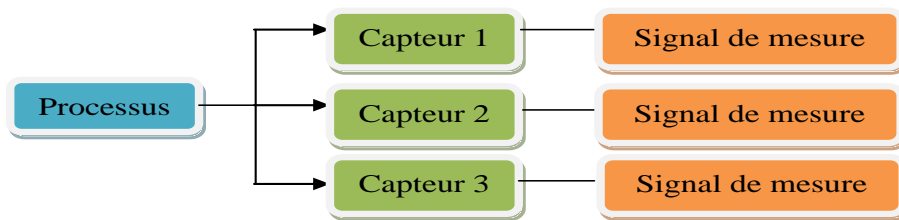


Figure. I. 17. Redondance des capteurs

✓ *C'est cette disposition qu'on va adopter dans cette thèse. Trois capteurs pour chaque sortie*

➤ Redondance d'observateur

La figure (I.18 (a)), présente la méthode de détection des défaillances via un observateur spécialisé. Le $i^{\text{ème}}$ observateur est commandé par l'entrée $i^{\text{ème}}$ et toutes les sorties. Les autres entrées sont traitées comme inconnues, et la réaction de cet observateur $i^{\text{ème}}$ reste non affectée par les anomalies des entrées non sollicitées.

La figure (I.18. (b)), dépeint la stratégie de détection des anomalies par un observateur spécialisé. Cet $i^{\text{ème}}$ observateur est régulé par la sortie $i^{\text{ème}}$ et l'ensemble des entrées. Sa réaction demeure non affectée par les anomalies des sorties non exploitées.

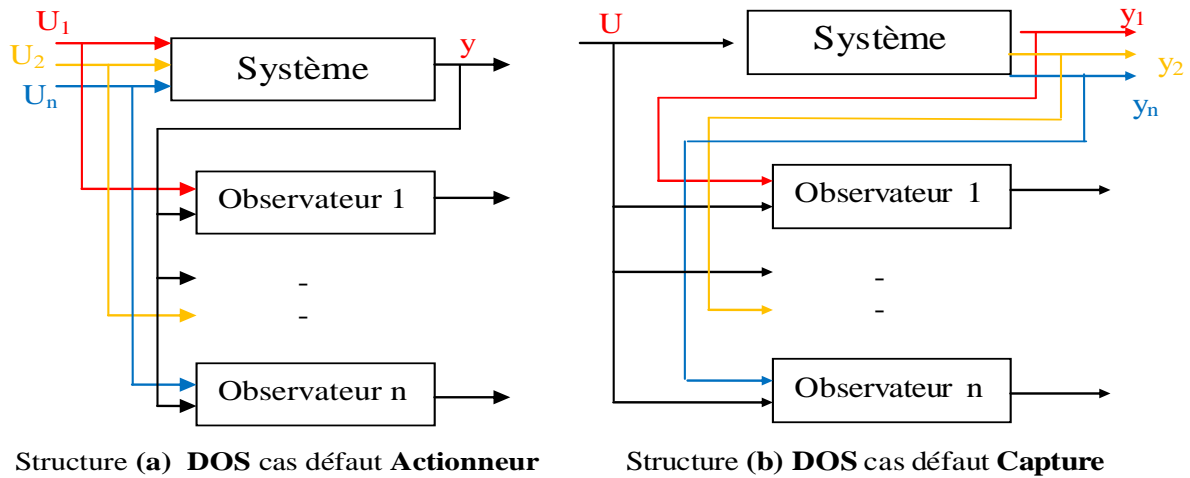


Figure. I. 18. Structure d'observateurs généralisés GOS

La figure (I.19. (a)), illustre la méthode de repérage des anomalies des actionneurs via un observateur généralisé. Il s'agit d'un agencement où chaque observateur, désigné par le terme $i^{ème}$, est commandé par l'ensemble des sorties et des entrées à l'exception de l'entrée $i^{ème}$. Par conséquent, la réaction de cet observateur est affectée par les irrégularités de toutes les entrées à l'exception de celle désignée entrée $i^{ème}$.

La figure (I.19. (b)), expose la technique de repérage des dysfonctionnements des capteurs via un observateur généralisé. Cette configuration implique que le $i^{ème}$ observateur est dirigé par l'intégralité des sorties et des entrées, excepté la sortie $i^{ème}$. Ainsi, la réaction de cet observateur est influencée par les anomalies de toutes les sorties, à l'exception de la sortie $i^{ème}$.

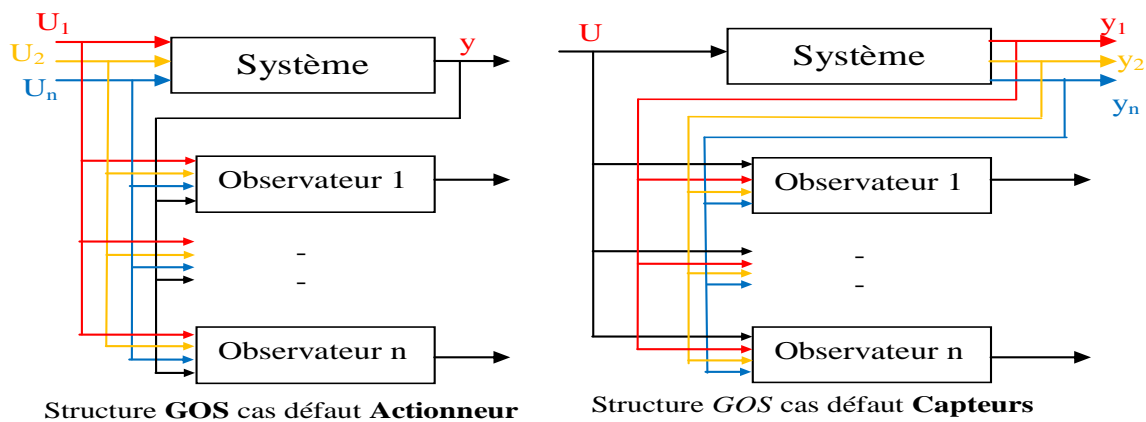


Figure. I. 19. Structure d'observateurs généralisés GOS

La redondance des capteurs, observateurs, entraîne, des résidus tels que chaque appareil produit un résidu, où ces résidus sont exploités et à l'aide d'une logique de détection intégrée par un tableau de signature spécifique, le défaut est Précisément détecté dans n'importe quelle partie dans le matériel, la figure (I.20) illustre la détection de défaut par la redondance matériel [38].

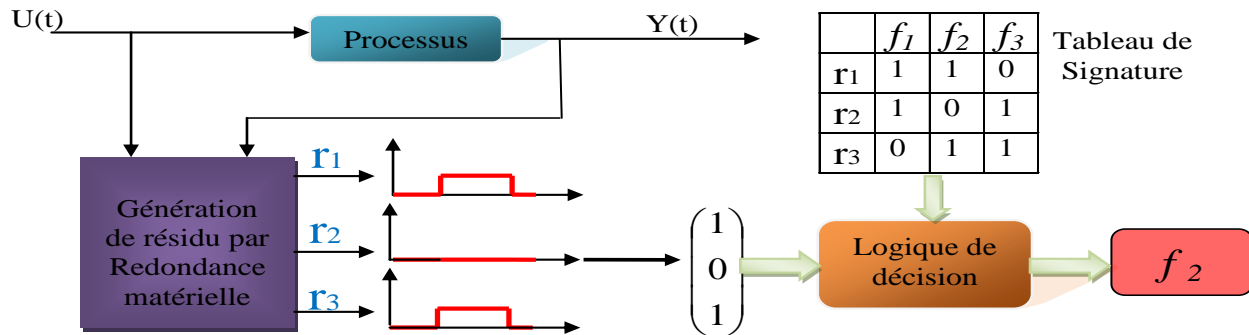


Figure. I. 20. Principe de détection et localisation de défauts base de redondance physique

I.9.4 Redondance analytique

Cette démarche, qui est une relation déduite du modèle mathématique du système à surveiller, entre des variables dont les valeurs numériques sont disponibles à partir de l'instrumentation (commande, consignes, mesures), vise à incorporer d'autres sources d'information par le biais de calculs mathématiques fondés sur les rapports entre les différentes variables mesurées. Elle permet d'examiner la concordance ou la divergence entre les variables mesurées et celles calculées, conduisant ainsi à une amélioration du processus de traitement. L'emploi conjoint de la redondance matérielle et analytique offre des renseignements simultanés, qui sont ensuite traités et analysés à travers des méthodes spécifiques élaborées en fonction des relations mathématiques du processus, pour affiner l'évaluation des dommages des composants [38].

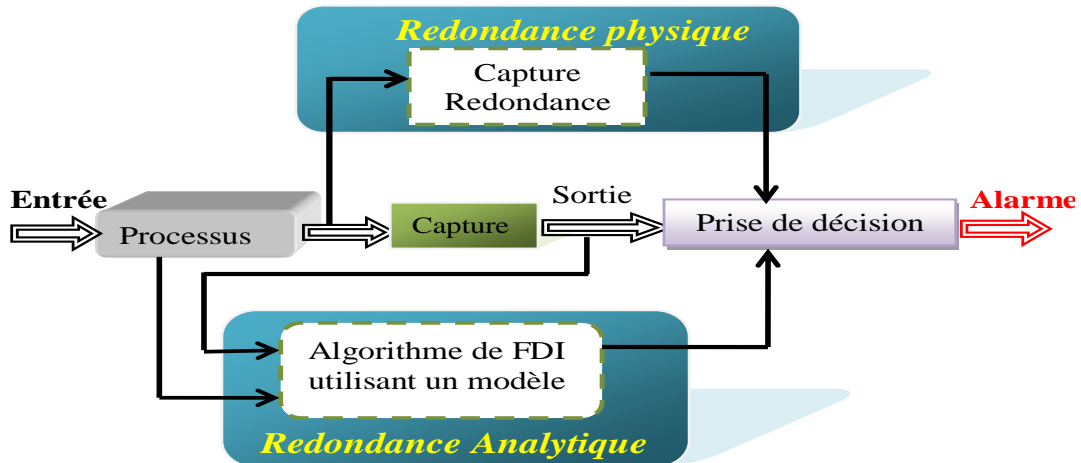


Figure. I. 21.Redondances Physique et Analytique

I.9.5 Localisation

Dans cette étape, nous procédons à une localisation précise de la panne, en identifiant le composant ou l'élément endommagé parmi les composants et les équipements de l'appareil, ainsi que l'emplacement de la panne, qu'elle se trouve à la surface de l'appareil externe ou à l'intérieur de l'appareil. Cela dépend du type et de la nature des équipements à examiner [38, 48,56].

I.9.5.1 Choix de seuil

Le seuil des défaillances dans un diagnostic est le niveau critique auquel un système décide de l'existence ou de l'absence d'une condition spécifique, comme une maladie dans un test médical ou un défaut dans un contrôle de qualité. Ce seuil est considéré comme optimal lorsqu'il représente le meilleur compromis entre deux objectifs opposés : d'une part, détecter le maximum de vrais cas positifs (réduire le taux de non-détection), et d'autre part, minimiser le nombre de fausses alertes ou fausses alarmes. Pour affiner ce seuil existe de nombreuses méthodes, comme :

➤ Carte de contrôle de Shewhart

La carte contrôle Shewart, largement utilisées pour surveiller et contrôler les processus de fabrication en détectant les variations significatives. L'utilisation d'histogrammes, quant à elle, permet d'analyser la distribution des données et d'identifier les seuils où les variations sont les plus marquées. Ces outils aident à établir un seuil de défaillance plus précis en tenant compte des variations naturelles et des anomalies potentielles dans les données Tel que le montre la Figure (I. 22) [25].

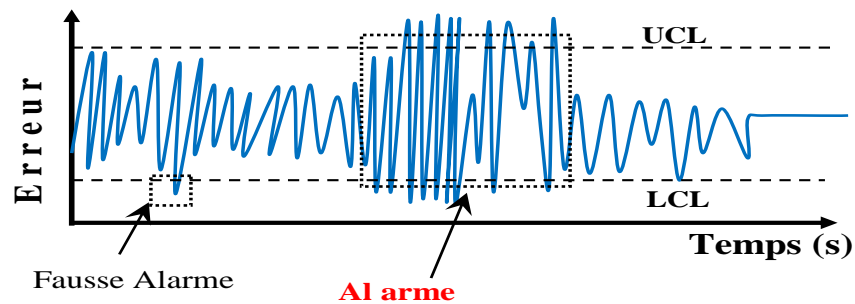


Figure. I. 22. Carte control Shewart

Où *UCL* en anglais (Upper Control Limite), en française : (Limite de Contrôle Supérieure), c'est la valeur maximale dans un processus de contrôle de qualité qui indique le seuil au-delà duquel le processus est considéré comme hors de contrôle et nécessitant une correction. Et *LCL* en anglais (Lower Control Limite) en française : (Limite de Contrôle Inférieure), c'est la valeur minimale dans un processus de contrôle de qualité qui signale le point en dessous duquel le processus est jugé hors de contrôle et requiert une intervention [19,25].

➤ **Les étapes de crée un carte de contrôleur**

- 1- Choisir d'une période de temps généralement indiquée sur l'axe X du schéma de contrôle, pour collecter les données nécessaires et définir des limites de contrôle.
- 2- Collecter les données et les inscrire sur la carte de contrôle.
- 3- la calcule de la moyenne des données et tracez une ligne de contrôle.
- 4- Définissez les limites de contrôle supérieur et inférieur et ajoutez ces lignes au graphique, de préférence à l'aide d'une couleur ou d'un motif distinct.
- 5- Identifiez tous les « points hors de contrôle », c'est-à-dire les endroits où les données dépassent les limites de contrôle. Trouvez les causes et ajustez le processus pour réduire le risque de ces anomalies.
- 6- Reconnaître les limites de contrôle de la courbe et continuer à surveiller le processus.

➤ **Pris de décision**

Lorsque les résidus excèdent la valeur prédéfinie du seuil, cela active un mécanisme d'alerte. Cette alarme sert d'indicateur pour signaler la présence éventuelle d'un défaut. Ce processus implique une surveillance continue des résidus, et en cas de dépassement de la limite établie, le système réagit immédiatement en déclenchant une alarme. Cette réaction rapide est cruciale pour identifier et aborder les problèmes potentiels dès leur apparition, permettant ainsi des interventions

correctives en temps opportun[38], le système réagit immédiatement en déclenchant une alarme si les conditions suivantes sont remplies :

$$\text{Détection de défaut} \left\{ \begin{array}{l} \text{Si } UCL \leq r(t) \leq LCL : \\ \quad \text{Declanchant l'alarme "Existan ce de Défaut"} \\ \text{Sinon :} \\ \quad \text{ne Déclenchant pas l'alarme "Absence de Défaut"} \\ \text{Fin} \end{array} \right. \quad (\text{I.6})$$

I.9.6 Identification

Il s'agit de la dernière étape, au cours de laquelle le type et la nature de l'erreur sont déterminés, ainsi que les principales causes qui ont conduit à son apparition. De plus, on identifie la nature des erreurs qui se sont produites entre elles, ainsi que la possibilité qu'une erreur puisse entraîner l'apparition d'une autre erreur nominale [38,48]. Deux types de tableaux sont utilisés pour étudier DOS, GOS, comprendre et établir des relations entre les erreurs.

I.9.6.1 Tableau de type DOS

En anglais (Dedicated Observer Schéma), la structure qui distingue cette tableau est de nature diagonal, ce qui signifie que toutes les erreurs spécifiques à l'appareil sont indépendantes les unes des autres, sans corrélation entre elles. Ainsi, une erreur ne provoque pas l'apparition d'une autre erreur. Chaque erreur est autonome, que ce soit en termes de type, d'emplacement ou de moment où elle se produit.

I.9.6.2 Tableau de type GOS :

En anglais (Generalized Observer Schéma), ce type de tableau se distingue par son caractère non diagonal, car il existe une relation entre les erreurs. Les erreurs sont liées les unes aux autres, que ce soit en termes de moment ou de cause de leur survenue. Ce type de tableau est largement utilisé dans l'analyse redondance pour les capteurs et trouver les relations entre les erreurs en générant des résidus pour les corrélations entre les défauts.

I.10 Relation entre diagnostic et pronostic

Le processus de diagnostic vise à détecter et identifier l'apparition d'un défaut potentiel dans les composants d'un système, entre les défaillances des sous-systèmes secondaires et la défaillance des systèmes principaux. Ainsi, si un défaut est repéré à un stade précoce et ne nécessite pas d'intervention immédiate, il peut être retardé jusqu'à une phase plus avancée de dégradation. Ceci est avantageux pour maintenir le bon fonctionnement de l'appareil et réduire les interruptions de maintenance [45,56]. C'est là que le rôle de la prévision entre en jeu, car en prévoyant le moment où la défaillance totale se produira, des mesures appropriées peuvent être prises pour résoudre le problème et effectuer la maintenance nécessaire à temps, évitant ainsi la détérioration d'autres composants. Cela réduit également les périodes d'arrêt du système et permet une utilisation plus longue de celui-ci comme la figure. (I.23) montre.

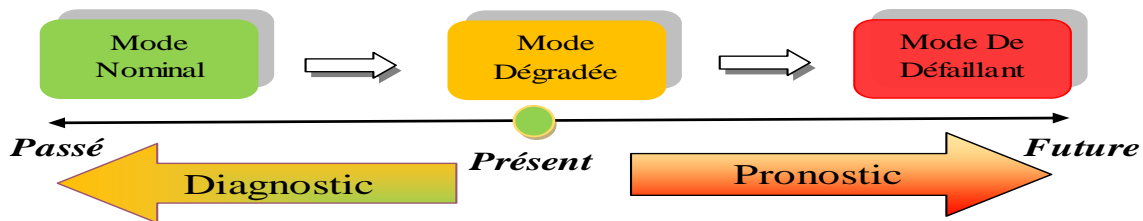


Figure. I. 23. Diagnostic - Pronostic

La prédiction peut également être utilisée pour estimer la durée de vie des composants avant dégradation en fonction de leur état et de leur date d'action, ce qui aide à déterminer l'heure et la date de désintégration. Pour la maintenance de l'appareil afin d'éviter une défaillance totale comme montré sur la figure (I.24) .

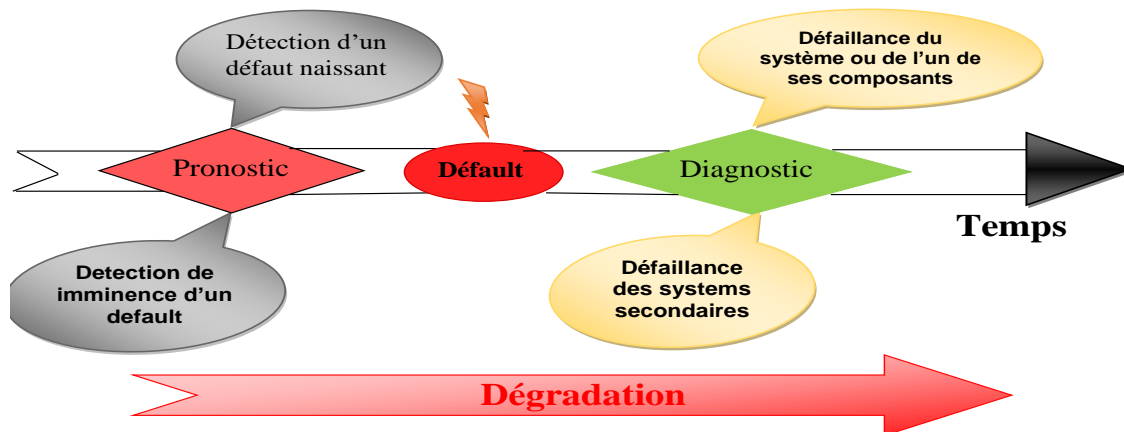


Figure. I. 24. Progression de la dégradation et processus de pronostic et diagnostic dans un système

I.11 Définition du pronostic

Ce terme « pronostic » est émané du grec « progignôskein » qui signifie : connaître à l'avance, est généralement utilisé dans la maladie, car il est utilisé pour prédire la gravité de la maladie et la probabilité de son développement ou de sa disparition sur la base de l'étude du développement de maladies similaires à la maladie étudiée chez d'autres patients. La même chose pour la maintenance en changeant le concept du patient en une machine, où après diagnostic d'un dysfonctionnement de la machine la prévision est utilisée pour étudier l'évolution ou la disparition de la défaillance [45,56]. Ou la prévision la performance et la fiabilité future d'un système,

La norme ISO 13381-1, décrit avec précision le principe du travail du processus de pronostic : Estimer la durée pendant laquelle l'appareil ou le système peut continuer à fonctionner avant qu'un problème ou un dommage ne survienne, y compris l'estimation de l'étendue et de la gravité du risque ou de la survenance d'une défaillance future. Le temps de travail du système avant défaillance est nommé par le terme RUL (Remaining Useful Life).

L'efficacité du pronostic dans la détection des défaillances repose sur l'analyse des types de défaillances qui résultent d'une détérioration graduelle. La méthode la plus basique, la défaillance progressive, permet d'estimer le moment des dommages grâce à une surveillance continue de l'équipement. Ce processus implique de comprendre en détail l'état actuel de l'appareil, nécessitant des méthodes spécifiques pour surveiller son fonctionnement. Le pronostic se base sur des critères d'évaluation adaptée au système concerné et à ses objectifs de performance.

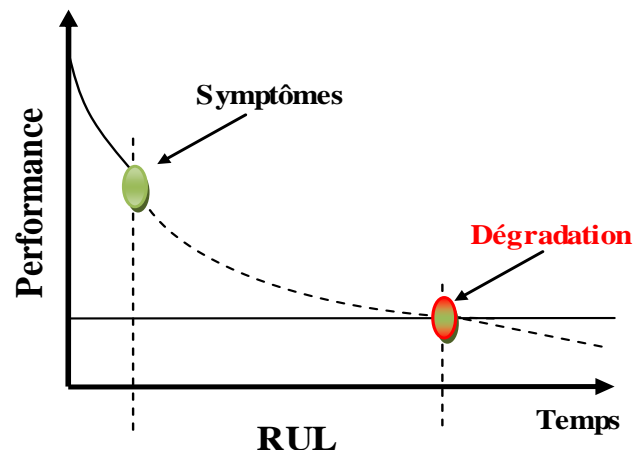


Figure. I. 25. Courbe de dégradation de performance et durée de vie restante (RUL)

I.12 Classification des méthodes de pronostic

Au cours de la dernière décennie, de nombreux outils et méthodes ont été proposés pour prédire la défaillance, et ils diffèrent en général dans la façon dont ils sont appliqués, certaines méthodes dépendent de la qualité des données et des connaissances disponibles pour le système pour construire un modèle de comportement réel du système, y compris le comportement de dégradation du système. Ces méthodes peuvent être regroupées en un nombre limité de catégories en fonction de la façon dont elles sont utilisées.

Dans le présent document Lebold et Thurston, une classification des techniques de prévision est proposée. Cette classification était une classification hiérarchique composée de trois catégories, comme le montre la figure (I.26). Ces catégories sont basées sur l'expérience, les données et les modèles. Pour séparer et sélectionner clairement ces trois types d'approches, des critères spécifiques sont pris en compte, à savoir le coût de l'approche, ses difficultés et la précision des résultats souhaités, et la probabilité d'appliquer cette approche [69].

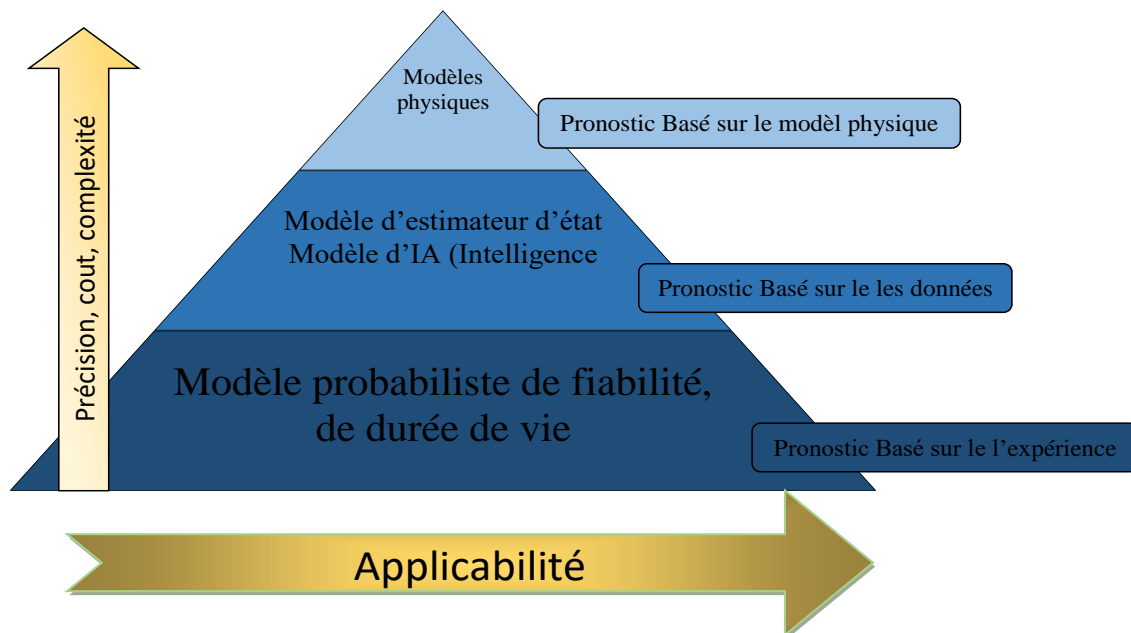


Figure.1.26 .Classification d'approches de Pronostic

En 2011, une nouvelle classification de pronostic comme présenté dans la figure pour les approches présentées dans la figure précédente. Il montre que l'on peut regrouper deux catégories de méthodes, alors que les approches qui s'appuient sur des données observationnelles et les

approches orientées fiabilité dans une catégorie de méthodes dont les propriétés dépendent des données. Les approches qui s'appuient sur des modèles physiques peuvent également être combinés avec des programmes de données pour former une approche mixte[60].

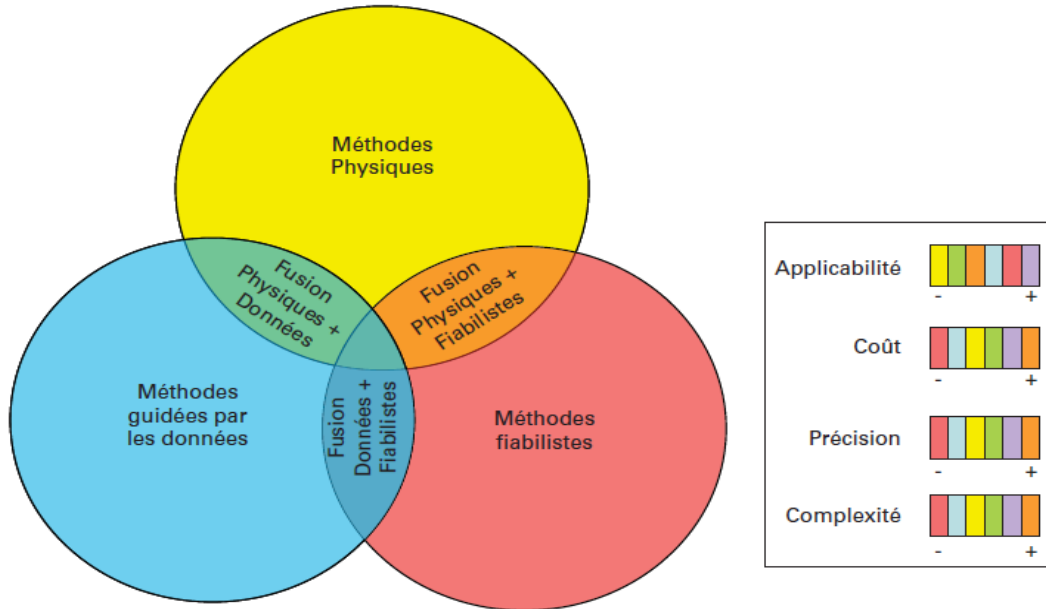


Figure. I. 27. Taxonomie des approches de pronostic

I.12.1 Méthode basé sur un modèle physique

Les méthodes qui dépendent d'un modèle physique dépendent de la création d'un modèle dynamique qui représente l'évolution de l'état du système au fil du temps, car ce modèle doit inclure le phénomène de détérioration et la façon dont il affecte les performances du système cette détérioration qui est le résultat de la fatigue pour le travail continu du système ou des vibrations résultant de Corrosion après une longue période de travail, cette évolution peut être représentée à l'aide d'équations mathématiques subtiles basées sur des lois spécifiques ou d'un processus aléatoire qui prend en compte l'inattendu [56].

Bien que ces méthodes fournissent des résultats précis et fiables comme les autres méthodes, elles présentent un inconvénient majeur pour un système réel et complexe, il peut être difficile, voire impossible, d'obtenir un modèle dynamique précis (dans une formule mathématique précise) pour représenter avec précision et efficacité la dégradation du système. Alors que cette méthode est généralement limitée à des systèmes idéaux et simples, ce qui réduit leur efficacité et limite considérablement leur application.

❖ Les avantages de cette méthode

- **Précision** : le modèle est toujours spécialement conçu pour atteindre un objectif spécifique.
- **Flexibilité** : facilité de modification des caractéristiques du modèle pour l'adapter au système en cas de modification des caractéristiques du système lors du phénomène de détérioration, ce qui permet une utilisation et une adaptation faciles du modèle selon les besoins.
- **Interopérabilité** : le modèle permet de corréler plus facilement les changements d'indicateurs et les changements de paramètres.

❖ Les inconvénients de cette méthode

- Doit avoir une connaissance approfondie de la façon dont la détérioration se produit et des facteurs qui l'influencent pour développer correctement le modèle.
- Dans certains cas, il est très difficile de généraliser des modèles physiques orientés vers des « composants » au niveau du système complet.
- Le développement de modèles nécessite un haut degré de qualification, un haut niveau d'expérience et des ressources financières importantes.

I.12.2 Méthodes basé sur la fiabilité

Les méthodes de fiabilité cherchent à évaluer le potentiel du système à l'aide de modèles probabilistes de dégradation aléatoire, où les paramètres de ces modèles sont déterminés sur la base des opinions d'experts dans le domaine, d'estimations techniques ou de données réelles provenant d'expériences antérieures [56, 61].

❖ Les avantages

- Utilisation dans une variété de domaines ou de situations.
- Il peut être réalisé avec un grand pourcentage de succès sans avoir besoin d'une connaissance particulière des subtilités de la façon dont les processus de dégradation.
- Permettre aux organisations d'améliorer l'allocation de leurs ressources humaines, matérielles et financières.
- Améliorez la sécurité en renforçant la sécurité des systèmes.

❖ Les inconvénients

- L'accent est généralement mis sur l'analyse et l'examen d'éléments individuels plutôt que sur le système dans son ensemble.
- nécessité d'historique d'expériences passées qui représente toutes les conditions dans lesquelles le système se dégradait.
- Concentrez-vous uniquement sur les composants qui sont importants dans le système et qui affectent le système.
- Extrême difficulté à prédire des événements rares.

I.12.3 Pronostic basé sur les données

Cette approche est basée sur le fait que les données de surveillance du système restent relativement inchangées jusqu'à ce qu'un dysfonctionnement ou un défaut se produise dans le système. Les mesures d'entrées-sorties représentent un niveau de compréhension plus fort et plus crédible des phénomènes de dégradation, cette approche est basée sur l'utilisation de données de surveillance issues de capteurs ou d'interférences de maintenance et par leur traitement extrait des caractéristiques qui reflètent le phénomène de dégradation, ces valeurs sont ensuite utilisées pour entraîner des modèles capables de prédire l'état actuel et futur du système et ainsi d'estimer Période de survie prévue RUL Tel que le montre la Figure (I.27) [56, 61, 62].

❖ Les avantages

- La mise en œuvre du processus est facile car elle ne nécessite pas une connaissance précise des mécanismes de dégradation.
- Capacité à traiter les données de bruit et à les convertir en informations utiles pertinentes.
- Atteindre un équilibre entre la précision des résultats de prédiction et la facilité d'application de la méthode.
- Facilité d'expansion et de développement avec la progrès technologiques et à l'augmentation des quantités de données.
- Facilité d'adaptation aux changements du système en cas de changement des conditions de travail ou des changements dans les performances du système.

❖ Les inconvénients

- La difficulté de collecter des ensembles de données suffisants et représentatifs des différentes conditions et scénarios auxquels le système peut être confronté.

- Les données opérationnelles et le suivi doivent être de qualité précise et en grande quantité.
- Temps d'apprentissage, plus le temps d'apprentissage est long, plus il entraîne des retards dans la fourniture de prévisions précises et efficaces.
- Uniquement accredité sur les Situation précédentes, dans le cas où les conditions changent radicalement ou que le système se développe, le modèle devient inefficace.
- Le coût de la collecte de données complètes et étendues est considéré comme élevé.

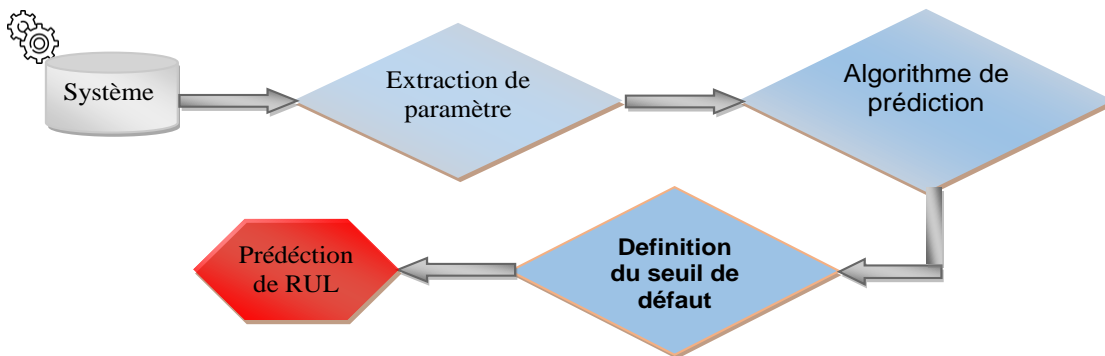


Figure. I. 28. Processus de prédiction de la durée de vie restante (RUL) d'un système

I.12.3.1 Les outils employés dans le pronostic basé sur les donnés

La méthode de prédiction de l'exploitation des données dépend du fait que les données du système restent constantes sans changement jusqu'au moment d'un défaut dans le modèle, où le système est surveillé à l'aide de paramètres de surveillance montrant la dégradation du système, les données collectées sont analysées pour découvrir un défaut spécifique, puis l'évolution des paramètres de surveillance est exploitée pour prédire le temps restant pour la défaillance totale du système[56,62,63,64].

➤ *Technique statique*

Parmi les outils statistiques les plus couramment utilisés, on trouve les techniques d'analyse de séries temporelles. Tels que les modèles de régression, en particulier les modèles de régression, notamment les modèles AR (Auto-Regressive) et ARMA (Auto-Regressive Moving Average models). Les techniques de lissage (tel que le lissage exponentiel), parmi ses caractéristiques, sa facilité de programmation avec l'hypothèse que la détérioration est dans un sens et ne permet pas l'intégration des changements dans les conditions d'utilisation du système.

➤ Régression linéaire

Il s'agit d'une méthode statistique utilisée pour analyser la relation entre une variable dépendante et une variable indépendante, car elle fournit une estimation de la relation entre ces variables de manière linéaire, où elle suppose l'existence d'une relation linéaire, où elle analyse les données disponibles pour déterminer les coefficients de la droite qui montre. Cette analyse permet de comprendre la nature de l'effet exercé par les variables indépendantes sur la variable dépendante. Cette méthode utilise des outils mathématiques et statistiques mathématiques pour analyser et déduire la relation linéaire.

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i,1} + \beta_2 X_{i,2} + \dots + \beta_{p-1} X_{i,p-1} + \varepsilon_i \quad (I.7)$$

Où y_i : c'est une variable stochastique qui représente la valeur de réponse lors du premier essai de l'expérience.

$\beta_0 + \beta_1 + \beta_{2i, 2} \dots \beta_{p-1}$: Représente les paramètres estimés.

$X_0 + X_1 + X_{2i, 2} \dots X_{p-1}$: Représente les paramètres estimés.

ε_i C'est l'erreur aléatoire de moyenne = 0.

❖ Les avantages

- Puissance de prédiction : Permet une prédiction efficace grâce à des relations linéaires détectées qui contribuent à guider les décisions futures.
- Simplifiez les modèles Des modèles de prévision simples peuvent être conçus, ce qui les rend faciles à comprendre et à mettre en œuvre.
- Analyse d'impact individuelle : l'analyse linéaire de l'effet de chaque variable permet d'identifier les principaux facteurs contribuant à la prédiction.
- Utilisation courante et les plus utilisées.

❖ Les inconvénients

- Simplification excessive : de l'analyse de régression linéaire peut entraîner de grandes difficultés dans la prédiction et le traitement de phénomènes complexes.
- Identification des hypothèses Engagement à l'égard de certaines hypothèses qui peuvent ne pas être réalistes dans le contexte actuel.
- L'impact significatif des valeurs aberrantes : peuvent avoir une incidence importante sur la prédiction, ce qui augmente la sensibilité du modèle à ces valeurs.

I.13 Conclusion

Ce chapitre a mis en lumière l'importance croissante des énergies renouvelables dans le monde. On a exposé les diverses techniques de maintenance, diagnostic et pronostic essentielles à l'optimisation de ces systèmes d'énergie renouvelable. En abordant les défis et les solutions innovantes dans la gestion de ces systèmes. Ce chapitre souligne l'importance d'une maintenance proactive et prédictive pour garantir leur efficacité, durabilité et fiabilité à long terme. Cette étape est cruciale pour maximiser le potentiel des énergies renouvelables, réduire les coûts d'exploitation et minimiser l'impact environnemental, jouant ainsi un rôle clé dans la transition vers une énergie plus verte et plus durable.

Dans le prochain chapitre, notre attention se porte sur la présentation d'un modèle de simulation d'une turbine éolienne, conçu comme un benchmark. Ce modèle est élaboré pour illustrer le fonctionnement de la turbine dans diverses conditions opérationnelles : sans défauts et avec défauts.

CHAPITRE: II

Modélisation d'une Turbine Eolienne à Axe Horizontale

II.1 Introduction

Les éoliennes, pilier de l'énergie renouvelable, incarnent une solution innovante et respectueuse de l'environnement pour répondre aux besoins croissants en énergie propre. Ce chapitre s'ouvre sur une exploration globale de l'énergie éolienne, abordant son évolution, son impact écologique et son rôle crucial dans la transition énergétique mondiale. L'accent est mis sur la manière dont ces structures captent et transforment l'énergie cinétique du vent en électricité, un processus fondamental pour comprendre leur importance dans le paysage énergétique actuel.

La turbine éolienne à trois pales est un symbole emblématique de l'énergie renouvelable moderne. Caractérisée par son design à axe horizontal, cette turbine combine efficacité, fiabilité et esthétique. Les trois pales permettent un équilibre optimal entre la capture d'énergie et la stabilité mécanique, maximisant ainsi la conversion de l'énergie du vent en électricité. De plus, leur forme aérodynamique réduit la résistance au vent, augmentant l'efficacité et minimisant l'usure. Ces turbines sont conçues pour s'adapter à diverses conditions climatiques, ce qui les rend adaptées à une large gamme de sites. Leur efficacité énergétique et leur durabilité en font un choix privilégié pour les projets d'énergie éolienne, contribuant significativement à la production d'énergie propre et à la réduction des émissions de gaz à effet de serre.

Dans ce chapitre, nous explorons en détail les turbines éoliennes, abordant leurs différents types et avantages. Nous développerons un modèle de simulation pour une éolienne à trois pales, intégrant les composants clés tels que le système de tangage, le générateur, et le convertisseur de vitesse. Outre ces éléments, le modèle comprendra également les moteurs, les capteurs. Une attention particulière sera portée à la modélisation de différentes vitesses de vent, permettant d'examiner le comportement de la turbine dans divers scénarios opérationnels. Les résultats de ces simulations enrichiront notre compréhension des dynamiques de fonctionnement des éoliennes et contribueront au diagnostic efficace des défauts, offrant ainsi une perspective complète sur la performance et la fiabilité des éoliennes à trois pales.

II.2 Les éoliennes

Un aérogénérateur, communément appelé turbine éolienne est le processus de conversion de l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique. Les pales de l'éolienne, en tournant, mettent en mouvement le générateur qui transforme cette énergie mécanique en électricité spécifiquement éolienne. Cette électricité peut être intégrée au réseau électrique ou stockée dans des batteries dédiées à l'énergie éolienne comme montre dans la (figure II.1) [5].



Figure. II. 1. Turbine éolienne

II.3 Principe de fonctionnement de l'énergie éolienne

Une éolienne marche comme une chaîne de transmission de la puissance. La puissance mécanique de l'air est transformée en puissance mécanique de rotation du rotor, qui est transformée en puissance électrique par le générateur, qui est à nouveau convertie dans une forme facile à transporter par des câbles haute tension (figure II.2) [58].

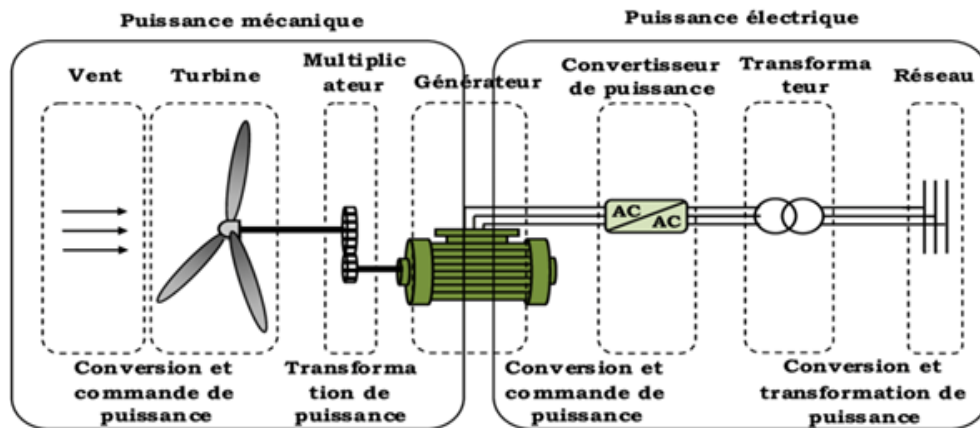


Figure. II. 2. Principe de fonctionnement de l'énergie éolienne

II.4 Différent types de turbines éoliennes

II.4.1 Turbine éolienne à axe vertical

Les éoliennes à axe vertical représentent une catégorie d'éoliennes utilisant deux ou plusieurs pales pour recueillir l'énergie éolienne. Ces pales sont liées à un arbre en rotation, produisant ainsi de l'électricité. Elles sont principalement déployées dans des zones où la vitesse du vent est plus faible, étant moins efficaces que d'autres types de turbines (figure II.3) [37, 38].

II.4.1.1 L'éolienne Darrieus

Les turbines Darrieus sont une variété d'éoliennes à axe vertical, caractérisées par l'utilisation de pales courbes pour capter l'énergie éolienne.

Ces pâles sont reliées à un arbre en rotation, produisant ainsi de l'électricité. Elles sont fréquemment installées dans des zones où la vitesse du vent est plus élevée, en raison de leur rendement supérieur par rapport à d'autres types de turbines [37, 38].



Figure. II. 3. Éoliennes axe vertical de Darrieus

❖ Avantages de turbine éolienne à axe vertical

- Moins sensible aux changements de direction du vent.
- Possibilité d'installation dans des environnements urbains restreints.
- Maintenance plus accessible grâce à la disposition verticale des composants.
- Pas de nécessité d'orienter constamment l'éolienne pour suivre la direction du vent.

❖ Inconvénients de turbine éolienne à axe vertical

- Efficacité généralement inférieure aux éoliennes à axe horizontal.
- Forces aérodynamiques irrégulières entraînant des charges variables.
- Difficulté à atteindre des vitesses de vent élevées pour une production maximale.
- Génération de bruit potentiellement plus importante.
- Conception complexe nécessitant des mécanismes de démarrage particuliers.

II.4.2 Turbine éolienne à axe horizontal

Actuellement, les turbines à axe horizontal dominent l'utilisation, principalement en raison de leur coût plus abordable et de leur moindre exposition aux contraintes mécaniques, comparativement

aux turbines à axe vertical [65,66]. Dans le contexte des éoliennes à axe horizontal, la majorité d'entre elles sont dotées de trois pales, ce qui constitue le meilleur compromis entre différentes contraintes. Une éolienne à trois pales présente une rotation plus constante que celles à un ou deux pales, assurant ainsi un équilibre optimal du rotor [12,67].

Habituellement, les éoliennes à axe horizontal sont orientées vers le vent au moyen d'un mécanisme de commande de direction ou par un équilibre dynamique naturel assuré par un gouvernail dans le cas de certaines éoliennes (figure II.4) [66, 67].



Figure. II. 4.Types d'éoliennes horizontales.

II.4.2.1 Types des éoliennes à axe horizontal

➤ Amont

L'amont d'une turbine éolienne horizontale désigne la partie de la turbine qui fait face directement au vent. C'est dans cette zone que le vent rencontre en premier les pales de la turbine, permettant la conversion de l'énergie éolienne en énergie mécanique. L'efficacité de la turbine dépend largement de l'orientation et de la conception de la partie amont, car c'est là que le processus de capture de l'énergie du vent commence (figure II.5) [38, 67].

➤ Aval

L'aval d'une turbine éolienne horizontale se réfère à la partie située derrière les pales, dans le sens du flux de vent. Après que le vent ait interagi avec les pales de la turbine, il passe à travers la section aval. Cette zone est cruciale pour la gestion du sillage et des turbulences générées par le mouvement des pales, influençant ainsi l'efficacité globale et la durabilité de la turbine [38.67].

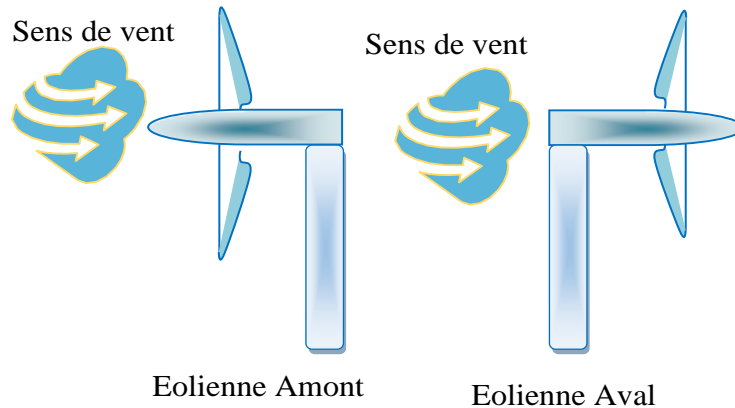


Figure. II. 5. Éoliennes en amont et en aval

❖ Avantages de turbine éolienne à axe horizontal

- Efficacité généralement supérieure pour une production optimale.
- Meilleure adaptation aux vitesses de vent élevées.
- Technologie éprouvée et largement utilisée.
- Possibilité d'utiliser des pales plus longues pour capturer davantage de vent.
- Meilleure rentabilité à grande échelle grâce à une production accrue.
- Installation plus simple et moins coûteuse.
- Facilité d'entretien et de réparation.
- Moins de problèmes de démarrage à basse vitesse de vent.
- Adaptabilité à diverses applications et tailles.
- Contrôle plus précis de la direction et de l'angle d'attaque.

❖ Inconvénients de turbine éolienne à axe horizontal

- Impact visuel et potentielles objections esthétiques.
- Sensibilité aux changements de direction du vent nécessitant un mécanisme d'orientation.
- Risque de bruit accru, surtout à proximité des habitations.
- Besoin de plus d'espace, limitant l'installation dans des environnements restreints.

II.4.3 Selon la taille

L'idée des chercheurs consiste à exploiter au mieux la force du vent en permettant à l'hélice de balayer la surface maximale du vent, ce qui nécessite d'élever la structure aussi haut que possible sur le terrain. Pour cela, les fabricants utilisent des hélices de gros diamètres. La Figure (I. 6) présente clairement comment la taille des éoliennes a évolué au fil du temps (figure II.6) [58, 67].

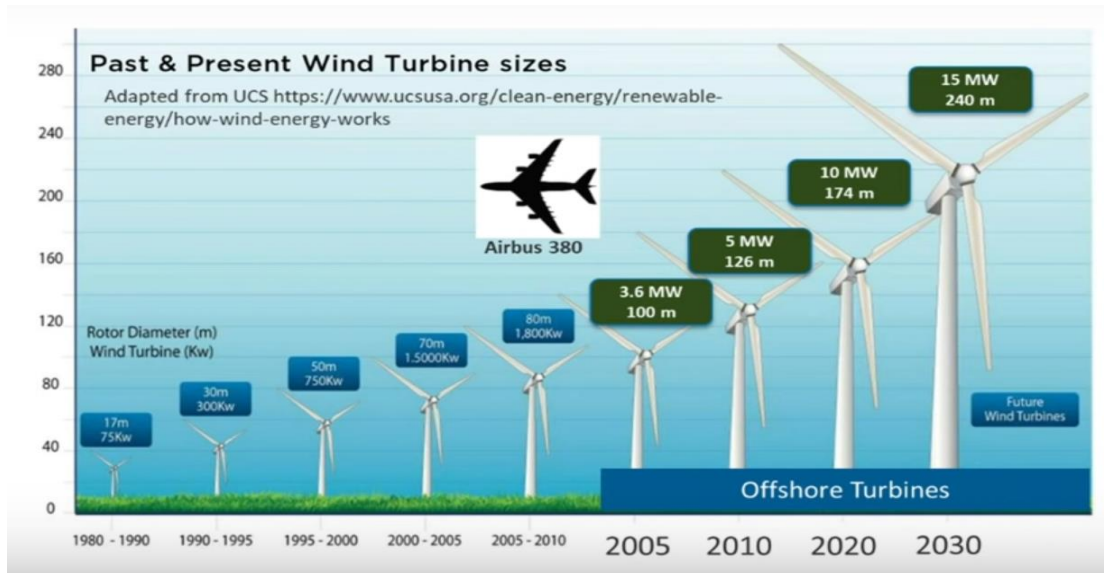


Figure. II. 6. Evolution de la taille des éoliennes.

II.5 Composition d'une éolienne moderne

Un modèle classique d'éolienne se compose de plusieurs éléments, comme représenté sur figure (II.7) :

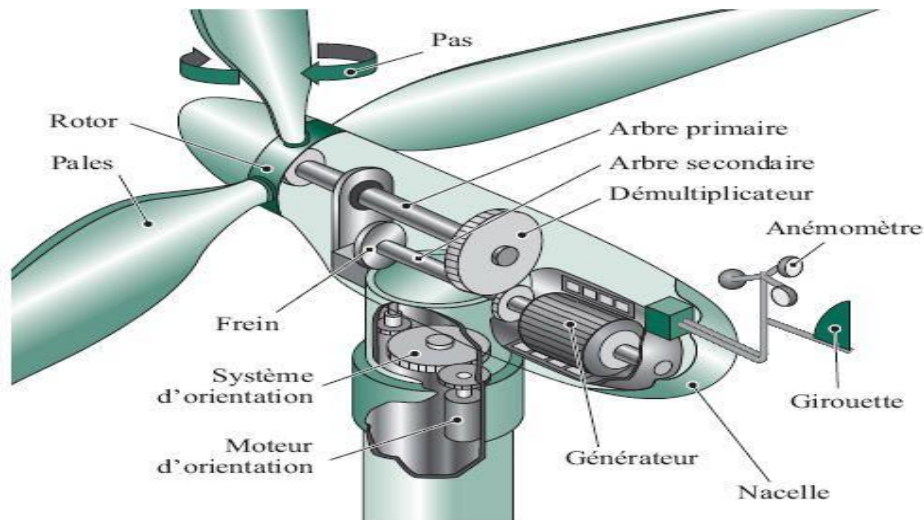


Figure. II. 7. Principales composantes intérieures de la nacelle d'une éolienne.

❖ Le mât

La dimension du mât dépend de la résistance du moulin à vent, construit en métal pour assurer la solidité globale. Il soutient les composants principaux du moulin (la nacelle et le rotor). Certains mâts peuvent s'élever jusqu'à 100 mètres de hauteur, améliorant l'efficacité de l'éolienne en élevant

le rotor au-dessus d'éventuels obstacles. Un mât résistant autorise également des pales de plus grande longueur.

❖ **La nacelle**

La nacelle est généralement située au sommet de la tour de la turbine. Elle est reliée à la tour par une poutre ou un bras. La nacelle est également équipée d'un système d'orientation qui permet de la faire pivoter pour suivre la direction du vent.

❖ **Le Rotor**

Le rotor est l'élément principal qui capte l'énergie du vent et la transforme en énergie mécanique. Il est composé de plusieurs pales fixées à un moyeu central. Lorsque le vent souffle, il exerce une force sur les pales, provoquant leur rotation autour du moyeu. Cette rotation transforme l'énergie cinétique du vent en énergie mécanique rotative, qui est ensuite transmise à un générateur pour produire de l'électricité. La conception et la taille des pales du rotor sont cruciales pour déterminer l'efficacité de la turbine à convertir l'énergie éolienne [38,56,68].

❖ **Le moyeu**

Il dispose d'un mécanisme qui permet d'ajuster l'orientation des pales pour réguler la vitesse de rotation (figure II.8).



Figure. II. 8. Moyeu à trois pales.

❖ **Les pales**

Les pales se définissent principalement par leur géométrie (largeur, longueur), déterminant les performances aérodynamiques, et par les matériaux qui les composent. La plupart des pales modernes de grandes éoliennes sont conçues en plastique (polyester ou époxy) renforcé de fibres de verre (GRP - glass fibre reinforced plastics). Bien que l'utilisation de fibres de carbone ou d'aramide puisse être envisagée comme matériau de renforcement, elle s'avère généralement trop

coûteuse pour les grandes éoliennes. Les matériaux composites tels que le bois, le bois-époxy ou le bois-fibre-époxy n'ont pas encore pleinement intégré le marché des pales, même si des recherches constantes explorent leur potentiel d'utilisation dans la fabrication des pales (figure II.9) [12, 68].



Figure. II. 9. Pales d'une éolienne horizontale

❖ **Le multiplicateur de vitesse**

Le multiplicateur de vitesse est un mécanisme mécanique qui permet de transformer la vitesse de rotation lente du rotor de l'éolienne en une vitesse de rotation plus élevée nécessaire au fonctionnement du générateur.

❖ **La génératrice**

Le générateur (ou alternateur) change l'énergie rotationnelle en énergie électrique. Pour une éolienne contemporaine, la puissance maximale est habituellement de quelques watts et peut atteindre 5 MW.

❖ **Le frein**

Il autorise le fonctionnement de l'éolienne en présence de vents excessifs, lesquels pourraient potentiellement causer des dommages ou rendre l'éolienne ingérable, en diminuant la vitesse de rotation du premier rotor.

❖ **Arbre primaire**

C'est un axe qui connecte le concentrateur au multiplicateur, tournant à une vitesse lente. Il possède un système de freinage hydraulique utilisé par le système de contrôle des arrêts d'urgence [38].

❖ **Arbre secondaire:**

Il permet de lier le multiplicateur au générateur, tournant à des vitesses élevées en raison du gain fourni par le multiplicateur. En cas d'arrêt de la production, un frein mécanique ralentit le rotor pendant les opérations de maintenance ou en cas de défaillance de l'alternateur [8].

❖ **Le système d'orientation de la nacelle**

Il s'agit d'une couronne dentée munie d'un moteur qui assure l'orientation de l'éolienne et la bloque dans l'axe du vent grâce à un frein.

❖ **Système d'orientation des pâles**

Ce sont des systèmes qui modifient l'orientation des pâles de l'éolienne selon des degrés précis en fonction de la vitesse du vent, de la puissance générée ou de la vitesse de la turbine. Ceci est mis en place pour éviter de dépasser les valeurs nominales de la turbine éolienne [11].

❖ **Le système de refroidissement**

Il reçoit de l'air, de l'eau ou de l'huile et est dédié au multiplicateur et au générateur.

❖ **La cabine de dispersion**

Positionnée à la base de l'éolienne, elle assure la connexion au réseau électrique pour l'injection de l'électricité produite. En cas de surplus, elle permet de stocker l'énergie pour une réinjection ultérieure sur le réseau.

II.6 L'énergie éolienne en quelques chiffres

II.6.1 Capacité mondiale installée de l'énergie éolienne

L'énergie éolienne, sous forme d'éoliennes, a connu une expansion significative, atteignant une capacité totale de 19 000 MW/h en 2020. Cette quantité représente une part considérable, entre 11,5% et 12,3%, de la demande mondiale en électricité. Ces chiffres illustrent une croissance impressionnante, soulignant l'émergence de l'énergie éolienne comme une source majeure [69].

Les projections futures soulignent l'importance croissante de l'énergie éolienne. D'ici 2030, la capacité mondiale pourrait tripler, atteignant jusqu'à 54 000 TW/h, couvrant entre 18,8% et 21,8% de la demande mondiale d'électricité. Cette expansion est soutenue par la perspective d'une puissance éolienne installée de 910 GW d'ici 2025, accompagnée d'une croissance significative du marché mondial de l'éolien, passant de 21 à 47 milliards d'euros. L'influence mondiale se déplace de l'Occident vers l'Asie, avec la Chine en tête, marquant une transition majeure vers les énergies renouvelables (figure II.10) [69, 70].



Figure.II. 10. Éolienne de 100 kW de grand vent.

II.6.2 L'énergie éolienne en Algérie

L'Algérie, avec son climat diversifié et ses vastes étendues, offre un potentiel considérable pour le développement de l'énergie éolienne. La ferme pilote de Kaberten, qui a vu le jour avec une capacité installée de 10,2 MW, démontre la faisabilité de cette ressource renouvelable dans le pays. En octobre 2015, cette installation a produit 19 GWh d'énergie, fonctionnant pendant 1900 heures et affichant un facteur de capacité de 22%. Ces chiffres illustrent bien que, malgré les défis posés par les conditions météorologiques extrêmes, comme les températures dépassant les 46 °C qui entraînent une chute significative de la vitesse du vent et l'arrêt des éoliennes, l'énergie éolienne en Algérie présente un potentiel d'exploitation significatif. La perte de production due aux arrêts par temps chaud, estimée à environ 10%, pourrait être réduite avec l'optimisation de la technologie et des stratégies de gestion (figure II.11) [71].



Figure. II. 11. La ferme éolienne de kaberten (adrar)

L'énergie éolienne présente de nombreux avantages pour l'Algérie, notamment :

- Elle peut contribuer à réduire la dépendance du pays aux combustibles fossiles, qui sont une source d'énergie non renouvelable et polluante.
- Elle peut contribuer à améliorer la qualité de l'air en Algérie, en réduisant les émissions de gaz à effet de serre et de polluants atmosphériques.
- Elle peut créer des emplois dans le secteur de la construction, de l'exploitation et de la maintenance des fermes éoliennes.

❖ Des défis à relever

L'exploitation de l'énergie éolienne en Algérie présente également des défis, notamment :

- Les vents sont moins réguliers dans le nord du pays que dans le sud.
- La température ambiante élevée peut affecter le rendement des éoliennes.
- Le coût de l'énergie éolienne est encore plus élevé que celui de l'énergie fossile [71].

❖ Des perspectives prometteuses

Malgré ces défis, l'énergie éolienne a le potentiel de jouer un rôle important dans le développement de l'Algérie. Le gouvernement algérien est conscient des défis à relever et travaille à les surmonter. Le gouvernement algérien a mis en place plusieurs mesures pour relever les défis de l'énergie éolienne en Algérie, notamment :

- La mise en place d'un cadre législatif et réglementaire favorable au développement de l'énergie renouvelable.
- L'octroi de subventions pour la construction de fermes éoliennes.
- La recherche et le développement de nouvelles technologies éoliennes.

❖ Avantages et inconvénients de l'énergie éolienne

L'énergie éolienne présente des atouts particuliers favorisant son essor et son intégration parmi diverses sources d'énergie, ce qui la destine à jouer un rôle crucial dans l'avenir. Toutefois, il est impératif de faire face à certains inconvénients mentionnés ci-dessous.

❖ Avantages

- L'énergie éolienne est une source renouvelable, exploitant la force du vent sans épuiser de ressources non renouvelables.
- En produisant de l'électricité sans émissions de CO2 significatives, l'énergie éolienne contribue à atténuer le changement climatique.
- Une fois installées, les éoliennes ont des coûts d'exploitation et de maintenance relativement bas par rapport à d'autres sources d'énergie.
- L'industrie éolienne génère des emplois locaux, de la fabrication à l'installation et à la maintenance des éoliennes.
- Les pays peuvent réduire leur dépendance aux importations d'énergie en exploitant leur potentiel éolien.
- Les éoliennes peuvent être utilisées à différentes échelles, de petites éoliennes résidentielles aux grandes installations industrielles.
- L'énergie éolienne diversifie le mix énergétique, réduisant la vulnérabilité aux fluctuations des prix et de l'approvisionnement en combustibles fossiles.
- L'industrie éolienne investit dans la recherche et le développement pour améliorer constamment l'efficacité et la fiabilité.
- Comparée à certaines sources d'énergie, l'énergie éolienne a une empreinte environnementale relativement réduite.
- Les parcs éoliens peuvent coexister avec d'autres utilisations des terres, tels que l'agriculture et l'élevage.

❖ Inconvénients

- Les éoliennes peuvent être perçues comme des intrusions visuelles, suscitant des objections dans certaines régions.
- La production d'énergie éolienne dépend des conditions météorologiques, ce qui peut entraîner une variabilité.

- Les parcs éoliens nécessitent des espaces étendus, ce qui peut poser des problèmes d'aménagement du territoire.
- Les éoliennes peuvent générer du bruit, potentiellement source de préoccupations, surtout lorsqu'elles sont situées à proximité des habitations.

Après cet aperçu sur les turbines éoliennes de façon générale, dans ce qui suit on se concentre sur une modélisation mathématique d'une turbine à axe horizontal. Les modèles mathématiques et la simulation de différentes grandeurs physiques seront présentées.

II.7 Modélisation d'une turbine éolienne à axe horizontal

Le fonctionnement de l'éolienne est basé sur la transformation de l'énergie cinétique (mécanique) en énergie électrique en fonction de la vitesse du vent reçue en temps réel, pour générer de l'énergie électrique. Cependant, la machine éolienne est principalement composée de pièces aérodynamiques, mécaniques et électriques, qui sont les trois parties principales de ce système, constituées du système de pas, de la chaîne cinématique et des sous-systèmes convertisseur-générateur. Dans ce travail, le modèle de l'éolienne étudiée est composé de trois pales à vitesse variable avec axe horizontal proposées comme référence dans [11, 12], comme modèle de référence pour développer des stratégies de contrôle et de diagnostic tolérantes aux pannes. La figure (II.12) montre un aperçu du modèle d'éolienne et de ses composants. La turbine à axe horizontal à trois pales fonctionne sur la force des vents captés pour chaque pale, qui les font tourner, faisant ainsi tourner l'arbre relié au moyeu et passant par la transmission, augmente la vitesse de l'arbre relié au générateur afin de produire le maximum de puissance électrique.

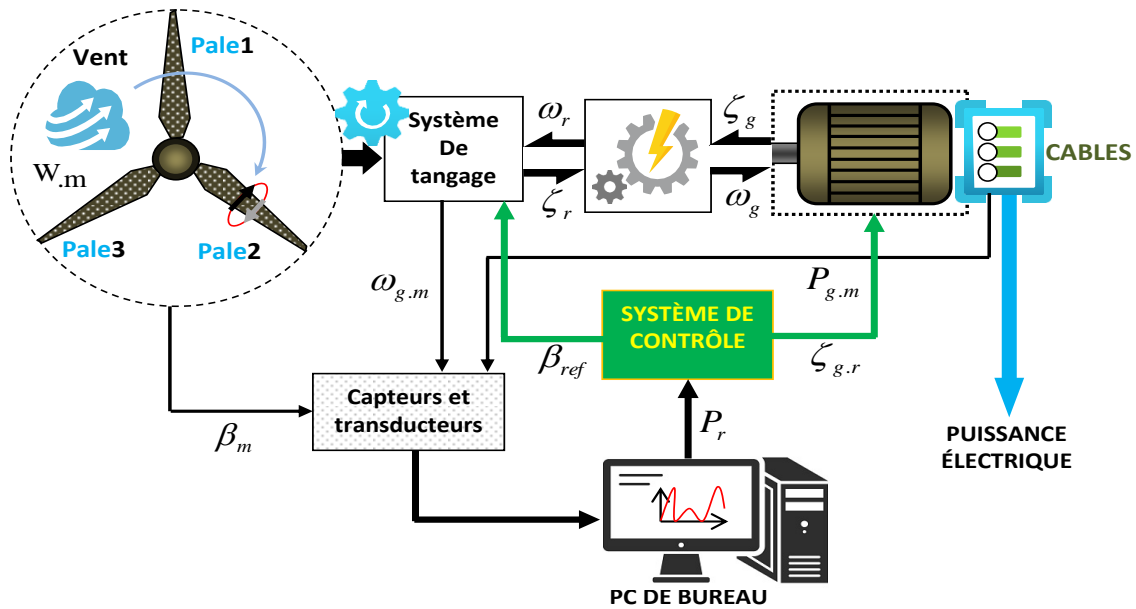


Figure. II. 12. Présentation du modèle d'éolienne

II.7.1 Modèle de vent

La figure (II.13) présente une séquence de vitesses de vent enregistrées, qui est cruciale pour l'analyse de performance d'une éolienne. Le graphique montre une fluctuation de la vitesse du vent entre 5 m/s (considéré comme un seuil minimal pour la production d'énergie éolienne), et 20 m/s, qui correspondent au niveau où l'éolienne fonctionne de manière optimale. Les pics atteignant occasionnellement 25 m/s peuvent indiquer des conditions de vent extrêmes, où l'éolienne doit être capable de résister à des charges plus importantes sans compromettre sa structure ni sa performance. Cette gamme de vitesses indique que le modèle de référence est conçu pour simuler fidèlement une variété de scénarios éoliens, des plus calmes aux plus turbulents, assurant ainsi que la turbine peut générer de l'énergie de manière fiable dans des conditions réelles d'exploitation.

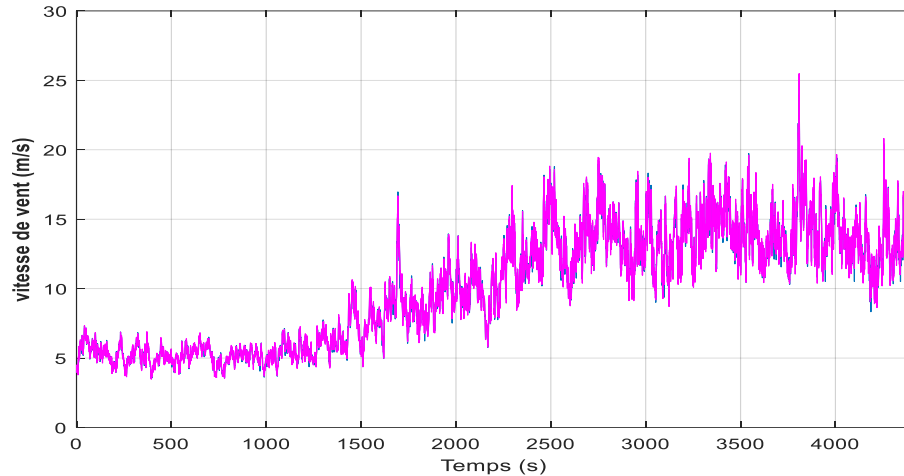


Figure. II. 13. Vitesse de vent

La Figure (II.14), capture l'essence du fonctionnement d'une éolienne, un processus méticuleusement conçu pour extraire de l'énergie à partir des courants aériens. Cette représentation graphique détaille la manière dont le modèle de vent, utilisé comme entrée pour la turbine, est simulé pour démontrer un schéma représentatif des vitesses de vent exploitables pour la production d'énergie. Les pales de la turbine jouent un rôle crucial dans ce processus : elles captent le vent et convertissent son énergie cinétique P_w en force de rotation ou couple, ce qui est nécessaire pour actionner le rotor de la turbine. Les forces dynamiques en jeu, telles que la pression atmosphérique (Pa) et les forces de pression ($P1$ et $P2$), sont illustrées pour souligner l'impact direct de l'environnement sur la performance de la turbine [11,12] la ligne ondulée, qui semble être une représentation graphique de la vitesse du vent, donne une indication visuelle de la nature fluctuante et dynamique du vent que l'éolienne est destinée à capturer et à convertir. Cette transformation d'énergie est au cœur de la production d'électricité éolienne, c'est un processus qui peut être décrit par des formules mathématiques et des principes d'ingénierie précis. On peut l'écrire sous la forme suivante :

$$P_w = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 V^3 \quad (\text{II.1})$$

Où V est la vitesse du vent, $\rho = 1,225$ est la densité de l'air, R est le rayon des pales. La force exercée par le vent sur le dispositif turbine est donnée par :

$$P_a = P_w C_p(\lambda, \beta) \quad (\text{II.2})$$

$$\Rightarrow P_a = \frac{1}{2} \rho \pi R^3 V^3 C_p(\lambda, \beta) \quad (\text{II.3})$$

$C_p(\lambda, \beta)$: représente l'efficacité aérodynamique de l'éolienne, λ est le rapport entre la vitesse de rotation de l'éolienne et la vitesse du vent, β est l'angle de rotation des pales. Donc :

$$\lambda = \frac{\omega_r \cdot R}{V} \quad (\text{II.4})$$

ω_r : est la vitesse angulaire du rotor.

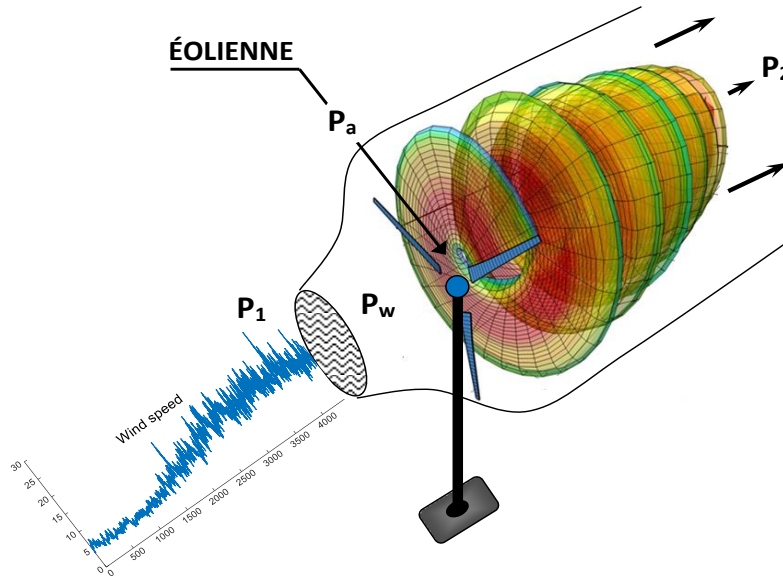


Figure. II. 14. Chargement aérodynamique de l'éolienne

La force appliquée par l'aérodynamique aux ailes se traduit par un couple, qui est la principale composante de la production d'énergie. La relation qui donne la valeur du couple est :

$$\tau_r(t) = \frac{\rho \pi R^3 C_q(\lambda, \beta_i) V}{2} \quad (\text{II.5})$$

L'équation (II.5) présente la force appliquée à chaque pale où chaque pale représente un tiers du moment total.

$$\tau_r(t) = \sum_{1 \leq i \leq 3} \frac{\rho \pi R^3 C_q(\lambda, \beta_i) V}{6} \quad (\text{II.6})$$

L'équation (II.6) présente la force appliquée sur les trois pales.

Puisque l'objectif de notre travail est la détection des défauts dans des conditions normales de fonctionnement pour la production d'électricité, la représentation de la carte du coefficient de puissance C_p utilisée dans ce modèle en fonction de β et λ est présentée dans la Figure. (II.15). Où

selon les valeurs du vent, les pales fonctionnent dans trois zones : A (qui représente l'étape de fonctionnement de la turbine lorsqu'elle est à l'arrêt), B (qui représente l'étape d'amélioration de la puissance) et C (qui définit l'étape maximale de fonctionnement pour le fonctionnement de l'éolienne). Ces zones sont définies par l'influence du couple généré par les trois pales [72, 73].

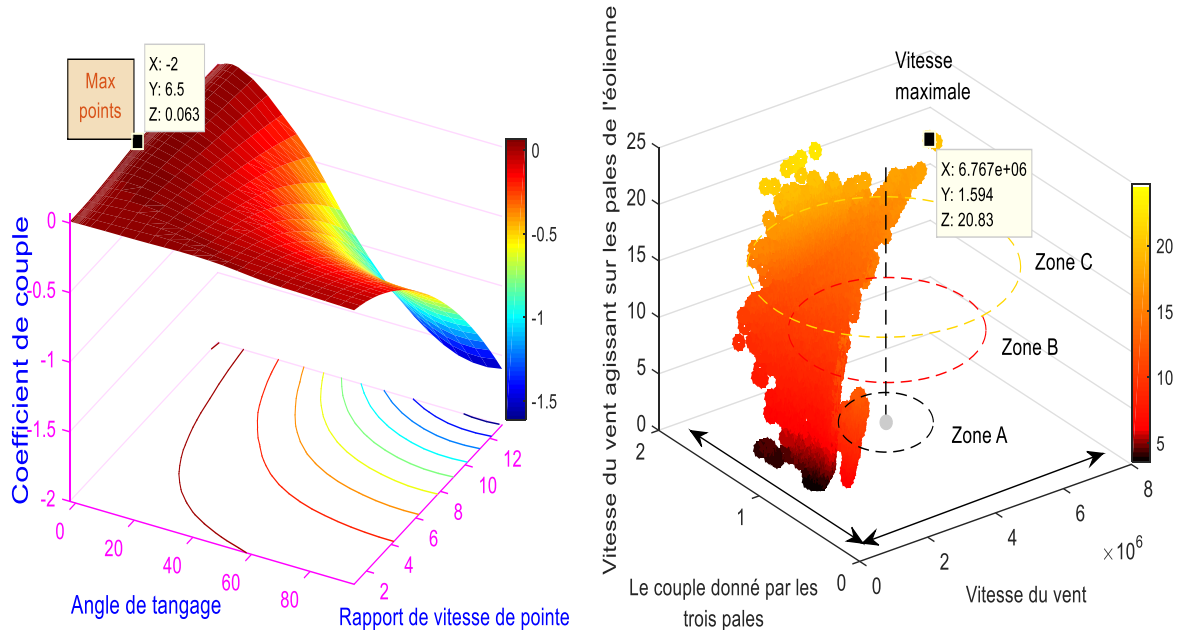


Figure. II. 15.Coefficient de puissance C_p en fonction de β et λ

II.7.2 Systèmes de tangage et de pales

Cette partie est constituée de trois actionneurs identiques et complètement similaires qui font tourner la pale pour modifier l'angle de ses rotors en fonction de la vitesse du vent reçu. La figure II.16 montre le système des pales de l'éolienne, où les pales font tourner le moyeu relié au rotor [11].

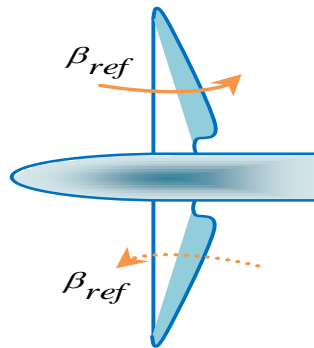


Figure.II.16. Systèmes de tangage pour éoliennes

Chaque système de tangage possède un actionneur interne et modélisé par une fonction de transfert du second ordre comme l'éq. 6.

$$\frac{\beta_m(s)}{\beta_r(s)} = \frac{\omega_n^2}{s^2 + 2\zeta\omega_n s + \omega_n^2} \quad (\text{II.7})$$

Où : β_m est l'angle de tangage mesuré, β_r sa référence, ζ est le facteur d'amortissement égal à 0,6 et ω_n est la fréquence propre ($\omega_n = 11,11 \text{ rad/s}$).

L'espace d'état du système pitch est :

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{W}_b \\ \dot{\beta}_i \end{bmatrix} &= A_{pb} \begin{bmatrix} W_b \\ \beta_i \end{bmatrix} + B_{pb} [\beta_r - \beta_{if}]^T \\ Y_{pb} &= C_{pb} \begin{bmatrix} W_b \\ \beta_i \end{bmatrix}^T \end{aligned} \quad (\text{II.8})$$

$$\begin{aligned} \text{Et} \quad A_{pb} &= \begin{pmatrix} -\omega_n \zeta & \omega_n^2 \\ 1 & 0 \end{pmatrix} \quad B_{pb} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} \\ C_{pb} &= (1 \quad 0) \end{aligned} \quad (\text{II.9})$$

II.7.3 Système d'entraînement

La transmission est modélisée par un modèle de transmission à deux masses. Le but de la transmission est de transférer le couple du rotor au générateur [11]. Il comprend une boîte de vitesses qui augmente la vitesse de rotation du côté rotor à basse vitesse vers le côté générateur à grande vitesse.

Le modèle espace-états du groupe motopropulseur est donné par :

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_r(t) \\ \dot{\omega}_g(t) \\ \dot{\theta}_{\Delta}(t) \end{bmatrix} = A_{dt} \begin{bmatrix} \omega_r(t) \\ \omega_g(t) \\ \theta_{\Delta}(t) \end{bmatrix} + B_{dt} \begin{bmatrix} \tau_r(t) \\ \tau_g(t) \end{bmatrix} \quad (\text{II.10})$$

La sortie de la transmission du train est :

$$Y = C_{dt} \begin{bmatrix} \omega_r(t) \\ \omega_g(t) \\ \theta_{\Delta}(t) \end{bmatrix} \quad (\text{II.11})$$

Où A_{dt} , B_{dt} , C_{dt} sont donnés sous la forme :

$$A_{dt} = \begin{pmatrix} -\frac{B_{dt} + B_r}{J_r} & \frac{B_{dt}}{J_r N_g} & -\frac{K_{dt}}{J_r} \\ \frac{\eta_{dt} B_{dt}}{J_g N_g} & \begin{pmatrix} \frac{\eta_{dt} B_{dt} - B_g}{N_g^2} \\ \frac{1}{J_r} \end{pmatrix} & \frac{N_{dt} K_{dt}}{J_g N_g} \\ 1 & \frac{-1}{N_g} & 0 \end{pmatrix}, B_{dt} = \begin{bmatrix} \frac{1}{J_r} & 0 \\ 0 & -\frac{1}{J_r} \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, C_{dt} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (\text{II.12})$$

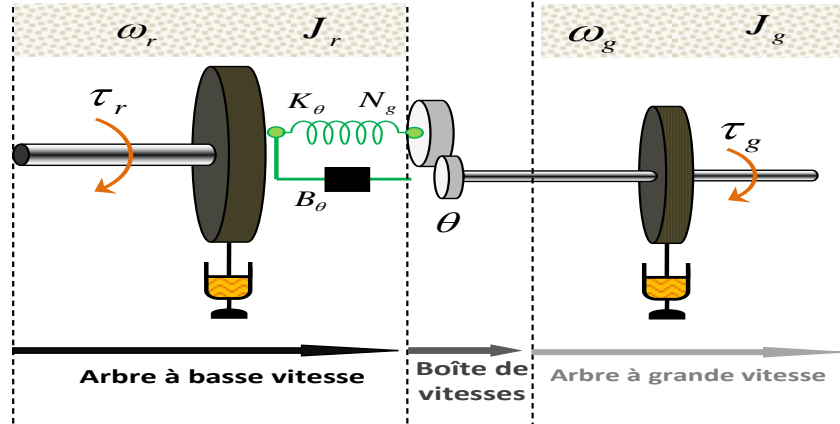


Figure. II. 17. Schéma représentative du système d'entrainement

II.7.4 Modèle de générateur et de convertisseur

Le système d'alimentation, tel que détaillé dans le papier [11], est considéré comme un système standard de premier ordre, similaire dans les deux cas. La génération d'énergie électrique est assurée par le générateur, et pour permettre un fonctionnement à vitesse variable, les courants dans le générateur sont régulés à l'aide de l'électronique de puissance. Par conséquent, les convertisseurs électroniques de puissance assurent l'interface entre la sortie de l'éolienne et le réseau électrique public. On suppose que le convertisseur se compose de quatre unités similaires illustrées dans la Figure (II.18), chacune avec son contrôleur interne. Ces unités chargent collectivement le générateur avec un couple spécifique, dépendant des courants prélevés du générateur. Dans le modèle simplifié du système de conversion d'énergie, où seuls le couple et la puissance électrique sont des variables d'intérêt, les courants et les tensions ne sont pas pris en compte. Cette section ne décrit qu'une seule unité du convertisseur, étant donné que le convertisseur est constitué de plusieurs unités aux caractéristiques équivalentes.

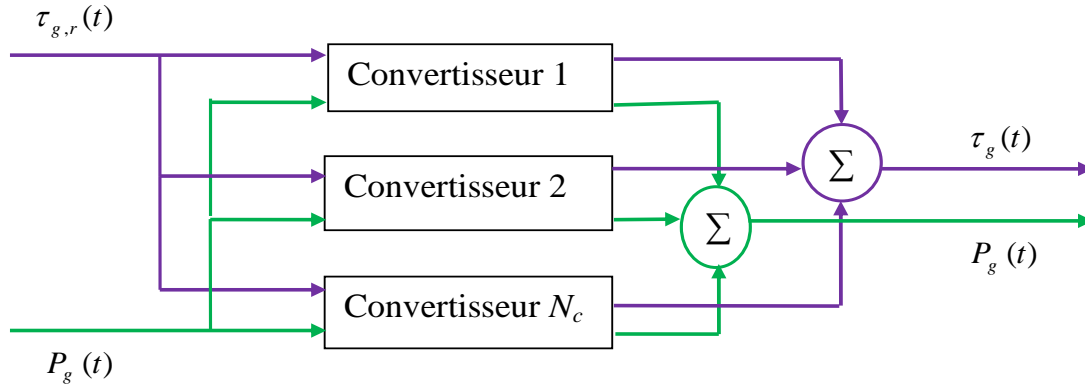


Figure. II. 18. Le convertisseur

$$\frac{\tau_g(s)}{\tau_{g,r}(s)} = \frac{\alpha_{gc}}{s + \alpha_{gc}} \quad (\text{III.13})$$

Où $\tau_{g,r}$ est la référence du générateur de couple, $\eta_g = 0.98$ indique les performances du générateur.

α_{gc} : est le modèle de paramètres du générateur et du convertisseur ($\alpha_{gc} = 50$).

L'équation de la puissance produite par le générateur est :

$$p_g(t) = \eta_g \omega_g(t) \tau_g(t) \quad (\text{II.14})$$

$P_g(t)$: La production de puissance par le générateur [W].

$\eta_g(t)$: Le rendement du générateur est exprimé en pourcentage.

II.7.5 Modèle du contrôleur

L'objectif du contrôle dans une éolienne se concentre sur sa protection contre les dommages lors de vents forts en modifiant l'angle de rotation des pales [11]. Il fonctionne avec deux modes dans deux. Zone 2 : [3-12.5 m/s], le générateur augmente et améliore la production d'énergie. Zone 3 : [12.5-25 m/s], le générateur maintient la production d'énergie sans l'augmenter ni la diminuer. Si la vitesse du vent est inférieure à 3 m/s, la vitesse n'est pas suffisante pour faire fonctionner la turbine, elle est donc au repos. Cependant, si elle est supérieure à 12.5 m/s, la vitesse peut causer des dommages, il est donc nécessaire de fermer les pales. Le contrôleur doit passer du monde 1 au mode 2.

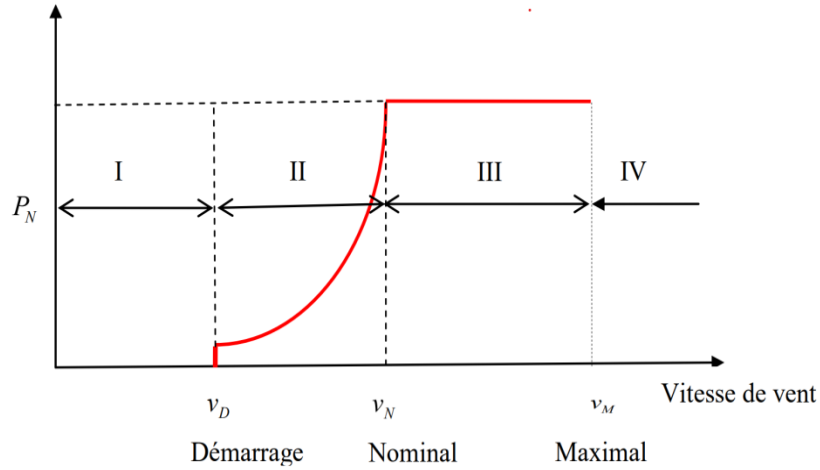


Figure. II. 19. La zone de vitesse du vent

En zone 2, le signal de commande de cette zone est obtenu lorsque $\beta_r = 0$ et que $\tau_{g,r}$ est optimale pour obtenir la vitesse optimale du rotor.

$$\tau_{g,r} = k_{opt} \left(\frac{\omega_g}{N_g} \right)^2 \quad (\text{II.15})$$

$$K_{opt} = \frac{1}{2} \rho \cdot \pi \cdot R^3 \frac{C_p(\lambda, \beta)}{\lambda^3} \quad (\text{II.16})$$

Dans la zone 3, le signal de commande de cette zone est obtenu par :

$$\beta_r[n] = \beta_r[n-1] + k_p e[n] + (k_i \cdot T_s - k_p) e[n-1] \quad (\text{II.17})$$

$$e[n] = \omega_g[n] - \omega_{nom}[n] \quad (\text{II.18})$$

Avec le couple du convertisseur :

$$\tau_{g,r} = \frac{p_r[n]}{\eta_{gc} \omega_g[n]} \quad (\text{II.19})$$

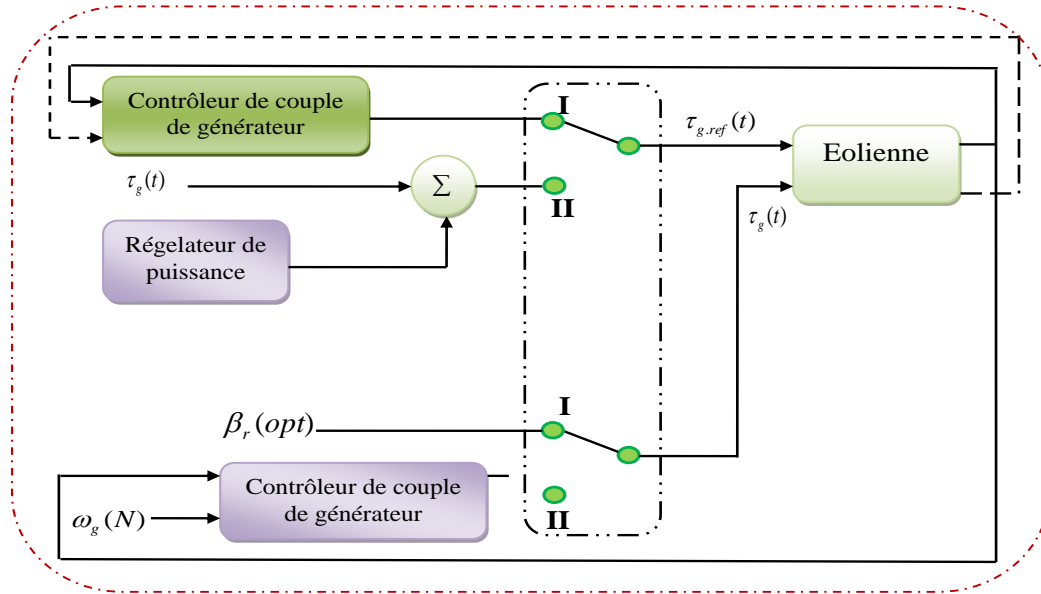


Figure. II. 20. Structure du contrôleur

II.8 Résultats de modélisation

Dans cette section, on donne les mesures des grandeurs physiques de la turbine éolienne après une étape de modélisation.

La figure (II.21), illustre la position d'une pale parmi les trois pales de de turbine éolienne sur une période de temps déterminée de (4400 s) où l'axe des ordonnées représente la position en degrés et l'axe des abscisses représente le temps en secondes. Puisque trois pales ont la même réponse, nous montrons une courbe pour une pale. Nous observons des changements dans la position de la pale en réponse à l'augmentation de la vitesse du vent pour améliorer l'exploitation de l'énergie ou pour protéger la turbine contre des vents trop forts. Dans les premières (2300 s), la pale ne tourne pas, ce qui représente la première zone de vitesse du vent. Après cette période, plus précisément dans la deuxième zone et la troisième zone [11,12], la pale tourne à un angle défini pour s'adapter à la vitesse du vent basée sur l'angle de référence souhaité par le contrôle pour générer l'énergie cinétique nécessaire au rotor pour produire l'énergie électrique optimale.

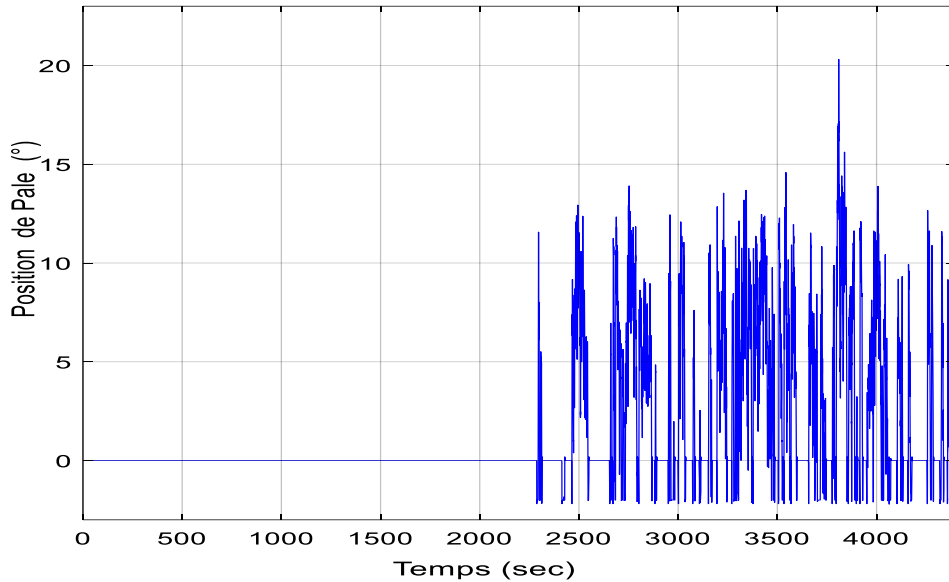


Figure. II. 21.L'Angle de calage

Les quatre graphiques présentent les dynamiques de fonctionnement d'une génératrice de turbine éolienne. Le premier graphique illustre la vitesse du générateur et la vitesse du rotor le couple généré la puissance générée par la génératrice par la turbine au fil du temps, l'accélération que nous voyons dans les graphiques jusqu'à 2300 secondes montre la turbine éolienne en phase de capture efficace de l'énergie éolienne dans la zone 2. Dans cette zone, la vitesse du vent n'est pas encore assez élevée pour nécessiter une régulation du système de la turbine. Cependant, une fois que la vitesse du vent dépasse ce seuil et entre dans la zone 3, le système de contrôle de la turbine ajuste le couple et la vitesse de rotation pour optimiser la production d'énergie et maintenir une puissance constante malgré les variations de vitesse du vent. Ce processus d'ajustement démontre la capacité du système de contrôle de la turbine à réagir aux changements environnementaux pour assurer une production d'énergie stable. Comme il est directement proportionnel à l'angle de rotation de la pale du système tangage.

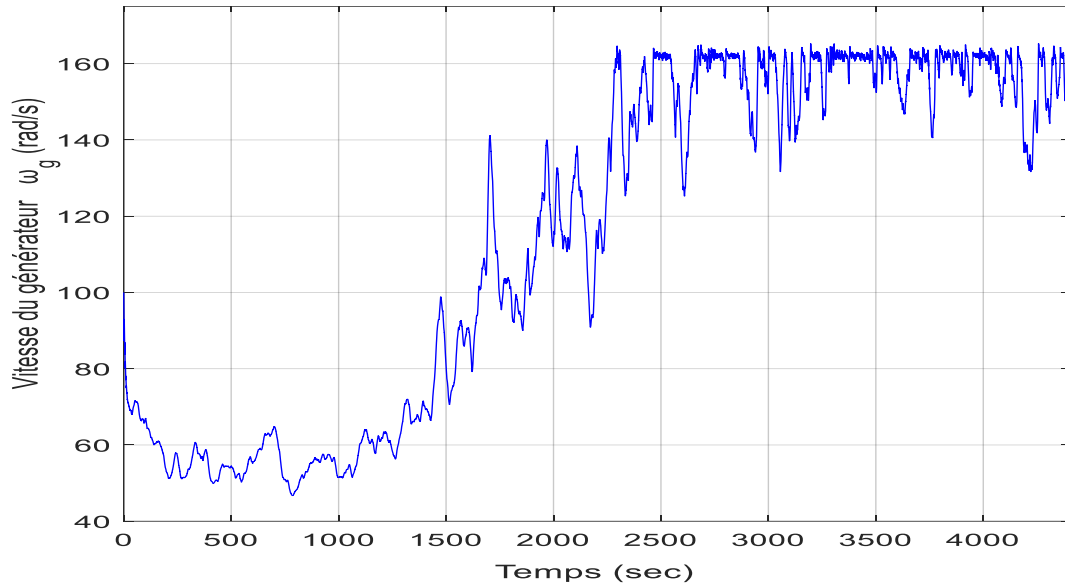


Figure. II. 22. La vitesse de Rotor

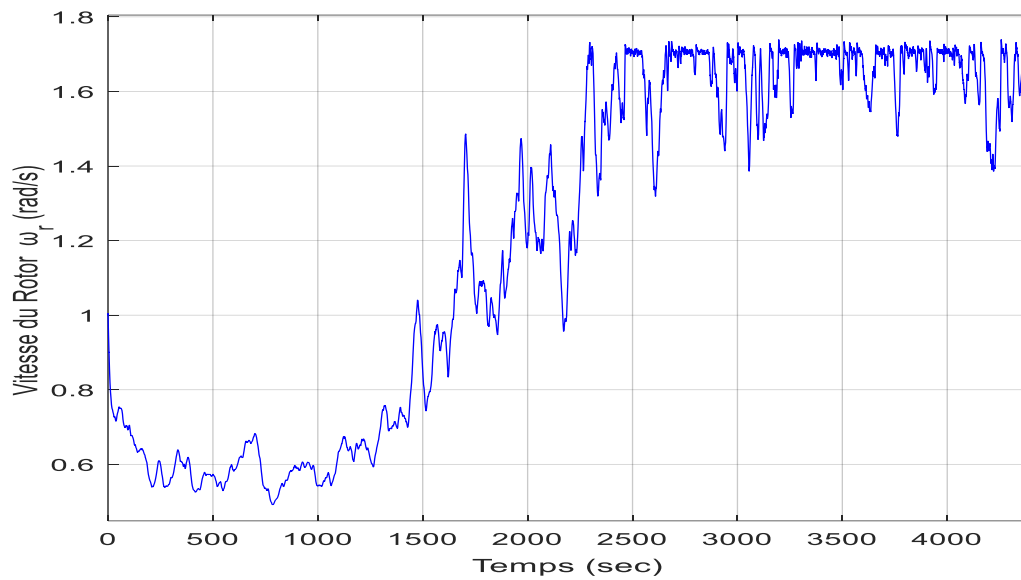


Figure. II. 23. La Vitesse de la génératrice

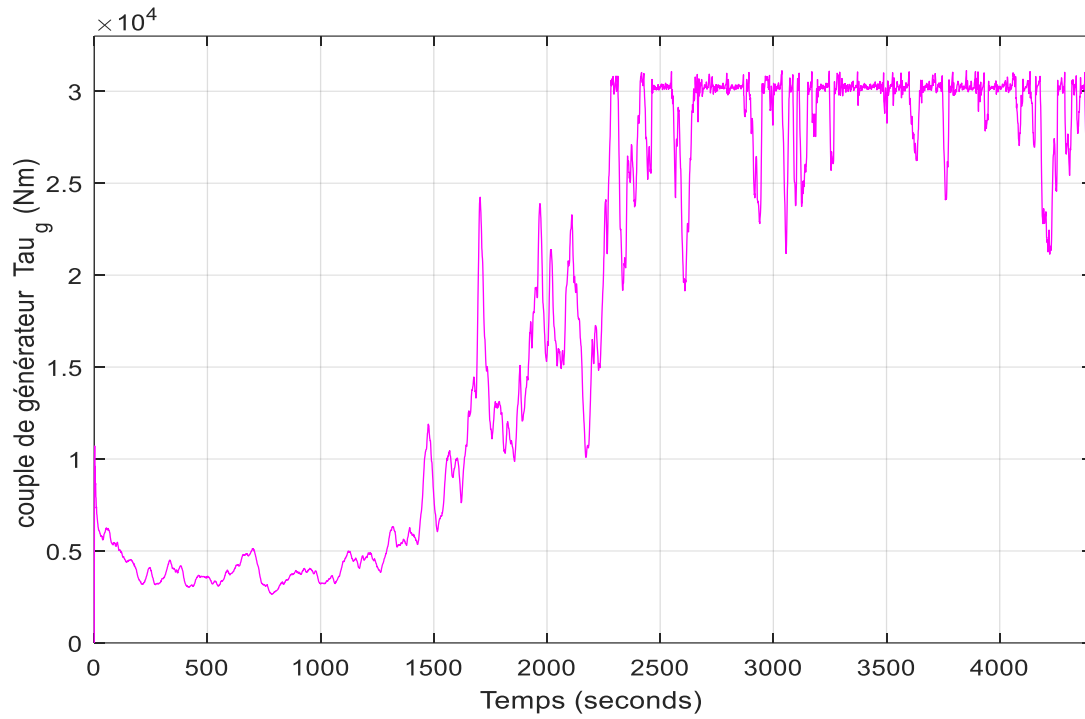


Figure. II. 24. Le couple de la génératrice avec un régulateur PI

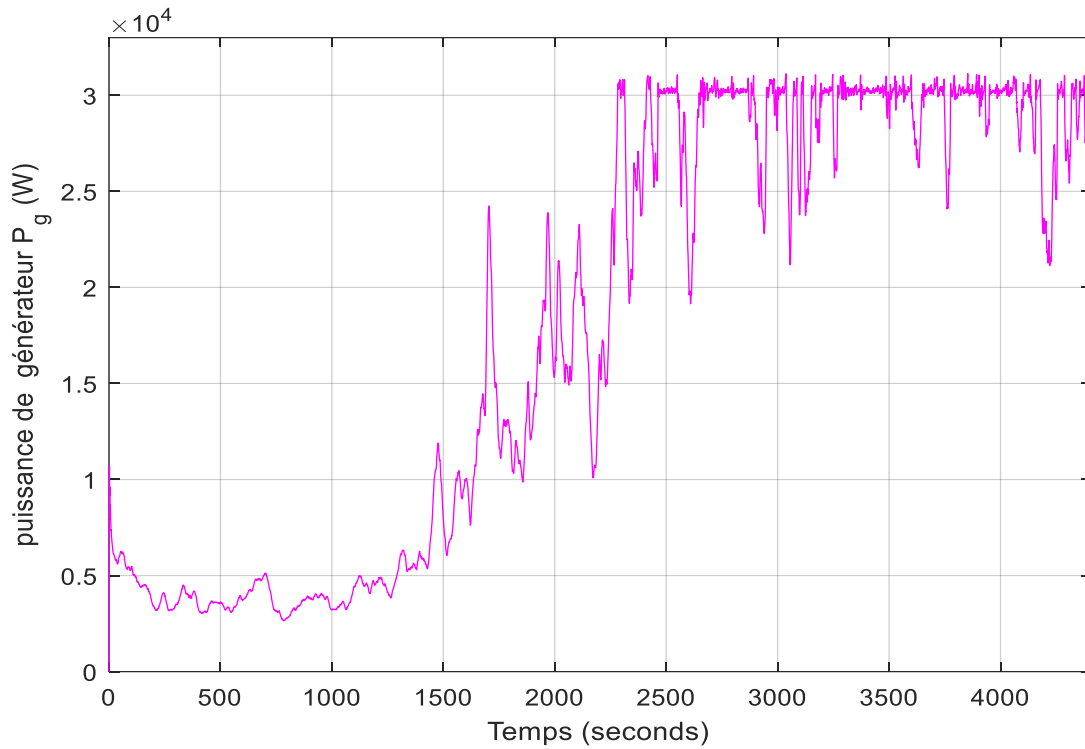


Figure. II. 25. La puissance de générateur

II.9 Conclusion

Ce chapitre a présenté une étude détaillée sur les turbines éoliennes de façon générales, puis sur la turbine horizontale à trois pales, en se concentrant sur leur modélisation et simulation. L'examen des composants clés, comme le système de tangage, le générateur, le convertisseur de vitesse, ainsi que les moteurs et capteurs, a permis de simuler différentes conditions opérationnelles et l'impact de diverses vitesses de vent. Cette démarche a amélioré notre compréhension de la dynamique et de l'efficacité des éoliennes et a été cruciale dans le diagnostic des défaillances. Les résultats des simulations sont précieux pour l'amélioration des éoliennes, soulignant leur importance dans la production d'énergie recouvrable et durable, et contribuent à l'optimisation des systèmes éoliens pour un avenir énergétique plus vert.

Dans le prochain chapitre, nous aborderons la détection des défauts dans une partie de la turbine, tel que le système de tangage en utilisant des observateurs linéaires afin de modéliser le comportement nominal des turbines éoliennes.

CHAPITRE III

Diagnostic des Défauts basé sur les Observateurs

III.1 Introduction

Les défauts du système de tangage d'une turbine éolienne peuvent avoir des conséquences significatives sur son fonctionnement. Ces anomalies dans le mécanisme qui ajuste l'angle des pales affectent directement l'efficacité de la turbine à capter l'énergie éolienne. En cas de dysfonctionnement du système de tangage, la turbine peut subir une réduction de sa capacité à générer de l'électricité, voire risquer des dommages structurels plus graves. De plus, ces défauts peuvent entraîner une usure accélérée des composants, augmentant les coûts de maintenance et réduisant la durée de vie de la turbine. Il est donc essentiel de détecter rapidement ces défauts pour préserver la performance optimale de l'éolienne, minimiser les interruptions de service et garantir une production d'énergie constante et fiable. Une maintenance préventive et un suivi rigoureux du système de tangage sont cruciaux pour éviter ces problèmes et assurer la durabilité de l'installation éolienne.

Dans ce chapitre, nous abordons les défauts du système de tangage des turbines éoliennes et leurs impacts sur le fonctionnement. Nous introduisons des méthodes avancées pour la détection et l'isolation de ces défauts, notamment l'utilisation de l'observateur de Kalman (KO) et de l'observateur de Leuenberger (LO). Ces techniques, appliquées spécifiquement au système de tangage des éoliennes à axe horizontal, permettent une modélisation et une estimation précises.

III.2 Les observateurs

Dans le contexte de la détection de défauts dans les systèmes de tangage, l'utilisation des observateurs linéaires tels que l'observateur de Kalman et l'observateur de Leuenberger permet une surveillance précise et efficace.

III.2.1 Observateur de Kalman

L'observateur de Kalman est un ensemble d'équations récursives qui fournit un algorithme de calcul d'estimation pouvant être appliqué à des systèmes dynamiques. Les utilisations du l'observateur de Kalman sont nombreuses et dans divers domaines [13, 25]. Il peut également estimer l'état du processus dans tous les intervalles. Parmi eux, la principale caractéristique est leur robustesse, et il n'est pas affecté par les perturbations [13, 74]. L'observateur de Kalman est un ensemble d'équations récursives qui fournit un algorithme de calcul d'estimation pouvant être appliqué à des systèmes dynamiques.

Les utilisations de l'observateur de Kalman sont nombreuses et dans divers domaines [75, 78, 79], il peut également estimer l'état du processus dans tous les intervalles. Parmi eux, la principale caractéristique est leur robustesse, et il n'est pas affecté par les perturbations [79, 80].

La structure de principe du l'observateur de Kalman en tant qu'observateur appliqué aux systèmes dynamiques linéarisés est illustrée à la figure. III.1. Pour calculer la valeur estimée de l'état actuel du processus, seul l'état estimé de l'intervalle de temps précédent et le :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{III.1})$$

➤ **Les étapes de calcul de l'algorithme du filtre de Kalman sont présentées comme suit:**

- L'état prédit et estimé $\hat{X}_{k/k-1}$ comme : $\hat{X}_{k/k-1} = A\hat{X}_{k-1/k-1} + Bu_k$.
- La covariance estimée prédite $P_{k/k-1}$ comme : $P_{k/k-1} = AP_{k-1/k-1} + A_Q^T + Q_k$.
- Les résidus mesurés Y_k comme : $\hat{Y}_k = Z_k - C\hat{X}_{k/k-1}$.
- La covariance de l'innovation S_k est donnée comme suit : $S_k = CP_{k/k-1}C^T + R_k$.
- Le gain optimal de Kalman K_k est alors : $K_k = P_{k/k-1}C^T S_k^{-1}$.
- État estimé a posteriori $\hat{X}_{k/k}$ peut être évaluée comme suit : $\hat{X}_{k/k} = \hat{X}_{k/k-1} + K_k \hat{Y}_k$.
- Enfin, la mise à jour de la covariance estimée $P_{k/k}$ est obtenue : $P_{k/k} = (1 - K_k C)P_{k/k-1}$

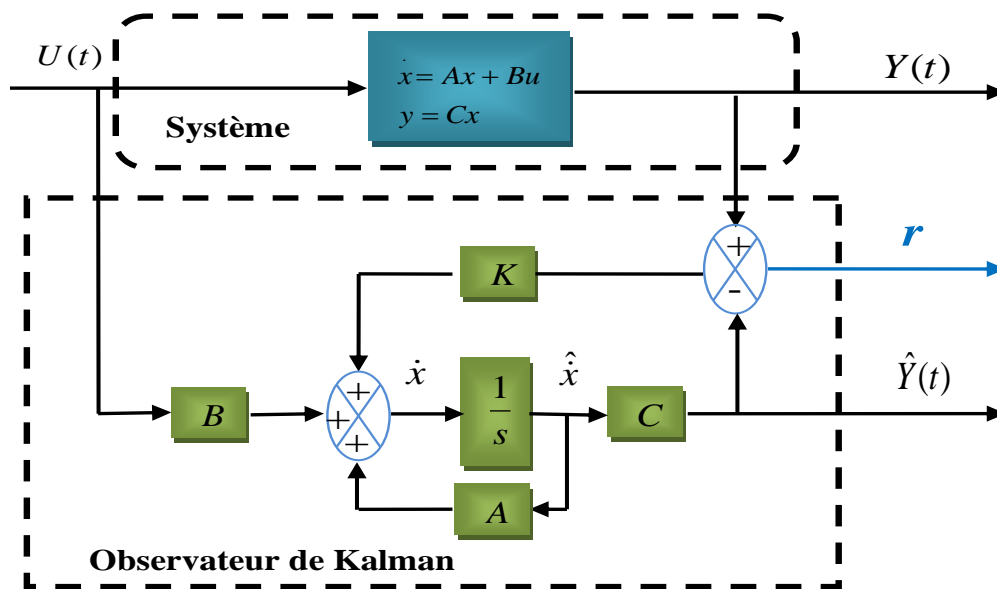


Figure. III. 1. Structure de l'observateur de Kalman

III.2.2 Observateur de Leuenberger

L'observateur de Leuenberger est un observateur déterministe pour les systèmes linéaires, qui ne peut être appliqué qu'à l'estimation de l'état d'un système linéaire invariant dans le temps [58, 74]. Une solution simple et optimale au problème de l'estimation de l'état des lignes de systèmes a été proposée par Leuenberger pour les plantes multi-variables, où l'objectif de cet observateur est de générer les résidus dans le système. Il est décrit par la représentation de l'espace d'état comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (\text{III.2})$$

La figure (III.2). Présente la structure des états d'estimation à l'aide de l'observateur de Leuenberger. La relation entre le processus estimé et les paramètres de l'observateur est illustrée.

- Si le couple (A, C) est totalement observable, nous pouvons choisir les valeurs du vecteur de gain L telles que les valeurs propres de la matrice (A-LC) [27,28]. Elles ont toutes des parties réelles strictement négatives.

L'erreur (e) d'état de l'observateur est calculée comme suit :

$$e = x - \hat{x} \quad (\text{III.3})$$

$$\dot{e} = \dot{x} - \dot{\hat{x}} = A(x - \hat{x}) + (Cx - C\hat{x}) \quad (\text{III.4})$$

$$= (Ax + Bu) - (A\hat{x} + Bu + L(Cx - C\hat{x})) \quad (\text{III.5})$$

$$\dot{e} = (A - LC)e \quad (\text{III.6})$$

L'espace d'état de l'observateur en bloc de Leuenberger peut être écrit comme suit :

$$\begin{cases} \frac{d\hat{x}}{dt} = A\hat{x} + Bu + L(Cx - C\hat{x}) \\ \hat{Y} = C\hat{x} \end{cases} \quad (\text{III.7})$$

Où : $L \in \mathfrak{R}^{2 \times 1}$: est la matrice de gain de correction de l'observateur.

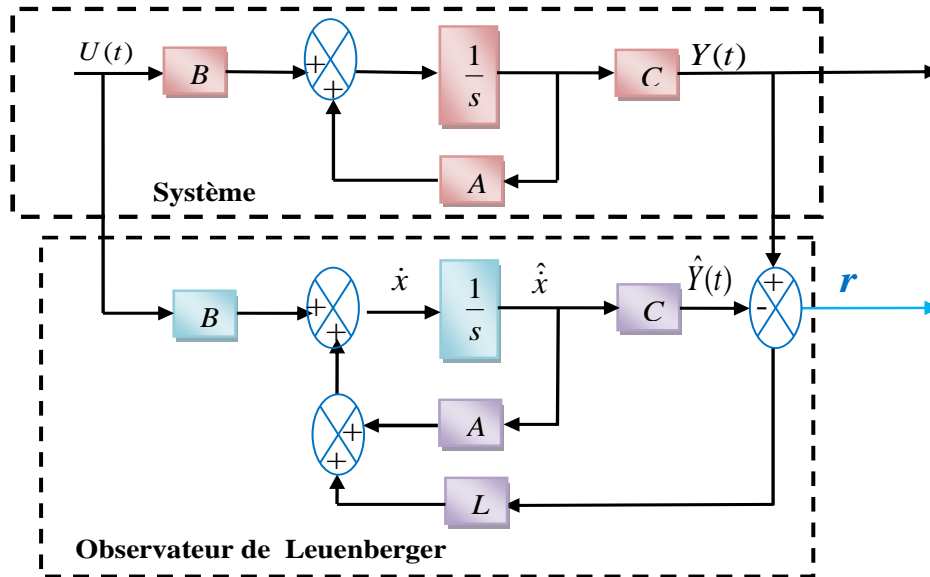


Figure. III. 2. Structure de l'observateur de Leuenberger

III.3 Scénarios des défauts

La structure proposée est appliquée au système de tangage de l'éolienne. Dans cette étude, nous n'avons pris en compte que les défauts majeurs des actionneurs du système de tangage. La structure globale de l'approche proposée pour le diagnostic des défauts est illustrée à la figure. (III.4). L'éolienne simulée est basée sur le modèle d'Odgaard [11], dans lequel les défauts simulés sont définis comme un écart inadmissible des paramètres ou de la structure du système par rapport à la situation nominale dans le cas d'un comportement défectueux. Ce modèle de référence représente une éolienne tripale à vitesse variable commandée par le contrôleur, d'une puissance nominale de 4,8 MW.

Ce repère est utilisé pour simuler les stratégies de défaillance proposées sur les actionneurs du système de tangage en modifiant les paramètres du modèle de la fonction de transfert comme suit :

- La chute de pression hydraulique modifie les paramètres de la fonction de transfert dans le deuxième système de tangage de ζ et ω_n à $\zeta_2 = 0.45$ et $\omega_{n_2} = 5.73$.
- L'augmentation de la teneur en air modifie les paramètres du troisième système de tangage de ζ et ω_n à $\zeta_3 = 0.45$ et $\omega_{n_3} = 3.42$

Tableau. III. 1. Scénario des défauts

Défaut de l'actionneur	Type	Symboles	Temps d'intervalle
F_1	Changement de dynamique	$\Delta\beta_2$	[2700s-2900s]
F_2	Changement de dynamique	$\Delta\beta_3$	[3300s-3400s]

Dans ce chapitre, afin de tester l'efficacité des observateurs appliqués (OK et LO), nous n'étudierons que les défauts possibles dans les actionneurs du système de tangage notés (β_2) et (β_3). Ces défauts sont de type dynamique changeant. Les défauts testés sont illustrés dans le Tableau (III.1) en utilisant le troisième scénario du modèle [11]. Pour étudier ces défauts, nous avons reconstruit le système défectueux sous une forme linéaire conformément à l'équation. (II.7). La technique d'observation linéaire est une méthode directe qui simplifie l'équation de mouvement du système dynamique. Elle se traduit par un coût de calcul relativement faible et une vitesse de réponse rapide.

III.4 Structure de diagnostic

La figure (III.3) propose une représentation détaillée du processus de diagnostic des défauts dans une éolienne de 4,8 MW. Durant la phase de diagnostic, deux observateurs linéaires, à savoir l'observateur de Kalman et l'observateur de Leuenberger, sont implémentés afin d'estimer les états dynamiques de l'éolienne appliqué au système tangage. Cette estimation est cruciale pour détecter toute déviation par rapport au fonctionnement normal de l'éolienne. Lorsque ces estimations dépassent un seuil d'erreur préétabli, un algorithme de prise de décision entre en jeu. Son objectif principal est de confirmer la présence d'un défaut sur une pale spécifique tel que-il déclaré '1' si il existe un défaut et reste '0' en absence de défaut, ce qui enclenche alors les mesures correctives nécessaires pour assurer le bon fonctionnement de l'éolienne.

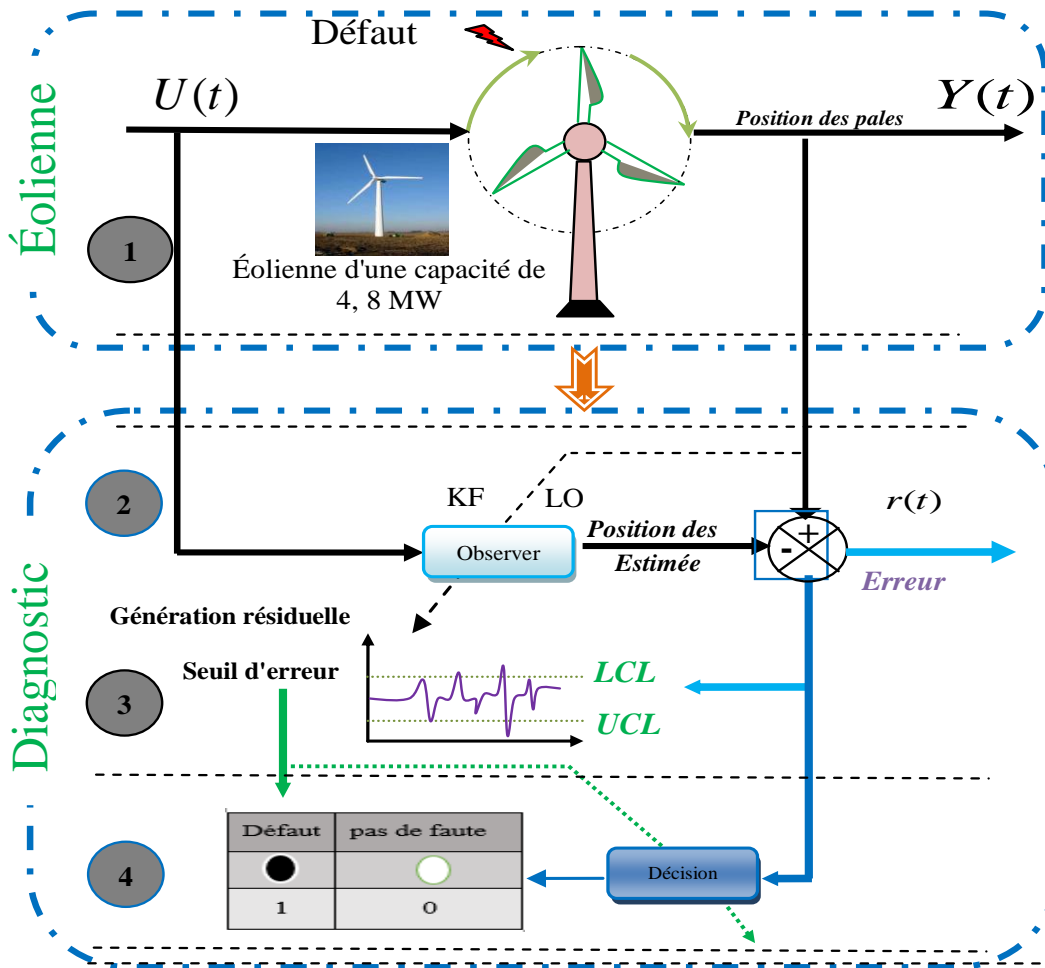


Figure. III. 3. Structure de la stratégie de diagnostic

III.5 Diagnostic des défauts

Les observateurs utilisés sont l'observateur de Kalman et l'observateur de Leuenberger. Ils sont utilisés pour estimer les variables non mesurées de la sortie (Y) pour le système de tangage noté (\hat{Y}). Dans notre cas, la valeur estimée (\hat{Y}) est la position des pales (β_2 , et β_3) pour les deux positions de pas, alors que les sorties réelles en tant que variables mesurées sont (β_{m2} and β_{m3}). Le modèle dynamique qui peut présenter le système de tangage est défini dans l'équation. (II.1) peut être écrit en utilisant l'espace d'état comme suit :

Le modèle dynamique qui peut présenter le système de tangage est défini dans l'équation (II.7) peut être écrit en utilisant l'espace d'état comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (III.8)$$

Les paramètres du modèle du système de tangage sont les suivants :

$$A = \begin{bmatrix} -13.3320 & -123.4321 \\ 1 & 0 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \end{bmatrix}, C = [0 \quad 123.4321], D = [0] \quad (\text{III.9})$$

Où : $X \in \mathfrak{R}^{1*2}$ est le vecteur d'état, $A \in \mathfrak{R}^{2*2}$ est la matrice du système, $B \in \mathfrak{R}^{2*1}$ est la matrice de contrôlabilité, $C \in \mathfrak{R}^{1*2}$ est la matrice d'observabilité, $U = [\beta_r - \beta_{if}] \in \mathfrak{R}^{1*1}$ est le vecteur d'entrée et $Y = [\beta_m] \in \mathfrak{R}^{1*1}$ est le vecteur de sortie.

III.5.1 Étapes de diagnostic des défauts dans le système de tangage

Pour détecter les éventuelles défauts des actionneurs dans le système de tangage, la structure de diagnostic proposée, qui utilise les deux observateurs, est basée sur quatre étapes : *L'estimation de la sortie, la génération de résidus, l'évaluation des résidus et l'identification, comme suit :*

1. Estimation à l'aide d'un observateur

L'utilisation du l'observateur de Kalman et de l'observateur de Leuenberger en tant qu'observateurs a pour but d'obtenir une approximation de la sortie du système et de découvrir le défaut survenu dans l'installation étudiée. Chaque observateur est d'abord conçu pour observer la sortie réelle dans des situations saines. Dans cette étape, les structures d'estimation ci-dessus figure (III.1 et III.2) sont utilisées pour déterminer les paramètres des observateurs.

2. Génération de résidus

Le résidu est généré en comparant la sortie du système et la sortie de l'observateur, comme la montre figure (III.4), la différence entre les deux sorties du système et du modèle (observateur) est considérée comme un résidu. Dans cette étape, le résidu r est calculé en fonction des réponses du processus (système de tangage) et de l'observateur utilisé à l'aide de l'équation suivante à chaque pas de temps.

$$r_{1,2} \in \mathfrak{R}^{1*1} = Y_{1,2} \in \mathfrak{R}^{1*1} - \hat{Y}_{1,2} \in \mathfrak{R}^{1*1} \quad (\text{III.10})$$

3. Évaluation des résidus

Après avoir obtenu les résidus, un seuil avec une valeur fixe est utilisé à partir de la valeur des résidus. Dans ce cas, il est défini par deux valeurs supérieures et inférieures des seuils pour les résidus, car le résidu à des valeurs positives et négatives, par exemple $r_{1,2} \in [-0.5, 0.5]$.

L'objectif est de déterminer le champ d'erreur, de sorte que lorsque le signal dépasse le seuil, il est considéré comme un défaut, et s'il ne le dépasse pas, il n'est pas considéré comme un défaut.

Dans cette étape, un mécanisme de décision est appliqué pour décider de l'existence de défauts dans les actionneurs étudiés.

Deux cas sont donc considérés :

- La valeur résiduelle est comprise entre l'intervalle $[-0.5; 0.5]$, $r = 0$, donc : il n'y a pas de défaut.
- Lorsque la valeur résiduelle : $r_{1, 2} \in [-1; -0.5] \cup [0.5; 1]$, Donc : $r = 1$, un défaut est détecté dans le processus.

4. Identification :

Pour identifier et localiser les défauts survenus, nous avons utilisé une matrice de signature pour déterminer si les défauts étudiés ont une relation entre eux ou non. Dans ce cas, nous pouvons voir que le tableau est diagonal et que les deux défauts ne sont pas liés l'un à l'autre car chaque défaut s'est produit à un moment différent et n'a pas affecté le second défaut. Dans cette étape, un mécanisme de décision est appliqué pour décider de l'existence de défauts dans les actionneurs étudiés.

Tableau. III. 2. Table de signature

r	F1	F2
r1	X	
r1		X

III.5.2 Résultats et discussions du diagnostic

Cette section présente les résultats de simulation obtenus afin de démontrer la capacité et l'efficacité de la structure de diagnostic proposée. L'approche proposée est vérifiée sur des mesures de référence d'éoliennes horizontales. Certains essais et simulations comprenant des défauts réalistes dans des situations de défaillance illustrent l'efficacité de la méthodologie proposée pour détecter les défauts des actionneurs dans le système de tangage. Sur la base des observateurs élaborés basés sur la structure présentée à la figure (III.4), les réponses du système et les défauts détectés sont examinés ici. Nous présenterons les résultats obtenus pour les deux observateurs employés en deux sous-sections : d'abord sans défauts, et ensuite avec les défauts survenus dans les actionneurs.

III.5.2.1. Résultats sans défauts en utilisant l'observateur de Kalman (KO) et l'observateur de Leuenberger (LO)

Dans le cas d'un fonctionnement du système sans défaut, les figures. De (III.5) a (III.6) présente les positions des pales 2 et 3 notées (β_2) et (β_3), et les résidus générés en utilisant les deux observateurs proposés.

A. Mesure de la position de la Pale (β_2) :

Les figures (III.4 et III.5) montrent les mesures de la position de la pale 2 notée (β_2). En utilisant les deux observateurs : KO et LO respectivement. Alors que figures (III.4. (b) et III.5. (b)) présentent l'erreur sous forme de résidus calculés entre les réponses du processus $Y(t)$ et les valeurs estimées $\hat{Y}(k)$ à l'aide des deux observateurs, comme expliqué dans l'équation (III.4). Dans ces figures, nous présentons un zoom qui montre la grande similitude et la convergence correcte entre les deux réponses du système réel et les valeurs estimées pour la position de la pale 2. (β_2). On peut constater que dans le cas d'un mode de fonctionnement normal (sans défaut), les observateurs élaborés sont capables d'estimer correctement la variable de position, comme le montre le zoom capturé dans l'intervalle de temps [2700s : 2800s]. L'actionneur du système de tangage fonctionne correctement sans aucun problème, et le système contrôlé génère efficacement la valeur (β_r) souhaitée. L'erreur résiduelle est toujours nulle dans tous les intervalles de temps de la simulation, ce qui démontre l'efficacité de l'étape d'estimation utilisée.

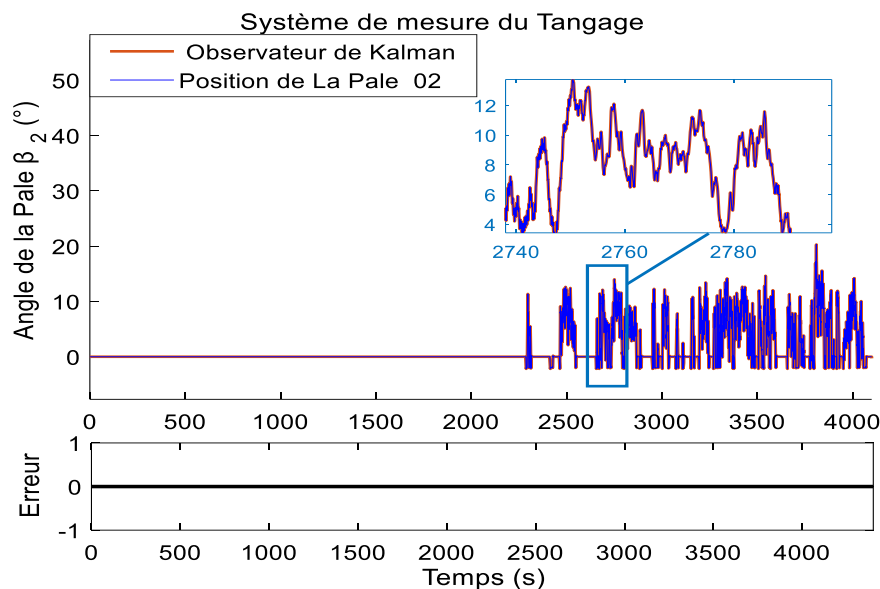


Figure. III. 4. Position de la deuxième pale (β_2) et le résidu (en utilisant KO)

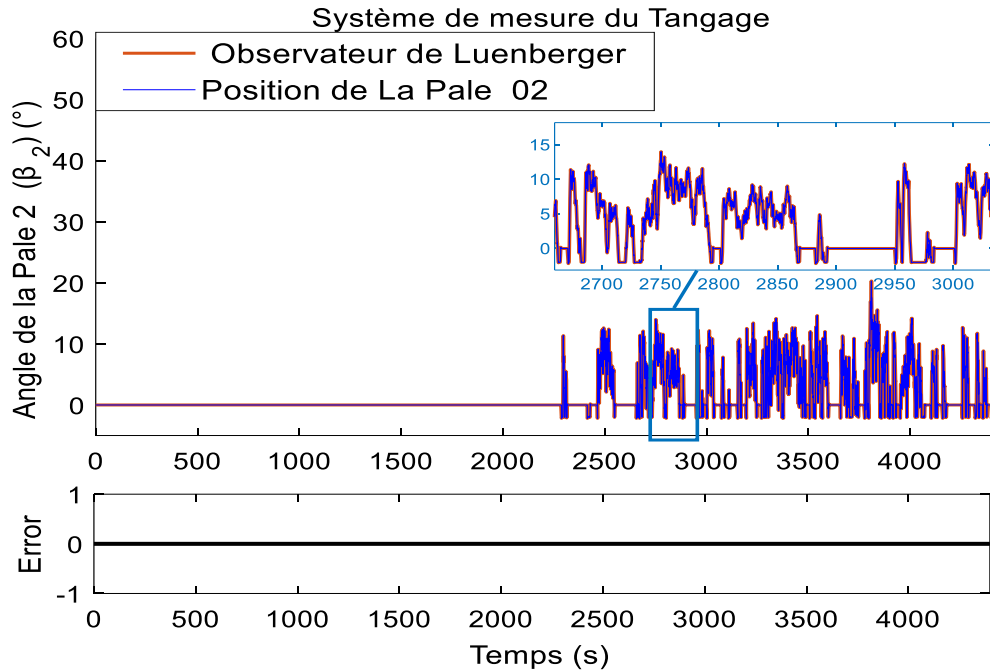


Figure. III. 5. Position de la deuxième pale (β_2) et le résidu (en utilisant LO)

B. Mesure de la position de la Pale (β_3) :

De la même manière que précédemment, les deux figures (III.6 et III.7) présentent les valeurs observées de la variable d'angle pour la pale 3 notée (β_3). Pour chaque observateur utilisé, l'erreur générée en tant que résidu est présentée dans les figures (III.6 (b) et III.7 (b)). Comme on peut le voir, les résidus sont nuls, ce qui démontre la capacité des observateurs conçus (observateur de Kalman et observateur de Leuenberger) à estimer correctement la variable de position de la pale 3. Une partie zoom pour chaque observateur est illustrée dans l'intervalle de temps [3600s :3700s]. L'actionneur étudié (β_3). Le système de tangage fonctionne correctement et la pale tourne efficacement selon l'angle désiré généré par le contrôleur comme référence.

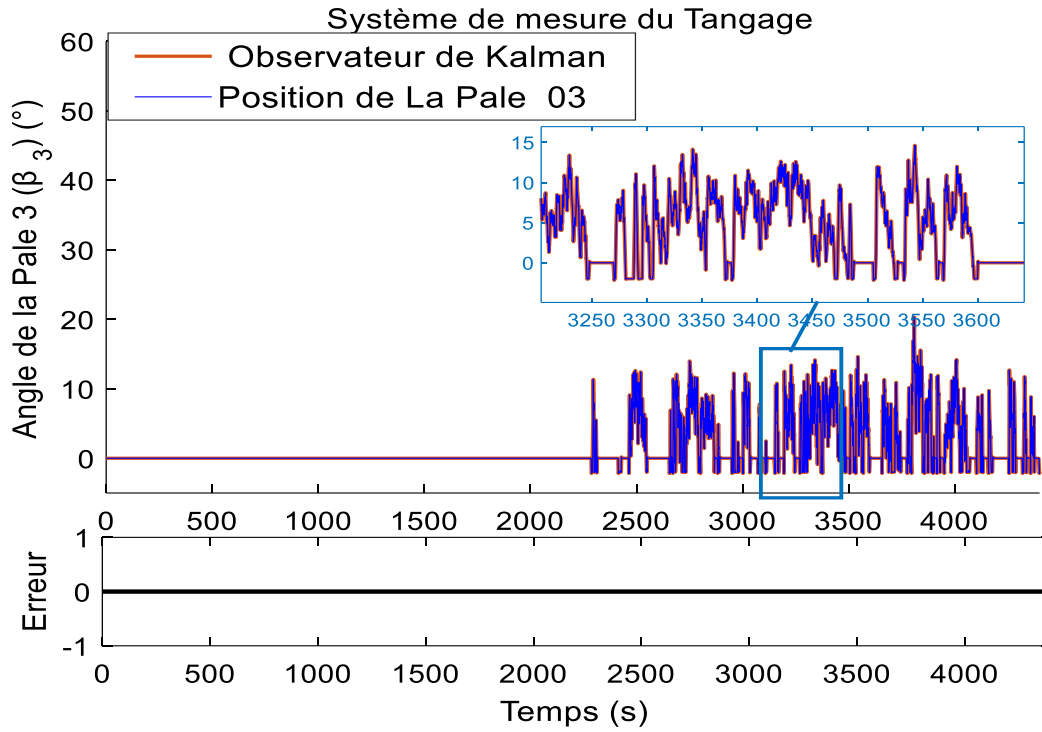


Figure. III. 6. Position de la troisième pale (β_3) et le résidu (en utilisant KO)

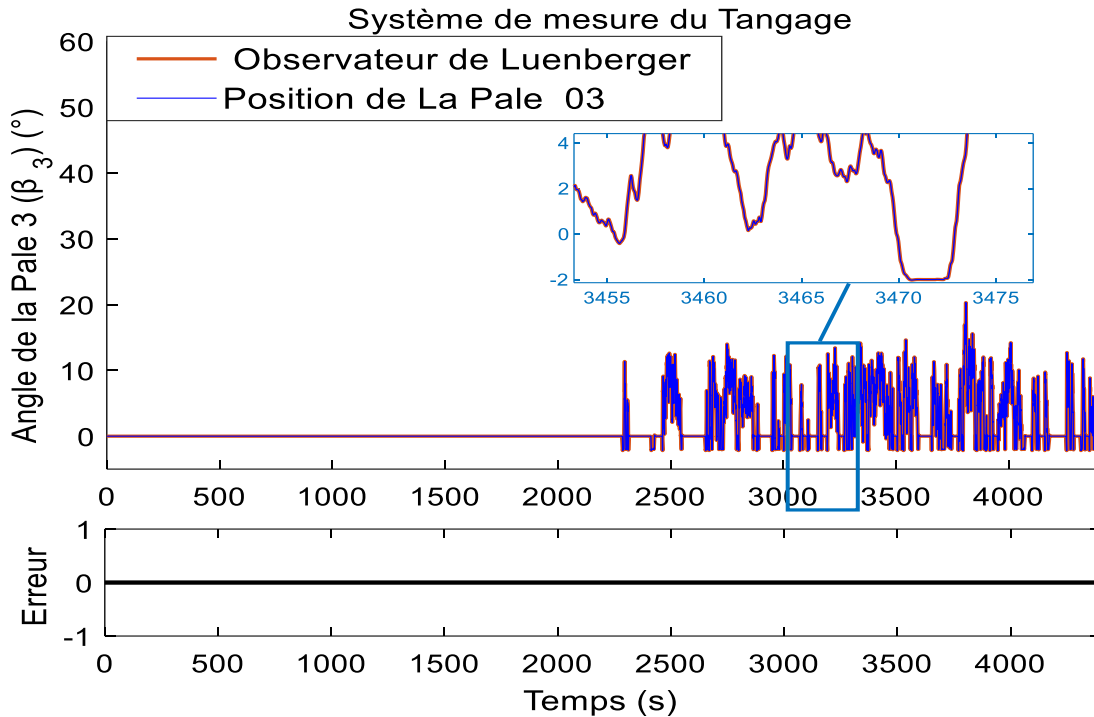


Figure. III. 7. Position de la troisième pale (β_3) et le résidu (en utilisant LO)

III.5.2.2 Résultats avec l'apparition de défauts en (β_2) et (β_3)

Nous allons vérifier les résultats précédents, mais cette fois-ci avec des erreurs pour étudier l'efficacité des observateurs à générer des résidus.

A. Utilisation du l'observateur de Kalman

En cas de défauts dans les actionneurs du système de tangage de l'éolienne étudiée, les résultats sont présentés dans les figure (III.8 et III.9) respectivement pour les actionneurs des deux pales à l'aide du l'observateur de Kalman.

Le premier défaut est simulé comme un changement dynamique, des problèmes de pompe ou de fuite, et une action de contrôle lente. En utilisant le modèle de référence présenté précédemment avec les scénarios de défaillance, cette défaillance peut être exprimée en changeant les paramètres de la fonction de transfert : ξ et ω_n dans l'équation (II.7) avec les valeurs suivantes : $\xi_2 = 0.45$ et $\omega_{n2} = 5.73$.

La figure (III.8 (a)) montre les réponses de l'angle du système de tangage 2 noté (β_2) qui est considéré comme une sortie réelle $(Y(t))$, et celle estimée par l'observateur de Kalman notée $(\hat{Y}(t))$. Dans le zoom capturé de ces deux réponses, nous pouvons voir une différence entre les deux courbes dans un intervalle de temps correspondant à la période d'apparition d'un défaut dans le système étudié. Le résidu généré en tant qu'erreur entre la position de la pale et les valeurs estimées $(Y(t)$ et $\hat{Y}(t))$ est représenté à la figure (III.8(b)) démontrant l'apparition d'un défaut dans l'intervalle de temps [3300s : 3400s]. Elle exprime une variation entre les deux réponses. La zone entre les deux lignes intermittentes représente les seuils supérieur et inférieur. Il est déterminé expérimentalement sur le processus étudié.

La figure (III.9 (a)). Montre les réponses de l'angle du système de tangage 2 noté (β_2) qui est considéré comme une sortie réelle $(Y(t))$, et celle estimée par l'observateur de Kalman notée $(\hat{Y}(t))$. Dans le zoom capturé de ces deux réponses, nous pouvons voir une différence entre les deux courbes dans un intervalle de temps correspondant à la période d'apparition d'un défaut dans le système étudié. Le résidu généré en tant qu'erreur entre la position de la pale et les valeurs estimées $(Y(t)$ et $\hat{Y}(t))$ est représenté à la figure (III.9. (b)) démontrant l'apparition d'un défaut dans l'intervalle de temps [3300s : 3400s]. Elle exprime une variation entre les deux réponses. La zone entre les deux lignes intermittentes représente les seuils supérieur et inférieur. Il est déterminé expérimentalement sur le processus étudié. La figure (III.9(c)) montre la détection et l'isolation du

défaut qui s'est produit dans le deuxième système de pas (β_2) pendant (100s) et exactement dans l'intervalle de temps [2700s-2800s]. Ce défaut est noté (F_1).

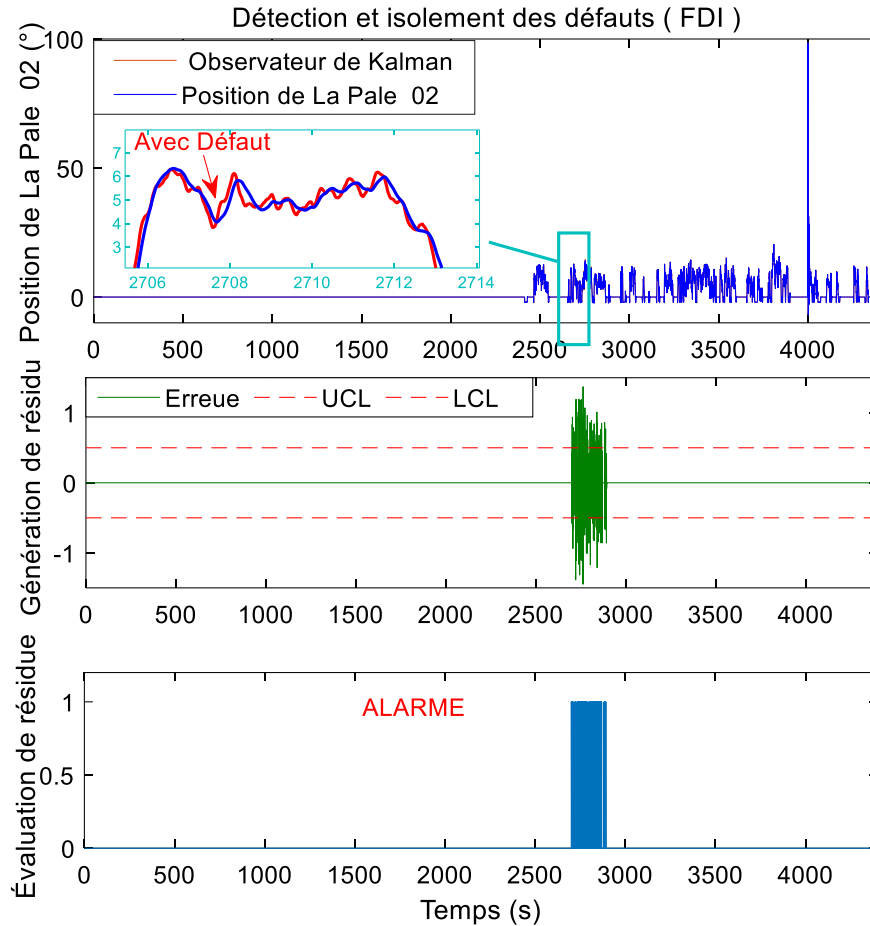


Figure. III. 8. La position de la pale 2 (β_2) avec défaut, (b) résidu, (c) détection du premier défaut de l'actionneur.

Pour le deuxième défaut de l'actionneur, les paramètres de simulation sont : $\xi_3 = 0.9$ et $\omega_{n2} = 3.42$, où ils représentent une dynamique de changement comme Air dans l'huile, une action de contrôle lente.

La figure (III.10. (a)) montre les deux réponses du système et du KO en tant que un observateur pour (β_3) respectivement. La variation des paramètres dynamiques du système entraîne une différence entre les sorties mesurées. Dans l'intervalle [3600s :3700s], une erreur est observée comme le montre la figure (III.10 (b)) qui illustre la détection du défaut survenu dans le système. La figure (III.10. (c)) montre le défaut détecté dans le troisième système de tangage (β_3) pendant

(100s) dans l'intervalle [3600s :3700s].

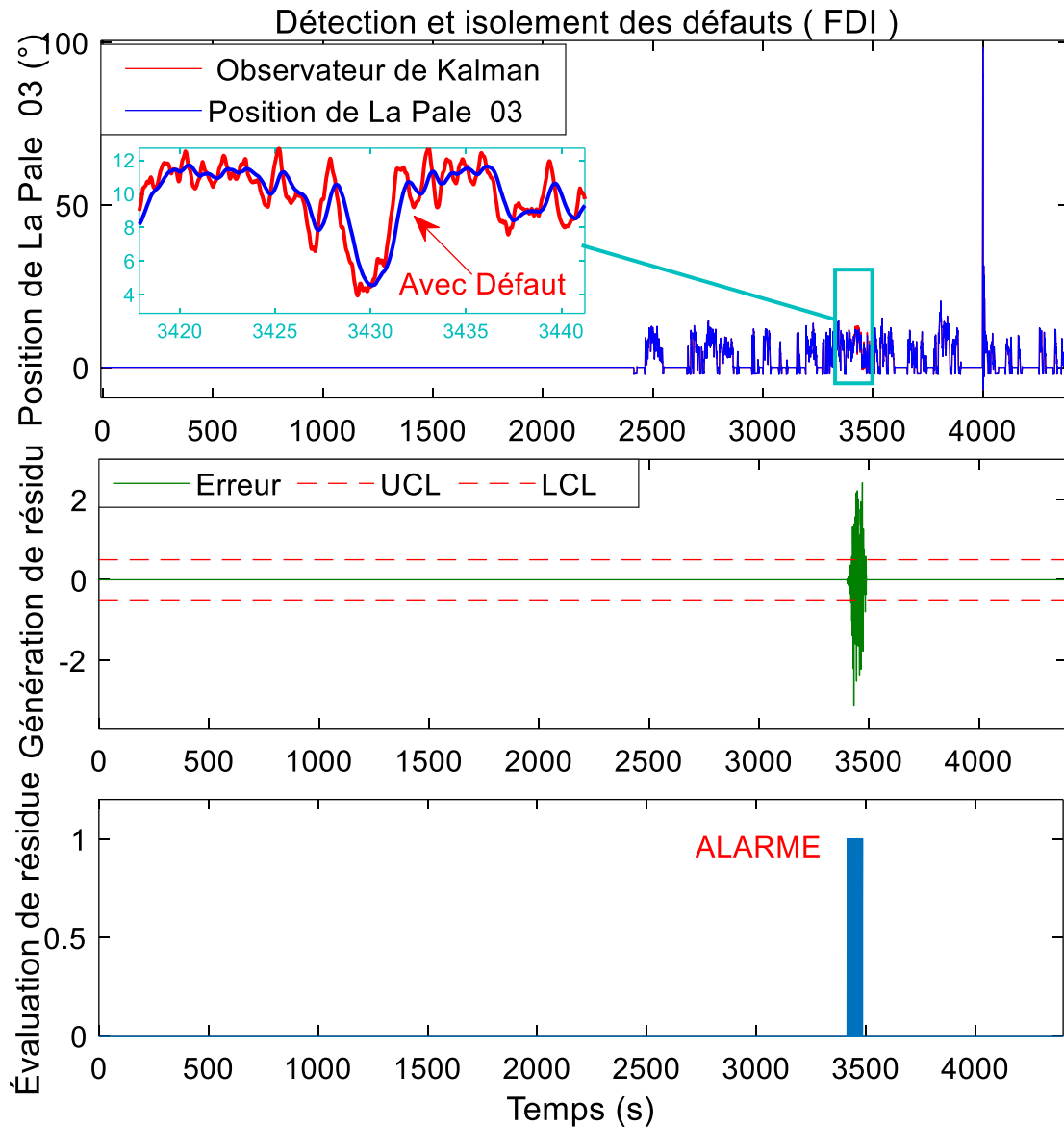


Figure. III. 9. La position de la pale 3 (β_3) avec défaut, (b) résidu, (c) détection du premier défaut de l'actionneur

B- Utilisation de l'observateur Leuenberger

Avec l'apparition de défauts dans les actionneurs du système de tangage, les résultats obtenus à l'aide de l'observateur de Leuenberger sont présentés dans la figure (III.11) et (III.12) respectivement pour les actionneurs des deux pales. Nous avons utilisé les mêmes paramètres de simulation du système et des défauts. Le défaut est simulé comme un changement dynamique avec

les mêmes paramètres de la fonction de transfert ξ et ω_n .

Tout d'abord, la figure (III.10 (a)) montre les deux réponses de l'angle du système de tangage 2 (β_2). Dans lesquelles, $Y(t)$ est la sortie réelle de la partie de l'éolienne étudiée, et $\hat{Y}(t)$ est la mesure estimée à l'aide de l'observateur de Leuenberger conçu. Dans le zoom capturé de ces deux réponses, nous pouvons voir une différence entre les deux courbes.

La figure (III.10. (b)) illustre le résidu généré de la position de la pale en cas d'apparition d'un défaut. Le résidu est capturé dans un intervalle de temps de [2700s :2900s], où il exprime une variation entre les deux réponses en fonction du défaut appliqué. Cette erreur est mesurée par rapport aux seuils supérieur et inférieur.

La stratégie de diagnostic proposée permet de détecter correctement le défaut survenu dans l'intervalle de temps correspondant, comme le montre figure (III.10 (c)). Le défaut survenu (F_2), dans le troisième système de tangage (β_3) pendant (100s) dans l'intervalle de temps [3300s :3400s].

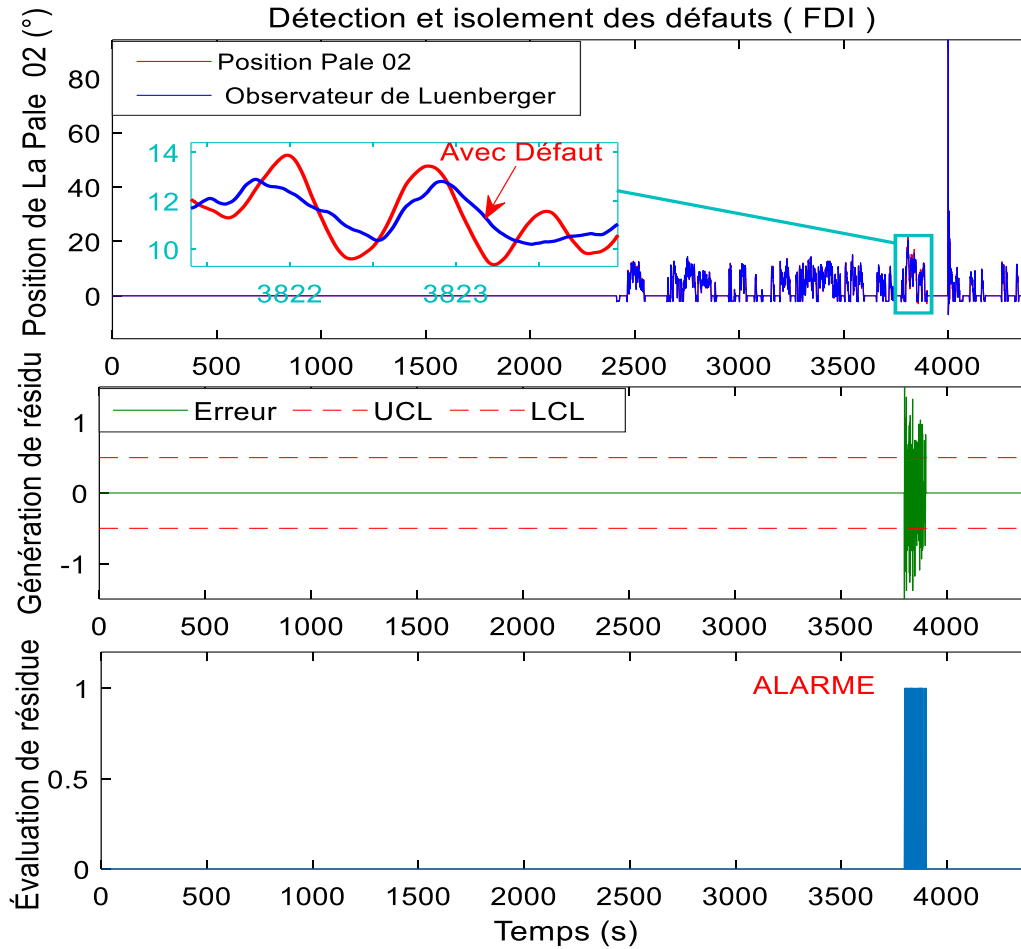


Figure. III. 10. La position (β_3) avec défaut, (b) résidu, (c) détection du deuxième défaut de l'actionneur

Les réponses de l'essai simulé avec le deuxième défaut de l'actionneur (F_2) sont illustrées sur les figures (III.11 (a, b et c)). Tandis que, la Figure (III.11 (a)) présente les deux réponses du système et de l'observateur ($Y(t)$ et $\hat{Y}(t)$) respectivement. La variation des paramètres dynamiques du système entraîne une différence entre les sorties mesurées.

Dans l'intervalle [3300s :3400s], une erreur est observée comme le montre figure (III.11 (b)) qui illustre la détection du défaut survenu dans le système. Le défaut survenu dans le troisième système de pas (β_3) est détecté pendant une période de (100s) dans l'intervalle de temps de fonctionnement [3300s :3400s].

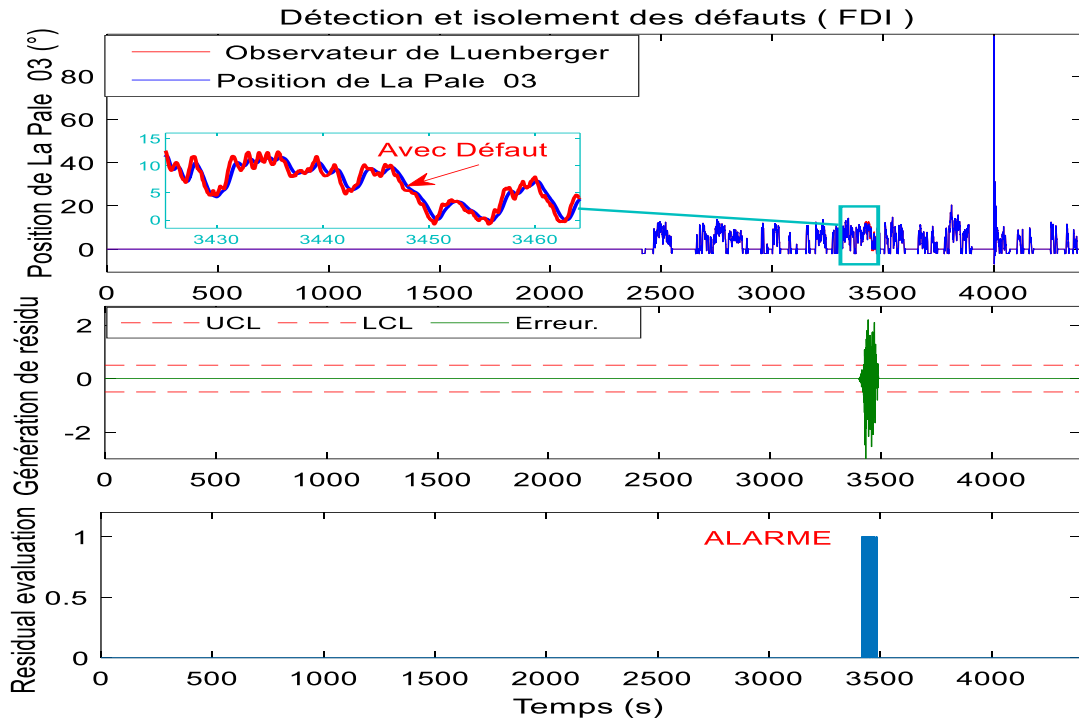


Figure. III. 11. La position de la pale 3 (β_3) avec défaut, (b) résidu, (c) détection du défaut de l'actionneur

Selon ces résultats obtenus, nous pouvons approuver que la stratégie de diagnostic des défauts proposée soit bien exécutée en utilisant les deux observateurs conçus : l'observateur de Kalman et l'observateur de Leuenberger. Le comportement de la partie de l'éolienne étudiée est modélisé correctement, et les variables de sortie sont estimées avec un minimum d'erreurs. Sur la base de cette étape d'estimation, le système de diagnostic global peut générer le résidu approprié correspondant aux défauts survenus dans le système de tangage à l'aide des deux observateurs (KO et LO). L'étape de décision permet ensuite de classer précisément les défauts.

La structure de diagnostic proposée est très adaptée et attrayante pour assurer la productivité optimale de l'éolienne.

III.5.2.3 Comparaison entre KO et LO

Pour montrer la capacité du processus d'estimation et l'efficacité des observateurs proposés pour faire le diagnostic des défauts, cette section illustre simultanément les réponses du système de tangage à l'aide des deux observateurs élaborés dans le cas d'un système défectueux. Les figures (III.12 et III.13) présentent la position de la deuxième et de la troisième pale respectivement avec leurs résidus générés en cas d'apparition des défauts de l'actionneur (F_1) et (F_2).

Afin de déterminer quel observateur est le meilleur pour estimer les valeurs de sortie du système de tangage, nous avons utilisé trois indicateurs de comparaisons en fonction des indices de confiance.

Le premier est l'erreur normale relative notée (RE). Elle est utilisée pour mesurer la précision de l'estimation à l'aide de l'équation suivante :

$$RE = \frac{\|Y - Y_S\|}{\|Y_S\|} \quad (\text{III.11})$$

Le deuxième indicateur est l'erreur quadratique moyenne (RMSE). Il est utilisé pour mesurer la capacité de prédiction des données et est défini par :

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (Y - Y_S)^2}{n}} \quad (\text{III.12})$$

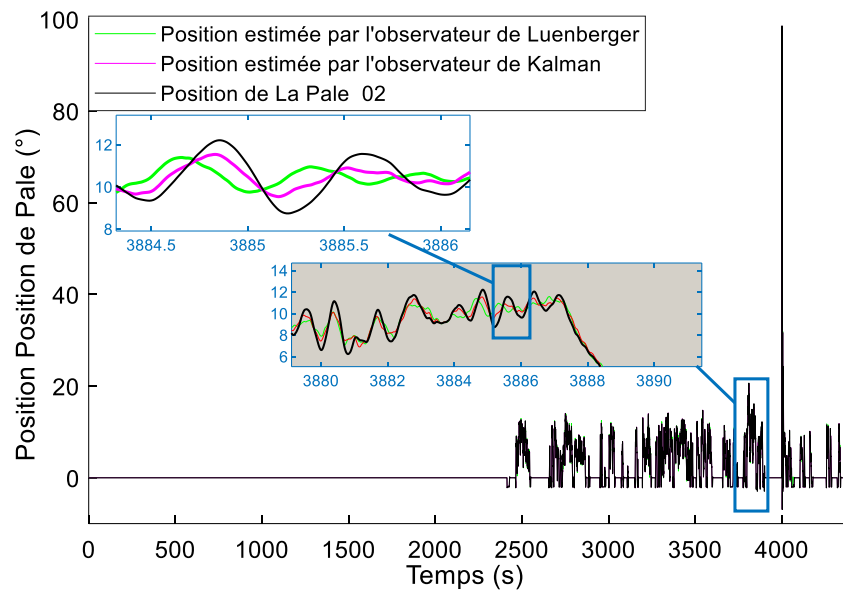
Sur la base des indices de confiance et d'évaluation RE , $RMSE$ et ICC , le tableau 3 présente un résumé des valeurs calculées à titre de comparaison entre les deux observateurs utilisés (KO et LO) pour la prédiction du système de tangage. Les défauts simulés dans la position des pales sont étudiés. L'observateur de Kalman et l'observateur de Leuenberger appliqués sont des observateurs stochastiques pour les systèmes linéaires. Pour estimer efficacement les sorties du processus, le KO est basé sur une matrice de correction pour définir les paramètres de gain, tandis que le LO utilise le placement des pôles.

Comme le montrent les figures ((III.12. (a)) et (III.13. (a)) des pales de position utilisant les deux observateurs conçus par rapport à la position mesurée du système étudié, les deux observateurs se comportent correctement pour la partie de l'éolienne (système de tangage). D'après les résultats de simulation présentés à la figure (III.12), le résidu calculé dans le KO est inférieur à LO en fonction des pôles proposés et de la matrice de gain (L) qui a été calculée. Cela peut entraîner une légère différence dans le résidu généré entre les deux réponses.

L'efficacité de chaque observateur est comparée en fonction de la réponse de détection des défauts dans l'intervalle d'occurrence. La plage du résidu utilisant l'observateur de Leuenberger est la plus faible, tandis que le résidu de l'observateur de Kalman est le plus élevé. Mais la défaillance appliquée est détectée et localisée efficacement dans les deux cas : la défaillance en (β_2) est détectée pendant une période de (100s) dans l'intervalle de temps [3300s : 3400s] (comme dans la figure (III.12(b)), et la défaillance en (β_3) est détectée dans l'intervalle de temps d'opération [3300s : 3400s] comme dans la figure (III.13 (b)).

Tableau. III. 3. Comparaison entre KO et LO pour la prédiction du système de tangage

	Deuxième Pale (β_2)		troisième Pale (β_3)	
	Observateur de Leuenberger (LO)	Observateur de Kalman (KO)	Observateur de Leuenberger (LO)	Observateur de Kalman (KO)
RMSE	45.0333	45.9212	45.0796	45.9203
RE	0.8804	0.9215	0.8802	0.9212
Meilleur observateur	>Observateur de Leuenberger		>Observateur de Leuenberger	



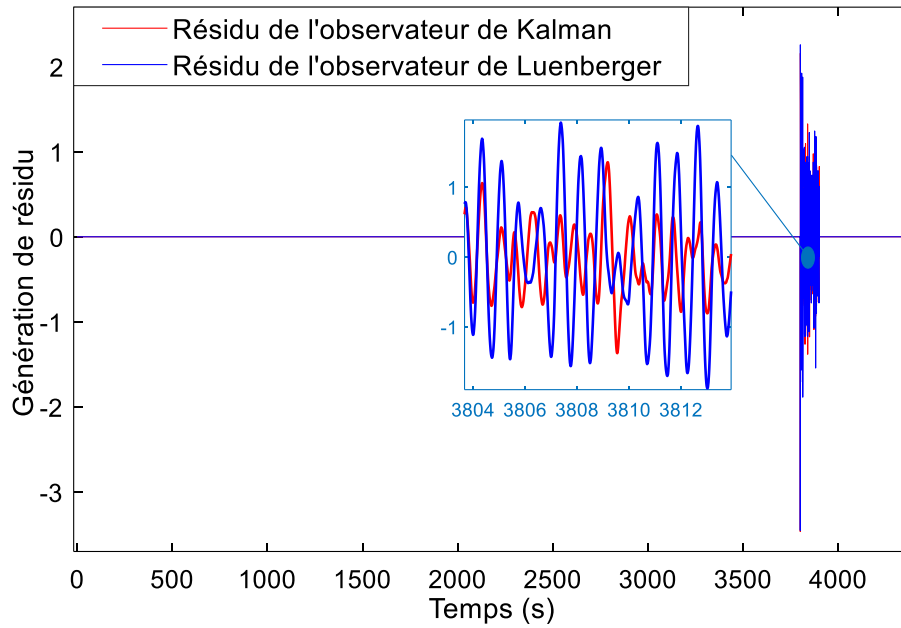
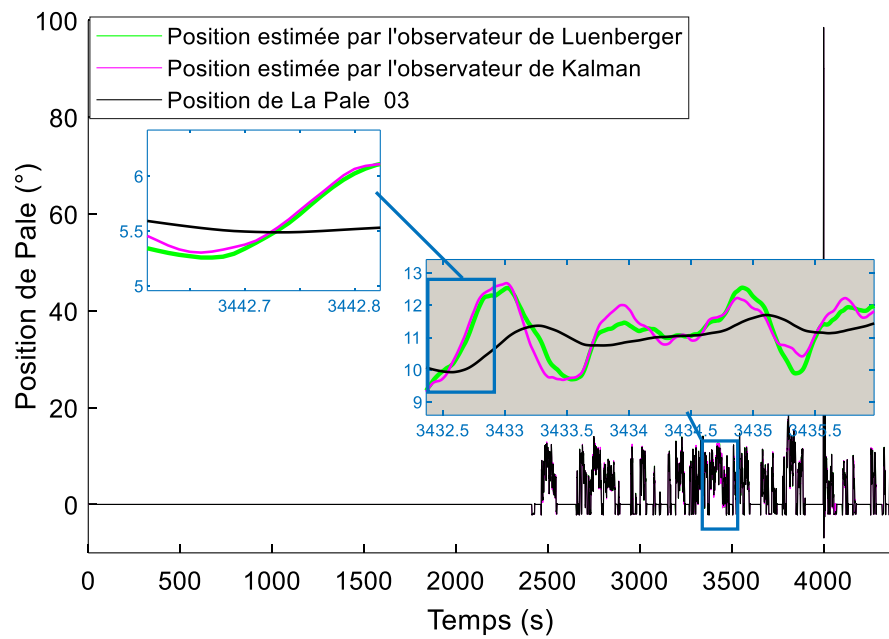


Figure. III. 12. Position de la deuxième pale, (b) résidu généré



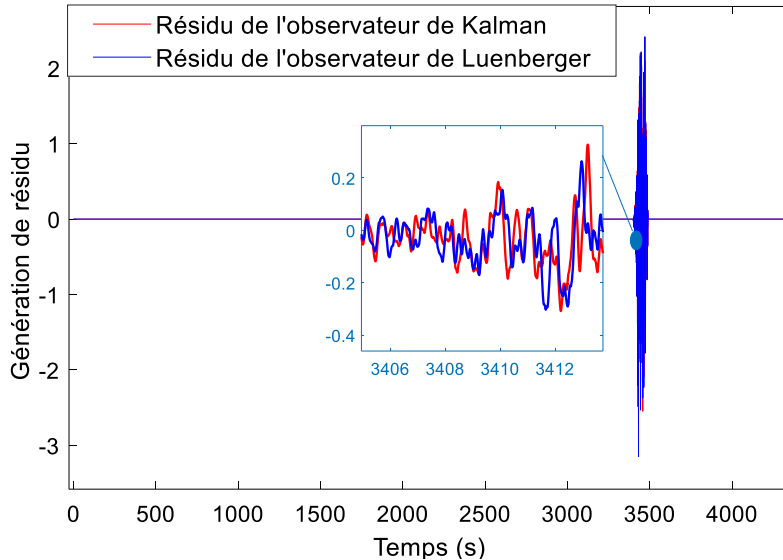


Figure. III. 13. (a) Position de la troisième pale, (b) résidu généré

III.6 Conclusion

Ce chapitre a mis en lumière une méthode de diagnostic efficace pour le système de tangage des turbines éoliennes à trois pales, en utilisant des observateurs linéaires : l'observateur de Kalman et l'observateur de Leuenberger. Cette technique de destination permet la détection et l'isolation des défauts des actionneurs. L'observateur de Kalman et l'observateur de Leuenberger traitent efficacement les pannes comme des perturbations externes, assurant une estimation d'état fiable de la machine. Cette stratégie de diagnostic combinée améliore significativement la fiabilité et la performance des éoliennes.

Dans le prochain chapitre, on choisit l'observateur de Kalman comme un observateur à appliquer à toutes les parties de la turbine éolienne. Nous aborderons l'utilisation conjointe de l'observateur de Kalman et les systèmes neuro-flous de type ANFIS pour détecter les défauts dans tous les composants de la turbine éolienne, y compris les capteurs et les actionneurs.

CHAPITRE: IV

Diagnostic Intelligent de la Turbine Éolienne

IV.1 Introduction

Les éoliennes, avec leurs contraintes environnementales et opérationnelles, requièrent un diagnostic et une maintenance spécialisés. Il est essentiel de développer des outils de diagnostic efficaces pour détecter et localiser les défauts, ce qui assure une maintenance optimale et prévient les pannes. Les systèmes de surveillance sont cruciaux pour identifier et isoler les défauts dans les composants de l'éolienne. Nos recherches se concentrent sur les méthodes de (Fault Detection and Isolation) (FDI), utilisant la modélisation et le contrôle des systèmes industriels avec une approche basée sur l'intelligence artificielle. "Ces méthodes FDI améliorent le diagnostic en gérant efficacement la dynamique du système et les perturbations. Elles incluent des modules FDI performants qui permettent une réponse rapide aux défauts dans des algorithmes en temps réel." Dans ce chapitre, on va expliquer une stratégie de diagnostic pour les défauts dans les systèmes éoliens, combinant surveillance étatique et techniques intelligentes. Les filtres de Kalman observent les états, tandis que la méthode de la carte de contrôle de Shewhart évalue les résidus. Des systèmes neuro-flous hybrides détectent et classifient les défauts, avec un test de fiabilité basé sur la redondance des capteurs. L'approche utilise un système d'inférence neuro-flou adaptatif pour une précision accrue, combinant l'apprentissage des réseaux de neurones et la logique floue. Ce processus améliore la localisation et la classification des défauts, et la performance de l'éolienne. Le modèle de simulation de l'éolienne se déroule en trois étapes : génération de résidus, traitement pour définir des limites, et isolation des défauts avec des systèmes neuro-flous pour une détection précise des anomalies.

IV.2 Structure de Diagnostic Intelligente

Le schéma méthodologique global de la stratégie de détection des défauts proposée est illustré à la figure (IV.1). Tel que présenté, la tâche de diagnostic est réalisée à partir d'un ensemble d'étapes (comme indiqué par : **A**, **B**, **C**, **D**, **E**). Chaque étape de la structure de diagnostic proposée sera discutée et expliquée en détail dans les sous-sections suivantes, avec un bref principe des approches utilisées telles que : Filtre de Kalman, Calcul des seuils, Modèles ANFIS pour la détection et la classification, test de fiabilité, système neuro-flou pour détecter les défauts et un autre pour les classer : du capteur au d'un actionneur.

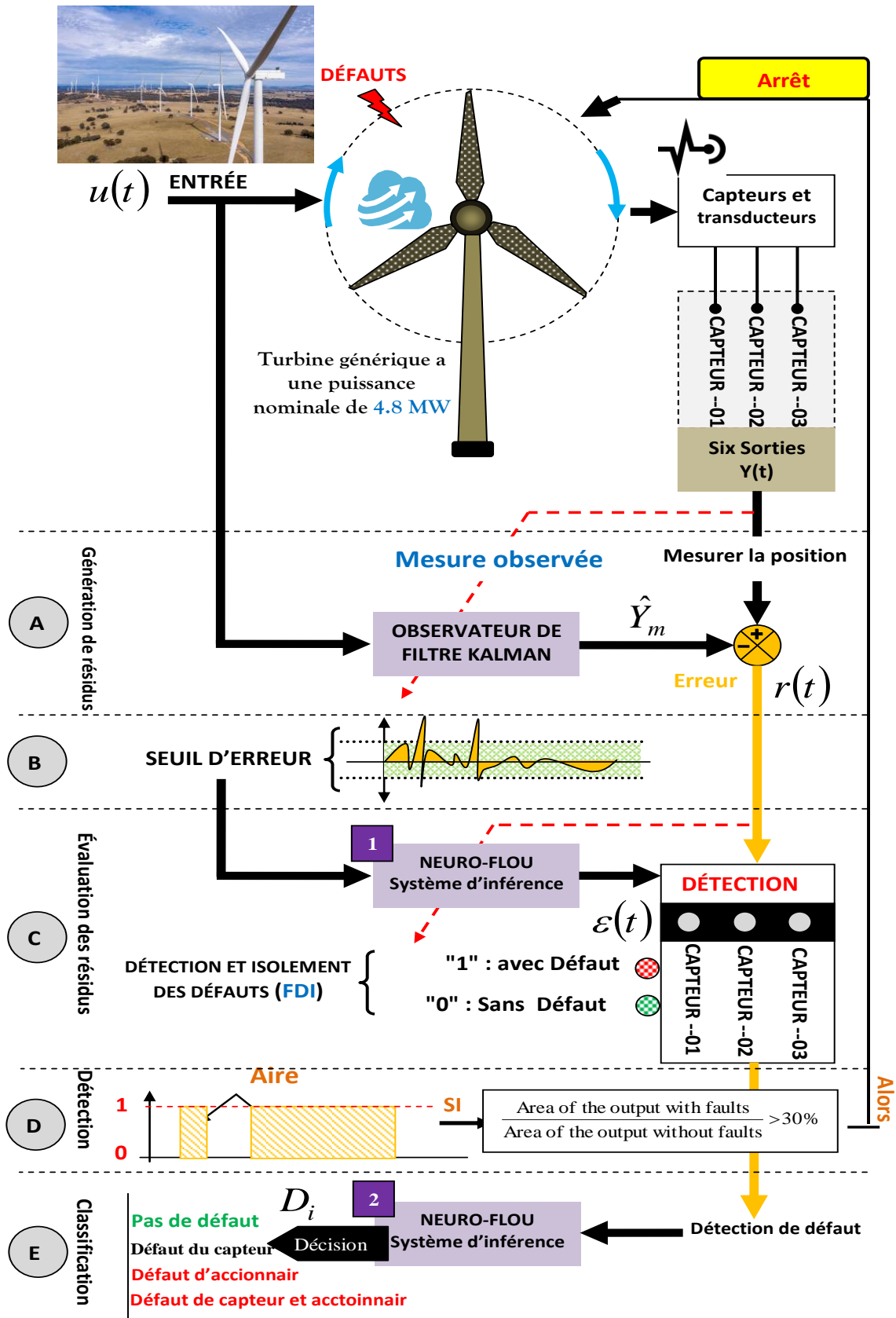


Figure. IV. 1. Stratégie de diagnostic proposée

IV.2.1 Génération de résidu (A)

La génération de résidus dans les systèmes de détection de fautes (FDI) est une étape essentielle qui repose sur l'exploitation de la redondance analytique. Cette redondance se manifeste sous forme d'un ensemble d'équations modélisant le système étudié. L'objectif principal est de développer des résidus structurés pour un diagnostic FDI efficace. La technique standard pour générer ces résidus implique la prédiction du vecteur de sortie du système, désigné par (r), qui est ensuite comparé à la valeur mesurée réellement. Cette comparaison produit un ensemble de vecteurs résiduels qui sont ensuite analysés pour l'identification des défauts

$$r(k) = y(k) - \hat{y}(k) \quad (IV.1)$$

Dans ce travail (comme le montre la figure (IV.1), (partie A), le vecteur résiduel est typique de l'approche basée sur l'observateur, qui représente le comportement d'erreur à l'aide d'un filtre de Kalman pour chaque partie de l'éolienne.

IV.2.1.1 Filtre de kalman

Le filtre de Kalman (FK) est un ensemble d'équations mathématiques qui fournit un algorithme de calcul récursif efficace pour assurer l'estimation des sorties et des états des systèmes dynamiques [81]. Le filtre de Kalman a été utilisé dans divers domaines de recherche où les paramètres et les mesures sont bruités et affectés par des incertitudes, en particulier pour les systèmes dynamiques et le diagnostic des défauts [81-84].

La structure de principe du filtre de Kalman en tant qu'observateur est illustrée à la figure (IV.2), où le processus étudié doit être défini à l'aide de sa représentation de l'espace d'état [81] telle que :

$$\begin{cases} X(k+1) = AX(k) + BU(k) \\ Y(k) = CX(k) \end{cases} \quad (IV.2)$$

Où $X \in R^{n*1}$: est le vecteur d'état, $U \in R^{m*1}$ est le vecteur d'entrée, $Y \in R^{p*1}$ est le vecteur de sortie, $A \in R^{n*n}$ est la matrice système, $B \in R^{n*m}$ est la matrice de contrôlabilité, $C \in R^{p*n}$ est la matrice d'observabilité. L'observateur de Kalman est basé sur une procédure récursive pour estimer les états du processus dans tous les temps d'intervalle comme :

$$x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + K \left[y(k) - Cx(k) \right] \quad (IV.3)$$

Où K : est la matrice du filtre de Kalman.

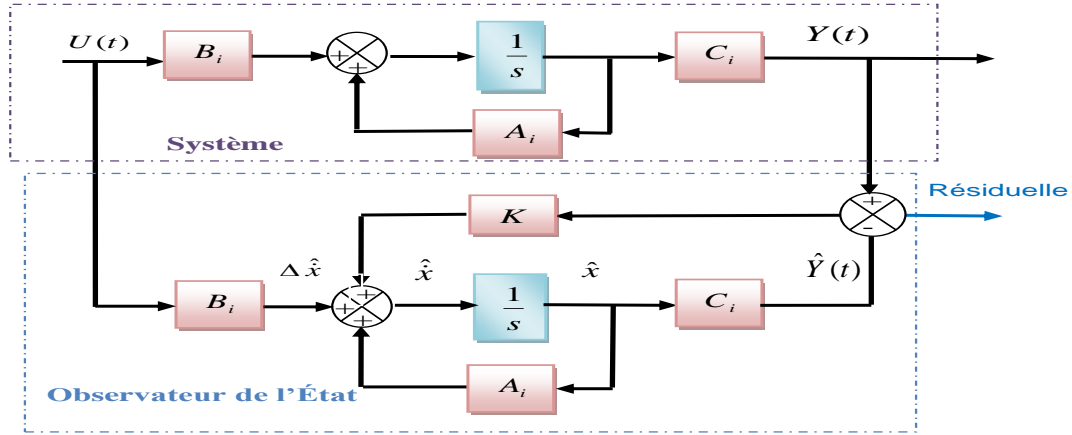


Figure. IV. 2. Structure du filtre de Kalman

Dans notre cas, en utilisant le modèle de référence, l'éolienne est composée des trois parties principales en tant que systèmes linéaires : le système de tangage, la transmission, le générateur et le convertisseur. Ainsi, les modèles d'espace d'état utilisés sont définis comme suit :

- Pour le système de tangage : $A_1 \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$, $B_1 \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$, $C_1 \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$, $X_1 \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$, $U_1 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$, $Y_1 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$,
- Pour la transmission: $A_2 \in \mathbb{R}^{3 \times 3}$, $B_2 \in \mathbb{R}^{3 \times 2}$, $C_2 \in \mathbb{R}^{2 \times 3}$, $X_2 \in \mathbb{R}^{3 \times 1}$, $U_2 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$, $Y_2 \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$.
- Pour le générateur et convertisseur $A_3 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$, $B_3 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$, $C_3 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$, $X_3 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$, $U_3 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$, $Y_3 \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$

Le principe du processus d'estimation est de réduire l'erreur quadratique entre la valeur estimée et la valeur mesurée réelle du système. Les variables estimées sont $[\hat{Y}_1, \hat{Y}_2, \hat{Y}_3, \hat{Y}_4, \hat{Y}_5, \hat{Y}_6]$, où $\hat{Y}_1, \hat{Y}_2, \hat{Y}_3$: sont les puissances estimées de la partie du système de tangage, \hat{Y}_4, \hat{Y}_5 sont les sorties estimées de la partie du groupe motopropulseur et la puissance estimée du générateur. La figure (IV.3) montre la structure de détection des défauts basée sur l'observateur proposée dans ce travail pour le benchmark de l'éolienne.

➤ **Par exemple, dans la partie système de tangage :**

Il est possible d'utiliser le filtre de Kalman pour estimer les variables non mesurées de la sortie $Y \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$. Il est appliqué en tant qu'observateur du vecteur d'état du système $X \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$. Ainsi, dans ce travail, le bloc de filtre de Kalman va estimer la sortie (\hat{Y}). Tel que $X \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$ est le vecteur d'état, $A \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ est la matrice du système, $B \in \mathbb{R}^{2 \times 1}$ est la matrice de contrôlabilité, $C \in \mathbb{R}^{1 \times 2}$ est la matrice d'observabilité, $U = [\beta r - \beta_{if}] \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$ est le vecteur d'entrée et $Y = [\beta m] \in \mathbb{R}^{1 \times 1}$ est le vecteur de sortie. Ainsi, la valeur estimée (\hat{Y}) est la position des pales (β_2 et β_3) des deux positions de pas. Les sorties réelles en tant que variables mesurées sont (β_{m2} et β_{m3}).

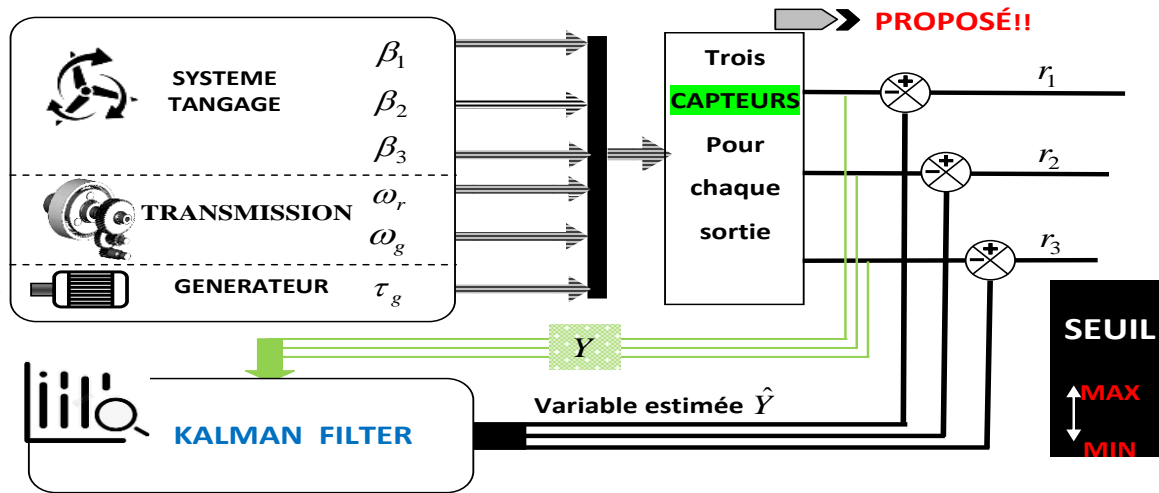


Figure. IV. 3. Schémas de FD basés sur l'observateur pour l'éolienne

Pour analyser les résidus générés, on emploie fréquemment la technique de la carte de contrôle de "Shewhart" pour identifier les variations significatives dans une caractéristique statistique du signal. Cette méthode repose sur l'utilisation d'un graphique de contrôle, composé de trois lignes essentielles : la ligne médiane représentant la moyenne, et deux autres lignes définissant les limites de contrôle, à savoir la « Limite de Contrôle Supérieure (UCL) » et la « Limite de Contrôle Inférieure (LCL) ». Pour déterminer ces limites. L'application de la distribution normale est courante, permettant le calcul de la variance de manière suivante :

IV.2.1.2 Carte de contrôle Shewart

Pour la référence $N > 100$ en moyenne, $\mu = \sum X / N$ l'écart-type des valeurs est donné par la relation :

$$\sigma = \sqrt{\sum (x - \mu)^2 / N} \tag{IV.4}$$

Pour une taille d'échantillon n en moyenne, $m = \sum X_i / n$ l'écart-type des valeurs est donné par la relation :

$$s = \sqrt{\sum (x_i - m)^2 / (n - 1)} \tag{IV.5}$$

Le processus centré suit la loi normale (la moyenne m et l'écart-type μ) ou l'échantillon suit la loi normale (moyenne m et l'écart-type s / \sqrt{n}), d'où :

$$(UCL, LCL) = \pm K_1 * \text{standard deviation} \tag{IV.6}$$

Où K_1 est le nombre d'écart-type.

IV.2.2 Évaluation des résidus

Des variations différentes et simultanées dans le processus indiquent une défaillance grave du système qui se traduit par de multiples défauts. La difficulté de traiter des défauts multiples réside dans le fait que le premier défaut est toujours présent lorsque le second apparaît. Par conséquent, ils pourraient se chevaucher et conduire dans certains cas à l'isolement d'une seule faille. Par conséquent, il est important d'obtenir une structure du résidu permettant son évaluation correcte. On peut représenter un ensemble de résidus "p" sous forme Booléen comme dans équation (IV.7).

$$\left\{ \begin{array}{l} \varepsilon_i(t) = \begin{cases} 1 & \text{si } |r_i(t)| \geq \zeta_i = \{UCL, LCL\} \\ 0 & \text{si } |r_i(t)| < \zeta_i = \{UCL, LCL\} \end{cases}, \text{ avec } i \in p \\ \text{et } r_i(t) = \begin{bmatrix} r_1(t) \\ r_2(t) \\ \vdots \\ r_p(t) \end{bmatrix} \end{array} \right. \quad (IV.7)$$

L'étape de détection doit permettre de décider si le système est en état de fonctionnement normal ou non. Considérons par exemple un système sujet à trois défauts f_1, f_2 et f_3 . En supposant, par exemple, la matrice $H_y \cdot \Phi_f$ entre le vecteur des résidus et le vecteur des défauts définie par :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} r_1(t) \\ r_2(t) \\ r_3(t) \end{bmatrix}}_{r_i(t)} = \underbrace{\begin{pmatrix} \Phi_{11} & 0 & 0 \\ 0 & \Phi_{22} & 0 \\ 0 & 0 & \Phi_{33} \end{pmatrix}}_{H_y \Phi_f} \underbrace{\begin{pmatrix} f_1(t) \\ f_2(t) \\ f_3(t) \end{pmatrix}}_{f(t)}, \text{ avec } \underbrace{\Phi_f = 1}_{\text{Sans défaut}} \quad (IV.8)$$

Lorsqu'un défaut est détecté dans le système, il doit être localisé correctement. Dans ce contexte, cette partie de travail vise à concevoir un système de diagnostic basé sur un système d'inférence neurone-flou adaptatif ANFIS (voir la figure (IV.1) de la troisième étape 'C') guidé par les données de fonctionnement d'un procédé d'éolienne, pour la prédiction de leurs dysfonctionnements et pour prédire les dégradations d'état. À cette fin, des modèles ANFIS ont été proposés et étudiés pour décider et localiser le type de défauts affectant le système d'éoliennes. Où, la figure (IV.4) montre la structure du système d'entraînement pour la détection des défauts basé sur les systèmes ANFIS.

IV.2.2.1 Système Neuro-flou

Cette architecture neuro-floue affine les règles floues obtenues par les experts humains pour décrire le comportement entrée-sortie d'un système complexe à l'aide d'une base de données d'apprentissage [85]. La figure (IV.4) montre la sortie globale de ce modèle en utilisant la moyenne pondérée de chaque sortie des règles actives (le produit ou le minimum des degrés d'activation) et des fonctions d'appartenance à la sortie. Les capacités d'apprentissage des réseaux de neurones du système d'inférence floue de type Takagi-Sugeno sont améliorées par cette technique hybride neuro-floue [85, 86]. Le rôle de l'apprentissage est d'ajuster les paramètres de ce système d'inférence floue. La capacité du système ANFIS à générer automatiquement des règles floues en utilisant le cluster ING soustractif ou le partitionnement de grille est sa force. Les noeuds adaptatifs sont situés aux première et quatrième couches du système neuro-flou hybride ANFIS, qui est composé de cinq couches, comme montre de la figure (IV.4).

Où : r_i est la variable d'entrée A_1 , A_2 et A_3 sont les ensembles flous \mathcal{E}_i : les sorties de chaque règle. ψ_i , et k_i : sont des paramètres de la conséquence de la règle I déterminée au cours du processus d'apprentissage.

Le réseau ANFIS est un réseau multicouche dont les nœuds sont de deux types différents en fonction de leur fonctionnalité [13, 85,86]. L'architecture de l'ANFIS contient deux couches adaptatives : la première couche comporte trois paramètres modifiables (a_i, b_i, c_i) liés aux fonctions d'appartenance des entrées. Alors que la quatrième couche contient deux paramètres linéaires modifiables (ψ_i, k_i) de la pièce conséquente.

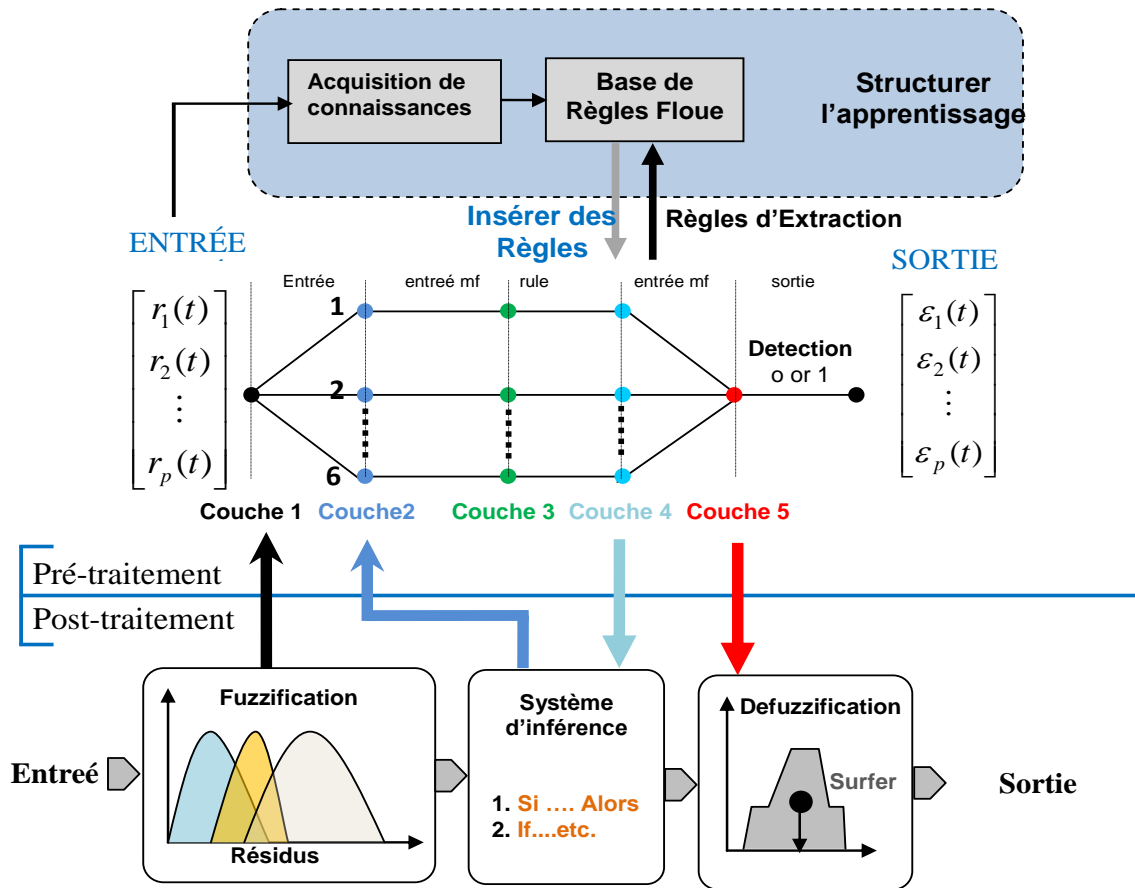


Figure. IV. 4. Structure d'un système neuro-flou de type ANFIS

Dans ce qui suit, les fonctions exécutées par chaque couche du réseau de neurones flous adaptatifs sont définies comme suit :

- **Première couche pour la fuzzification** : chaque nœud de cette couche calcule les degrés d'appartenance des valeurs d'entrée :

$$O_i^1 = \mu_{A_i}(r_i) \quad i = 1, \dots, 6 \tag{IV.9}$$

r_i est l'entrée des nœuds (1, 2 et 3) respectivement. A_i , Termes linguistiques associés aux fonctions d'appartenance $\mu_{A_i}(r)$. La sortie O_i^1 de la première couche représente les degrés d'appartenance des variables en entrée. Les fonctions d'appartenance doivent être des fonctions gaussiennes continues et dérivables avec des paramètres (a_i, b_i, c_i) , données comme suit :

$$\mu_{A_i}(r_i) = \frac{1}{1 + \left[\left(\frac{r_i - c_i}{a_i} \right)^2 \right]^{b_i}} \quad (\text{IV.10})$$

- **- Deuxième couche pour les règles floues:** Cette couche se compose d'un nœud pour chaque règle floue et génère les poids synaptiques. Ces nœuds sont de type fixe et chacun d'eux génère en sortie le produit de ses entrées, ce qui correspond au degré de vérité de l'équation de la règle considérée :

$$O_i^2 = w_i = \mu_{A_i}(r) \text{ Pour } i = 1, \dots, 6 \quad (\text{IV.11})$$

- **Troisième couche pour la standardisation :** les noeuds effectuent la normalisation des poids des règles floues en fonction de la relation.

$$O_i^3 = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1} \text{ Pour } i = 1, \dots, 6 \quad (\text{IV.12})$$

Chaque noeud i de cette couche est appelé N . La sortie du noeud i est le degré d'activation normalisé de la règle i

- **Quatrième couche de conséquence :** chaque nœud est adaptatif et calcule les sorties des règles à l'aide de la fonction suivante :

$$O_i^4 = \bar{w}_i \times Out_i = \bar{w}_i (\psi_i x + k_i) \text{ Pour } i = 1, \dots, 6 \quad (\text{VI.13})$$

Les paramètres (ψ_i, k_i) sont les paramètres de sortie de la règle i (la partie conclusion)

- **Cinquième couche pour la sommation :** Il s'agit d'un seul neurone qui fournit la sortie de l'ANFIS en calculant la somme des sorties précédentes.

$$O_i^5 = Out(r_i) = \sum_i \bar{w}_i \times Out_i \text{ Pour } i = 1, \dots, 6 \quad (\text{VI.14})$$

Pour appliquer les modèles ANFIS pour détecter les défauts, deux étapes d'apprentissage doivent être appliquées pour ajuster les paramètres neuro-flous du système de diagnostic proposé. Dans la première phase appelée (étape de recherche de règles), des techniques floues sont utilisées pour trouver les règles. La seconde consiste à optimiser les fonctions d'appartenance pour les résultats souhaités à l'aide d'une approche d'apprentissage supervisé basée sur l'apprentissage par descente de gradient. Pour concevoir un système hybride efficace, les données d'apprentissage et les partitions floues appropriées sont nécessaires pour commencer la phase d'apprentissage.

Comme on peut le voir sur les figures (IV.5, IV.6 et IV.7), les différentes fonctions d'appartenance obtenues des modèles ANFIS sont présentées pour chaque entrée (erreur du système de tangage, erreurs dans la chaîne cinématique : w_r et w_g , erreur de couple dans le générateur) des sous-systèmes étudiés après entraînement, essais et validation. Dans lequel les intervalles de domaine de $r_i(t)$ et $\varepsilon_i(t)$ sont divisés en six régions (fonctions d'appartenance) en fonction de l'ensemble des données utilisées pour le processus étudié.

Après cela, pour éviter le cas de fausse alarme et de détection incorrecte, nous devons déterminer la matrice de la sortie de l'étape d'évaluation résiduelle pour faire les valeurs avec défauts [86] (généralement) comme suit :

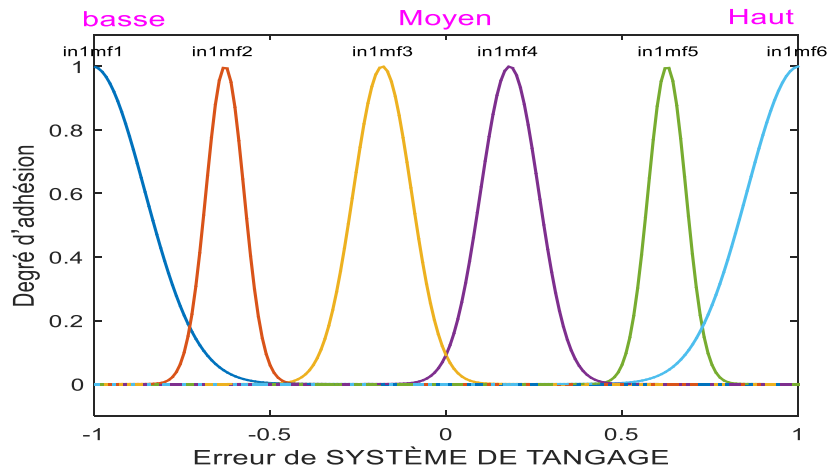


Figure. IV. 5. La subdivision des espaces d'entrée après avoir entraîné le **système de tangage** en six ensembles flous

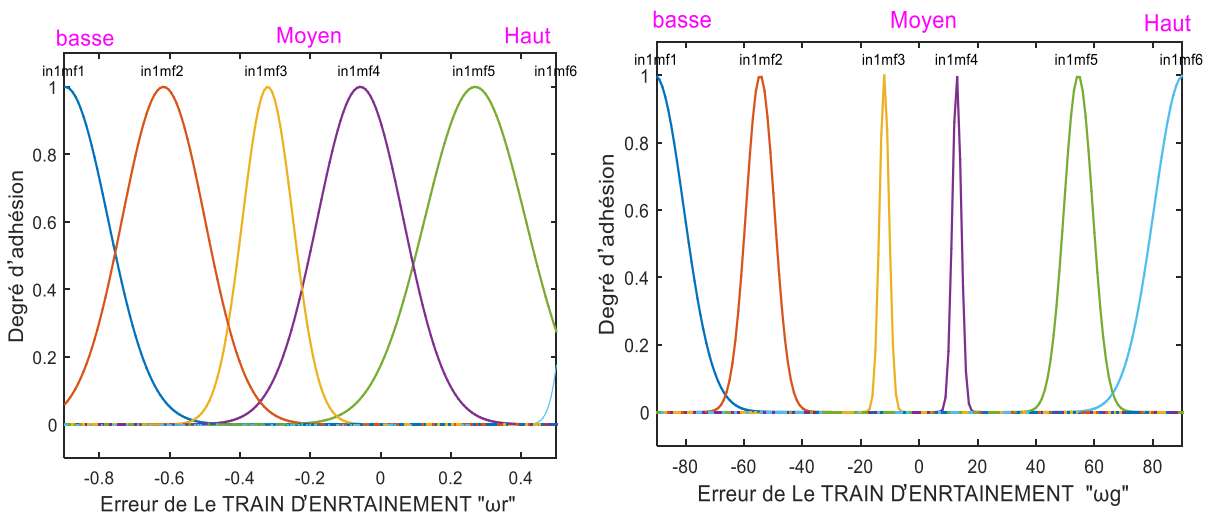


Figure. IV. 6. Subdivision des espaces d'entrée après formation du **système de transmission** en cinq et six ensembles flous

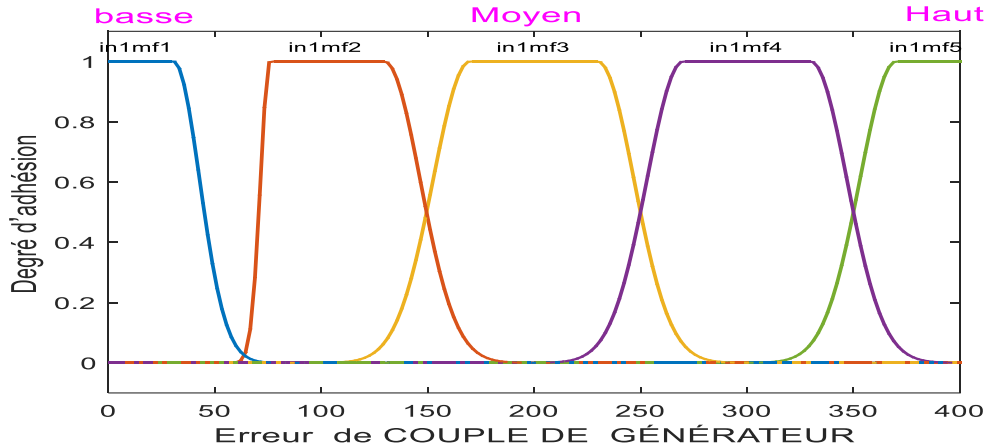


Figure. IV. 7. Subdivision des espaces d'entrée après formation du **générateur de couple** en cinq ensembles flous

Après cela, pour éviter le cas de fausse alarme et de détection incorrecte, nous devons déterminer la matrice H_y de la sortie de l'étape d'évaluation résiduelle pour faire les valeurs avec défauts [62] (généralement $\Phi(t) = 1 \text{ or } 0$) comme suit :

$$\begin{aligned}
 \text{Énoncé de Condition} \rightarrow & \left\{ \begin{array}{l} \text{if } \Phi = 0 \text{ then } \Phi \rightarrow \text{no fault} \\ \text{else } \Phi = 1 \text{ then } \Gamma = \frac{\sum \text{Out}(D) * \max(k)}{\text{length}(D) * \max(k)} \\ \text{if } \Gamma < 0.3 \text{ then } \Phi \rightarrow \text{False alarm} \\ \text{else } \Gamma \geq 0.3 \text{ then } \Phi \rightarrow \text{With faults} \\ \text{end} \end{array} \right. \quad (\text{IV.15})
 \end{aligned}$$

Sur la figure (IV.8), l'organigramme résume les différentes étapes suivies pour le diagnostic des défauts dans l'éolienne. L'évaluation des résidus (comme indiqué dans cet organigramme) est basée sur les données INP/OUT recueillies sur la turbine éolienne examinée. Cette tâche permet de dissocier les impacts des incertitudes sur les données et les effets opérationnels indésirables sur les résidus estimés à l'étape précédente. Cette tâche d'évaluation élaborée sert de base à la technique de diagnostic des pannes présentée dans ce travail.

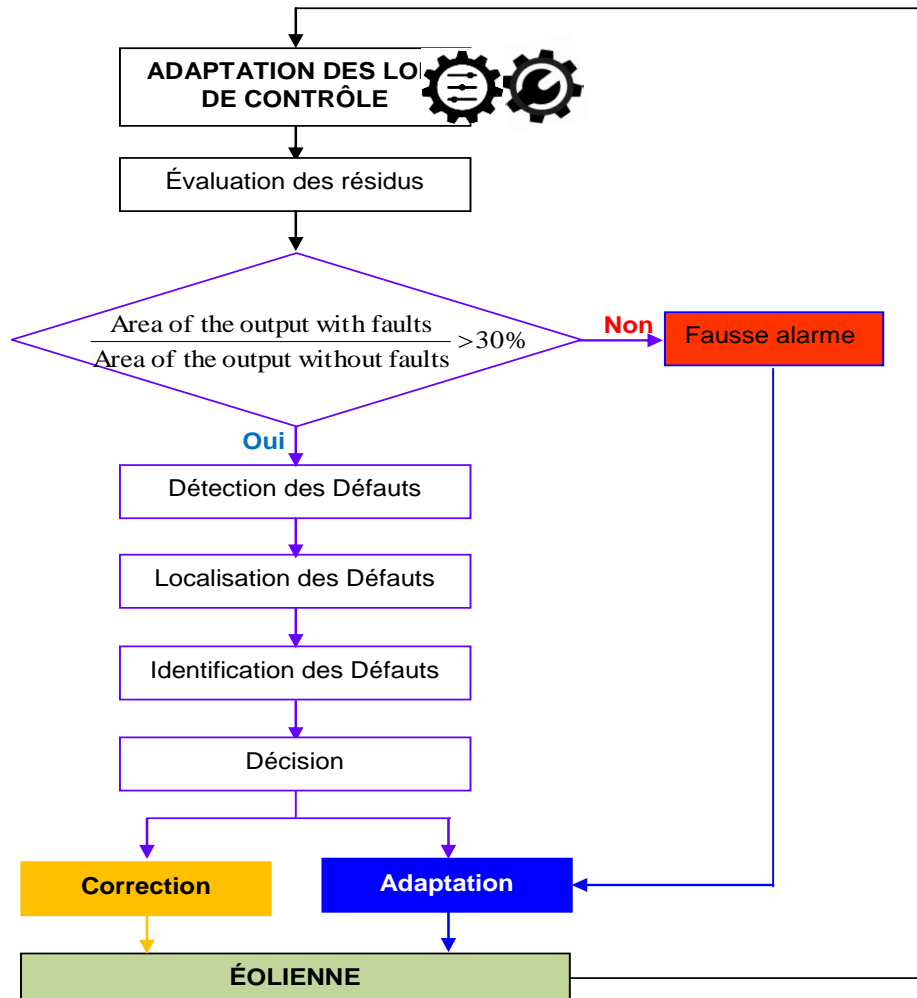


Figure. IV. 8. Organigramme de diagnostic intelligent des défauts

IV.2.3 Isolation des Défauts (IF)

Après l'étape de détection des défauts, l'étape suivante est l'isolement des défauts, qui consiste à déterminer les éléments défectueux (composants de l'éolienne), à partir d'un tableau de signatures de défauts basé sur l'ensemble des résidus disponibles dans le système. En résumé, cette étape consiste à évaluer les résidus quelle que soit la méthode utilisée. Les défauts proposés dans ce modèle de référence sont divisés en deux groupes : les défauts de capteurs et les défauts d'actionneurs de. Les valeurs par défaut du capteur sont représentées sous forme de valeur fixe ou de facteur de gain [11], tandis que les actionneurs de défaut sont représentés par des paramètres de modification dans le système. La figure (IV.12) présente les caractéristiques des défauts étudiées dans l'éolienne.

Tableau. IV. 1. Scenarios des défauts simulés

Défaut	Classe de Défaut	Type de défaut	Site de la panne	Temps
Défaut du capteur	A1	Valeur fixe	Capteur de position de tangage	100s – 200s
	A2	Facteur de gain		3300s – 3500s
	A3	Valeur fixe		900s – 1000s
	A4	Facteur de gain	Capteur de vitesse du rotor	1700s – 1800s
	A5	Valeur fixe		3100s – 3200s
	A6	Facteur de gain	Capteur de vitesse du générateur	1700s – 1800s
	A7	Valeur fixe		3900s – 4000s
Défauts de l'actionneur	B1	Changer la dynamique	Actionneur de tangage	3400s – 3600s
	B2	Changer la dynamique		2500s – 2600s
Défaut du système	B3	Changer la dynamique	Générateur et convertisseur	3500s – 3600s
	C1	Compenser	Groupe motopropulseur	3000s – 3200s

La génération des indicateurs de diagnostic est basée sur l'interprétation de la table de signatures (pièces de colonnes), et consiste à comparer ces signatures des observations avec celles des défauts. Cette comparaison est à nouveau considérée comme un problème de décision. Pour améliorer la tâche d'isolation des défauts, des sous-ensembles résiduels peuvent être utilisés dans ce travail, où chaque sous-ensemble sera sensible à un défaut ou à un ensemble de défauts et insensible à d'autres défauts dans le système.

La mise en œuvre d'un système intelligent de classification des défauts dans le processus des éoliennes en fonction de leurs caractéristiques est d'une grande importance et d'un domaine de recherche intéressant. Dans cette étude, le système de classification intelligent qui a été utilisé est illustré à la figure (IV.11). Il est basé sur une approche hybride Adaptive Neuro-Flou Inference System (approche ANFIS) pour générer le niveau d'isolement des défauts à partir des différents scénarios de défaillance dans le système. Le modèle ANFIS élaboré représente un bon outil de classification afin de maximiser la productivité et de minimiser le temps perdu lors de l'identification en raison de leurs grandes capacités à traiter les problèmes de classification non linéaire avec une vitesse rapide et fiable. La base de données d'apprentissage utilisée est organisée sous la forme d'une matrice, qui représente respectivement les entrées neuronales $[\varepsilon_1(t) \ \varepsilon_2(t) \ \dots \ \varepsilon_i(t)]$ et les sorties souhaitées $[D_1 \ D_2 \ \dots \ D_i]$, comme le montre la figure. (IV.11), qui présentent les paramètres et les étapes du classificateur neuro-flou intelligent.

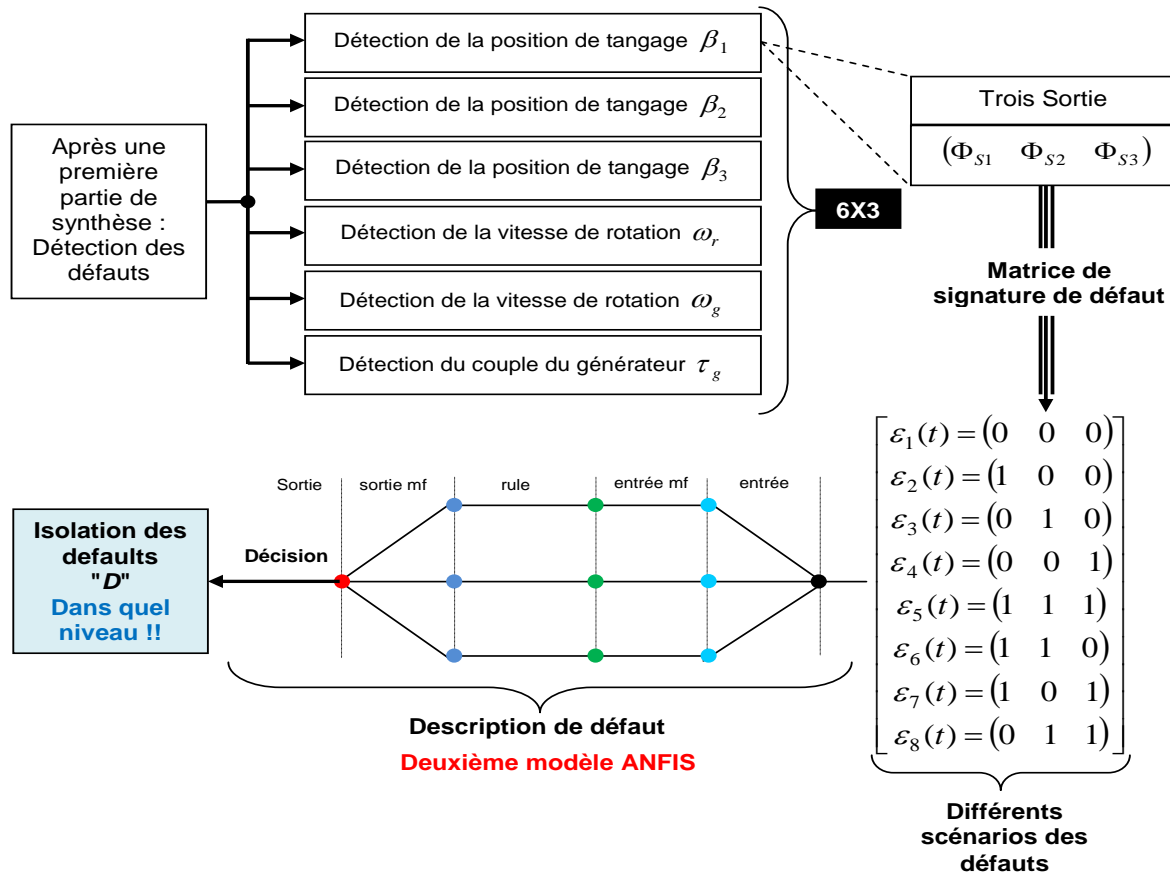


Figure. IV. 9. Structure d'isolation des défauts de la turbine

Un autre problème rencontré dans cette étude sur la classification des défauts dans l'éolienne est la localisation des défauts. Dans lequel, une structure de redondance peut faire face à ce problème. La question la plus importante est la suivante :

✚ **Pourquoi avons-nous choisi trois capteurs pour chaque sortie au lieu d'un seul?**

Pour répondre à cette question, nous devons connaître les problèmes les plus importants dans la classification des défauts, quelle méthode peut être utilisée pour déterminer l'emplacement des défauts dans le processus (capteur de défaut, actionneur de défaut ou système de défaut) à l'éolienne et déterminer leur type, et est-il nécessaire d'arrêter l'éolienne pour maintenance ou non ?.

Pour cela, dans le premier cas, nous avons utilisé un capteur, nous avons noté qu'il est possible de déterminer les dommages, mais il n'est pas possible de déterminer son type ou leur niveau. Ensuite, dans le second cas, nous avons utilisé deux capteurs pour les comparer, et le résultat était bon, mais nous n'avons pas pu classer les dommages comme (capteur de défaut ou actionneur de défaut), car le rapport entre eux était de : 50%.

De plus, si une erreur de quelque type que ce soit se produit dans l'un des deux capteurs, le contrôleur reçoit des commandes contradictoires : un capteur envoie la commande « avec défauts » et l'autre capteur comme la commande « sans défauts ». Dans ce cas conflictuel, le contrôleur peut ne pas être en mesure de prendre la bonne décision dans ce scénario peu clair. Enfin, nous avons utilisé trois capteurs pour les comparer dans une configuration deux sur trois (systèmes redondants [84] de sorte que la décision correcte soit basée sur le vote majoritaire des résultats, comme le montre la figure (IV.11). Ces systèmes sont souvent appelés systèmes *k-out-of-n*, et en français (k-sur-n)

Le concept ci-dessus peut être appliqué de manière générale aux systèmes à n composantes parallèles où k ($\leq n$) [86, 87].

Pour prouver la fiabilité du système 2/3, nous pouvons calculer la fonction de masse binomiale dans chacun des trois cas comme suit

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Situation générale : } R_{k/n} = \sum_{i=k}^n \binom{n}{i} R^i (1-R)^{n-i} \\ \text{Avec un capteur : } R_{1/1} = \sum_{i=1}^1 \binom{1}{i} R^i (1-R)^{1-i} = R \\ \text{Avec deux capteurs : } R_{1/2} = \sum_{i=1}^2 \binom{2}{i} R^i (1-R)^{2-i} = \binom{2}{1} R^1 (1-R)^1 + \binom{2}{2} R^2 (1-R)^0 = 2R^1 - R^2 \\ \text{Avec trois capteurs : } R_{2/3} = \sum_{i=2}^3 \binom{3}{i} R^i (1-R)^{3-i} = \binom{3}{2} R^2 (1-R) + \binom{3}{3} R^3 (1-R)^0 = 3R^2 - 2R^3 \end{array} \right. \quad (\text{IV.16})$$

Comme on peut le voir sur la figure (IV.12), la fiabilité du système de vote deux sur trois n'augmente par rapport au système simplexe que si la fiabilité du simplexe est supérieure à la valeur (0,5), ce qui est la situation courante et souhaitée dans la pratique [86, 79, 88].

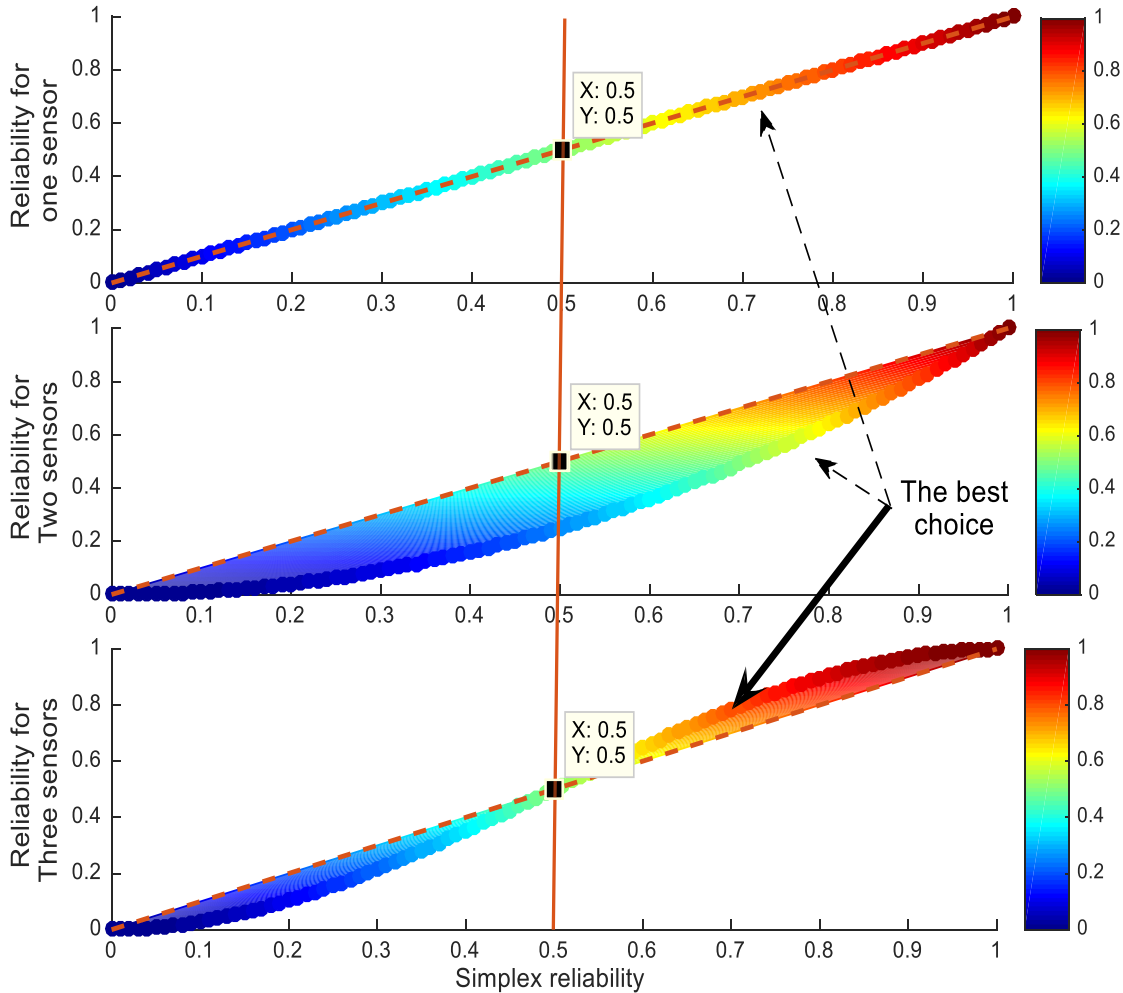


Figure. IV. 10. Comparaison de la fiabilité d'une unité simplexe avec un système de vote un sur deux et deux sur trois

IV.2.4 Identification

Dans le tableau suivant (IV.2), tous les défauts mentionnés ci-dessus sont compilés et répertoriés. Ce tableau comprend des informations sur les conséquences et la gravité de la panne sous forme d'analyse de trajectoire et de matrice de signature. Où, la classe de défaut qui indique qu'un capteur est (A) et que l'actionneur est (B). Un diagramme de classification et de localisation des défauts dans le benchmark des éoliennes basé sur le système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS) est présenté dans ce tableau.

Tableau. IV. 2. Matrice de signature des différents défauts de l'éolienne

Analyse de trajectoire et matrice de signature de défaut		Défauts																									
		F1			F2			F3			F4			F5			F6										
Sortie possible $\Phi(t)=1or0$ des trois capteurs		Changement de mesure de tangage 1			Changement de mesure de tangage 2			Changement de mesure de tangage 3			Modification de la vitesse du rotor			Modification de la vitesse du générateur			Modification de la couple du générateur										
		Φ_S1	Φ_S2	Φ_S3	FSA1 / Défaut actionnaire et capteur			FSA2 / Fault Sensor with Actuator			FSA3 / Défaut actionnaire et capteur			FSA4 / Défaut de capteur			FSA5 / Défaut actionnaire et capteur			FSA6 / Défaut système et capteur							
Decision		0	1	1	1	2	3	3	3	FSA1 / Défaut actionnaire et capteur			FSA2 / Fault Sensor with Actuator			FSA3 / Défaut actionnaire et capteur			FSA4 / Défaut de capteur			FSA5 / Défaut actionnaire et capteur			FSA6 / Défaut système et capteur		
<p>Classification et localisation des défauts dans les systèmes d'alimentation basés sur le système neuro-flou (ANFIS)</p>		FSS1 / Défaut de capteur																									
		FSS2 / Défaut de capteur																									
		FSS3 / Défaut actionnaire et capteur																									
		FSS4 / Défaut actionnaire et capteur																									
		FSS5 / Défaut actionnaire et capteur																									
		FSS6 / Défaut de capteur																									
Résultats d'Isolation		Description des défauts																									
D1		1	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
D2		0	0	0	1	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
D3		0	0	0	0	0	0	1	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
D4		0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
D5		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0		
D6		0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	2	3	0	0	0	0	0	0		

IV.3 Résultats, discussion et Interprétation

Pour démontrer l'efficacité de la stratégie de diagnostic proposée, cette section est consacrée à la présentation des résultats de simulation obtenus, en mettant en évidence les différents types de défauts affectant les capteurs et actionneurs de l'éolienne étudiée. Comme mentionné précédemment, l'éolienne est composée de trois parties principales : le système de tangage, le groupe motopropulseur et le générateur avec convertisseur. À cette fin, la structure de diagnostic proposée est vérifiée sur le modèle de turbine en mode de fonctionnement comprenant des défauts réalistes et une certaine variation des paramètres considérés comme des défauts et des situations de défaillance. Dans cette partie, nous présenterons les réponses du comportement de l'éolienne de deux manières : d'une part sans défaut (en conditions nominales) pour montrer la capacité de l'observateur de Kalman à représenter correctement le procédé étudié en mesurant les différentes variables telles que : positions des pales, vitesses du rotor et du générateur, couple du générateur etc... , et d'autre part en tant que système défectueux avec les défauts survenus dans les différents éléments : capteurs, actionneurs et dans les composants des sous-systèmes. Où l'objectif est d'étudier la capacité de la stratégie de diagnostic à détecter, isoler et classer les défauts. L'objectif global est de garantir des performances optimales et une production d'électricité continue et stable.

La simulation de ce benchmark est surveillée dans un intervalle de temps de [0s : 4400s]. Ainsi, toutes les variables sont mesurées et visualisées au cours de cette période pour différents modes de fonctionnement.

IV.3.1 Résultats sans défauts

IV.3.1.1 Réponses du Système de tangage

Les valeurs qui peuvent être mesurées et étudiées à l'aide de ce modèle de référence de différentes manières sont : la position des pales sous forme d'angles ($\beta_{1,2,3}$), la puissance du générateur (P_g), les vitesses du rotor et du générateur (ω_r, ω_g). Les réponses du processus étudié sans défaut pour chaque composant de la machine éolienne sont discutées comme suit :

La Figure (IV.11) (a, b et c) montre les positions des trois pales 1, 2, 3 de l'éolienne désignées ($\beta_1, \beta_2, \beta_3$) respectivement. Comme le montrent dans ces réponses, pour chaque pale, la variable mesurée et la variable estimée sont les mêmes, ce qui démontre la capacité de l'observateur de Kalman employé à observer correctement ces variables dans le cas d'une absence de défauts (défaut libre). Ceci est illustré par une erreur de zéros entre les deux réponses. Il n'y a donc pas de valeur

d'erreur sans '0' entre les deux signaux ($Y(t)$) et ($\hat{Y}(t)$). Pour chaque pale, nous pouvons présenter la grande similitude entre les deux réponses comme mentionné dans les parties zoom à gauche des pales de position. Les intervalles de temps capturés sont les suivants : [3300s : 3400s], [2700s : 2800s] et [3000s : 3100s] respectivement. Les résultats présentés démontrent le comportement nominal et le comportement d'estimation correct du système de pas de la machine éolienne. Ainsi, la pièce fonctionne sans aucun problème en tournant les lames installées en utilisant l'angle souhaité (β_m) imposé par le système de contrôle.

Où $Y(t)$ définit les trois positions de pales mesurées ($\beta_1, \beta_2, \beta_3$), ($\hat{Y}(t)$), est la valeur estimée à l'aide de l'observateur de Kalman.

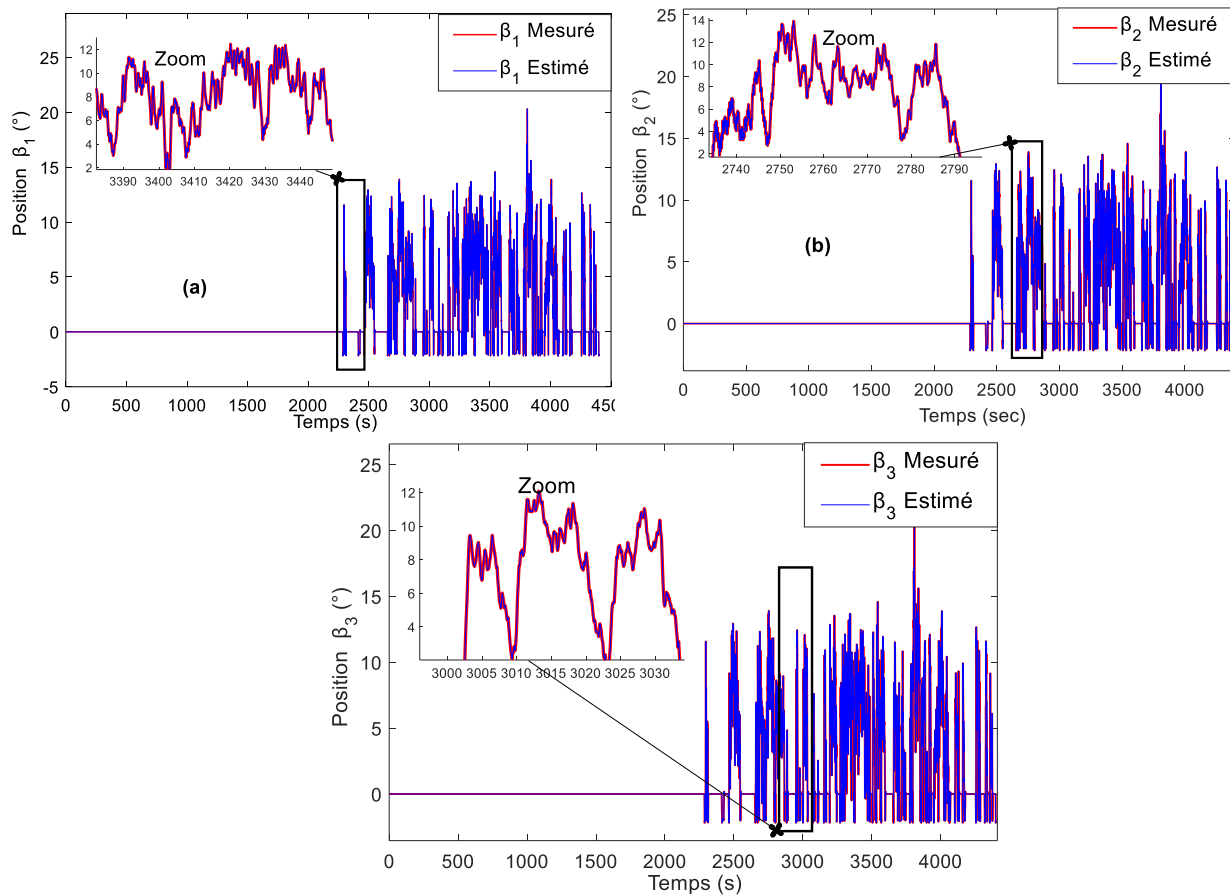


Figure. IV. 11. Mesures de position des pales 1, 2, 3 ($\beta_1, \beta_2, \beta_3$) sans défauts

IV.3.1.2 Réponses du système d'entraînement

Pour la deuxième partie de l'éolienne, ils s'agit de la chaîne cinématique, les figures (IV.12 et IV.13) présentent la vitesse du générateur notée (ω_g) et du rotor notée (ω_r) respectivement comme

des variables mesurées sans détecter de défauts et les mesures observées par l'observateur employé ($\hat{Y}(t)$). Comme on peut le voir, une grande similitude entre les deux courbes de chaque variable, qui démontrent la tâche d'estimation correcte. Les captures de zoom de ces deux mesures sont montrées dans les intervalles [2300s :2500s] et [2900s :3100s]. Ce résultat confirme que le sous-système de la chaîne cinématique fonctionne normalement sans défaut lorsque les résidus sont trop nuls. Ainsi, les deux vitesses (ω_g) et (ω_r) sont estimées correctement dans tout l'intervalle de temps de fonctionnement de l'éolienne avec un résidu nul, ce qui valide la robustesse du filtre de Kalman utilisé comme observateur pour l'observation des différentes variables utilisées.

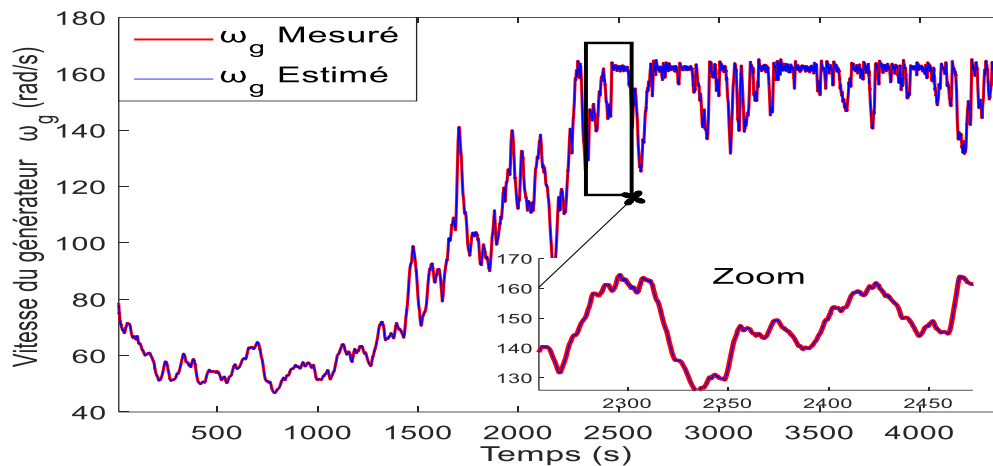


Figure. IV. 12. Courbes de vitesse du générateur (ω_g) sans défaut

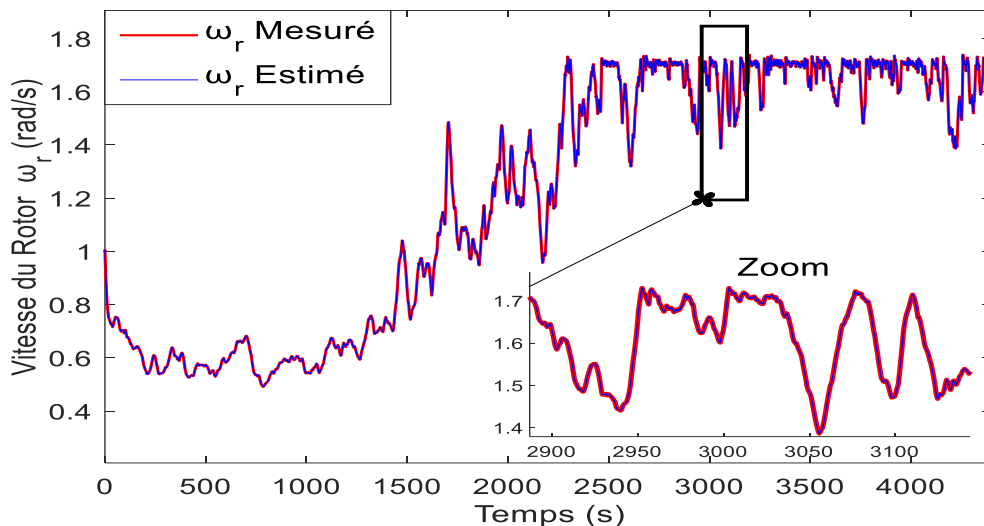


Figure. IV. 13. Vitesse du rotor (ω_r) sans Défaut

Dans ce sous-système, le couple du générateur noté (τ_g) est étudié comme le montre la figure (IV.14). Les deux courbes : la courbe mesurée ($Y(t)$) et la courbe estimée ($\hat{Y}(t)$) sont identiques, comme le montre clairement ce résultat. L'observateur de Kalman proposé peut effectivement observer le couple du générateur comme mentionné dans le zoom de capture en [3700s : 3800s].

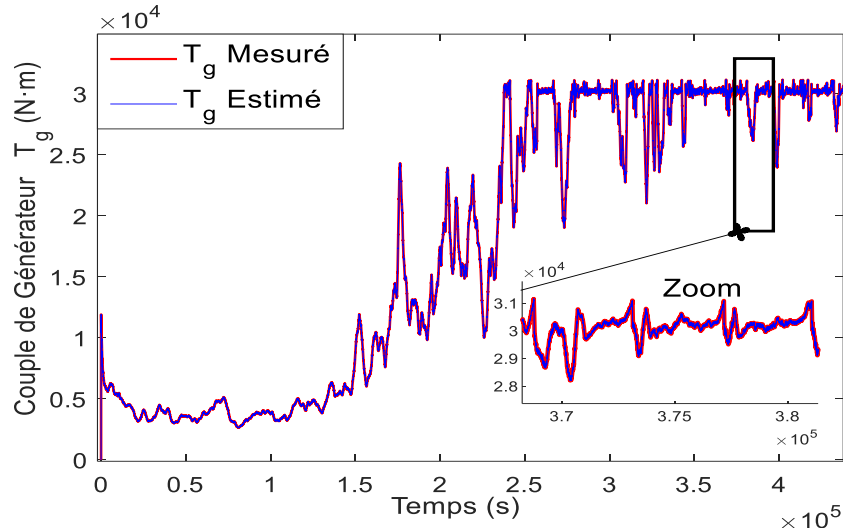


Figure. IV. 14. Couple de Générateur (τ_g) sans défaut

Sur la base de ces résultats, nous avons approuvé la capacité des observateurs de Kalman conçus pour chaque partie à estimer et à percevoir correctement et précisément toutes les variables de la référence de l'éolienne dans le cas où sans défauts peuvent être détectés et se sont produits dans le processus étudié.

Dans les parties suivantes de cette section, nous présenterons les résultats obtenus de la stratégie proposée de détection et d'isolement des défauts dans les situations de défaillance et de défaillance pour toutes les étapes du benchmark de l'éolienne : systèmes de pas, groupe motopulseur et générateur avec convertisseur.

IV.3.2 Résultats avec les défauts d'occurrence

D'après la figure (IV.1) de la structure de diagnostic proposée, le modèle de référence de l'éolienne est testé et étudié pour différents types des défauts : défauts des capteurs, défauts d'actionneurs et défauts des systèmes qui peuvent infecter cette machine dynamique en tant que source d'énergie. Dans ce travail, le troisième scénario est utilisé pour simuler l'efficacité du système de diagnostic proposé pour différentes situations de défaillance. Le tableau (IV.1), résume les

paramètres de ce scénario, qui est composé de neuf défauts possibles testés dans un intervalle de temps de 4400 s comme suit :

- ❖ **Défaut (1)** : Valeur fixe en tant que blocage dans le capteur $\beta_{1,m1}$ égale à 4° dans l'intervalle de temps de [100s : 200s].
- ❖ **Défaut (2)** : Facteur de gain (défaut multiplicatif) égal à $(1.8*\beta_{2,m2})$ dans le capteur $\beta_{2,m2}$ dans l'intervalle de temps [3300s : 3500s].
- ❖ **Défaut (3)** : Un défaut de valeur fixe dans le capteur $\beta_{3,m3}$ égal à 6° dans l'intervalle de temps [900s : 1000s].
- ❖ **Défaut (4)** : Un défaut de facteur de gain (défaut multiplicatif) dans le capteur $\omega_{r,m2}$ égal à 1.6 (rad/s) dans l'intervalle de temps [1700s : 1800s].
- ❖ **Défaut (5)** : Un défaut de valeur fixe dans le capteur $\omega_{r,m3}$ égal à $(1.7\omega_{r,m3} rad/s)$ dans l'intervalle de temps [3000s : 3100s].
- ❖ **Défaut (6)** : Un défaut de facteur de gain (défaut multiplicatif) dans le capteur $\omega_{g,m1}$ égal à $(1.6 rad/s)$ dans l'intervalle de temps [1700s : 1800s].
- ❖ **Défaut (7)** : Un défaut de valeur fixe dans le capteur $\omega_{g,m3}$ égal à $100 (rad/s)$ dans l'intervalle de temps [3900s : 4000s].
- ❖ **Défaut (8)** : Une baisse de la pression hydraulique dans le 2nd actionneur (β_2) produces dans l'intervalle de temps [3400s : 3600s].
- ❖ **Défaut (9)** : Une augmentation de la teneur en air dans le 3rd actionneur (β_3) dans l'intervalle de temps [2500s : 2600s].
- ❖ **Défaut (10)** : Le défaut excentrique simulé dans le générateur-convertisseur égal à $(700Nm)$ dans un intervalle de temps de [3500s : 3600s].
- ❖ **Défaut (11)** : Un changement de frottement dans le système d'entraînement dans un intervalle de temps de [3000s : 3200s].

Tableau. IV. 3. Paramètres du scénario simulé

β_{1-m1}	4°	β_{2-m2}	$1,8. \beta_{2-m2}$	β_{3-m1}	6°
ω_{r-m2}	$0,7. \omega_{r-m2}$	ω_{r-m3}	$1,7 rad / s$	ω_{g-m2}	$1,6. \omega_{g-m2}$
ζ_2	0.45	ω_{n2}	$5.73 rad / s$	ζ_3	0.9
ω_{n3}	$3.42 rad / s$	$T_{g,c}$	$700Nm$	η_{dt2}	0.3
ω_{g-m1}	$100 rad / s$				

Les résultats de simulation obtenus dans les cas défectueux sont présentés ci-dessous pour les trois parties principales de l'éolienne.

Dans ces résultats, les données obtenus sont divisés en trois parties figuratives : la partie (a) est appelée : tâche de surveillance de chaque sous-système de l'éolienne, la partie (b) appelée détection des défauts, et la partie (c) est appelée classification et localisation des défauts. Les défauts testés sont simulés sous la forme d'une modification des paramètres du comportement nominal du processus.

IV.3.2.1 Détection des défauts dans le système de tangage

Le système de tangage est la partie aérodynamique composée de trois pales avec des actionneurs et des capteurs de pas identiques. La tâche de surveillance de la partie du système de pas des éoliennes peut améliorer l'impact de l'efficacité électrique et augmenter la protection de l'ensemble du processus de l'éolienne. Pour cela, les défauts du capteur et de l'actionneur ont été simulés et donnés dans les figures (IV.17, 18, 19) des variables de sortie du système de tangage. Les défauts testés dans le premier sous-système de la machine éolienne sont présentés dans le tableau (IV.4.) leurs types, leurs classes et les temps qui se sont produits ont été illustrés.

Tableau. IV. 4. Paramètre des défauts dans les systèmes de tangage

Défauts du système tangage				
Défaut	Classe	Sybooms	Type	Temps d'intervalle
$f(\beta_{1.m1})$	A1	$\beta_{1.m1}$	Valeur fixe	[100s : 200s]
$f(\beta_{2.m2})$	A2	$\beta_{2.m2}$	Facteur de gain	[3300s : 3500s]
$f(\beta_{3.m1})$	A1	$\beta_{3.m1}$	Valeur fixe	[900s : 1000s]
$f(\beta_2)$	B3	β_2	Changement de dynamique	[3400s : 3600s]
$f(\beta_3)$	B4	β_3	Changement de dynamique	[2500s : 2600s]

Le premier test concerne un défaut d'une valeur fixe de (4°) dans le premier capteur (β_{m1}). Comme indiqué précédemment, trois capteurs ont été utilisés pour chaque variable mesurable. La figure (IV.15(a)) montre les mesures observables de la position de la pale 1 notée (β_1) en utilisant les trois capteurs installés et les valeurs estimées de l'observateur de Kalman proposé. Toutes les mesures sont identiques dans l'intervalle de temps de fonctionnement. En outre, une capture zoom de la signature du défaut qui peut se produire est indiquée à l'intervalle [100s : 200s]. Ce changement de valeurs en tant que différence est illustré dans la sous-figure ci-dessous où le résidu est calculé pour tout l'intervalle de temps à l'aide des mesures des trois capteurs, qui sont étiquetés comme des erreurs (erreur 1, erreur 2 et erreur 3).

Dans la période de [100s : 200s] où se produit la défaillance, le résidu est supérieur au seuil imposé ($\text{Thr}=0.5$). Afin de détecter les défauts dans les capteurs de l'éolienne, un mécanisme de détection est utilisé pour décider quel capteur est défectueux (comme indiqué précédemment dans la figure (IV.1)). Pour cela, la figure (IV.15 (b)) présente les détections par les trois capteurs. Comme on peut le constater, le premier capteur est le capteur défectueux à l'intervalle [100s :200s], mais le deuxième et le troisième ne sont pas infectés (dispositifs sains) comme le montre cette figure. Une alarme est donc transmise au système de contrôle afin d'exécuter le signal d'action nécessaire.

Comme nous l'avons vu précédemment, le système de diagnostic que nous proposons peut classer les défauts survenus en fonction de leur situation ou de leur type : défaut de capteur, défaut d'actionneur, défaut de système, ou deux types de défauts. Ainsi, la figure (IV.15 (c)) montre la classification des défauts du premier capteur de la pale (β_1), le système de diagnostic a classé le défaut comme un défaut de capteur dans [100s :200s] dans le premier capteur (β_{m1}) nommé (D1/FS1) comme indiqué dans le tableau (IV.4). Il est clairement démontré que le défaut est détecté correctement et localisé efficacement pour ce type de défaut dans le système de premier pas de l'éolienne.

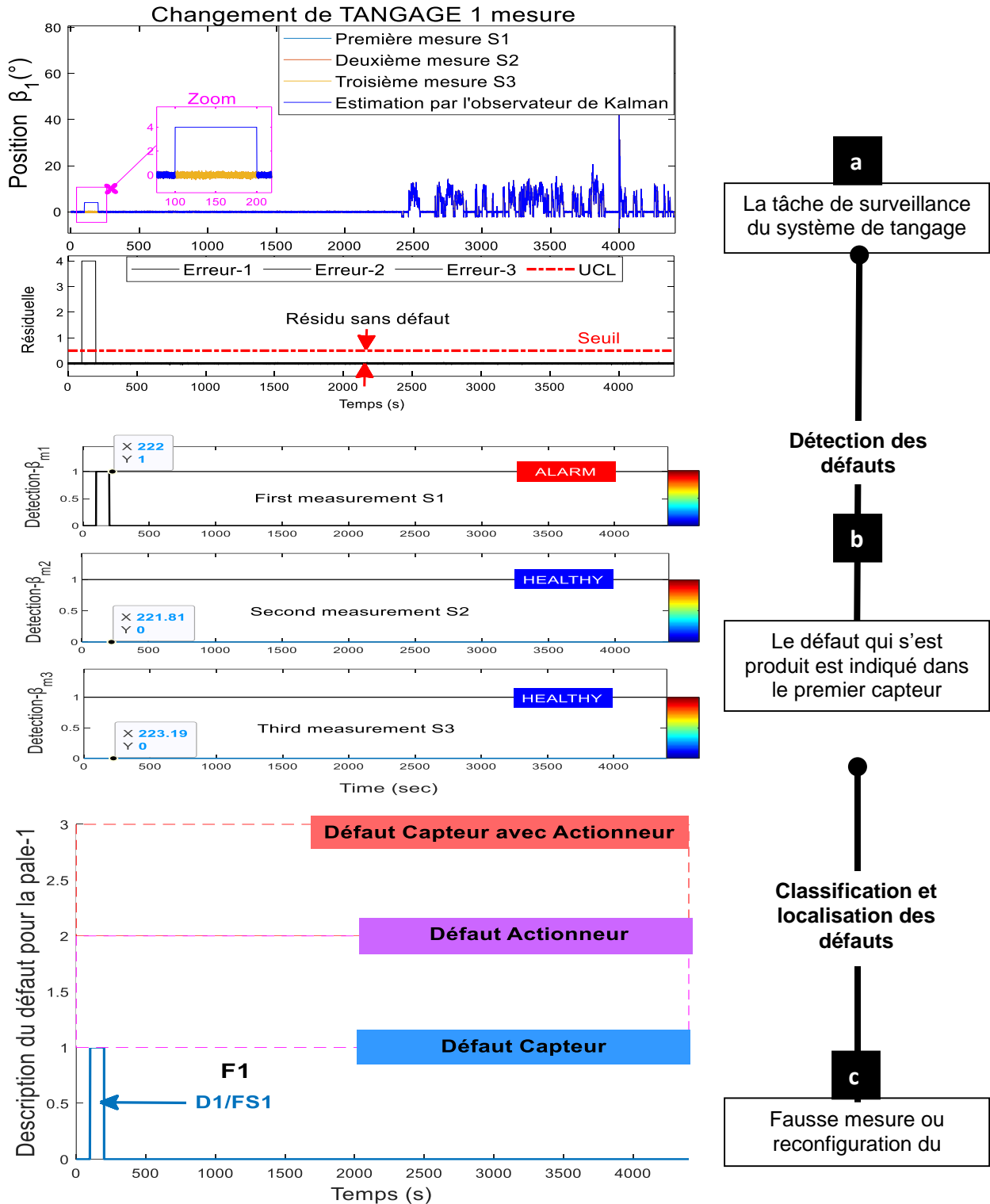


Figure. IV. 15. (a) Position de la pale 1 $\beta_{1,1}$ avec défaut de capteur $\beta_{1,m1}$, (b) détection de défaut de $(\beta_{1,m1,2,3})$, (c) classification des défauts

Pour le deuxième test, deux défauts sont testés dans le capteur et l'actionneur en même temps que le système de pas. La figure (IV.16. (a)) montre la position de la pale 2 notée (β_2) mesurée par les trois capteurs et estimée par l'observateur de Kalman. Comme le montre la capture du zoom à gauche, une différence de mesures a été visualisée sous forme de résidus. Le résidu obtenu sous forme d'erreur entre la sortie de trois capteurs et la sortie de l'observateur est affiché dans les réponses du système. Où un intervalle de détection en tant que seuils est limité à $(-0,5, 0,5)$ pour l'erreur du capteur et les erreurs de l'actionneur. Le seuil est donc défini dans cette zone comme des limites supérieure et inférieure. En fonction de ces traitements et des étapes de diagnostic proposées, l'apparition de défauts est détectée efficacement, comme le montre la figure (IV.16 (b)). Il présente la détection des défauts dans les trois capteurs, la détection du défaut de l'actionneur par le premier indicateur du capteur à l'intervalle $[3400s : 3600s]$, la détection d'un défaut de l'actionneur et d'un défaut du capteur par le deuxième indicateur du capteur à $[3300s : 3500s]$, $[3400s : 3600s]$, et la détection du défaut de l'actionneur à la période $[3400s : 3600s]$.

La figure. (IV.16 (c)) indique la classification des défauts pour la deuxième pale, lorsqu'un défaut de capteur est détecté dans $[3300s : 3400s]$, et lors de l'apparition simultanée d'un capteur et d'un actionneur dans $[3400s : 3500s]$, et d'un défaut d'actionneur dans $[3600s : 3700s]$. Le défaut survenu est indiqué en même temps dans le deuxième capteur et dans l'actionneur. Comme indiqué, il prouve clairement la classification puissante des défaillances détectées, et confirme le type de défaut du capteur (β_{m2}) comme une valeur fixe égale à $(1.8*\beta_{2.m2})$ et le défaut du système de pas comme une fuite d'air d'huile qui a provoqué un ralentissement en tournant la pale.

Dans ce **troisième test**, deux défauts sont examinés séparément dans un capteur et un actionneur pour chacun du système de pas. Où, la figure (IV.17 (a)) présente les mesures de la position de la pale 3 (β_3). Par les trois capteurs et les valeurs observées. Avec la même idée que les variables précédentes (β_1) et (β_2), les captures par zoom sont présentées pour montrer les écarts des mesures observables à des intervalles $[900s : 1000s]$ et $[2500s : 2600s]$. La sous-figure associée illustre l'erreur entre les sorties de trois capteurs ($Y(t)$) et la sortie de l'observateur. En fonction des valeurs résiduelles générées pour les valeurs des capteurs et les états des actionneurs, le seuil calculé est utilisé pour limiter et décider quel résidu est supérieur ou inférieur à cet intervalle $(-0,5, 0,5)$.

Alors que la figure. (IV.17 (b)) présente l'étape de détection des défauts dans les trois capteurs, le premier capteur a détecté un défaut à $[2500 s : 2600 s]$, le deuxième capteur a détecté un défaut à $[2500 s : 2600 s]$ et le troisième capteur à un moment donné $[900s : 1000s]$.

La figure (IV.17. (c)) montre la classification des défauts de la troisième pale dans un capteur nommé D3/FS3 à l'intervalle de [900s : 1000s] et d'un défaut d'actionneur (D3/FA3) dans l'intervalle [2500s :2600 s]. Le capteur de défaut détecté a une valeur fixe de (6°). Par conséquent, l'actionneur présente des défauts dans le système de pas en raison de problèmes de pompe ou de fuite, d'actions de contrôle lentes pour faire tourner la pale.

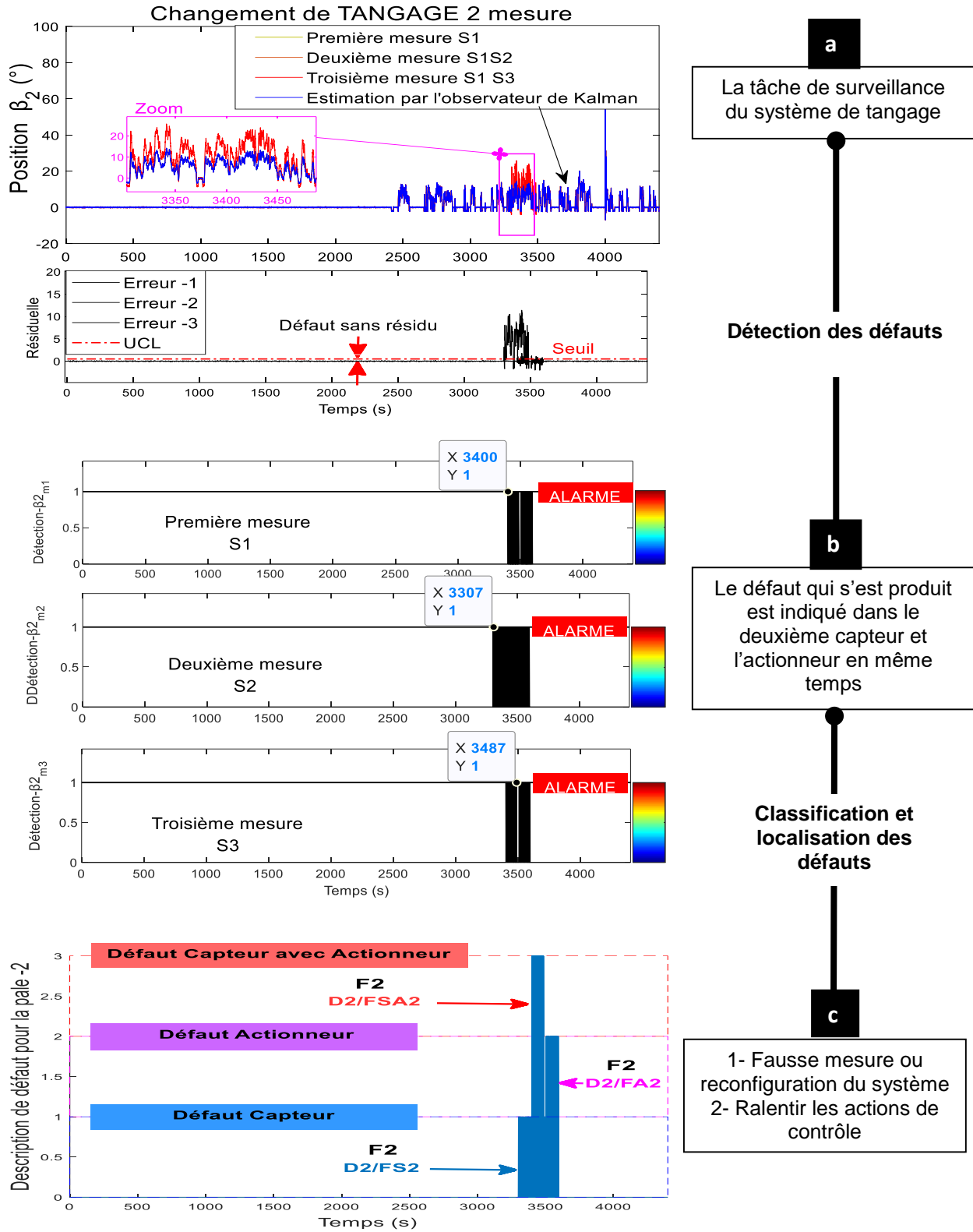


Figure. IV. 16. (a) Position de la pale 2 (β_2) avec défaut de capteur ($\beta_{2,m2}$) et défaut actionnaire, (b) détection des défauts de ($\beta_{2,m1,2,3}$), (c) Classification et localisation des défaut

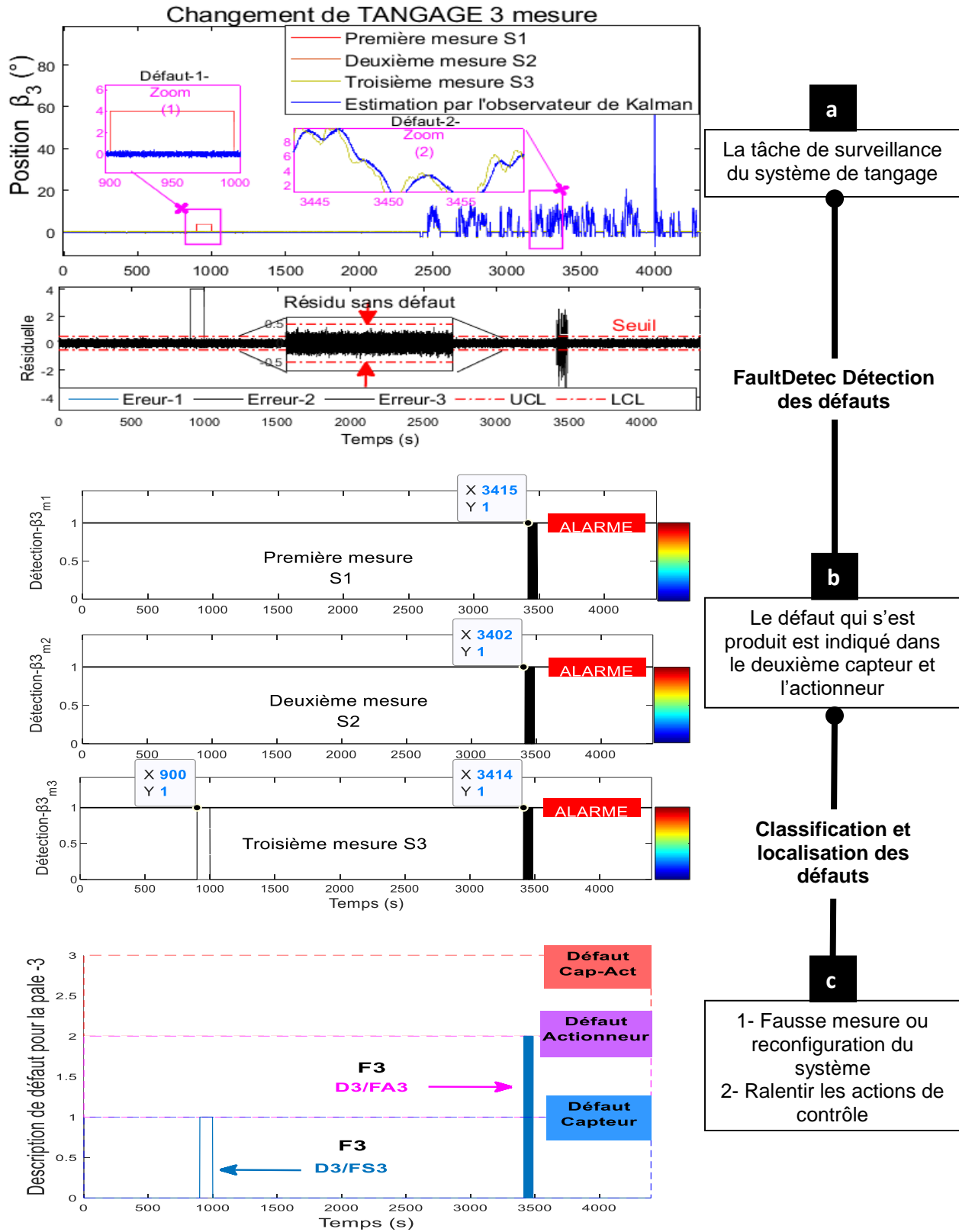


Figure. IV. 17. (a) Position de la pale 3(β_3) avec défaut de capteur ($\beta_{3,m3}$) et défaut actionnaire,

(b) détection des défauts de ($\beta_{3,m1,2,3}$), (c) Classification et localisation des défauts

IV.3.2.2 Détection de défauts dans le système d'entraînement

Le système d'entraînement se compose d'arbres de remorquage pour les arbres à basse vitesse et à grande vitesse. Son rôle est d'augmenter la vitesse du rotor vers le générateur en transférant le couple entre eux. La détection et le diagnostic des défauts dans cette pièce sont nécessaires pour éviter de telles vibrations et situations de défaillance. L'objectif principal est de garantir une vitesse de rotation maximale pour produire suffisamment d'électricité par la machine éolienne. Les essais simulés pour ce sous-système sont basés sur l'application de certains types de défauts et sur la vérification de la capacité de la structure de diagnostic à détecter, isoler et classer ces défauts. Tableau. (IV. 5) définira les paramètres de défaut dans la partie transmission.

Tableau. IV. 5. Paramètres des défauts dans la pièce du système d'entraînement

Défauts du système d'entraînement				
Défaut	Classe	Symbols	Type	Temps d'intervalle
$f(\omega_{r.m2})$	A1	$\Delta\omega_{r.m2}$	Valeur fixe	[1700s : 1800s]
$f(\omega_{g.m3})$	A2	$\Delta\omega_{g.m3}$	Facteur de gain	[1600s : 1700s]
$f(\omega_r)$	C1	$\Delta\omega_r$	Changement de dynamique	[3100s : 3368s]
$f(\omega_g)$	C1	$\Delta\omega_g$	Changement de dynamique	[2000s : 2200s]

Le premier scénario simulé est basé sur l'étude de deux types de défauts en même temps pour la chaîne cinématique : deux défauts de capteurs et un défaut de système. La figure (IV.18(a)) présente les courbes de mesure de la vitesse du générateur (ω_g). Par les trois capteurs et l'observateur linéaire élaboré. Les captures de zoom à gauche, au milieu et à droite montrent l'influence de ces défauts sur la modification des réponses de vitesse. Les valeurs résiduelles générées sont représentées ci-dessous en fonction de la variation des erreurs pour chaque mesure de capteur et des valeurs de l'observateur. Dans cette dernière sous-figure, les résidus sont limités par les deux bornes (LCL et UCL) calculées comme indiqué ci-dessus dans la section précédente. Donc dans la figure (IV.18 (b)) de l'étape de détection, nous pouvons observer clairement que les défauts survenus sont représentés dans les trois mesures du capteur $\omega_{g.m1}$, $\omega_{g.m2}$, and $\omega_{g.m3}$). En tant qu'alarmes pour chacun d'eux pour les trois intervalles de temps [1700s : 1800s] et [3000s : 3200 s] et [3900s : 4000s] respectivement. Pour classer les défauts détectés dans la chaîne cinématique, la figure (IV.18 (c)) illustre les décisions obtenues concernant leurs classes.

Comme on le voit clairement, un défaut dans le troisième capteur ($\omega_{g.m3}$) de la vitesse du générateur notée (D4/FS4) est classé dans l'intervalle [1700s :1800s]. Ce qui est un défaut de facteur de gain égal à $(1.6*\omega_{g.m3})$. Le deuxième défaut détecté est un système d'erreur noté (D4/FSY4) dans la période [3000s :3400s]. Le troisième défaut noté (D4/FS4) est un défaut à valeur fixe dans ($\omega_{g.m1}$) égal à 100rad/s) à [3900s : 4000s].

Avec le même principe que l'essai précédent, dans ce deuxième exemple de simulation, la figure (IV.19 (a)) illustre l'apparition de défauts et leurs effets sur la vitesse du rotor (ω_r). L'influence de ces trois failles est observable sous forme de résidus dans les trois intervalles de temps, comme illustré dans les courbes résiduelles. Comme on peut le voir, les résidus sont supérieurs aux limites des seuils, ce qui fournit des informations claires sur l'application des défauts et leurs effets sur les mesures de vitesse du rotor en fonction de la comparaison avec les valeurs estimées du puissant observateur de Kalman utilisé. De plus, la détection de ces défauts est visualisée à la figure (IV.19 (b)). Dans lequel, les défauts sont détectés correctement dans les intervalles [3100s :3200s], [1700s :1800] et [3000s :3200s] respectivement par le mécanisme de mesure proposé. Par conséquent, la figure (IV.19(c)) présente la classification de ces défauts. Un capteur de défaut (D5/FS5) de type facteur de gain de $(1.6*\omega_{r.m2})$ s'est produit dans la période [1700s :1800s], et apparition d'un défaut de capteur avec un défaut du système a simultanément noté D5/FSS comme un type à valeur fixe de (1,7 rad/sec) avec une modification du paramètre du système dans [3000s :3100s]. Le troisième défaut est un défaut du système à la période [3100s :3200s].

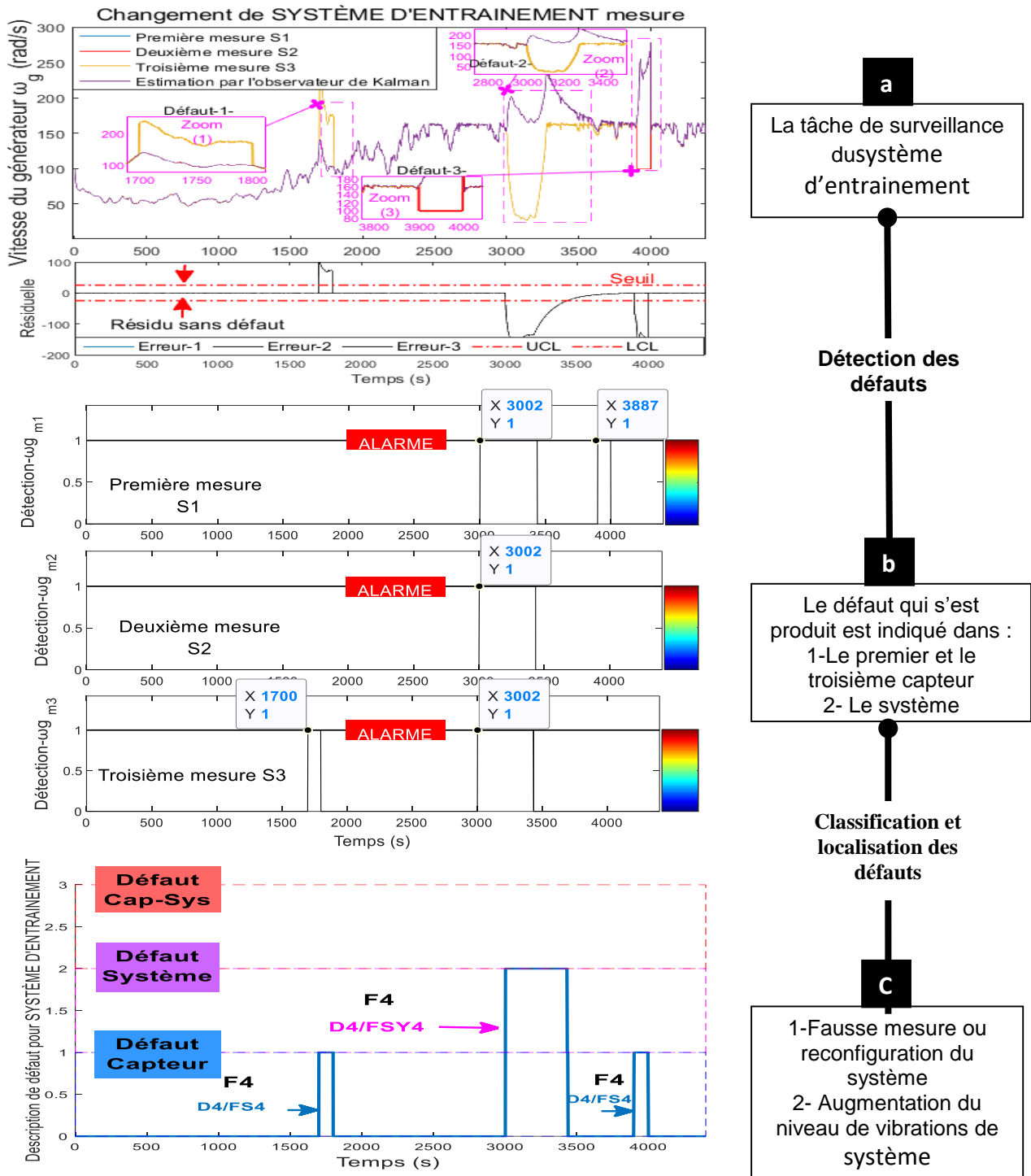


Figure. IV. 18. Réponses de la vitesse du générateur avec défaut de capteur ($\omega_{g,m3}$) et défaut de l'actionneur, (b) Détections de défauts dans ($\omega_{g,m1, 2,3}$), (c) Classification des défauts

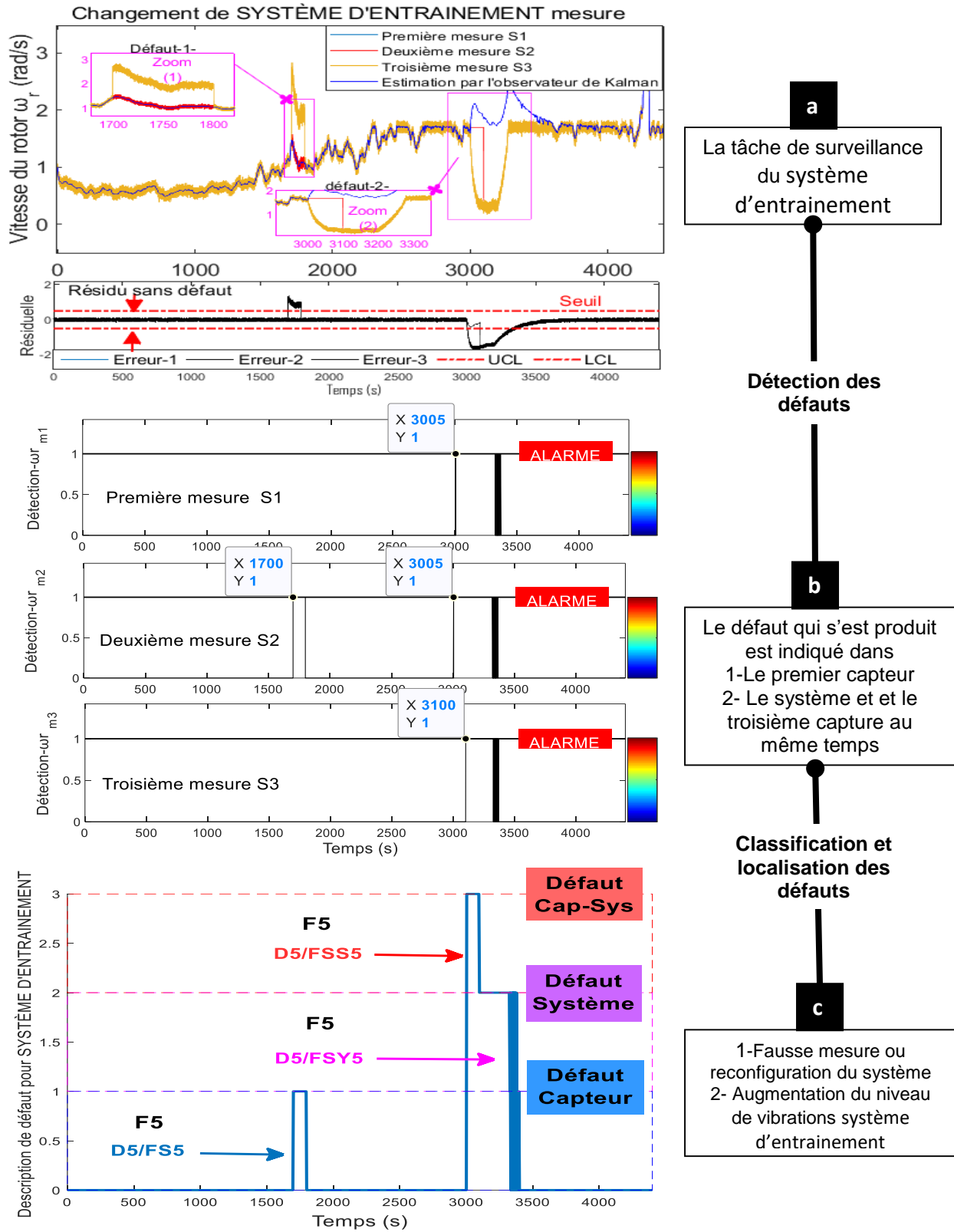


Figure. IV. 19. Vitesse du rotor (ω_r) avec défaut de capteur ($\omega_{r.m2}$) et défaut de l'actionneur, (b) Détections de défauts dans ($\omega_{r.m1, 2,3}$), (c) Classification des défauts

IV.3.2.3. Détection des défauts dans le générateur et le convertisseur

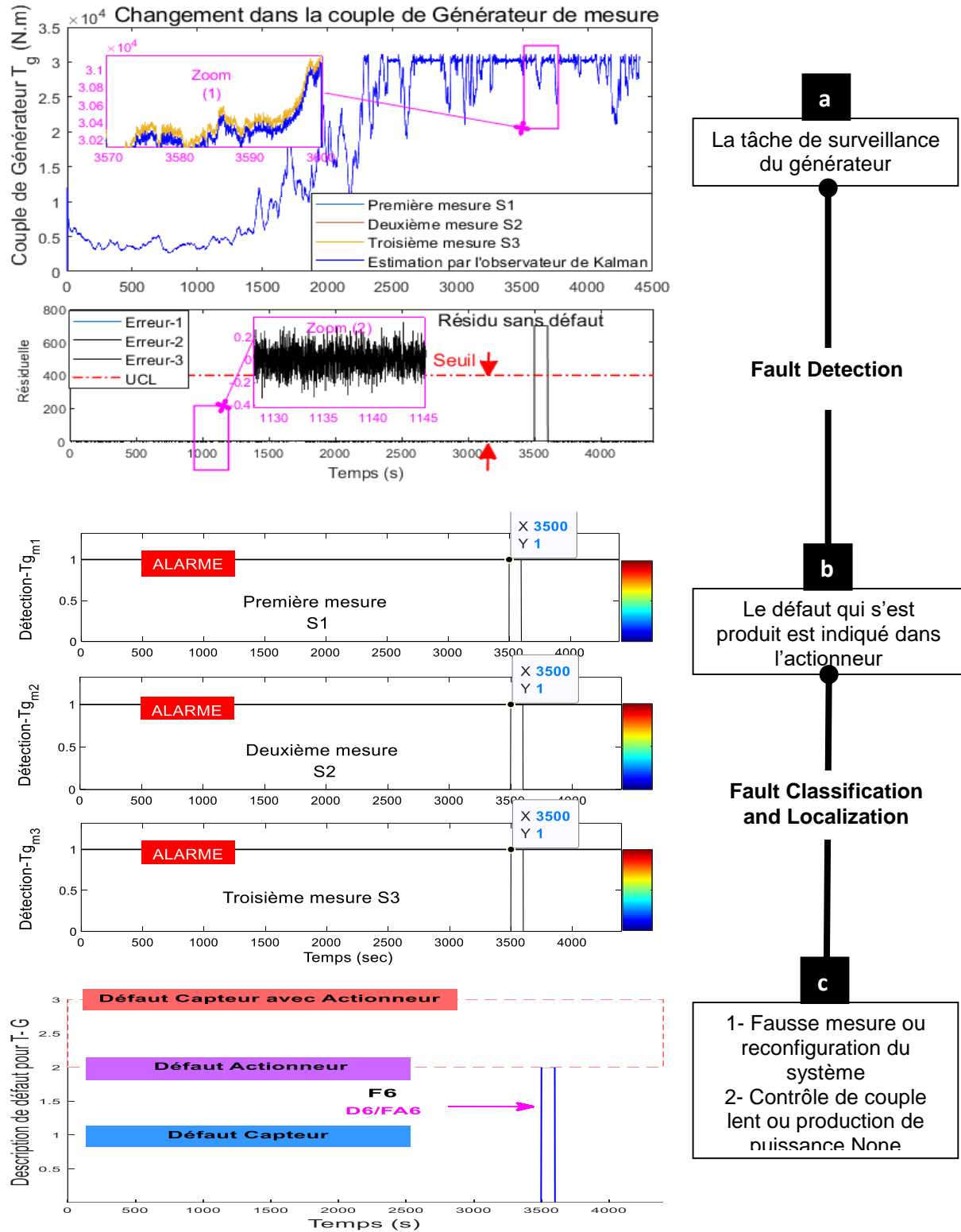
Afin de garantir une énergie électrique optimale produite par l'ensemble du système, les défauts doivent être détectés correctement dans le générateur et le convertisseur, car cette partie est responsable de la production d'énergie électrique après conversion de l'énergie mécanique du rotor. Le principal défaut affecté est l'augmentation du couple dans le générateur-convertisseur égal à (700 Nm) dans l'intervalle de temps [3500s :3600s]. Le tableau (IV.6) présente le paramètre de défaut de cette partie de l'éolienne.

Tableau. IV. 6. Paramètres de défaut dans le générateur

Défaut dans le système de couple du générateur				
Défaut	Classe	Symbole	Type	Temps
$f(\tau_g)$	B1	τ_g	Décalage	[3500s : 3600s]

La figure (IV.20 (a)) présente les couples mesurés par le générateur (τ_g) à l'aide des trois capteurs et de l'observateur. Comme on peut le voir, une différence de mesures est observée qui illustre l'occurrence de ce défaut comme indiqué dans la capture du zoom. Le résidu entre ces réponses est illustré dans la sous-figure associée, qui montre l'erreur résultante dans le temps d'intervalle [3500s :3600s]. Le résidu est supérieur au seuil imposé. La figure (IV.20 (b)) montre la détection des défauts par les trois indicateurs du capteur. Seul le défaut de l'actionneur est détecté dans [3500s : 3600s]. Ceci est approuvé à la figure (IV.20 (c)), où le défaut du générateur est correctement classé comme un défaut de l'actionneur (D6/FA6) dans ce laps de temps.

D'après les résultats de simulation obtenus, la structure de diagnostic de panne proposée basée sur l'observateur de Kalman et les systèmes neuro-flous pour le procédé d'éolienne étudié est puissante, plus fiable et présente une solution suffisante pour la surveillance et assurer une productivité optimale de l'énergie électrique. Une estimation correcte des variables de l'éolienne a été obtenue en utilisant des observateurs de Kalman, et l'évaluation résiduelle et la classification des défauts sont assurées par l'utilisation de systèmes neuro-flous hybrides. La structure de diagnostic proposée permet d'apporter des solutions innovantes par rapport aux recherches récentes pour la détection des défauts affectant la machine éolienne. Cette structure de surveillance et de supervision de l'état peut minimiser les risques d'exploitation en détectant correctement les occurrences de défauts. Ceci est validé par certains critères de performance et de robustesse dans les tests de simulation.



Par conséquent, la stratégie de détection des défauts proposée est sensible au bruit de mesure, et les occurrences multiples de défauts peuvent évaluer automatiquement le comportement de l'éolienne, quel que soit l'environnement de fonctionnement, et donnent une meilleure estimation des variables de la machine, une bonne évaluation et une classification des résidus et des défauts comme le montrent les résultats de simulation obtenus. Un autre avantage que l'on obtient de cette approche, c'est leur capacité potentielle en termes de détection des défauts dans la phase de défaillance naissante, ce qui permet à l'opérateur de ces éoliennes de prendre les décisions de maintenance au bon moment. Cependant, cette technique permet le développement d'un système de surveillance pratique des éoliennes du modèle de référence étudié et donne des indications claires sur le comportement de dégradation de leurs composants. Cela fournit des indices de performance utiles pour le bon fonctionnement de l'éolienne et permet au système de garantir une production continue d'énergie, et de fonctionner avec un rendement élevé.

IV.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une stratégie efficace et intelligente pour la détection, l'isolation et la classification des défauts dans les capteurs et actionneurs d'éoliennes horizontales. Utilisant un filtre de Kalman pour chaque sous-système, cette méthode permet une détection précise des défauts, en générant des résidus qui signalent les anomalies dans les parties concernées. Les défauts sont traités comme des perturbations affectant les mesures, et des systèmes neuro-flous sont employés pour évaluer et classifier ces défauts. Cette approche a été testée avec succès sur divers scénarios de défauts, démontrant ainsi son efficacité pour un diagnostic global fiable des éoliennes. Les résultats confirment la puissance et la fiabilité de cette méthode, offrant une solution robuste pour la maintenance proactive des éoliennes, réduisant ainsi les risques et améliorant la gestion des opérations.

Dans le prochain chapitre, le pronostic de la turbine éolienne a été étudié, où une structure efficace basée sur des modèles artificiels sera proposée. Dans ce chapitre, nous utiliserons conjointement des modèles de réseaux de neurones récurrents, tels que les LSTM (Long Short-Term Memory) et les GRU (Gated Recurrent Unit), ainsi que de l'ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System). Un système ANFIS est utilisé pour classifier les défauts. Puis, la stratégie est basée sur des modèles LSTM et GRU pour anticiper des éventuelles défaillances des pales.

CHAPITRE: V

Pronostic Intelligent de la Turbine Éolienne

V.1 Introduction

Dans ce chapitre, nous proposons un système intelligent de diagnostic des pannes basé sur les modèles LSTM et GRU, ainsi que sur l'Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS), appliqué au système tangage. Nous nous concentrons particulièrement sur l'étude et la détection des défauts de l'actionneur en utilisant cette approche. Notre système de diagnostic des défaillances repose sur la classification des défauts des pales à l'aide d'algorithmes ANFIS. Dans la deuxième partie de ce chapitre, nous utilisons les algorithmes LSTM et GRU pour prédire les défaillances des deuxième et troisième pales. Une valeur de seuil est employée dans une étape de décision pour détecter correctement les défauts. Les résultats de simulation obtenus illustrent la capacité de cette structure de diagnostic à détecter avec succès les défauts dans le système d'angle.

V.2 Réseau neuronal récurrent

Un réseau neuronal récurrent (RNN) est une architecture de réseau de neurones dans laquelle les connexions entre les neurones forment un graphe dirigé le long d'une séquence temporelle. Contrairement aux réseaux de neurones classiques, les RNN ont des boucles récurrentes qui leur permettent de conserver et de réutiliser des informations sur les états précédents, ce qui en fait un choix naturel pour modéliser des séquences de données telles que du texte, de la parole ou des séries temporelles. Les RNN sont capables de capturer les dépendances séquentielles à long terme, mais ils souffrent souvent de problèmes tels que le problème du gradient qui disparaît ou explose, ce qui peut entraîner des difficultés lors de l'apprentissage de séquences longues. Malgré ces limitations, les RNN et leurs variantes, telles que les LSTM (Long Short-Term Memory) et les GRU (Gated Recurrent Units), restent largement utilisés dans des domaines tels que la traduction automatique, la génération de texte et la modélisation de séries temporelles [89].

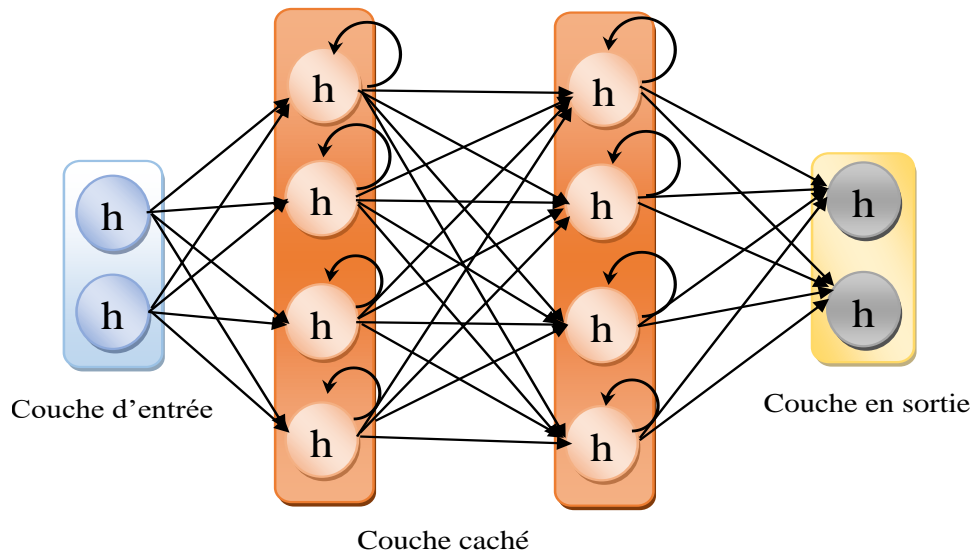


Figure.V. 1. Architecture d'un Réseau de Neurones récurrent

V.2.1 Mémoire à Long et Court Terme

Le LSTM, ou (Long Short-Term Memory) en anglais (Mémoire à Long et Court Terme) en français, est une architecture spéciale de réseau neuronal artificiel utilisée dans le domaine de l'apprentissage profond. Contrairement aux réseaux de neurones traditionnels, les LSTM sont particulièrement efficaces pour apprendre des dépendances à long terme dans les données, ce qui les rend idéaux pour des tâches telles que la reconnaissance vocale, la prédiction de séries temporelles et la traduction automatique [23, 20,39]. .

V.2.2 Structure de base

Un LSTM est composé d'une série de cellules, chacune agissant comme une sorte de mémoire. Comme montré sur la (Figure III.2), chaque cellule contient trois portes : la porte d'entrée (input gate), la porte de sortie (output gate), et la porte d'oubli (forgetgate). Ces portes contrôlent le flux d'informations [30]. .

Conception Flexible : Peut être conçue pour répondre à diverses exigences, telles que la rapidité de réponse

❖ Porte d'oubli (Forget Gate)

$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (\text{V.1})$$

- f_t : est l'activation de la porte d'oubli.
- W_f : est le poids de la porte d'oubli.

- h_{t-1} : est la sortie de la cellule LSTM au temps.
- x_t : est l'entrée au temps.
- b_f : est le biais de la porte d'oubli.
- σ : est la fonction sigmoïde.

❖ **Porte d'entrée (Input Gate)**

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \tag{V.2}$$

$$\bar{C}_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \tag{V.3}$$

- i_t : est l'activation de la porte d'entrée
- \bar{C}_t : est le candidat à l'état de la cellule
- b_i, b_c : sont les biais.

❖ **Mise à jour de l'état de la cellule :**

$$C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \bar{C}_t \tag{V.4}$$

- C_t est l'état de la cellule de temps t.

❖ **Porte de sortie (Output Gate):**

$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \tag{V.5}$$

- o_t : est l'activation de la porte de sortie
- h_t : est la sortie de la cellule au temps t.

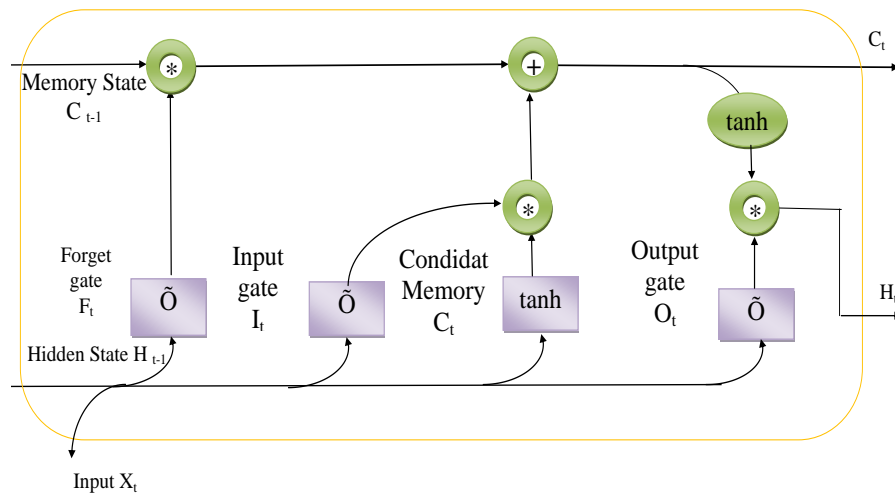


Figure.V. 2. Diagramme représentative de LSTM

V.2.2.1 Utilisation de LSTM

Les réseaux LSTM sont utilisés dans divers domaines pour leur capacité à gérer efficacement les données séquentielles et temporelles. Voici quelques exemples clés :

- ✓ **Prévisions Météorologiques** : Analyse et prédiction des tendances climatiques à partir de données historiques.
- ✓ **Maintenance Industrielle** : Détection précoce de défaillances potentielles dans les équipements grâce à l'analyse des données des capteurs.
- ✓ **Reconnaissance de la Parole** : Conversion de la parole en texte en comprenant les nuances et le contexte du langage.
- ✓ **Santé** : Analyse de séries temporelles de données médicales pour le diagnostic et la prédiction de maladies.
- ✓ **Finance** : Prédiction des mouvements du marché boursier en analysant les séries temporelles des prix des actions.

V.2.3 Unité récurrente glorifiée

La GRU, ou Unité récurrente glorifiée ou (Glorified Recurrent Unit) en anglais, est un type spécifique de réseau de neurones récurrents (RNN) utilisé dans le domaine de l'apprentissage profond. Elle est conçue pour mieux capturer les dépendances à long terme dans les données séquentielles, comme le langage naturel ou les séries temporelles. Contrairement aux LSTM (Long Short-Term Memory), un autre type de RNN populaire, les GRU sont conçues pour être plus simples avec moins de paramètres, ce qui les rend souvent plus rapides à entraîner et moins susceptibles de surprendre sur des ensembles de données plus petits. Les GRU sont composés de portes d'oubli et d'actualisation qui contrôlent le flux d'informations à travers le réseau, leur permettant de modéliser efficacement les dépendances à long terme tout en évitant les problèmes de disparition ou d'explosion de gradients. Cette architecture a été proposée en 2014 par Kyunghyun Cho et al. [90], elle est devenue une technique courante dans de nombreux domaines de l'apprentissage automatique.

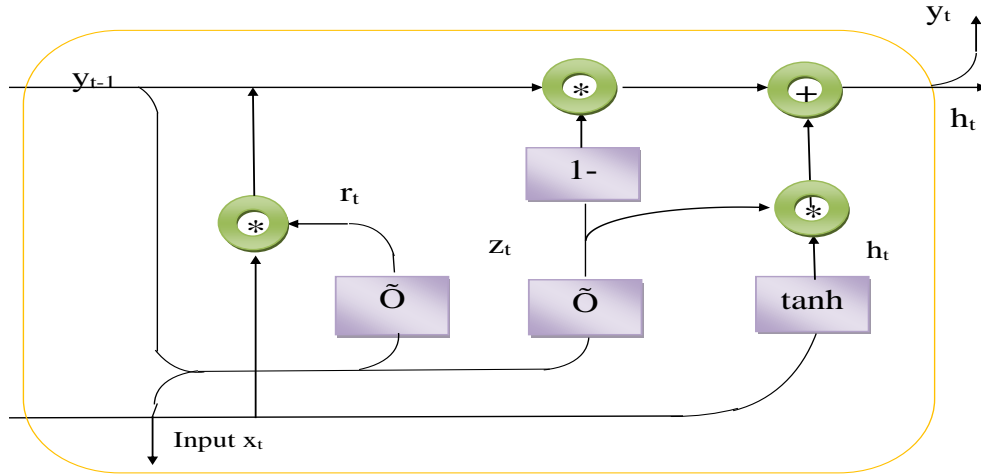


Figure.V. 3. Diagramme représentative de GRU

➤ Le GRU utilise deux portes, une porte de mise à jour et une porte de réinitialisation, pour contrôler le flux d'informations. Voici les équations qui décrivent le fonctionnement d'un GRU :

❖ **Porte de réinitialisation (reset gate) r_t**

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (\text{V.6})$$

- σ : est la fonction sigmoïdale,
- W_r : est la matrice de poids pour la porte de réinitialisation,
- h_{t-1} : est l'état caché précédent, x_t est l'entrée actuelle, et
- b_r : est le biais de la porte de réinitialisation.

❖ **Porte de mise à jour (update gate) z_t**

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (\text{V.7})$$

- W_z : étant la matrice de poids pour la porte de mise à jour et
- b_z : Le biais associé.

❖ **Nouveau contenu de l'état caché \tilde{h}_t**

$$\tilde{h}_t = \tanh(W \cdot [r_t \Theta h_{t-1}, x_t] + b) \quad (\text{V.8})$$

- W : est la matrice de poids pour le nouveau contenu,
- b : est le biais,
- Θ : représente le produit élément par élément (Hadamard).

❖ **État caché final h_t**

$$h_t = z_t \Theta h_{t-1} + (1 - z_t) \Theta \tilde{h}_t \quad (\text{V.9})$$

Cela signifie que l'état caché est une combinaison de l'état précédent

- h_{t-1} : Nouveau candidate.
- \tilde{h}_t : Pondérée par la porte de mise à jour z_t .

V.2.3.1 Utilisation de GRU

- ✓ **Traitement du langage naturel (NLP)** : traduction, modélisation langue, chatbot. Gestion dépendances texte, crucial pour comprendre contexte complet.
- ✓ **Prévisions financières** : Analyse séries financières pour prévoir mouvements marchés, améliorant précision.
- ✓ **Séries temporelles médicales** : Analyse de données médicales, détection de motifs sur longues périodes.
- ✓ **Prévisions météorologiques** : Analyser les données temporelles comme la température, la pression atmosphérique et l'humidité à l'aide de GRU permet des prévisions météorologiques à court et moyen terme.

V.3 Comparaison entre LSTM et GRU

Les LSTM (Long Short-Term Memory) et les GRU (Gated Recurrent Units) sont deux architectures majeures de réseaux de neurones récurrents (RNN) utilisées dans le traitement du langage naturel et d'autres tâches séquentielles. Les LSTM sont caractérisées par leurs portes d'oubli, d'entrée et de sortie, offrant un contrôle plus fin sur le flux d'informations. Cependant, leur complexité accrue peut entraîner des coûts computationnels plus élevés. En revanche, les GRU sont plus simples avec moins de portes, ce qui les rend plus rapides à entraîner et moins susceptibles de surprendre. Bien que les LSTM puissent mieux capturer des dépendances complexes, les GRU peuvent être plus efficaces sur des ensembles de données plus petits en raison de leur simplicité. La performance relative dépend de la tâche et des données spécifiques.

V.4 Proposition d'une stratégie de diagnostic et de pronostic des défaillances

Une technique d'étude de la durabilité du diagnostic des défauts et du pronostic des défaillances a été proposée, dans les éoliennes avec un accent particulier sur le système de pas. L'utilité de l'approche proposée est démontrée en l'appliquant à un modèle d'éolienne de référence.

Ce flux de travail intègre les étapes de diagnostic et de pronostic pour la maintenance prédictive, visant à optimiser l'identification précoce des erreurs potentielles et à évaluer leur

impact sur les équipements, contribuant ainsi à la fiabilité et à l'efficacité de leur gestion. Ce diagramme détaille le processus de maintenance industrielle, démarrant par une condition menant à un diagnostic. En cas d'absence de résidu, le système l'identifie comme une 'False Alarme', stoppant le processus. En présence d'un résidu, la phase de pronostic commence, prévoyant la gravité de l'erreur. Si une dégradation est anticipée, l'arrêt pour maintenance est justifié. Sinon, l'action FDI isole l'erreur sans interrompre l'équipement.

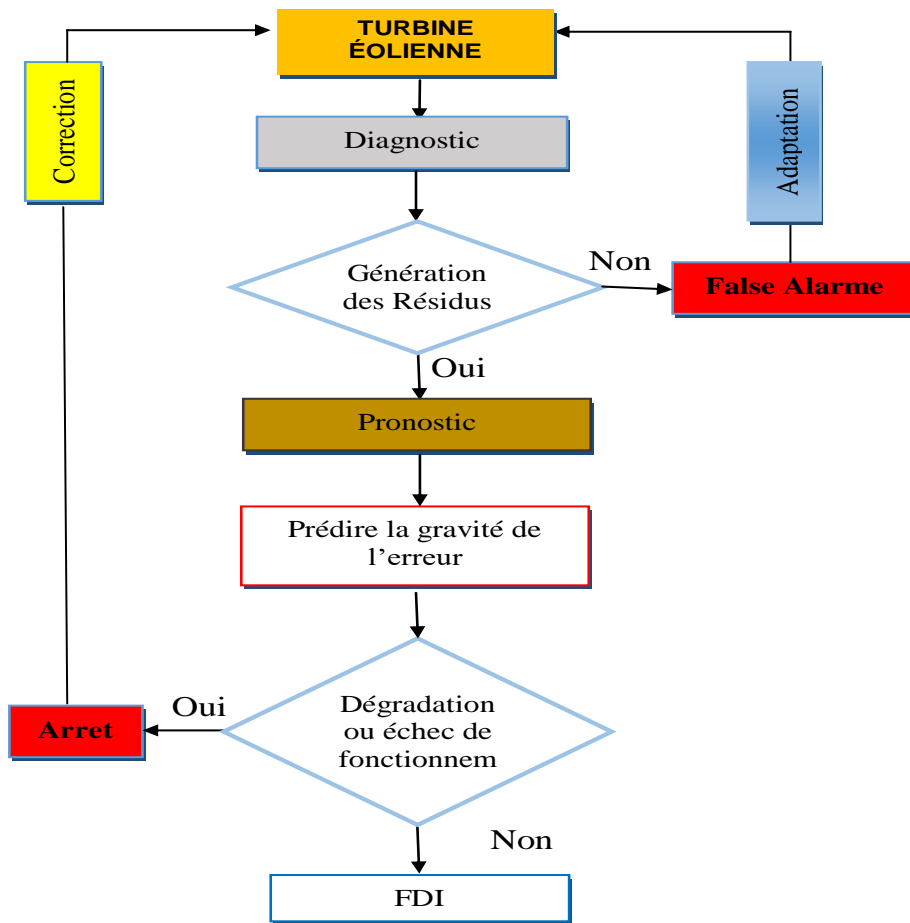


Figure.V. 4. Processus de Diagnostic et de Pronostic dans la Gestion de Maintenance de l'Eolienne

V.4.1 Stratégie de diagnostic des défauts

V.4.1.1 Génération des résidus

Pour générer le résidu, en comparant la sortie des trois pales, puisque les trois pales ont le même angle, si leurs valeurs sont égales et sans défauts, la comparaison des sorties en soustrayant chaque pale par les autres puisque les sorties des trois codes sont égales, le résultat de la

soustraction sera de valeur zéro "0", si une erreur se produit dans un certain code à un certain moment, Il en résultera une valeur différente de zéro "0".

$$\sum_{i=1}^3 r_i \in \mathfrak{R}^{1*1} = Y_i \in \mathfrak{R}^{1*1} - Y_i \in \mathfrak{R}^{1*1} \quad (\text{V.10})$$

V.4.1.2 Évaluation et classification résidu

Après avoir obtenu le résidu et en notant le résidu commun et le seul résidu, nous utilisons un système de vote intelligent entraîné par l'ANFIS (selon la Fig IV.4), son rôle est de déterminer dans quelle pale le défaut s'est produit et à quel moment il s'est produit.

V.4.2 Stratégie de pronostic des défauts

En utilisant les résidus générés à partir de l'étape précédente, nous exploitons les algorithmes LSTM et GRU pour prédire la survenue de pannes, garantissant ainsi une planification efficace de la maintenance et un arrêt de la turbine lorsque nécessaire. Ces méthodes de prédiction, basées sur les données historiques et les tendances, permettent une gestion proactive des équipements, réduisant ainsi les temps d'arrêt imprévus et améliorant la fiabilité opérationnelle globale.

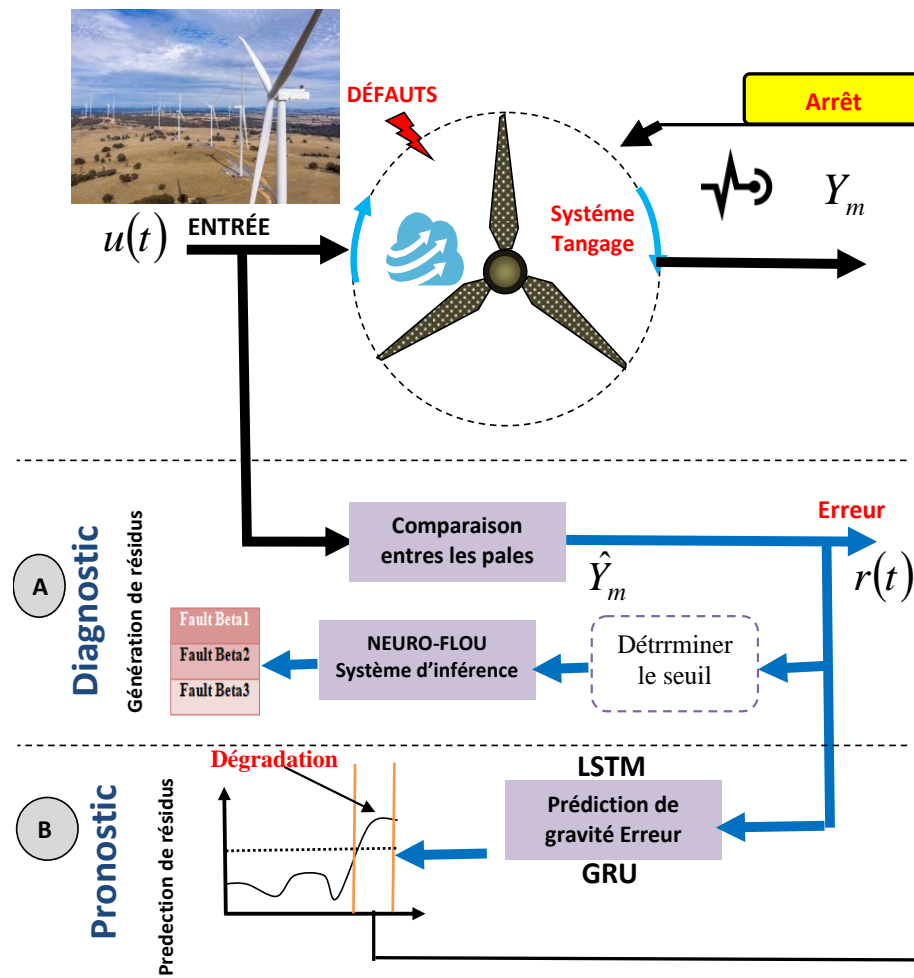


Figure.V. 5. Schéma de diagnostic et de pronostic pour la turbine éolienne

V.4.3 Paramètres d'entraînement pour LSTM et GRU

En utilisant les algorithmes LSTM et GRU, nous avons entraîné ces modèles avec les mêmes paramètres pour prédire les défaillances

Le tableau (V.1) présente les paramètres clés pour l'entraînement d'un modèle de réseau de neurones. Nous définissons l'optimiseur d'entraînement sur ADAM (Adaptive Moment estimation) [91], qui est un type de descente de gradient stochastique avec Moment (SGDM, utilisé pour ajuster les taux d'apprentissage. L'entraînement se fait sur 400 époques avec des mini-lots de taille 20 pour estimer l'erreur. Le seuil de gradient est fixé à 1 pour éviter les explosions de gradient. Le taux d'apprentissage initial est de 0.009 avec une stratégie de planification par morceaux, réduisant le taux de 0.2 tous les 125 tours.

Tableau.V. 1. Paramètres d'entraînement des modèles : LSTM, GRU

Propriétés	Valeur
Optimisateur d'entraînement	Adam
Nombre maximal d'époques	400
Taille de mini-lot	20
Seuil de gradient	1
Taux d'apprentissage initial	0.009
planification du taux d'apprentissage	piecewise
Facteur de baisse du taux d'apprentissage	0.2
période de baisse du taux d'apprentissage	125

V.5 Résultats et discussion

Pour étudier l'efficacité de la structure diagnostic et pronostic proposée, cette section présente la simulation des résultats qui ont été mis en œuvre. Dans un premier temps, nous allons comparer les sorties des trois pales pour étudier le comportement des défauts. Ce qui donne les trois figures (V.6, V.7, V.8), puis nous allons classer les défauts des pales en utilisant l'algorithme ANFIS (selon la figure. IV.5). Dans la deuxième partie, les algorithmes LSTM et GRU ont été utilisé pour prédire la défaillance des deuxième et troisième pales.

La figure. V. 6 montre l'angle de la première pale notée (β_1), qui est sans défaut, avec l'angle de deuxième pale ne tourne pas à l'angle désiré (β_{ref}). la deuxième pale notée (β_{ref}), où il y a une différence entre les deux angles à l'intervalle [2500s-2700s], la capture de zoom a montré cette différence entre les deux signaux de mesure.

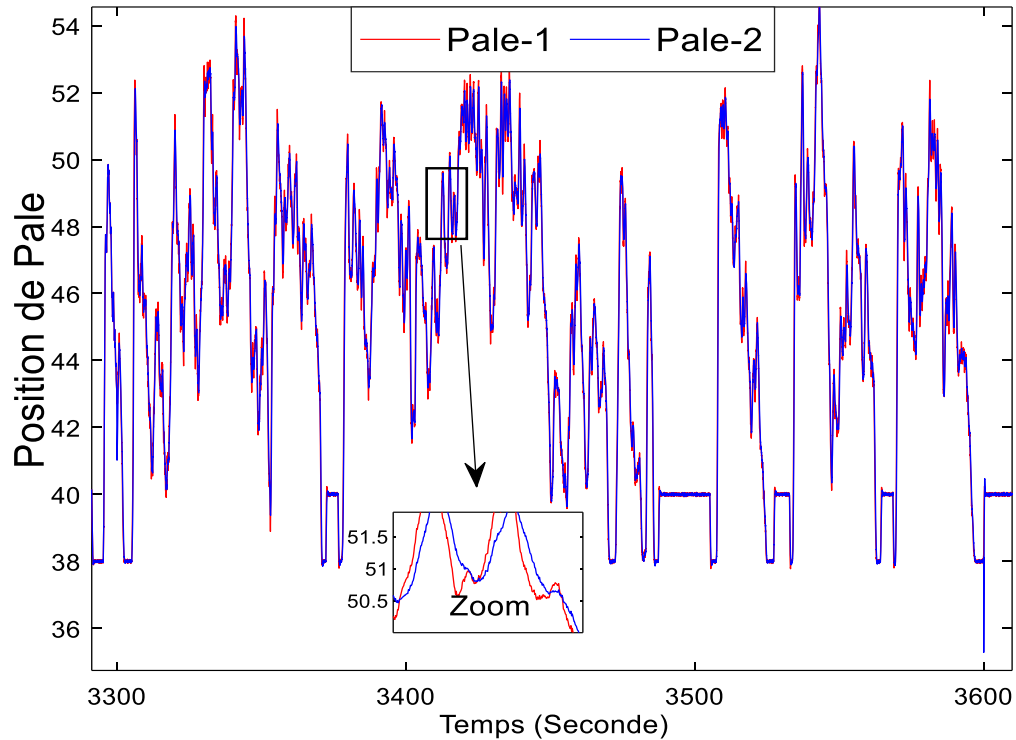


Figure.V. 6. Comparaison entre (β_1) et (β_2)

La figure (V.7) montre l'angle de la première et de la troisième pale dénotée (β_1, β_3) respectivement. Comme expliqué dans la figure précédente, sous cette forme, la première et la troisième pale ont été comparées, à un moment différent de la figure précédente. Nous observons qu'il y a une différence entre les deux angles à l'intervalle [3300s-3600s], la capture de zoom l'a montré car le premier angle de la première pale est sans défaut. Pendant que, il y a un défaut dans la troisième lame car le troisième angle ne tourne pas à l'angle souhaité (β_{ref}) .

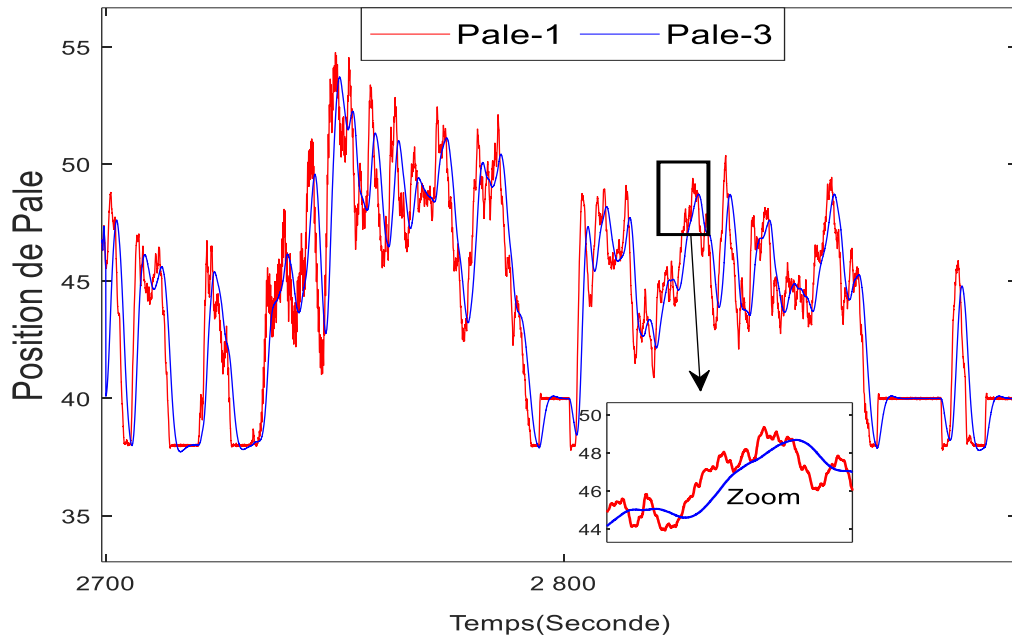


Figure.V. 7. Comparaison entre (β_1) et (β_3)

Dans la Figure V.8, nous examinons les disparités entre deux pales, deuxième pale dénotée (β_2) et la troisième pale dénote (β_3) . Nous remarquons des écarts d'angle significatifs aux intervalles de temps [2700s-2800s] et [3300s-3500s]. Les captures zoomées révèlent clairement ces variations entre les deux signaux, suggérant des différences de performance ou de comportement entre les deux pales à ces moments spécifiques.

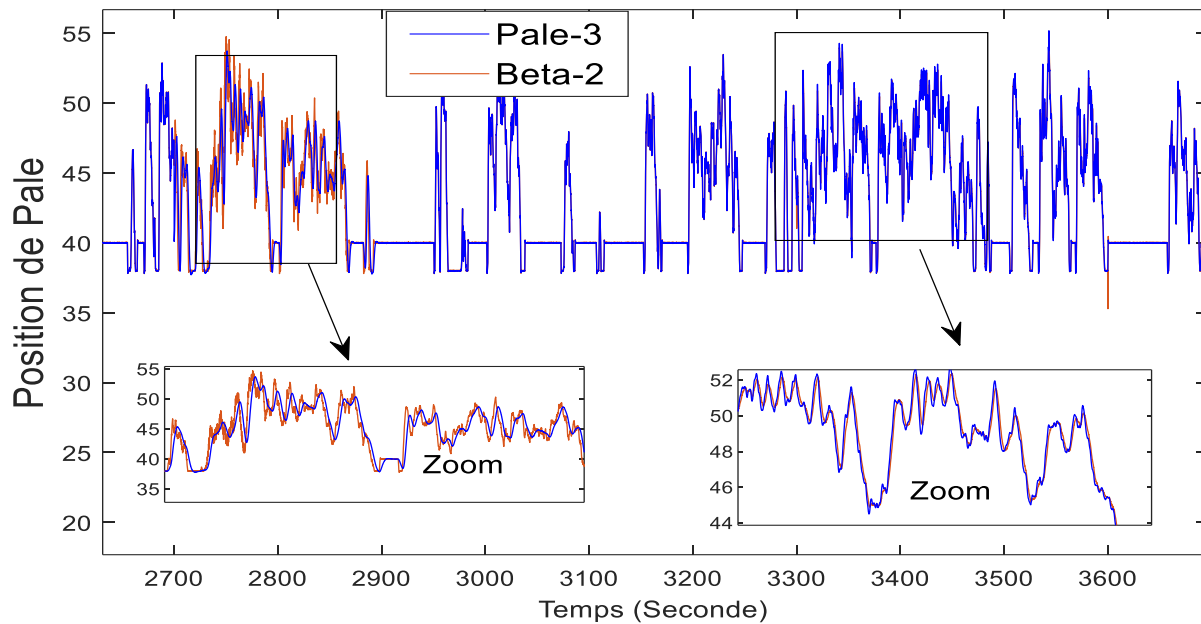


Figure.V.8. Comparaison entre (β_2) et (β_3)

Dans cette partie, nous présenterons les résultats de la prédiction des défauts liés aux deuxième et troisième pales. Sur la base des résultats du diagnostic et après avoir identifié les défauts, nous avons utilisé l'algorithme (LSTM) et (GRU) pour prédire le défaut et son développement et prédire quand le défaut se transformerait en défaillance et à cause de cela la turbine cesserait de fonctionner.

Dans la figure (V. 9), les défauts sont découverts pour les trois pales après comparaison, la figure ci-dessus montre la découverte du défaut après comparaison des première et deuxième pales. La figure du milieu montre la détection du défaut après comparaison de la première et de la troisième pale. Alors que la figure du bas montre la détection du défaut après avoir comparé les deuxième et troisième pales, où l'on remarque qu'il y a un défaut dans les deuxième et troisième pales.

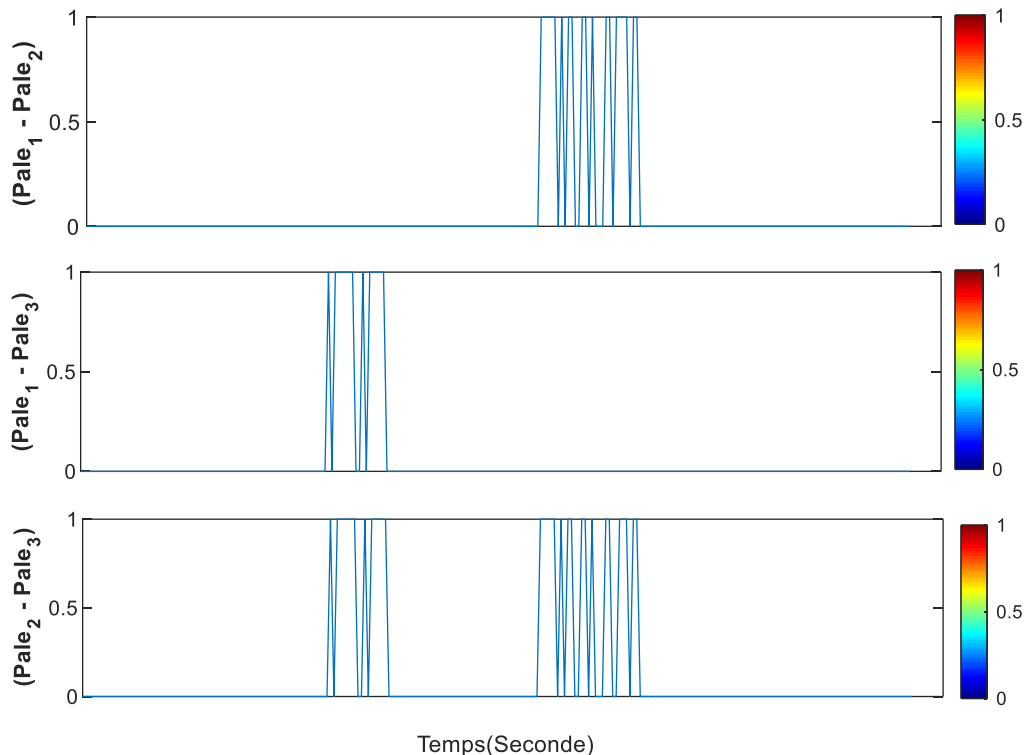


Figure.V.9. Détection des défauts des trois pales après comparaison

La figure (V. 10) montre la classification des défauts d'aubes, en tirant parti des résultats de la figure précédente et en utilisant un système intelligent qui est ANFIS pour classer les défauts. Les défauts ont été classés comme suit : défaut au niveau de l'actionneur de la troisième pale, puis défaut au niveau de l'actionneur de la deuxième pale, la première pale est sans défaut.

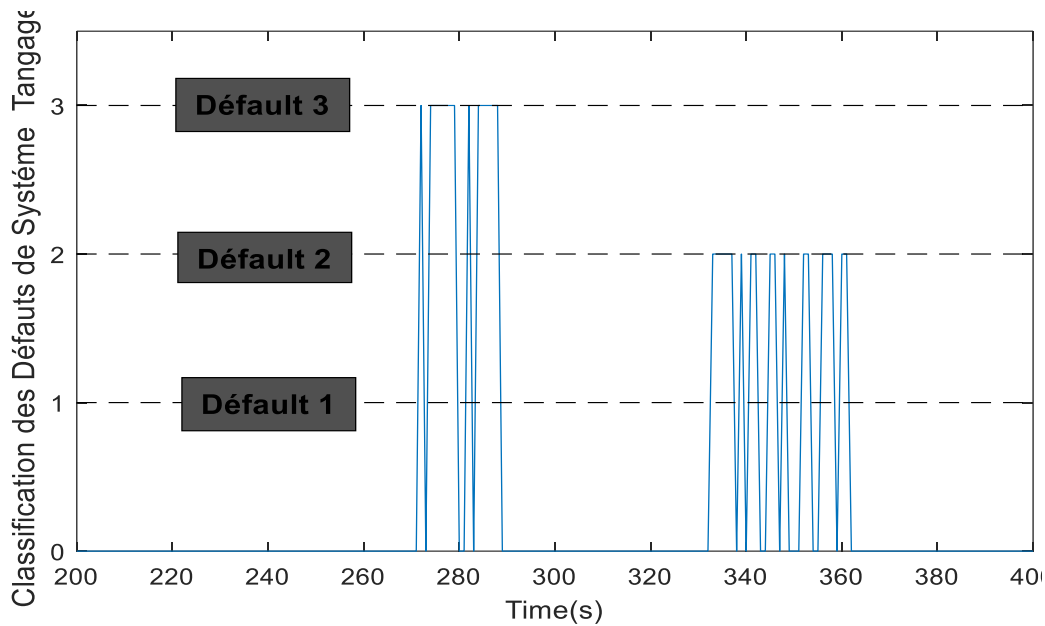


Figure.V. 10. Classification des défauts de pales

V.5.1 Prédiction des défaillances

Les tableaux (V.2, V.3, V.4 et V.5), illustrent les différentes étapes du processus d'apprentissage qui se déroulent après chaque opération, par l'utilisation de (LSTM) et (GRU) respectivement avec un accent particulier sur la prédiction du développement de la panne associée aux deuxième et troisième pales de la turbine. Ces tableaux mettent en évidence une corrélation directe entre l'ampleur de la perte (mesurée dans le cadre de l'apprentissage machine) et la précision ainsi que la fiabilité des prédictions. En d'autres termes, ils démontrent que plus la perte n'est conséquente durant l'apprentissage, plus les résultats des prédictions sont précis et robustes. Cette relation est essentielle pour comprendre comment l'efficacité de l'algorithme d'apprentissage automatique influence directement la capacité à prévoir les pannes potentielles dans les composants de la turbine, permettant ainsi une maintenance préventive plus efficace et une réduction des risques de défaillances majeures.

✚ Processus d'apprentissage par LSTM

Tableau.V. 2. Résultats d'apprentissage des données de défaut de la deuxième pale

Epoch	Itération	Mini-batch RMSE	Mini-lotPerte	Taux D'apprentissage de Base
1	1	1.00	0.009	0.009
50	50	0.59	0.2	0.0080
100	100	0.16	1.4e-02	0.0080
150	150	0.08	2.9e-03	0.0018
200	200	6.37e-03	2.0e-05	0.0018
250	250	4.66e-04	1.1e-07	0.0018
300	300	3.69e-04	6.8e-07	0.0004
350	350	4.01e-04	8.1e-07	0.0004
400	400	4.16e-04	1.1e-07	7.2 e-05

Tableau.V. 3. Résultats d'apprentissage des données de défaut de la troisième pale

Epoch	Itération	Mini-batch RMSE	Mini-lotPerte	Taux D'apprentissage de Base
1	1	1.00	0.5	0.009
50	50	0.57	0.2	0.0080
100	100	0.16	1.3e-02	0.0080
150	150	0.03	3.3e-04	0.0018
200	200	3.31e-03	5.5e-06	0.0018
250	250	4.06e-03	8.2e-06	0.0018
300	300	3.74e-04	7.0e-08	0.0004
350	350	2.13e-04	2.3e-08	0.0004
400	400	2.04e-04	2.1e-08	7.2 e-05

✚ Processus d'apprentissage par GRU

Tableau.V. 4. Résultats d'apprentissage des données de défaut de la deuxième pale

Epoch	Itération	Mini-batch RMSE	Mini-lotPerte	Taux D'apprentissage de Base
1	1	1.00	0.5	0.009
50	50	0.61	0.2	0.0080
100	100	0.23	2.6e-02	0.0080
150	150	0.04	6.5e-04	0.0018
200	200	0.02	1.5e-04	0.0018
250	250	0.01	6.9e-05	0.0018
300	300	8.97e-03	4.0e-05	0.0004
350	350	8.20e-03	3.4e-05	0.0004
400	400	7.76e-03	3.0e-05	7.2 e-05

Tableau.V. 5. Résultats d'apprentissage des données de défaut de la deuxième pale

Epoch	Itération	Mini-batch RMSE	Mini-lotPerte	Taux D'apprentissage de Base
1	1	1.00	0.5	0.009
50	50	0.68	0.2	0.0080
100	100	0.38	7.1e-02	0.0080
150	150	0.07	2.7e-03	0.0018
200	200	0.04	7.1e-04	0.0018
250	250	0.03	5.6e-04	0.0018
300	300	0.02	1.9e-04	0.0004
350	350	0.02	1.5e-04	0.0004
400	400	0.02	1.2e-04	7.2 e-05

Les figures (V.11, V.12) et (V.13, V.14) illustrent le signal de prédiction de défaut fourni respectivement par les algorithmes LSTM et GRU pour les deuxième et troisième pales. Dans ces graphiques, la ligne bleue représente le signal de défaut original. La ligne orange représente l'entraînement des modèles LSTM et GRU sur ce signal de défaut, tandis que la ligne rouge représente la prédiction du défaut avec un horizon de prévision de vingt-deux pas en avant [22s], réalisée par les algorithmes LSTM et GRU. Cette visualisation est essentielle car elle démontre la capacité des modèles LSTM et GRU à apprendre à partir du signal de défaut et à utiliser ces informations pour prévoir l'évolution de ce défaut vers une panne. L'analyse de ces lignes permet de repérer les moments clés où un défaut pourrait se transformer en panne, offrant ainsi la possibilité d'une intervention appropriée pour prévenir la défaillance. L'importance de ces figures réside dans leur capacité à visualiser le processus d'apprentissage et de prédiction, mettant en lumière l'efficacité des algorithmes LSTM et GRU dans la prévention proactive des pannes et dans l'amélioration de la maintenance prédictive des pales de turbine.

Utilisation du LSTM

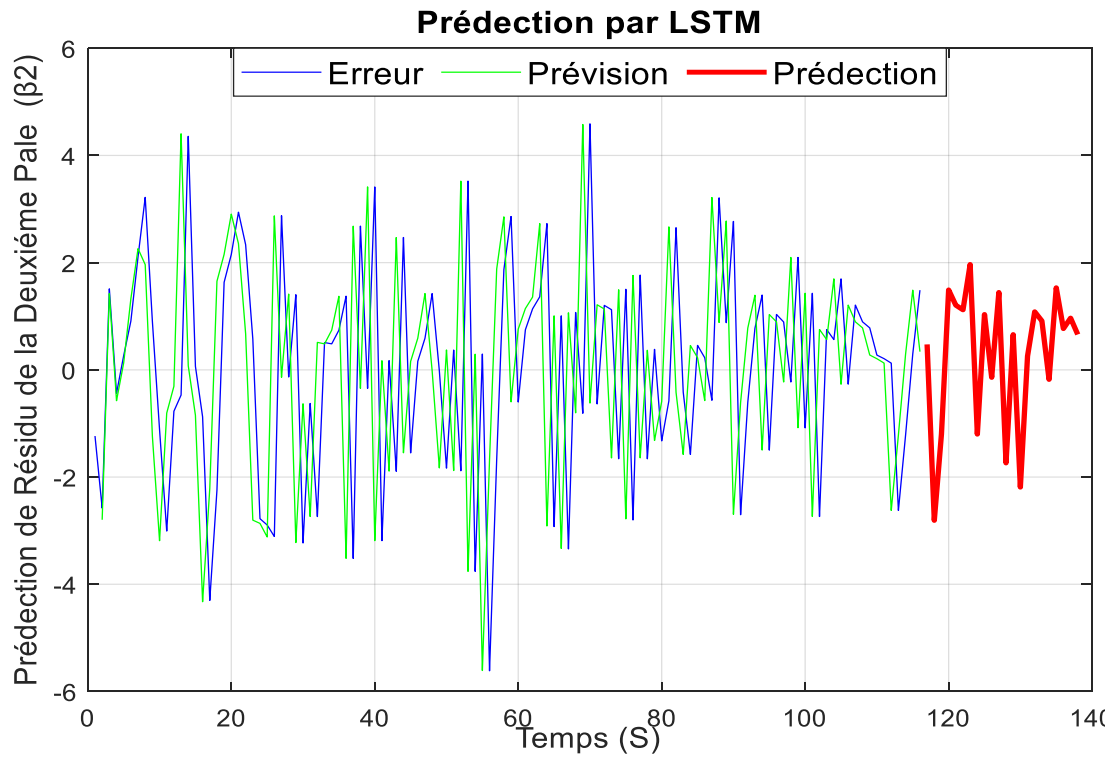


Figure.V. 11. Résultat de prédiction la défaillance de deuxième pale par LSTM

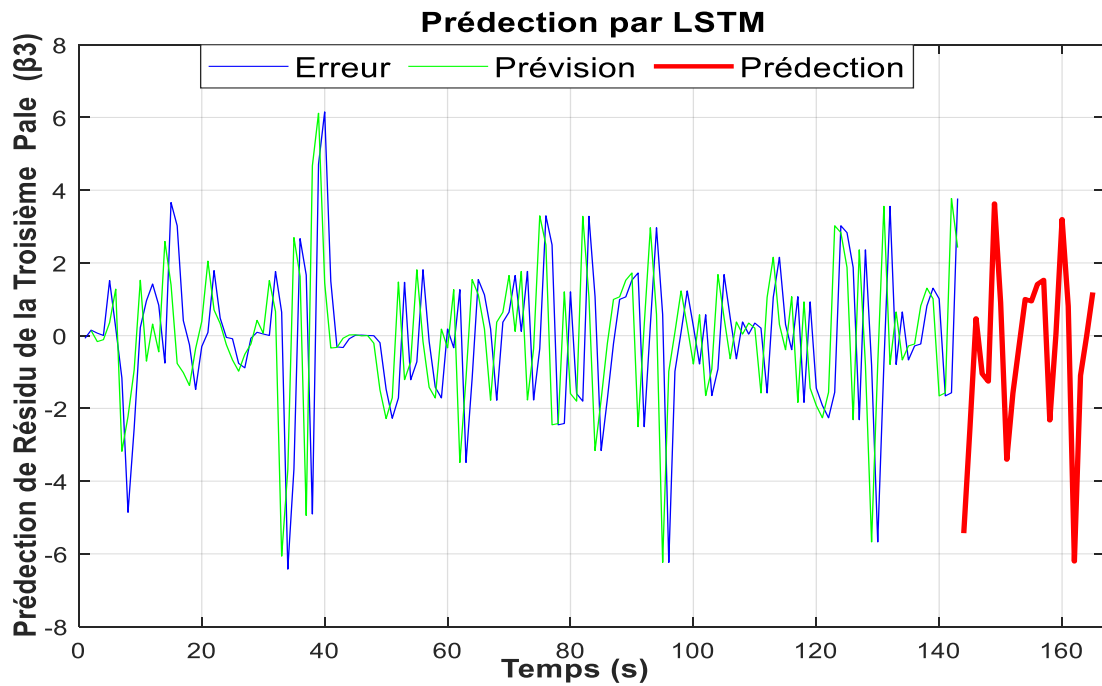


Figure.V. 12. Résultat de prédiction la défaillance de troisième pale par LSTM

Utilisation du GRU

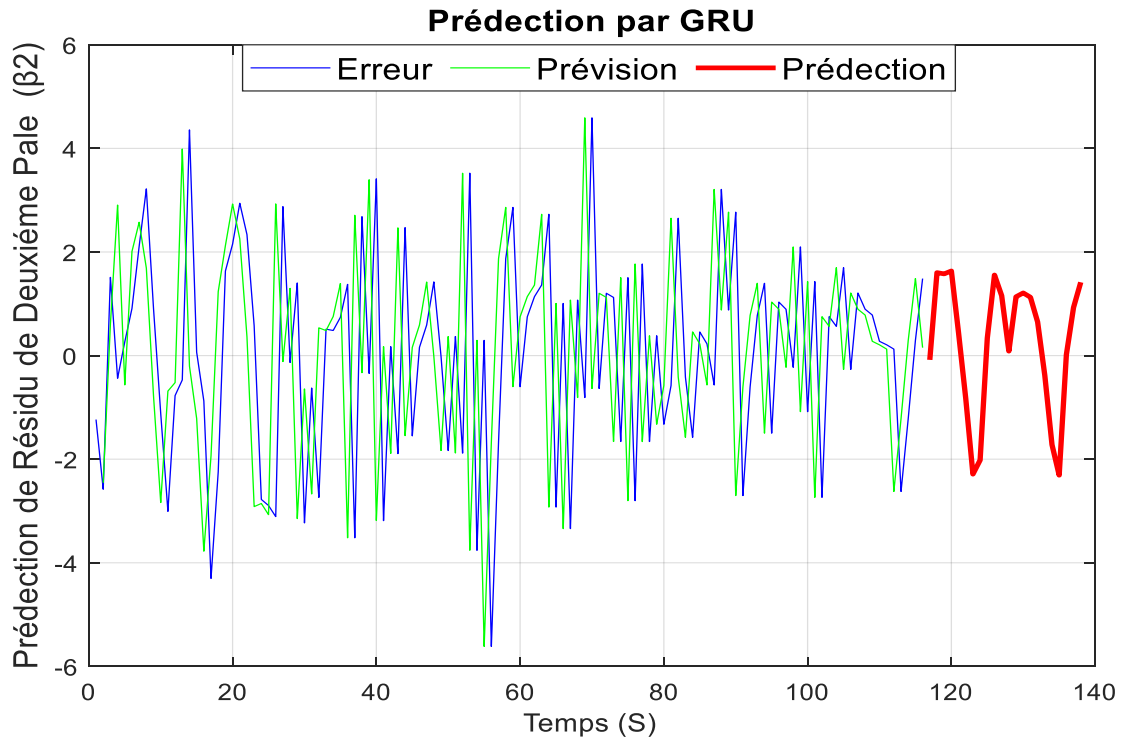


Figure.V. 13. Résultat de prédiction la défaillance de deuxième pale par GRU

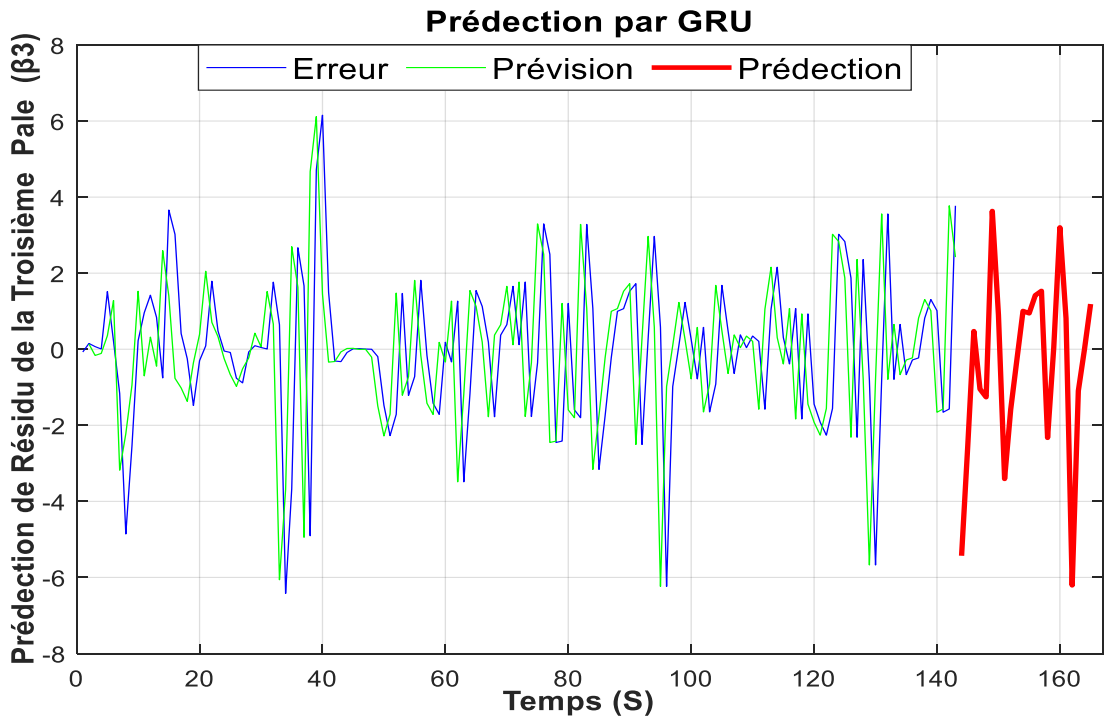


Figure.V.14. Résultat de prédiction la défaillance de troisième pale par GRU

V.5.2 Comparaison entre LSTM et GRU

Pour évaluer la performance et l'efficacité de l'algorithme de prédiction des défauts, nous avons utilisé un indicateur de comparaison basé sur les indices de confiance. L'indicateur utilisé est l'erreur quadratique moyenne (RMSE), et l'erreur relative (ER) qui mesure la précision de la prédiction des données. Le RMSE et RE est défini par l'équation (III.11, III.12) respectivement.

En se basant sur les résultats des évaluations des indices de confiance, notamment le RMSE et RE, le tableau (V.6) fournit un résumé des valeurs calculées pour comparer les performances des deux algorithmes utilisés (LSTM et GRU) dans la prédiction des défaillances du système de tangage. Cette comparaison détaillée permet de déterminer quel algorithme offre la meilleure capacité de prédiction et de fournir ainsi des indications précieuses pour le choix de l'algorithme le plus adapté à cette tâche de pronostic, d'après les résultats obtenus l'algorithme LSTM a donné le bon résultat de prédiction de défaillance

Tableau.V. 6. Comparaison entre LSTM et GRU pour la Pronostic du système de tangage

	Deuxième Pale (β_2)		Troisième Pale (β_3)	
	LSTM	GRU	LSTM	GRU
RMSE	2.9104	3.0732	2.5203	2.5975
RE	0.0036	0.0101	0.0153	0.0241
Meilleur Algorithme	>LSTM		>LSTM	

V.6 Conclusion

Dans ce chapitre, un système intelligent de pronostic des pannes a été proposé sur la base des modèles d'apprentissage automatique (LSTM et GRU) et un système hybride neuro-flou de type ANFIS pour le système d'angle de l'éolienne à axe horizontal à trois pales. Les défauts de l'actionneur ont été étudiés et détectés à l'aide de cette stratégie de surveillance. Le système de diagnostic des défaillances proposé est basé sur la classification des défauts des pales à l'aide d'algorithmes ANFIS. Ensuite, dans la deuxième partie, les algorithmes LSTM et GRU sont utilisés pour prédire la défaillance des deuxième et troisième pales. Une valeur de seuil est utilisée dans une étape de décision pour détecter correctement les défauts. Les résultats de simulation obtenus démontrent la capacité de cette structure de diagnostic pour détecter avec succès les défauts dans le pas système d'angle.

CONCLUSION GENERALE

Conclusion Générale

Les éoliennes, en tant que sources d'énergie renouvelable, jouent un rôle crucial dans la production d'électricité en convertissant l'énergie cinétique du vent. Cependant, leur fonctionnement peut être affecté par divers problèmes et dysfonctionnements susceptibles de réduire leur efficacité ou même de les arrêter complètement, entraînant ainsi des pertes significatives. Il est donc essentiel de détecter rapidement et de corriger tout comportement anormal ou déviation par rapport aux paramètres de fonctionnement standard."

Les défaillances dans les composants tels que les capteurs et les actionneurs peuvent réduire l'efficacité des turbines ou causer des instabilités. L'objectif principal est d'éviter les arrêts dus à des problèmes électriques ou mécaniques pour assurer une production énergétique continue et stable.

Cette étude se concentre sur les éolienne en particulier sur les défauts qui effectuant leur fonctionnement Nous avons développé une structure combinée pour le diagnostic et le pronostic.

Pour le diagnostic, des observateurs et des techniques d'intelligence artificielle ont été utilisés : (un filtre de Kalman pour chaque sous-système pour observer les mesures de chaque grandeur de la machine. Cette méthode permet une détection précise des défauts, en générant des résidus qui signalent les anomalies dans les parties concernées, des systèmes neuro-flous sont employés pour évaluer et classifier ces défauts). Cette approche a été testée avec succès sur divers scénarios de défauts, démontrant son efficacité pour un diagnostic global fiable des éoliennes. Tandis que pour le pronostic, nous nous sommes appuyés sur des modèles de type LSTM. Cette approche vise à détecter les problèmes existants et anticiper les défaillances futures, contribuant ainsi à une meilleure gestion et maintenance préventive des turbines

Ces structures intelligentes sont proposées pour le diagnostic des défauts dans une turbine éolienne à trois pales. Elles visent à identifier de manière complète et précise les dysfonctionnements à travers l'ensemble de la turbine. En combinant la précision de l'observateur de Kalman avec la souplesse des systèmes neuro-flous, nous pourrions assurer une surveillance efficace et un diagnostic performant de chaque partie de la turbine afin de maintenir la performance optimale et la fiabilité correcte de la turbine éolienne.

Ce travail de thèse a été réalisé par simulation sur un modèle de turbine éolienne à axe horizontal de 4.8 MW avec trois pales à vitesse variable et un convertisseur de puissance complet.

Ce modèle de référence inclut quatre sous-systèmes : le système de pales et de calage, le train d'entraînement, le convertisseur-générateur et le contrôleur. Plusieurs scénarios de défauts ont été simulés dans les capteurs et les actionneurs de la turbine.

Les résultats de la simulation obtenus ont prouvé l'efficacité des structures d'observation, de diagnostic et de pronostic, spécialement dans la détection et l'identification des défauts au niveau des capteurs et des actionneurs de la turbine éolienne. Cette précision de diagnostic assure une maintenance et une gestion optimales en identifiant de manière fiable tout dysfonctionnement des composants critiques. Parallèlement, la structure proposée inclut également des capacités de pronostic, utilisant des méthodes avancées pour prédire les défaillances futures. Cette approche de pronostic intelligente offre une solution prometteuse pour la surveillance et l'entretien des turbines éoliennes.

En termes de perspectives futures pour ce thèse de recherche, les améliorations et les développements continus peuvent être envisagés dans les points suivants :

- Test et comparaison d'autre observateurs sur toutes les parties de la turbine éolienne.
- Application de l'algorithme LSTM et GRU sur toutes les parties de la turbine.
- Test et comparaison d'autres scénarios des défauts et des du modèles de référence.
- Développement d'un autre modèle test comme un benchmark plus performant.
- La mise en œuvre des techniques de diagnostic et pronostic sur un modèle de turbine expérimentale

References Bibliographies

1. V. Johansson, L. Thorson, J. Goop, et al., "The value of wind energy: implications from specific power," *Energy*, 2017, 126, 352-360.
2. S. Chu, A. Majumdar, "Opportunities and challenges for a sustainable energy future," *Nature*, 2012, 488, 294-303.
3. Global Wind Energy Council, "Global wind report: annual market update 2021," March, available at <https://gwec.net/global-wind-report-2021/>, 2021.
4. Z. Gao, X. Liu, "Overview of fault diagnosis, prognosis, and resilient control for wind turbine systems." *Processes*, 2021, 9(2), 300.
5. H. Abu-Rub, M. Malinowski, K. Al-Haddad, "Power electronics for renewable energy systems: Transportation and industrial applications." John Wiley & Sons, 2014, ISBN: 9781118634035.
6. M. Arshad, B. O'Kelly, "Global status of wind power generation: theory, practice, and challenges." *International Journal of Green Energy*, 2019, 16(14), 1073-1090.
7. W. Qiao, D. Lu, "A survey on wind turbine condition monitoring and fault diagnosis - Part II: signals and signal processing methods," *IEEE Trans. Ind. Electron.* 2015, 62(10), 6546-6557.
8. Z. Gao, S. Sheng, "Real-time monitoring, prognosis, and resilient control for wind turbine systems," *Renewable Energy*, 2018, 116, 1-4.
9. S. T. Kandukuri, A. Klausen, H. R. Karimi, K. G. Robbersmyrc, "A review of diagnostics and prognostics of low-speed machinery towards wind turbine farm-level health management." *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2016, vol. 53, pp. 697-708.
10. P. Tchakoua, R. Wamkeue, M. Ouhrouche, F. S. Hasnaoui, T. A. Tameghe, and G. Ekemb, "Wind turbine condition monitoring: State-of-the-art review, new trends, and future challenges." *Energies*, 2014, vol. 7, no. 4, pp. 2595-2630.
11. P. F. Odgaard, J. Stoustrup, M. Kinnaert, "Fault-tolerant control of wind turbines: A benchmark model." *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2013, (21)4, 1168-1182.
12. P. F. Odgaard, J. Stoustrup, "An evaluation benchmark of fault-tolerant control concepts for wind turbines." *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2015, 23(3), 1221-1228.
13. Z. Zemali, L. Cherroun, A. Hafaifa, N.Hadroug. Fault diagnosis structure based on Kalman filter for the pitch system of a wind turbine process. 2nd Algerian Symposium on Renewable Energy and Materials ASREM2022. 2022.
14. Z. Zemali, L. Cherroun, N. Hadroug, M.Nadour, A. Hafaifa, "Actuators Fault Diagnosis Strategy using Luenberger Observer for the Pitch System of a Wind Turbine Benchmark", 1st National Conference on Thermal Engineering Renewable and Conventional Processes NCTE'22, October 2022, university of Batna-2, Algeria.

-
15. A.Saci, L. Cherroune M. Nadour ,A. Hafaifa , Sensors Fault Detection for the Pitch System of Horizontal Wind Turbine he 1st National Conference on Thermal Engineering Renewable and Conventional Processes the 1st National Conference on Thermal Engineering Renewable and Conventional Processes NCTE'22,At: University of Batna-2, Algeria.
 16. Z. Zemali, L. Cherroun, NADOUR Mohamed, BENHARKAT Nour el houda. "Equivalent model based on Neural Network for Detection and Isolation of Generator Faults of a Wind Turbine" la premier conférence national (en ligne) d'intelligence artificiel et le development durable (1ére CNAIADD'24)
 17. Teng J, Li C, Feng Y, Yang T, Zhou R, Sheng Z. adaptive observer based fault tolerant control for sensor and actuator faults in wind turbines. *Sensors*. 2021;21: 8170.
 18. Jlassi J, et al., Multiple open-circuit faults diagnosis in back-to-back converters of PMSG drives for wind turbine systems. *IEEE Transactions on Power Electronics*. 2015;30(5).
 19. A.saci, L. Cherroune M. Boudiafe , Investigation of Modeling and Control of a Grid Side System based DFIG for a Wind Turbine Machine 19th IEEE International Multi-Conference on Systems, Signals and Devices (SSD'2022) At: Setif- Algeria.
 20. Boutat D, Zheng G. Observer design for nonlinear dynamical systems, lecture notes in control and information sciences. Springer Cham. 2021:487.
 21. Y. Liu, R. Ferrari, P. Wu, X. Jiang, S. Li, J.-W. Wingerden, "Fault diagnosis of the 10MW floating offshore wind turbine benchmark: a combined model and signal-based approach." *Renewable Energy*, 164, 2021, 391-406.
 22. V. Borja-Jaimes, M. Adam-Medina, B. Y. López-Zapata, L.G. Vela Valdés, L. Pachecano, E.M. Sánchez, "Sliding Mode Observer-Based Fault Detection and Isolation Approach for a Wind Turbine Benchmark." *Processes* 2022, 10, 54.
 23. Z. Zemali, L .Cherroun, N. Hadroug ,M Nadour , A. Hafaifa . Fault diagnosis-based observers using Kalman filters and Luenberger estimators: Application to the pitch system fault actuators. *Diagnostyka*. 2023;24(1):2022110
 24. Z. Zemali, L Cherroun, N. Hadroug, A Hafaifa ANFIS Models for Fault Detection and Isolation in the Drive Train of a Wind Turbine, *International Journal of Enerjetica*, Vol 7, No 2 (2022)
 25. Z. Zemali, L Cherroun, N. Hadroug, A Hafaifa, A.Iratni , OS. Alshammari, I.Colak, Robust intelligent fault diagnosis strategy using Kalman observers and neuro-fuzzy systems for a wind turbine benchmark, *Renewable Energy* (2023),873-898
 26. Kim D, Lee D. Fault parameter estimation using adaptive fuzzy fading Kalman filter. *Applied Sciences*. 2019; 9:3329
 27. Z.Horváth, G.Molnárka. Design Luenberger observer for an Electromechanical Actuator, *Acta Technica Jaurinensis*. 2014; 7(4):328-343.
 28. Z. Zemali, N. Hadroug, L. Cherroun, "Fault Detection and Isolation based on Artificial Intelligence Techniques for a Wind Turbine", 1st International Conference on Gas Turbines and Industrial Turbomachinery - ICGT&IT, November 2022, Univ of Djelfa-Algeria.
-

-
29. Bangalore and L. B. Tjernberg, "An approach for self-evolving neural network based algorithm for fault prognosis in wind turbine," 2013 IEEE Grenoble Conference, Grenoble, France, 2013, pp. 1-6, doi: 10.1109/PTC.2013.6652218.
 30. A.Kerboua ,R. Kelaiaia . Recurrent neural network optimization for wind turbine condition prognosis. *Diagnostyka*. 2022; 23(3):2022301.
 31. J. Xiao, C. L. Bo Liu, Jing Huang, Ling Xie, Prediction of wind turbine blade icing fault based on selective deep ensemble model, *Knowledge-Based Systems*, Volume 242, 2022,108290, ISSN 0950-7051,
 32. F. Jaramillo, J.M Gutiérrez, M.Orchard, M.Guarini, Rodrigo Astroza, A Bayesian approach for fatigue damage diagnosis and prognosis of wind turbine blades, *Mechanical Systems and Signal Processing*, Volume 174,2022,109067, ISSN 0888-3270,
 33. Z. Zemali, L. Cherroun N. Hadroug,A. Hafaiifa, Intelligent Techniques Employing LSTM and ANFIS Models for Fault Detection and Isolation in a Wind Turbine Machine” 2st IEEE International Conference on Electronics, Energy and Measurement (IC2EM’2023) At: University of Medea- Algeria
 34. V.Traachsel,, L’*énergie éolienne et solaire : alternatives aux besoins énergétiques de la Suisse de demain*. Bulletin de la Société des Enseignants Neuchâtelois de Sciences, 2007(31).
 35. N.Hamdi, *Modélisation et commande des génératrices éoliennes*. Memoire de Magister, Université Mentouri de Constantine, 2008.
 36. B.Toual, *Modélisation et commande floue optimisée d’une génératrice à double alimentation, application à un système éolien à vitesse variable*. 2010, Université de Batna 2.
 37. AA Merrouni, et al., Large scale PV sites selection by combining GIS and Analytical Hierarchy Process. Case study: Eastern Morocco. *Renewable energy*, 2018. 119: p. 863-873.
 38. DE S.D. Laxmikant and B.C. Mangesh, “Detection of Combined Gear-Bearing Fault in Single Stage Spur Gear Box Using Artificial Neural Network”, *Procedia Engineering*, Vol.144, 2016, Pages 759-766, 2016. E.
 39. A.Moualdia., *Stratégies de commande DTC-SVM et DPC appliquées à une MADA utilisée pour la production d’énergie éolienne*. 2014, Alger, Ecole Nationale Polytechnique.
 40. Cieslak, « AN ARCHITECTURE FOR ACTIVE FAULT TOLERANT CONTROL SYSTEMS APPLICATION TO A LARGE TRANSPORT AIRCRAFT », Theses, Université Sciences et Technologies Bordeaux I, 2007.
 41. .M.Batteux. *Diagnosticabilité et diagnostic de systèmes technologiques pilotés*. Thèse de doctorat Intelligence artificielle. Université Paris Sud - Paris XI,
 42. A.Saci ‘*Diagnostic de Défauts dans une Turbine Eolienne par des Techniques intelegent* ’2022 universite ZIAN, Achor Djelfa
 43. H.Wang, “A survey of maintenance policies of deteriorating systems”, *European Journal of Operational Research*, Vol.139, pp.469-489, 2002.
-

-
44. A.SOUALHI, 'Du diagnostic au pronostic de panne des entraînements électriques'. Thèse de Doctorat, Université Claude Bernard LYON 1, 2013.
 45. L.Doyen. Modélisation et évaluation de l'efficacité de la maintenance des systèmes réparables. Mathématiques [math]. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2004. Français.
 46. I. Issury "Contribution au développement d'une stratégie de diagnostic global en fonction des diagnostiqueurs locaux : Application à une mission spatiale-, Université de Bordeaux; Institut Polytechnique de Bordeaux (IPB) | 2011.
 47. Irwin Issury. Contribution au développement d'une stratégie de diagnostic global en fonction des diagnostiqueurs locaux - Application à une mission spatiale. Automatique / Robotique. Université Sciences et Technologies - Bordeaux I, 2011. Français
 48. N.HADROUG. Commande neuro floue tolérante aux défauts d'une turbine à gaz : Contribution a la détection de vibrations 2017, Ziane Achour University of Djelfa.Y
 49. A.Marcos. and G.J. Balas, A robust integrated controller/diagnosis aircraft application. International Journal of Robust and Nonlinear Control: IFAC-Affiliated Journal, 2005. 15(12): p. 531-551.
 50. Gustavo de Novaes Pires Leitea, Alex Maurício Araújo,*, Pedro André Carvalho Rosasb''Prognostic techniques applied to maintenance of wind turbines: a concise and specific review''Renewable and Sustainable Energy Reviews.2018 <http://dx.doi.org/10.1016/j.rser.2017.06.002>
 51. Tyler, M.L. and M. Morari. Optimal and robust design of integrated control and diagnostic modules. In Proceedings of 1994 American Control Conference-ACC'94. 1994. IEEE.
 52. G.-H Lang,. and K.-Y. Lum. Fault-tolerant flight tracking control with stuck faults. in Proceedings of the 2003 American Control Conference, 2003. 2003. IEEE. Jamouli, H.,
 53. H.Jamouli Génération de résidus directionnels pour le diagnostic des systèmes linéaires stochastiques et la commande. 2003, Université Henri Poincaré-Nancy I.
 54. Laleg, T.M., Contribution aux méthodes de diagnostic à base d'observateurs et à la commande tolérante aux défauts. 2004.
 55. Y.debbah Développement d'un outil de pronostic pour la maintenance des systèmes mécaniques universite DES FRÈRES MENTOURI –CONSTANTINE.2018
 56. H. C. BEN DJOUDI. Etude des problèmes de stabilité aux limites de la commande tolérantes aux défauts : Application sur un système d'énergie éolienne.. Université Ziane Achour de Djelfa. 2020
 57. G. Zwingelstein, "Diagnostic des défaillances : théorie et pratique pour les systèmes industriels". Traité des nouvelles technologies. Série Diagnostic et maintenance. Hermes Science Publications, 1995. ISBN 9782866014636.
 58. M. LEBOLD and M. THURSTON, "Open standards for condition-based maintenance and prognostics systems". Proceedings of 5th Annual Maintenance and Reliability Conference, MARCON 2001, Gatlinburg, USA, 2001.

-
59. P. Fabrício, H.H. Fragade and C. Velho, "New approach to applying neural network in nonlinear dynamic model", *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 32 (12), pp. 2621-2633, 2008.DOI.10.1016/j.apm.2007.09.006.
 60. M. Khandelwal T.N.Singh, "Prediction of blast-induced ground vibration using artificial neural network *International Journal of Rock*", *Mechanics and Mining Sciences*, Vol. 46 (7), pp. 1214-1222, 2009.DOI: 10.1016/j.ijrmms.2009.03.004
 61. M. Kutylowska, "Neural network - approach for failure rate prediction", *Engineering Failure Analysis*, Vol. 47, Part A, pp. 41-48, 2015.DOI: 10.1016/j.engfailanal.2014.10.007.
 62. J. Ben Ali , N. Fnaiech , L. Saidi , B. Chebel-Morello and F. Fnaiech, " Application of empirical mode decomposition and artificial neural network for automatic bearing fault diagnosis based on vibration signals", *Applied Acoustics*, Vol. 89, pp. 16-27, 2015.DOI: 10.1016/j.apacoust.2014.08.016.
 63. O. Janssens , V. Slavkovikj , B. Vervisch , K. Stockman , M. Loccufer , S. Verstockt , R. VandeWalle and S. VanHoecke, "Convolutional Neural Network Based Fault Detection for Rotating Machinery", *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 377, pp. 331-345, 2015.DOI: 10.1016/
 64. 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.* 2011.
 65. Poitiers, F., *Etude et commande de génératrices asynchrones pour l'utilisation de l'énergie éolienne-machine asynchrone a cage autonome-machine asynchrone a double alimentation reliée au réseau.* 2003, Université de Nantes
 66. Bouaraki, M., *Etude d'un entrainement à double alimentation pour turbine éolienne à vitesse variable: application sur un site à Tindouf.* 2012, Université de Boumerdès-M'hamed Bougara.
 67. V. H. U. Eze et al., "A Systematic Review of Renewable Energy Trend," *NEWPORT INTERNATIONAL JOURNAL OF ENGINEERING AND PHYSICAL SCIENCES*, 3(2), 93–99, 2023
 68. V.Hyginus U.Eze1, Enerst Edozie , Kalyankolo Umar3, Okafor O. Wisdom, Ugwu Chinyere N5, Ogenyi Fabian Chukwudi *Overview of Renewable Energy Power Generation and Conversion (2015-2023) EURASIAN EXPERIMENT JOURNAL OF ENGINEERING (EEJE).*2023
 69. Ait-Said, A., Benseddik, A., & Boudia, S.M. (2023). The potential of offshore wind energy in Algeria. *Renewable Energy*, 163, 542-552.
 70. P.F. Odgaard, J. Stoustrup, A Benchmark evaluation of fault-tolerant wind turbine control concepts, *IEEE Trans. Control Syst. Technol.* 23 (3) (2015) 1221–1228. [19]
 71. A.R. Mendez-Gordillo, R. Campos-Amezcuca, E. Cadenas, Wind speed forecasting using a hybrid model considering the turbulence of the airflow, *Renew. Energy* 196 (2022) 422–431.

-
72. Z. Zemali, L. Cherroun, N. Hadroug, A. Hafaiifa. ANFIS Models for Fault Detection and Isolation in the Drive Train of a Wind Turbine'' 1st International Conference on Renewable Energy and Materials (ICARES'22), December 2022, CDER-Tipaza, Algeria.
 73. N.Laouti, S.Othman, M.Alamir, N.Othman. Combination of model-based observer and support vector machines for fault detection of wind turbines. *International Journal of Automation and Computing*, 2014; 11:274-287. <https://doi.org/10.1007/s11633-014-0790-9>
 74. Fekik A, Habibi H, Simani S. Fault diagnosis and fault tolerant control of wind turbines: An overview. *Energies*. 2022; 15:7186. <https://doi.org/10.3390/>
 75. RM. Fernandez-Canti J. Blesa , S.Tornil-Sin , V.Puig . Fault detection and isolation for a wind turbine benchmark using a mixed Bayesian/Set-membership approach. *Annual Rev. in Control*. 2015; 40:59-69. <https://doi.org/10.1016/j.arcontrol.2015.08.002> 16.
 76. A. Saci, L.Cherroune O.Mansour ,A.Hafaiifa, Modeling and Control of a Wind Turbine System based on Double Fed Induction Generator Controlled by Rotor Side Converter with an Excitation First International Conference on Materials, Environment, Mech and Industrial Systems (ICMEMIS'19)At: Djelfa
 77. Z. Zemali, N. Hadroug, L. Cherroun, A. Hafaiifa, M. Nadour, ''Fault Diagnosis via Kalman Filters and ANFIS Classifiers for a Wind Turbine'', 2st IEEE International Conference on Electronics, Energy and Measurement (IC2EM'2023),university of Medea- Algeria.
 78. JM Kościelny, M. Bartyś, A. Szytbe. Diagnosing with a hybrid fuzzy–Bayesian inference approach, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 2021; 104:104345. <https://doi.org/10.1016/j.engappai.2021.104345>
 79. R. Isermann, *Fault-diagnosis Systems: an Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance*, Book-Springer, 2006, 10 3-540-24112-4.
 80. S. Cho, M. Choi, Z. Gao, T. Moan, Fault detection and diagnosis of a blade pitch system in a floating wind turbine based on Kalman filters and artificial neural networks, *Renew. Energy* 169 (2021) 1–13. [30] D.
 81. D. Lee Kim, , fault parameter estimation using adaptive fuzzy fading kalman filter, *Appl. Sci.* 9 (2019) 3329, <https://doi.org/10.3390/app9163329>.
 82. M. Ye, J. Zhang, J. Yang, Bearing Fault diagnosis under time-varying speed and load conditions via observer-based
 83. J.S.R. Jang, ANFIS: adaptive network-based fuzzy inference systems, *IEEE Trans. Syst Man Cybern.* 23 (5) (1993) 665–685. [
 84. N. Hadroug, A. Hafaiifa, A. Iratni, M. Guemana, Reliability modeling using an adaptive neuro-fuzzy inference system: gas turbine application, *Fuzzy Info. Eng.* 13 (2) (2021) 154–183, <https://doi.org/10.1080/16168658.2021.1915451>. [
 85. C. Djeddi, A. Hafaiifa, A. Iratni, N. Hadroug, X. Chen, Robust diagnosis with high protection to gas turbine failures identification based on a fuzzy neuro-inference monitoring approach, *J. Manuf. Syst.* 59 (2021) 190–213, <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.02.012>. [57]
-

-
86. N. Hadroug, A. Hafaifa, N. Batel, A. Kouzou, A. Chaibet, Active fault tolerant control based on a neuro-fuzzy inference system applied to a two shafts gas turbine, *J. Appl. Artif. Intell.* (2018) 515–540, <https://doi.org/10.1080/08839514.2018.1483114>.
 87. J. Zhang, Y. Zhao, M. Xiaobing, Reliability modeling methods for load-sharing k-out-of-n system subject to a discrete external load,
 88. S. Simani, S. Farsoni, P. Castaldi, Fault diagnosis of a wind turbine benchmark via identified fuzzy models, *IEEE Trans. Ind. Electron.* 62 (6) (2015) 3775–378
 89. K. Cho, B. van Merriënboer, C. Gulcehre, D. Bahdanau, F. Bougares, H. Schwenk, & Y. Bengio. (2014). Learning Phrase Representations using RNN Encoder-Decoder for Statistical Machine Translation. In *Proceedings of the 2014 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing (EMNLP)* (pp. 1724–1734).
 90. Chung, J., Gulcehre, C., Cho, K., & Bengio, Y. (2014). Empirical Evaluation of Gated Recurrent Neural Networks on Sequence Modeling. *arXiv preprint arXiv:1412.3555*. Haut du formulaire
 91. K. Cho, B. van Merriënboer, D. Bahdanau, and Y. Bengio. "On the Properties of Neural Machine Translation: Encoder-Decoder Approaches." *Proceedings of SSST-8, Eighth Workshop on Syntax, Semantics and Structure in Statistical Translation*, pages 103–111, Doha, Qatar, October 25, 2014.

ملخص

الهدف من هذا العمل هو اقتراح هيكل تشخيصي وتنبؤي فعال لتوربينات الرياح. للقيام بذلك، يجب تطوير نظام موثوق لتحسين إنتاج طاقة الرياح، وجعله أكثر كفاءة وفعالية. أيضا لأسباب اقتصادية، يجب أن تكون هذه الاستراتيجيات التشخيصية والنذير قوية وفعالة في وجود عيوب أثناء التشغيل. سيتم استخدام نموذج تنبؤي باستخدام المراقبين والأنظمة الذكية لتوليد المخلفات على أساس التكرار، ويجب أن يأخذ في الاعتبار عيوب الماكينة المحتملة. يستخدم هذا الهيكل لنمذجة التشغيل العادي للعملية، وفي حالة الفشل، للكشف عن العيوب وتصنيفها. سيتم التحقق من صحة هذه الاستراتيجية التشخيصية عن طريق المحاكاة على نموذج لتوربينات الرياح الأفقية.

الكلمات المفتاحية: توربينات الرياح، التشخيص، التنبؤ، المراقب، مرشح كالمان، الأعطال، الجهاز العصبي الغموض، السيطرة المتسامحة، الإشراف

Abstract

The objective of this work is to propose an efficient diagnostic and prognostic structure for wind turbines. To do this, the developed system must be a reliable system to improve the wind energy production, make it more efficient and more effective. Also for economic reasons, these diagnostic and prognostic strategies must be robust and efficient in the presence of defects during operation. A predictive model using observers and intelligent systems will be used for the generation of residues based on redundancy, and must take into account possible machine defects. This structure is used for modeling the normal operation of the process and, in the case of failure, for the detection and classification of defects. A validation of this diagnostic strategy will be done by simulation on a model of a horizontal wind turbine.

Key words: Wind turbine, diagnosis, prognosis, observer, Kalman filter, defects, neuro-fuzzy, tolerant control, supervision.

Résumé

L'objectif de ce travail est de proposer une structure de diagnostic et de pronostic efficace pour les turbines éolienne. Pour cela, le système développé doit être fiable pour améliorer la production de l'énergie éolienne, la rendre plus efficace et plus performante. Aussi pour des raisons économiques, ces stratégies de diagnostic et de pronostic doivent être robustes et performantes en présence des défauts au cours de fonctionnement. Un modèle à caractère prédictif en utilisant les observateurs et les systèmes intelligents est utilisé pour la génération des résidus en se basant sur la redondance, et doit prendre en compte les éventuels défauts de la machine. Cette structure est utilisée pour la modélisation du fonctionnement normal du processus et dans le cas défailant pour la détection et la classification des défauts. Une validation de cette stratégie de diagnostic sera faite par simulation sur un modèle d'une turbine éolienne de type horizontale.

Mots clé : Turbine Eolienne, diagnostic, pronostic, observateur, Filtre de Kalman, défauts, système neuro-flou, commande tolérante, supervision