Université Sidi Mohammed Ben Abdellah
Faculté des Sciences Dhar El Mahraz- Fès
Centre d'Etudes Doctorales
"Sciences et Technologies"

Formation Doctorale : STIC

Discipline : Physique

Spécialité : Génie Electrique

Laboratoire : Electronique Signaux Système et Informatique

THESE DE DOCTORAT

Présentée par

EL BAKRI Ayoub

Approches intelligentes pour la détection et l'identification des défauts dans les systèmes éoliens

Soutenue le 15/06/2019 devant le jury composé de :

Pr. EL BEKKALI Chakib	***Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz - FES***	***Président***
Pr. ABBOU Ahmed	***Ecole Mohammedia d'Ingénieurs- Rabat***	***Rapporteur***
Pr. EL BOUAYADI Rachid	***Ecole Nationale des Sciences Appliquées -Kénitra***	***Rapporteur***
Pr. BROURI Adil	***Ecole Nationale Supérieure des Arts et Métiers - Meknès***	***Rapporteur***
Pr. TISSIR EL Houssaine	***Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz – Fès***	***Examinateur***
Pr. LAGRAT Ismail	***Ecole Nationale des Sciences Appliquées -Kénitra***	***Examinateur***
Pr. KABBAJ Mohammed Nabil	***Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz – Fès***	***Examinateur***
Pr. BOUMHIDI Ismail	***Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz – Fès***	***Directeur de thèse***

Année universitaire : 2018-2019

Dédicace

A celui à qui je dois tout ;
A ma mère, mon père et mes sœurs ;
A toute ma famille ;
A tous mes amis.

Remerciement

Le travail présenté dans ce mémoire a été effectué au sein du Laboratoire Électronique, Signaux, Systèmes et Informatique (LESSI) du département de physique de la Faculté des Sciences Dhar El Mehraz Fès, sous la direction du professeur Ismail Boumhidi, à qui je témoigne toute ma gratitude pour son précieux aide et le soutien qu'il m'a accordé pendant toute la durée de ce travail. J'espère qu'en regardant cette thèse après coup, j'aurai rempli toutes ses attentes. Aussi, c'est un honneur pour moi d'avoir eu l'occasion de travailler et d'apprendre aux côtés d'un personne ayant des qualités humaines exceptionnelles.

Mes remerciements chaleureux à Monsieur Jaouad Boumhidi professeur à la Faculté des Sciences Dhar El Mahraz, Fès, pour m'avoir guidé durant toute l'élaboration de ce mémoire avec le sérieux et la compétence qui le caractérise. Qu'il trouve ici le témoignage de ma sincère gratitude pour ses conseils et ses encouragements et de mon profond respect pour sa rigueur scientifique et sa constante disponibilité. Qu'il trouve aussi ici l'expression de mes très vives reconnaissances.

J'aimerai également remercier l'ensemble des personnes qui ont participé au jury de cette thèse et qui m'ont fait, j'en suis persuadé, des retours intéressants :

- Messieurs ABBOU Ahmed, Professeur à l'école Mohammedia d'ingénieurs de Rabat, Mr. EL BOUAYADI Rachid, Professeur à l'école Nationale des Sciences Appliquées de Kénitra et Mr. BROURI Adil, Professeur à l'école

Nationale Supérieure des Arts et Métiers de Meknès pour avoir accepté de rapporter mes travaux et de leurs précieuses et judicieuses remarques qui ont été pour moi d'une grande aide et valeur.

- Messieurs Mr. EL Houssaine TISSIR, Professeur à Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz-Fès, Mr. LAGRAT Ismail, Professeur à l'école Nationale des Sciences Appliquées de Kénitra et Mr. KABBAJ Mohammed Nabil, Professeur à Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz-Fès, pour avoir participé à mon jury en tant qu'examinateurs.

- Monsieur EL BEKKALI Chakib, Professeur à Faculté des Sciences Dhar EL Mahraz-Fès pour avoir accepté d'y assister et être président de ce jury.

Avant-propos

Le travail présenté dans ce mémoire a été effectué au laboratoire d'Electronique, Signaux Systèmes et d'informatique de la faculté des Sciences Dhar El Mahraz Fès, sous la direction de Monsieur le Professeur Ismail Boumhidi. Ce travail a donné lieu aux publications et communications suivantes.

Dans les journaux :

1. **A. EL Bakri**, M. Koumir and I. Boumhidi, Extreme Learning Machine based Nonlinear Observer for Fault Detection and Isolation of Wind Turbine. *Australian Journal of Electrical and Electronics Engineering 2019,* vol.**16**, pp.12-20 (Taylor & Francis) Doi 10.1080/1448837X.2019.1578044

2. **A**. **EL Bakri**, I. Boumhidi. Fuzzy model-based faults diagnosis of the wind turbine benchmark. *Procedia Computer Science Journal*, 2018, vol. **127**, pp. 464-470 (Elsevier).

3. M. Koumir, **A. EL Bakri** and I. Boumhidi, Integral sliding mode control based on extreme learning machine for a wind turbine. *Journal control and intelligent system 2017.* Vol **45.** (acta press).

4. M. Koumir, **A. EL Bakri** et I. Boumhidi. Cascading Control Based on Intelligent Algorithms for a Wind Turbine Equipped with a Doubly-Fed Induction Generator. *International Review of Automatic Control*, vol. **10**, 2017.

5. **A. EL Bakri** et I. Boumhidi. Wind turbine fault diagnosis based on deep auto-encoder combined with an extreme learning machine. *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications* (**soumis**).

6. **A. El Bakri** et I. Boumhidi. Finite frequency Adaptive fuzzy observer-based fault estimation and fault tolerant control for wind turbine. *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* (**soumis**).

7. **A. EL Bakri,** I. Boumhidi. Finite frequency observer-based fault detection for wind turbine. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering **(soumis)**.

Dans les conférences internationales :

1. **A. El Bakri**, Y. Berrada et I. Boumhidi. Bayesian regularized artificial neural network for fault detection and isolation in wind turbine, *2017 Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV)*. 2017 pp. 1-6.

2. Y. Berrada, **A. El Bakri** et I. Boumhidi. Feedback T-S fuzzy controller in finite frequency for wind energy conversion systems based on neural network. 2017 Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV), Fez, 2017.

3. **A. EL Bakri**, M. Koumir and I. Boumhidi, Extreme Learning Machine for Fault Detection and Isolation in Wind Turbine. *2nd International Conference on Electrical and Information Technologies (ICEIT)*. 2016

4. M. Koumir, **A. El Bakri**, I. Boumhidi. Optimal Control for a Variable Speed Wind Turbine Based on Extreme Learning Machine and Adaptive Particle Swarm Optimization. *5th International Conference on Systems and Control (ICSC)* 2016.

Dans les Conférences nationales :

1. **A. EL BAKRI**, and I. Boumhidi, Intelligent Fault diagnosis for Wind Turbine Journée de Recherche Inter-Laboratoires (2017) ENSA, Fès, Maroc.

Résumé

La tendance mondiale à développer des énergies renouvelables a joué un rôle majeur dans l'évolution des turbines éoliennes. Par conséquent, le nombre et la complexité des turbines éoliennes ont considérablement augmenté au cours des dernières décennies. Cependant, en raison du vieillissement des matériaux, des défauts de fabrication ou des conditions de fonctionnement assez sévères, différents types de défauts sont capables de survenir dans les composants de la turbine, ses organes de commande ou de mesure. Pour répondre aux exigences de sûreté, de fiabilité et de disponibilité, l'intégration d'une approche de surveillance et de diagnostic de défauts devient de plus en plus primordiale. Dans ce contexte, l'objectif de ce travail de thèse est de contribuer à la conception d'un système de diagnostic robuste pour les systèmes éoliens. En premier temps, des approches de diagnostic à base des méthodes d'apprentissage automatique sont utilisée pour réaliser le diagnostic de défauts robuste. Le but est de concevoir un certain nombre de classifieurs pour réaliser le diagnostic de défauts dans chaque composante. Ces méthodes, ont l'avantage de prendre en compte la dynamique de l'éolienne. La définition d'un espace de représentation de chaque défaut à permettre d'augmenter la sensibilité des caractéristiques correspondant aux composantes en fonctionnement normal ou défaillant. Dans la deuxième partie, des nouvelles méthodes de diagnostic à base de modèle utilisant les équations mathématiques explicites de l'éolienne sont utilisées. L'objectif principal est de générer des résidus robuste et sensible aux défauts. Plusieurs défis ont été relevés tels que la non linéarité du système, la présence de bruit et les perturbations. L'intérêt majeur de tels modèles, dans le cadre du diagnostic, est la capacité de fournir les informations nécessaires pour compenser l'effet de défauts. Enfin, dans la troisième partie, dont le but est de récupérer le fonctionnement nominal de la turbine éolienne, l'intégration du système de diagnostic et de la compensation de défauts en tant que forme de commande actif tolérante aux défauts a été présenté. Les performances des approches proposées en termes de robustesse sont comparées et vérifier par des tests de simulation.

Mots clés : Diagnostic de défauts ; Éoliens ; Apprentissage automatique, Modélisation T-S ; Systèmes non linéaires, Observateur d'état, Fréquences finies ; Performance H∞ ; Inégalités matricielles linéaires (LMIs) ; Commande tolérante aux défauts.

Abstract

The global trend to develop renewable energies has played a major role in the evolution of wind turbines. As a result, the number and complexity of wind turbines has increased dramatically in recent decades. However, due to the aging of materials, manufacturing defects or severe operating conditions, different types of defects are able to occur in the components of the turbine, its control or measuring devices. To meet the requirements of safety, reliability and availability, the integration of fault diagnosis approach in the system design is more and more important. In this context, the objective of this thesis work is to contribute to the design of a robust diagnostic system for wind systems. First, diagnostic approaches based on machine learning methods are used to perform robust fault diagnosis. The goal is to design a number of classifiers to perform fault diagnosis in each component. These methods have the advantage of taking into account the dynamics of the wind turbine. Furthermore, the definition of a space of representation of each defect make it possible to increase the sensitivity of the characteristics corresponding to the components in normal operation or faulty. In the second part, new model-based diagnostic methods using the explicit mathematical equations of the wind turbine are used. The main goal is to generate robust and fault-sensitive residual signals. Several challenges have been identified such as the non-linearity of the system, the presence of noise and disturbances. The major interest of such models in the diagnosis is the ability to provide the necessary information to compensate the effect of defects. Finally, in the third part, whose purpose is to recover to the nominal operation of the wind turbine, the integration of the diagnostic system and the fault compensation as a fault-tolerant active control form has been presented. The performance of the proposed approaches, in terms of robustness, are compared and verified by simulation tests.

Keywords: Fault diagnosis; Wind Turbine; machine learning; T-S Fuzzy Modeling; Multivariable nonlinear systems; Observers; Finite frequency; H∞ Performance; Linear matrix inequality (LMI); Fault tolerant control.

Table des matières

Résumé I

Table des matières VI

Liste des figures X

Liste des tableaux XIII

Introduction Générale ..... - 1 -

Chapitre 1: Etat d'art sur le diagnostic de défauts dans les systèmes éoliens ..... - 4 -

1. Introduction ..... - 4 -

2. Généralité sur le diagnostic de défauts ..... - 5 -

2.1. Définitions et terminologies ..... - 5 -

2.1.1. États et signaux ..... - 5 -

2.1.2. Différentes tâches du diagnostic ..... - 6 -

2.1.3. Propriétés du système ..... - 6 -

2.2. Procédures de détection et d'isolation de défauts ..... - 7 -

2.2.1. Types de défauts ..... - 7 -

2.2.2. Principe de diagnostic ..... - 9 -

2.2.3. Les méthodes de diagnostic de défauts ..... - 10 -

2.2.4. Les performances des techniques FDI ..... - 19 -

3. Revue sur les systèmes éoliens ..... - 19 -

3.1. Classification des systèmes éoliens ..... - 20 -

3.1.1. Selon le régime de fonctionnement ..... - 20 -

3.1.2. Selon l'axe de rotation ..... - 21 -

3.1.3. Selon la vitesse de rotation ..... - 22 -

3.2. Description du système éolien ..... - 23 -

3.2.1. Définition de l'énergie éolienne ..... - 23 -

3.2.2. Principaux composants d'une éolienne ..... - 24 -

3.2.3. Modélisation de la turbine éolienne ..... - 25 -

3.3. Défauts dans un système éolien ..... - 36 -

3.4. Défis liés à la conception d'un système FDI pour l'éolienne ..... - 37 -

4. Conclusion ..... - 38 -

Chapitre 2: Diagnostic de défauts dans les systèmes éoliens à base des algorithmes d'apprentissage automatique ..... - 40 -

1. Introduction ..... - 40 -

2. Détection et isolation de défauts à base des réseaux de neurones artificiels régularisés..... - 41 -

2.1. Classifieur à base des réseaux de neurones artificiels ..... - 41 -

2.1.1. Description d'un classifieur ANN ..... - 42 -

2.1.2. Apprentissage par l'algorithme de rétropropagation du gradient (BP) ..... - 43 -

2.1.3. Approche bayésienne ..... - 44 -

2.2. Méthode FDI à base des classifieurs BNN ..... - 45 -

2.3. Résultats de simulation ..... - 48 -

3. Diagnostic de défauts à base de la machine à apprentissage extrême (ELM) . - 53 -

3.1. Pseudo-inverse de Moore-Penrose..... - 53 -

3.2. Solution de la norme minimale des moindres carrés d'un système..... - 54 -

3.3. La méthode ELM. ..... - 54 -

3.4. Méthode FDI à base d'ELM ..... - 56 -

3.5. Résultats de simulation ..... - 57 -

4. Diagnostic de défauts à base d'un classifieur auto-encodeur profond combiné avec la machine d'apprentissage extrême..... - 59 -

4.1. Architecture d'un classifieur auto-encodeur profond ..... - 59 -

4.2. Modèle de l'éolienne à base du générateur DFIG..... - 62 -

4.3. Implémentation de la méthode DAE-ELM..... - 63 -

4.4. Résultats de simulation ..... - 64 -

5. Conclusion ..... - 69 -

Chapitre 3: Diagnostic de défauts dans les systèmes éoliens à base d'observateur.... - 70 -

1. Introduction ..... - 70 -

2. Diagnostic de défauts basé sur un modèle flou T-S d'une éolienne à vitesse variable ..... - 71 -

2.1. Modélisation dynamique floue de type T-S de l'éolienne ..... - 71 -

2.2. Génération des résidus ..... - 75 -

2.3. Evaluation des résidus ..... - 77 -

2.4. Résultats de simulation ..... - 78 -

3. Diagnostic de défauts d'une éolienne à vitesse variable à base d'un observateur non linéaire ..... - 81 -

3.1. Modèle non linéaire de l'éolienne ..... - 81 -

3.2. Méthode de détection et d'isolation de défaut à base d'observateur ELM-SDDRE ..... - 83 -

3.3. Résultats de simulation ..... - 85 -

4. Détection de défauts à base d'un observateur à fréquence finie ..... - 89 -

4.1. Formulation du problème ..... - 90 -

4.2. Conception d'observateur à fréquences finies ..... - 91 -

4.3. Résultats de simulation ..... - 96 -

5. Conclusion ..... - 100 -

Chapitre 4: Commande tolérante aux défauts pour les systèmes éoliens ..... - 101 -

1. Introduction ..... - 101 -

2. Modèle de l'éolienne ..... - 102 -

3. Conception d'un schéma FE/ FTC robuste à base d'un observateur adaptatif ..... - 103 -

4. Observateur adaptatif à fréquences finies ..... - 104 -

5. Commande Tolérante aux défauts ..... - 108 -

6. Résultats de simulation ..... - 110 -

7. Conclusion ..... - 114 -

Conclusion générale ..... - 116 -

Bibliographie ..... - 119 -

Liste des figures

Figure 1.1 Classification des défauts en fonction de la dépendance temporelle..... - 8 -
Figure 1.2 Classification des défauts en fonction des emplacements..... - 9 -
Figure 1.3 Concepts de base des approches de diagnostic avec et sans modèle..... - 11 -
Figure 1.4 Principe de détection de défauts à base de modèle..... - 14 -
Figure 1.5 La génération des résidus par l'approche d'estimation paramétriques. ..... - 16 -
Figure 1.6 Approche de génération des résidus basée sur la parité. ..... - 17 -
Figure 1.7 Méthode de génération des résidus à base d'observateur..... - 18 -
Figure 1.8 Classification des système éoliennes..... - 20 -
Figure 1.9 Principe de conversion d'énergie..... - 24 -
Figure 1.10 Composant principale dans une éolienne à axe horizontale..... - 25 -
Figure 1.11 Vue d'ensemble des sous-systèmes d'une éolienne à vitesse variable. ..... - 26 -
Figure 1.12 Schéma du dispositif d'entrainement à deux masses..... - 29 -
Figure 1.13 Modèle à une masse du système d'entrainement ramené sur l'arbre lent.- 31 -
Figure 1.14 Modèle a une masse ramenée au côté de l'arbre rapide..... - 32 -
Figure 1.15 Machine asynchrone à double alimentation ..... - 33 -
Figure 1.16 Représentation des référentiels (abc), (αβ) et (dq)..... - 34 -
Figure 1.17 Représentation vectorielle de l'espace dans différents cadres de référence- 36 -
Figure 2.1 Architecture du Classifieur (ANN)..... - 43 -
Figure 2.2 Schéma de détection et isolation de défauts à base des classifieurs BNN .- 47 -
Figure 2.3profile du vent utilisé..... - 49 -
Figure 2.4 Détection du défaut capteur de la vitesse du générateur par l'approche de Kalman..... - 50 -
Figure 2.5 Détection du défaut capteur de la vitesse du générateur par l'approche BNN.- 50 -
Figure 2.6 Détection du défaut capteur mesurant le courant de rotor par l'approche de Kalman..... - 51 -
Figure 2.7 Détection du défaut capteur mesurant le courant de rotor par l'approche BNN. ..... - 51 -
Figure 2.8 Détection du défaut actionneur par l'approche de Kalman..... - 52 -
Figure 2.9 Détection du défaut actionneur par l'approche BNN ..... - 52 -

Figure 2.10 Architecture du réseaux ELM ..... - 55 -
Figure 2.11 Détection du défaut capteur de type valeur fixe de la vitesse de rotation du rotor par l'approche ELM ..... - 57 -
Figure 2.12 Détection du défaut capteur de type gain de la vitesse de rotation du rotor par l'approche ELM ..... - 58 -
Figure 2.13 Détection du défaut actionneur dans le couple du générateur par l'approche ELM ..... - 58 -
Figure 2.14 L'architecture auto-encodeur ..... - 60 -
Figure 2.15 Architecture du classifieur AE-ELM profond ..... - 61 -
Figure 2.16 La topologie d'une éolienne à base DFIG connecté au réseau ..... - 62 -
Figure 2.17 Défaut capteur dans la mesure du courant du stator type phase-a ..... - 65 -
Figure 2.18 Chute de tension asymétrique dans les deux phases a et b ..... - 66 -
Figure 2.19 La détection et l'isolation du défaut capteur de type ab (f_3) par l'approche DAE-ELM ..... - 67 -
Figure 2.20 La détection et l'isolation du défaut de capteur f_1 (a) par l'approche NN et (b) par l'approche DAE-ELM ..... - 68 -
Figure 3.1 Profile du vent utilisé. ..... - 78 -
Figure 3.2 Signal résidu correspondant au défauts capteur $\beta_{3,m1}$ ..... - 79 -
Figure 3.3 Schéma de l'observateur non linéaire proposé. ..... - 83 -
Figure 3.4 Profile du vent considéré avec une valeur moyenne de 7 m / s ..... - 86 -
Figure 3.5 La détection du défaut capteur N°1 ..... - 87 -
Figure 3.6 La détection du défaut capteur N°2 ..... - 88 -
Figure 3.7 La détection du défaut capteur N°3 ..... - 88 -
Figure 3.8 Profile du vent réel, mesurée au nord du Maroc. ..... - 96 -
Figure 3.9 L'estimation du couple du générateur ..... - 97 -
Figure 3.10 Estimation de l'angle de calage β ..... - 97 -
Figure 3.11 Estimation de la vitesse angulaire du rotor ω_r ..... - 98 -
Figure 3.12 Détection du défaut capteur f_1 affectant la mesure de la vitesse du rotor entre 200 et 300 secondes ..... - 99 -
Figure 3.13 Détection du défaut actionneur f_2 affectant le couple du générateur entre 400 et 500 secondes ..... - 99 -
Figure 4.1 Perturbations inconnues. ..... - 110 -
Figure 4.2 Profile du vent considéré ..... - 111 -

Figure 4.3 Estimation du défauts actionneur $f_{a,1}(t)$ ..... - 112 -

Figure 4.4 Estimation du défauts actionneur $f_{a,2}(t)$ ..... - 112 -

Figure 4.5 Estimation du couple du générateur T_g sous la commande tolérante aux défauts ..... - 113 -

Figure 4.6 Estimation de l'angle β sous la commande tolérante aux défauts ..... - 113 -

Figure 4.7 Estimation de la vitesse de rotation du rotor ω_r sous la commande tolérante aux défauts ..... - 114 -

Liste des tableaux

Tableau 1-1 Défauts considérés dans le modèle éolien de référence. ..... - 37 -
Tableau 2-1 Scenario de défauts considéré. ..... - 48 -
Tableau 2-2 Fonctions d'activation les plus utilisées dans ELM [62]. ..... - 56 -
Tableau 2-3 les paramètres du générateur. ..... - 63 -
Tableau 2-4 Les scénarios de défauts considérés au niveau du générateur. ..... - 65 -
Tableau 2-5 Tableau de signature des défauts. ..... - 66 -
Tableau 3-1 Paramètres et symboles d'une éolienne à 4.8MW ..... - 72 -
Tableau 3-2 Défauts de l'éolienne ..... - 75 -
Tableau 3-3 Logique d'isolation pour le système d'entrainement ..... - 80 -
Tableau 3-4 Résultats de la détection des défauts. ..... - 80 -
Tableau 3-5 Les scénarios de défauts considérés. ..... - 85 -
Tableau 4-1 Expression de Ξ_Q dans toutes les gammes des fréquences ..... - 104 -

Acronymes

DFIG Générateur d'induction à double alimentation
FD Diagnostic des défauts
FE Estimation des défauts
FDI Détection et isolation des défauts
FTC Commande tolérante aux défauts
LMI Inégalité matricielle linéaire
LMIs Inégalités matricielles linéaires
FF Fréquence finie
T-S Takagi-Sugeno
ANN Réseau de neurones artificiels
BNN Réseau de neurones artificiels régularisé par l'approche bayésienne
ELM Machine à apprentissage extrême
SVM Machine à vecteurs de support
AE Auto-encodeur
DAE Auto-encodeur profond
SDDRE Équation différentielle de Riccati dépendante de l'état.
SLFN Réseau de neurones non bouclé à une couche caché

Introduction Générale

L'énergie éolienne est l'une des sources d'énergie renouvelable dont la croissance est la plus rapide au monde. Ceci est principalement dû à l'épuisement potentiel des combustibles fossiles et aux préoccupations environnementales associées, telles que la pollution et les émissions de gaz à effet de serre. Les décideurs des pays développés et en développement ont construit leur vision de l'approvisionnement énergétique en se basant sur l'énergie éolienne et en la mettant en valeur. Par conséquent, le nombre et la complexité des installations d'éoliennes ont considérablement augmenté au cours des dernières décennies. Les études actuelles sur l'énergie éolienne visent principalement à réduire le coût à fin d'assurer que cette énergie est compétitive par rapport aux autres sources de production. Les analyses des coûts d'entretien des fermes éoliennes montrent que jusqu'à 40% de ces coûts sont liées à des défaillances inattendues de composants qui entraînent des réparations imprévues coûteuses. Par conséquent, la conception d'un système de diagnostic des défaillances des éoliennes et de leurs composants afin d'augmenter la disponibilité de l'éolienne est une tâche cruciale du point de vue industriel pour obtenir une réduction significative des pertes de revenus.

Le système éolien est composé de plusieurs sous-systèmes tels que le dispositif d'entraînement, le générateur et le convertisseur de puissance. Les défauts survenant dans certains de ces composants ont un impact significatif sur la disponibilité des éoliennes pour produire de l'électricité, et d'augmenter les coûts de maintenance. Par conséquent, le diagnostic précoce des défaillances de ses composants peut améliorer de manière significative la disponibilité de l'éolienne et réduire leurs coûts de maintenance. Cependant, c'est une tâche difficile de concevoir un système de diagnostic robuste parce que, les mesures des éoliennes ne sont pas assez fiables en raison de l'incertitude élevée de la vitesse du vent, de la turbulence autour du plan du rotor, et la forte non-linéarité des systèmes éoliens.

Au cours des dernières décennies, plusieurs travaux ont été réalisés dans la littérature pour développer des méthodes de diagnostic robuste [1]-[2]. Ceci est motivé par le fait que la recherche en automatique a été bénéficier de développement spectaculaire de technologie

informatique en termes matériels et logiciels hautement développé. D'une façon générale, les travaux de recherche effectués dans la littérature traitent le problème de conception d'un système de diagnostic robuste et viable peuvent être classés en deux catégories principales : méthodes à base du modèle [3]-[4] et méthodes à base de données [5]-[6]. Cependant, grâce à la nature complexe et non stationnaire du système éolienne. La conception d'un système de diagnostic viable demande encore plus de recherche.

Dans cette thèse, nous sommes intéressés à l'élaboration de nouveaux algorithmes de détection et isolation de défauts dédiée aux systèmes éoliens. Plus précisément, notre étude s'est focalisée sur l'exploitation des techniques issues du domaine de l'intelligence artificielle et d'automatique afin de réaliser un système de détection et isolation de défauts (FDI) robuste contre les perturbations issues de l'environnement et les bruits de mesures. En vue de remplir les objectifs de performance du système en termes de sécurité, fiabilité, disponibilité et sûreté de fonctionnement.

La structure de cette manuscrite est organisée de la façon suivante :

Chapitre 1 : Ce chapitre présente un état de l'art sur les systèmes de diagnostic de défauts pour les systèmes éoliens. Après un rappel non exhaustif de quelques notions sur le diagnostic des défauts, les différentes méthodes dédiées au diagnostic seront d'abord exposées. En particulier, les méthodes à base de données et les méthodes de génération de résidus fondées sur des modèles exacts seront présentées en détail. L'objectif est de centrer la recherche dans ce manuscrit sur la catégorie des méthodes permettant de répondre aux défis du diagnostic des défauts et d'atteindre les objectifs liés à leurs coûts d'exploitation et de maintenance ainsi que leur disponibilité et leur sécurité. Ensuite, nous présentons en détail les différents types des systèmes éoliens, ainsi que les modèles de composantes éoliennes, y compris la formulation mathématique des sous-systèmes et la représentation non linéaire complète de l'espace état. Les régions opérationnelles de l'éolienne et l'intérêt du système de contrôle correspondant sont également fournis. Enfin, un certain nombre de scénarios de défauts les plus courants dans le système éolien sont présentés, ainsi que les intérêts, les motivations et les défis liés à la réalisation d'un système de diagnostic précoce et efficace.

Chapitre 2 : Ce chapitre se focalise sur le diagnostic de défauts dans les systèmes éoliens en se basent seulement sur les méthodes à base de données. En accordant une attention

particulière à des techniques non linéaires reposent sur des schémas de conception à base des algorithmes intelligents. Ce chapitre traite en détail le problème de la génération des résidus à partir des données entrées/sorties du système au cours de diagnostic. En plus, les résultats de simulation de la mise en œuvre des méthodes proposées par rapport à différents scénarios de défauts sont également présentés et comparés à d'autres techniques.

Chapitre 3 : est consacré à l'étude du diagnostic de défauts à base du modèle mathématique de l'éolienne. En particulier, le problème de la génération des résidus à base des observateurs robustes sera présenté et discuté dans ce chapitre. De plus, les caractéristiques de robustesse et les performances des observateurs proposés seront soigneusement examinées et étudiées. L'efficacité des schémas FDI proposés est aussi démontrée et comparée par des tests de simulations.

Chapitre 4 : est concentré sur la conception d'un schéma FDI robuste capable d'estimer les défauts apparaissent dans le système ainsi que la réalisation d'une commande tolérante aux défauts capable de reprendre le fonctionnement nominal du système lorsqu'un défaut apparaître.

Nous finirons ce travail par des conclusions sur nos travaux et les perspectives de recherche associées.

Chapitre 1:
Etat d'art sur le diagnostic de défauts dans les systèmes éoliens

1. Introduction

L'énergie éolienne est une source d'énergie utilisée depuis des siècles. Aujourd'hui avec l'évolution technologique, le progrès de l'électronique de puissance et surtout l'enjeu économique suite au risque d'une disparition des sources d'énergie d'origine fossile et à la disponibilité permanente des sources d'énergie renouvelable, la production d'énergie du vent représente la technologie dont le taux de croissance est le plus élevé [27,28, 29]. En effet, de nombreux systèmes éoliens, de différents types ont été conçus et développés tout en poursuivant une expérience dans ce domaine remontant sur plusieurs siècles qui tendent à rendre l'énergie éolienne aussi concurrentielle que l'énergie d'origine fossile [30, 31]. Par conséquent, les systèmes éoliens modernes deviennent de plus en plus complexes afin de remplir les performances et les fonctions demandées. Cependant, un système quelle que soit sa modernité et sa robustesse, est inévitablement soumis à une gamme de plus en plus étendue de types de défauts qui peuvent compromettre son fonctionnement. En plus, les systèmes éoliens sont également critiques sur le plan de la sécurité, ce qui signifie que les conséquences des défauts peuvent être extrêmement graves en termes d'impact environnemental et de perte économique. Par conséquent, il existe un besoin croissant de supervision en ligne et de diagnostic de pannes en vue de remplir les objectifs de performance, de sécurité, de disponibilité, de fiabilité et pour réduire les coûts d'exploitation.

Dans ce chapitre, on présentera un état d'art sur le diagnostic dans les systèmes dynamiques. L'intérêt se portera essentiellement sur le problème de détection et d'isolation de défauts. Il est nécessaire dans un premier temps, de donner les différents concepts, notions et outils cités dans la littérature et qui sont utilisés en diagnostic de défauts, puisqu'un bon diagnostic demande une bonne compréhension de ces notions. Le principe de base du diagnostic sera alors donné ainsi que les différentes méthodes proposées dans ce domaine. Ensuite, on effectuera une synthèse bibliographique sur les systèmes éoliens (principaux composants,

énergie cinétique du vent, modélisation du système de conversion d'énergie éolienne). Ces notions seront utilisées dans l'élaboration du modèle de simulation.

2. Généralité sur le diagnostic de défauts

Le diagnostic des procédés industriels a pour objet de trouver la cause d'une défaillance ou d'un défaut qui affectent un système. Il s'intègre dans le cadre général de la surveillance et de la supervision et permet d'une part d'améliorer la qualité et d'autre part de réduire les coûts. De manière générale, lorsqu'on parle de diagnostic des défauts, on se réfère à la procédure de détection et d'isolation de défauts qui affectent un système, que l'on retrouve souvent sous le nom : FDI (Fault Detection and Isolation). Cette procédure nous permet d'avoir des informations sur l'apparition d'un défaut le plus rapidement possible. Dans un premier temps, il s'agit de déterminer si le processus considéré se comporte ou opère normalement, c'est-à-dire s'il remplit le cahier des charges fixé lors de la conception du système en question. C'est l'étape dite de détection. La seconde étape appelée étape d'isolation a pour objet la recherche de certaines caractéristiques de défaut comme l'instant de son apparition, le composant affecté par ce défaut.

2.1. Définitions et terminologies

2.1.1. États et signaux

Défaut : Le terme défaut ou faute est généralement défini comme étant un écart non permis d'au moins une propriété ou un paramètre du système par rapport à son comportement nominal ou acceptable.

Défaillance : L'interruption permanente de la capacité du système à remplir une fonction requise dans les conditions de fonctionnement spécifiées.

Symptôme : Une ou plusieurs observations qui révèlent d'un dysfonctionnement. Il s'agit d'un effet qui est la conséquence d'un comportement anormal.

Résidu : Est un indicateur de défaut basé sur la différence entre les mesures et les calculs basés sur un modèle.

Perturbation : est définie comme étant une entrée inconnue et non contrôlée agissant sur un

système.

2.1.2. Différentes tâches du diagnostic

Détection de défauts : La tâche de détection d'un défaut est effective lorsque le mode de bon fonctionnement (sans défaut) ne permet plus d'expliquer le comportement du système. La tâche de détection permet de déterminer la présence ou non du défaut ainsi que l'instant de l'apparition.

Isolation de défauts : L'isolation d'un défaut est le fait de déterminer quel est le type et la localisation du défaut ainsi que l'intervalle de temps sur lequel le défaut est présent. Cette étape suit l'étape de détection de défauts

Identification de défauts : L'identification d'un défaut est le fait d'estimer l'amplitude et l'évolution temporelle du défaut. Cette partie d'identification du défaut est la dernière phase de la procédure de diagnostic.

Diagnostic : Détermination du type, de la taille, de l'emplacement et du temps de détection d'un défaut. Cette étape suit la détection de défaut et inclut l'isolation et l'identification de défaut.

Surveillance : C'est la tâche continue réalisée en temps réel pour déterminer l'état de fonctionnement d'un système physique et qui consiste à, enregistrer les informations, la reconnaissance et l'indication des anomalies du comportement.

Supervision : La surveillance d'un système physique tout en prenant des actions appropriées pour maintenir le fonctionnement dans le cas de défauts.

Maintenance : La maintenance est l'étape qui intervient généralement après le diagnostic du défaut. Elle consiste à maintenir ou à restaurer les performances des composants ou du système d'une façon générale, pour que le système réalise la tâche requise.

2.1.3. Propriétés du système

Fiabilité : Aptitude d'un système à accomplir sa mission dans des conditions données pendant une durée donnée.

Disponibilité : Aptitude d'un système à fonctionner lorsqu'on le sollicite.

Sécurité : Aptitude d'un système à ne pas causer de danger pour les personnes, le matériel ou pour l'environnement

En général, un système de diagnostic de défauts est un système de surveillance du comportement de l'ensemble du système et qui fournit toutes les informations possibles sur tout fonctionnement anormal. Un tel système regroupe normalement trois tâches : la détection, l'isolation et l'identification.

Dans la littérature, la détection des défauts et l'isolation des défauts sont les éléments les plus importants dans un système de diagnostic de défauts. Généralement, le diagnostic peut être considéré comme une procédure de détection et d'isolation de défaut (FDI) [8]-[9].

2.2. Procédures de détection et d'isolation de défauts

Compte tenu des approches de maintenance dans toutes les industries, trois types de maintenance sont envisagées : Maintenance réactive (exécution en cas d'échec), maintenance préventive (basée sur le temps) et maintenance prédictive (basée sur l'état). La maintenance réactive consiste à laisser le système fonctionner jusqu'à ce qu'il ait des défaillances, ce qui est coûteux et inefficace. La maintenance préventive consiste essentiellement à vérifier le système fréquemment, ce qui non seulement interrompt le fonctionnement normal du système, mais nécessite également beaucoup de travail et de frais. La maintenance prédictive consiste à utiliser certaines techniques pour surveiller l'état du système et effectuer une prévision de maintenance le plutôt possible afin d'éviter les défaillances du système. Vu les avantages de la maintenance prédictive, seul l'état de l'art des méthodes de diagnostic appartenant à cette famille seront abordés par la suite.

2.2.1. Types de défauts

La première question que l'on doit se poser lorsqu'on conçoit un système de diagnostic, est de savoir ce qu'on veut détecter. Cela revient à déterminer le type de défauts susceptibles d'altérer le bon fonctionnement du système. Deux perspectives principales peuvent être utilisées pour classer les différents types de défauts.

- **Selon les caractéristiques temporelles de défaut**, les défauts peuvent être classées en défauts brusques, en défauts naissants et en défauts intermittents [10] comme le montre la Figure 1.1.

Les défauts brusques se réfèrent à des changements qui se produisent beaucoup plus rapidement que la dynamique normale du système. Ce type de défaut exerce souvent une forte influence sur la performance ou la stabilité du système de contrôle. Par conséquent, les défauts brusques doivent être détectés et traités rapidement.

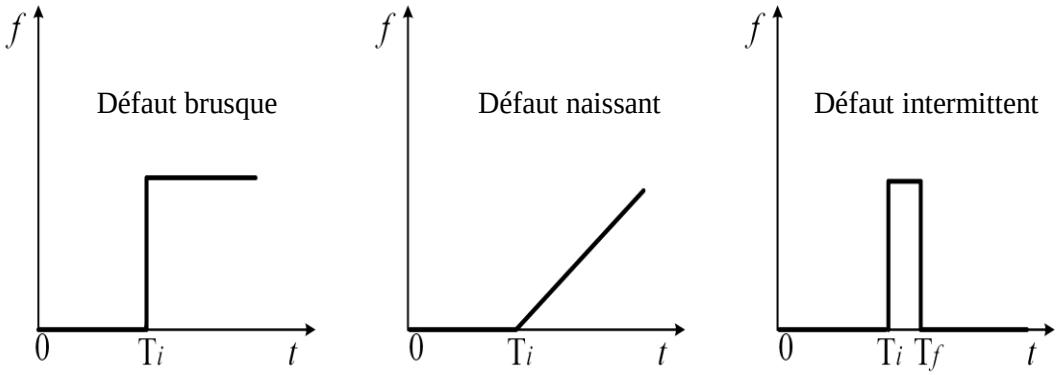

Figure 1.1 Classification des défauts en fonction de la dépendance temporelle

Les défauts naissants sont généralement des signaux de rampe dans le domaine temporel. Ils représentent un changement lent d'une quantité dans le système. Ce type de défaut exerce une influence plus faible que les défauts brusques à court terme. Cependant, les défauts naissants peuvent avoir une influence plus forte que les défauts brusques si elles continuent à augmenter avec le temps. Par conséquent, ce type de défaut devrait être traité à un stade précoce du développement.

Les défauts intermittents sont des signaux qui apparaissent et disparaissent à plusieurs reprises.

- **Selon l'emplacement des défauts**, il y a des défauts de processus, des défauts de capteurs et des défauts d'actionneurs. La figure 1.2 montre les emplacements typiques dans lesquels les défauts peuvent agir dans un système.

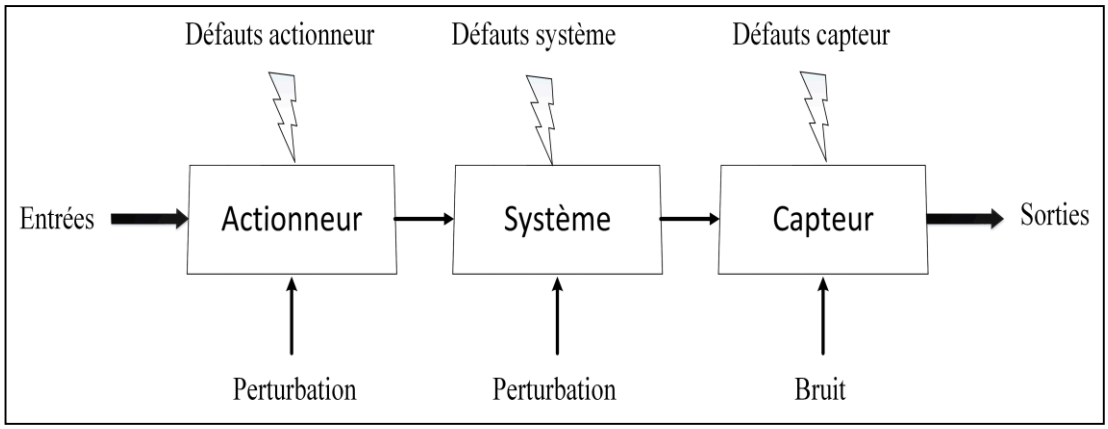

Figure 1.2 Classification des défauts en fonction des emplacements

Les défauts d'actionneur correspondent à des variations de l'entrée de commande appliquée au système. Les défauts partiels de l'actionneur sont des cas où l'actionneur a une réponse plus lente ou devient moins efficace et fournit donc à l'installation une partie du signal d'actionnement normal. Alors qu'une défaillance de l'actionneur signifie que l'actionneur n'a aucune efficacité. Cela peut se produire à la suite d'une rupture ou d'un câblage de grillage.

Les défauts système, également appelés défauts de composants, apparaissent comme des variations de la structure ou des paramètres du système lui-même [11]. Ces défauts reflètent directement les changements de paramètres physiques, ils résultent généralement de la fatigue ou de l'endommagement du composant. Les défauts de composants affectent à leur tour les propriétés d'entrée/sortie du système. Une large classe de défauts possibles peut être couverte dans cette plage, par exemple changement de masse, coefficients aérodynamiques, constante d'amortissement, etc.

Les capteurs sont des équipements qui prennent une mesure ou une observation du système. Les défauts de capteur impliquent que des relevés ou des mesures incorrectes proviennent de la part des capteurs. Ces mesures incorrectes peuvent prendre la forme de défauts de facteur de gain, de décalages ou de valeurs constantes. Les défauts de capteur n'affectent pas la dynamique du système, cependant, la sortie du contrôleur sera affectée si les mesures des capteurs défectueux sont utilisées comme retour au contrôleur.

2.2.2. Principe de diagnostic

Le concept de base des systèmes de diagnostic est la redondance d'informations. Cette

redondance de connaissances sur le système fournit plusieurs informations différentes sur une même variable du système. Il est ainsi possible de vérifier la cohérence de ces informations. Cependant, il existe deux approches : la redondance physique et la redondance analytique.

a. Redondance physique ou matérielle

La redondance physique consiste à utiliser plusieurs capteurs, actionneurs, processeurs et logiciels pour mesurer ou contrôler une variable particulière. Typiquement, une technique de vote est appliquée sur les valeurs redondantes pour décider si un défaut s'est produit et sa localisation parmi tous les composants du système redondants. Les principaux problèmes rencontrés avec la redondance matérielle sont les coûts supplémentaires d'équipement et de maintenance, ainsi que l'espace supplémentaire requis pour accueillir l'équipement [12]. Cependant, elle s'avère extrêmement fiable et simple à implanter.

b. Redondance analytique

La redondance analytique exploite des relations analytiques redondantes entre diverses variables mesurées du processus surveillé. La vérification de la cohérence en redondance analytique est normalement réalisée par une comparaison entre un signal mesuré et des valeurs estimées. L'estimation est générée par un modèle mathématique du processus considéré. Pour cette raison, les méthodes utilisant la redondance analytique pour la surveillance sont appelées les méthodes à base de modèle. Dans le schéma de redondance analytique, la différence résultante générée par la comparaison de différentes variables est appelée un signal résidu ou un symptôme. Le résidu doit être nul lorsque le système est en fonctionnement normal et devrait être différent de zéro lorsqu'une erreur est survenue. Cette propriété du résidu est utilisée pour déterminer si des défauts sont survenus ou non [13].

2.2.3. Les méthodes de diagnostic de défauts

La littérature sur la détection et l'isolation de défauts montre une grande diversité dans les méthodes proposées. Il existe plusieurs façons de catégoriser ces méthodes, mais on les classe généralement en deux groupes principaux : les approches à base de modèle et les approches à base de données. La figure 1.3 illustre le concept de base des deux approches.

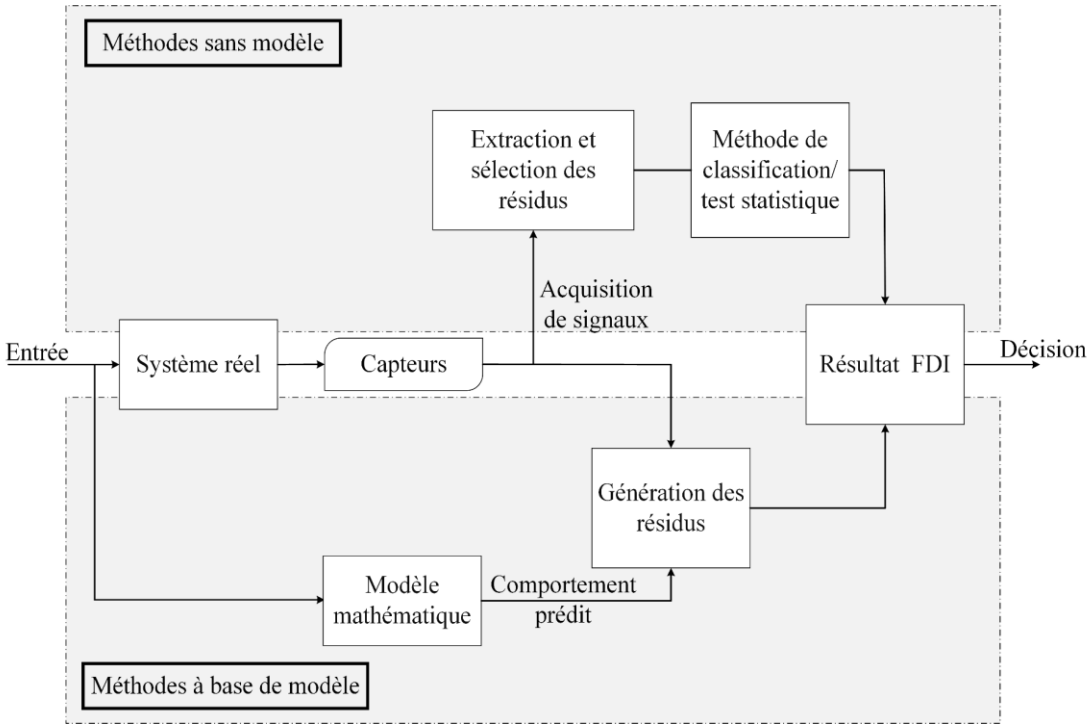

Figure 1.3 Concepts de base des approches de diagnostic avec et sans modèle.

a. Méthodes à base de données

Dans certains cas, il s'avère difficile ou parfois impossible de trouver le bon modèle mathématique pour un système réel, à cause des nombreuses reconfigurations intervenant dans le processus de production ou de la complexité des phénomènes mis en jeu. La solution dans ce cas est le recours à des méthodes qui ne nécessitent aucune connaissance approfondie du système. La disponibilité d'une grande quantité des données a encouragé la croissance des méthodes de diagnostic basées sur les données. Au sens strict, ces méthodes supposent qu'aucun modèle n'est disponible pour décrire les relations de cause à effet. Les informations acquises sur le procédé considéré permettent de caractériser son fonctionnement [14]. Ces informations, appelées indicateurs de défauts, sont analysées par des techniques de traitement du signal, des méthodes statistiques ou par des méthodes non statistiques à base de connaissance.

i. Les méthodes à base de connaissance

Ces méthodes nécessitent généralement une connaissance préalable du système observé, telles que des données d'apprentissage. Dans cette catégorie, on retrouve toutes les méthodes basées sur l'intelligence artificielle. Basées sur le processus d'extraction, ces méthodes peuvent être divisées en deux catégories :

- **Méthodes qualitatives**

Dans cette catégorie, on retrouve le raisonnement expert tel que la logique floue. En général, les méthodes de diagnostic de défauts basées sur des règles sont parmi les techniques les plus populaires dans cette catégorie.

Les principaux avantages des systèmes experts sont les suivants :

- Efficacité pour les systèmes difficiles à modéliser.
- Simplicité à mettre en œuvre.
- Facilité à comprendre par les opérateurs humains.
- Réduction du temps de traitement court grâce aux règles qui décrivent directement le raisonnement humain.

D'autre part, les inconvénients majeurs de ces approches sont les suivants :

- L'acquisition de connaissances est difficile à obtenir.
- Il est très dépendant du domaine, manque de généralité pour d'autres applications.
- Les règles ne sont pas adaptées aux évolutions du système.
- Très inadapté à l'explication d'un résultat en cas de propagation de pannes.

- **Méthodes quantitatives**

Ces méthodes peuvent être divisées en méthodes à base d'analyse statistique ou non statistique. Les méthodes statistiques sont généralement basées sur un problème de reconnaissance de formes. Parmi les méthodes les plus utilisées, on peut citer la méthode d'Analyse en Composantes Principales (ACP), qui vise à associer chaque mode de fonctionnement à une classe spécifique, où les causes sont les défauts considérés et les effets sont les mesures de capteurs.

Parmi les méthodes non statistiques les plus utilisées dans la littérature, nous trouvons celles qui se basent sur le principe de l'intelligence artificielle. Le principe de cette méthode consiste, à utiliser des réseaux de neurones, où les entrées représentent les effets et les sorties représentent les causes, afin d'approximer les relations linéaires ou non linéaires de causes à effets.

Parmi les principaux avantages de ces approches sont les suivants :

- Aptitude à apprendre sans aucune pré-connaissance physique du système.
- Très simple à mettre en œuvre.
- Outil puissant de gestion des problèmes non linéaires et multivariés.
- Capacité d'apprendre en ligne.

D'autre part, leurs principaux inconvénients sont :

- Exiger une connaissance préalable (données) de tous les comportements défectueux.
- Ne sont pas capables de déterminer la taille d'un défaut.
- Il n'y a pas de règle générale pour choisir l'espace des fonctionnalités.

Parmi les méthodes utilisées pour réaliser le diagnostic de défaut des systèmes éoliens nous trouvons que les réseaux de neurones et les réseaux de neurones flous, vecteur support machine (SVM) [15]-[16]. Ces méthodes peuvent être classées en différentes catégories d'algorithmes comme suit :

- **Méthodes d'apprentissage supervisées,** ces méthodes nécessitent que les données d'apprentissage soient étiquetées. Par exemple, dans l'application de diagnostic de défauts, à chaque instance de données on attribue une classe normale ou anormale. Par la suite, toutes les données invisibles sont comparées au modèle formé pour déterminer la classe à laquelle elles appartiennent.

- **Méthodes d'apprentissage non supervisées,** ces méthodes construisent des classificateurs en utilisant des modèles sans étiquette de classe. L'algorithme d'apprentissage non supervisé lui-même doit déterminer ce que sont ces classes et comment les séparer.

ii. Les Techniques de traitement de signal

Les approches basées sur le traitement de signal se basent sur le fait que l'apparition d'un défaut se manifeste par une modification des caractéristiques des grandeurs électriques ou mécaniques mesurables sur le système. Ces dernières possèdent des profils temporels et fréquentiels typiques qui correspondent à un état normal ou bien à des défaillances connues. Une comparaison entre les signatures de référence et actuelles permet de bien identifier l'état

réel du système et de diagnostiquer le défaut si présent. Selon leur domaine d'application les approches fondées sur le traitement de signal peuvent être divisées en trois catégories : méthodes du domaine temporel, méthodes du domaine de fréquence, et les méthodes temps-fréquence [17].

L'inconvénient majeur de ces techniques est la forte dépendance de la méthode d'analyse adoptée durant la phase de traitement ainsi qu'à la fréquence et le nombre d'échantillonnages durant la phase d'acquisition de données.

b. Méthodes à base de modèle

Le diagnostic de défauts basé sur un modèle peut être défini comme la détection, l'isolation et la caractérisation des défauts dans les composants d'un système à partir de la comparaison des mesures disponibles sur système, avec une information a priori représentée par le modèle mathématique du système. Le principe de diagnostic dans ce cas repose essentiellement sur l'utilisation de modèle du système pour la génération des résidus, connu aussi sous le nom d'indicateurs de défauts, ces résidus sont générés à partir de la différence entre les mesures réelles et les estimations de ces mesures en utilisant le modèle mathématique [18]. La figure 1.4 montre la structure des méthodes FDI basées sur un modèle.

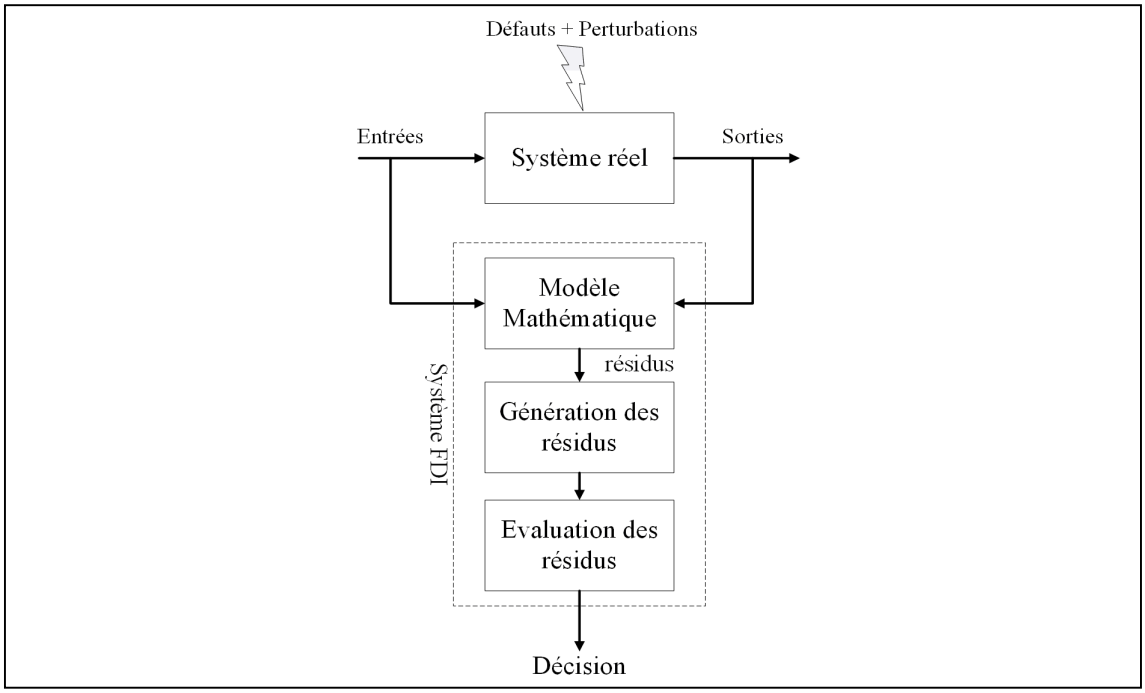

Figure 1.4 Principe de détection de défauts à base de modèle

i. Génération des résidus

Le but de la génération des résidus est de générer un signal auxiliaire qui reflète l'apparition d'un défaut possible dans le système analysé. Le résidu doit être normalement nul ou proche de zéro lorsqu'aucun défaut n'est présent, mais il est différent de zéro lorsqu'un défaut se produit. L'algorithme utilisé pour générer des résidus est appelé un générateur des résidus. Selon le type du modèle, on peut distinguer deux méthodes : les méthodes quantitatives issues de la technique FDI et les méthodes qualitatives issues de l'intelligence artificielle. La dissociation entre les méthodes qualitatives et quantitatives n'implique pas que ces deux aspects sont disjoints. En réalité, ces deux types d'approche peuvent coexister au sein d'une même méthode de diagnostic. Les approches de diagnostic à base de modèles les plus citées dans la littérature sont celles basées soit sur une estimation d'état du système par observateurs soit par un espace de parité, ou par une estimation des paramètres.

- **Méthodes d'estimation paramétrique**

Ces approches sont développées sur la base des techniques d'identification du système. Ils supposent que les défauts sont reflétés dans les paramètres du système physique. L'idée de base consiste à estimer les paramètres du système en temps réel et de les comparer aux paramètres non affectés par les défauts (figure 1.5). Pour cela, les signaux mesurés d'entrée/sortie sont utilisés pour estimer le modèle du processus et ses paramètres associés. Des exemples de coefficients de processus comprennent ; la rigidité, la longueur, la masse, la résistance, la vitesse, etc. Une fois estimés, les coefficients de processus sont ensuite comparés à des valeurs de référence prédéfinies à des fins de détection de défauts. L'isolation des défauts est ensuite mise en œuvre sur la base de la connaissance de la relation entre les défauts et les coefficients du processus.

Il existe plusieurs approches basées sur l'estimation des paramètres, qui ont été développés pour le diagnostic des défauts dans un système éolien. Les principaux avantages des approches basées sur l'estimation des paramètres sont les suivants :

- La détermination de la taille et du comportement du défaut,
- Pas besoin d'un composant matériel supplémentaire pour être implémenté,

D'autre part, les inconvénients majeurs de ces approches sont les suivants :

- Exige une connaissance physique parfaite de la dynamique du système, ce qui est difficile à obtenir pour les systèmes complexes.
- Un outil impuissant dans le traitement des systèmes dynamiques non linéaires.
- Les conditions d'estimation restent très restrictives et le retour aux paramètres physiques du système n'est pas toujours possible.

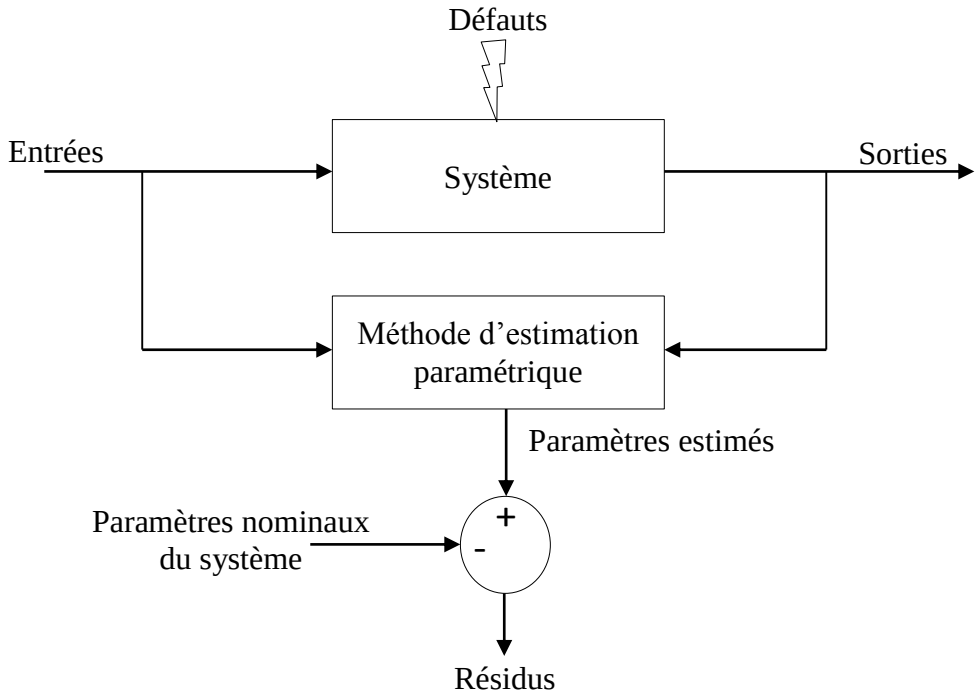

Figure 1.5 La génération des résidus par l'approche d'estimation paramétriques.

- **Espace de parité**

Cette méthode consiste à réaliser une redondance analytique entre les entrées et les sorties du système, indépendamment de ses états et des grandeurs inconnues. Elle se repose sur la vérification de la cohérence existante entre les relations mathématiques du système surveillé et les mesures issues des capteurs et des actionneurs. D'un point de vue général, la méthode consiste à vérifier les relations algébriques entrées/sorties du modèle en utilisant les mesures réelles (Figure 1.6). Pour cela, les signaux recueillis du système sont injectés dans les relations entrées/sorties et les signaux ainsi créés sont utilisés comme résidus. De point de vue de la détection, un résidu nul déclare un système sans défaut alors qu'une valeur non nulle alerte la présence d'un défaut.

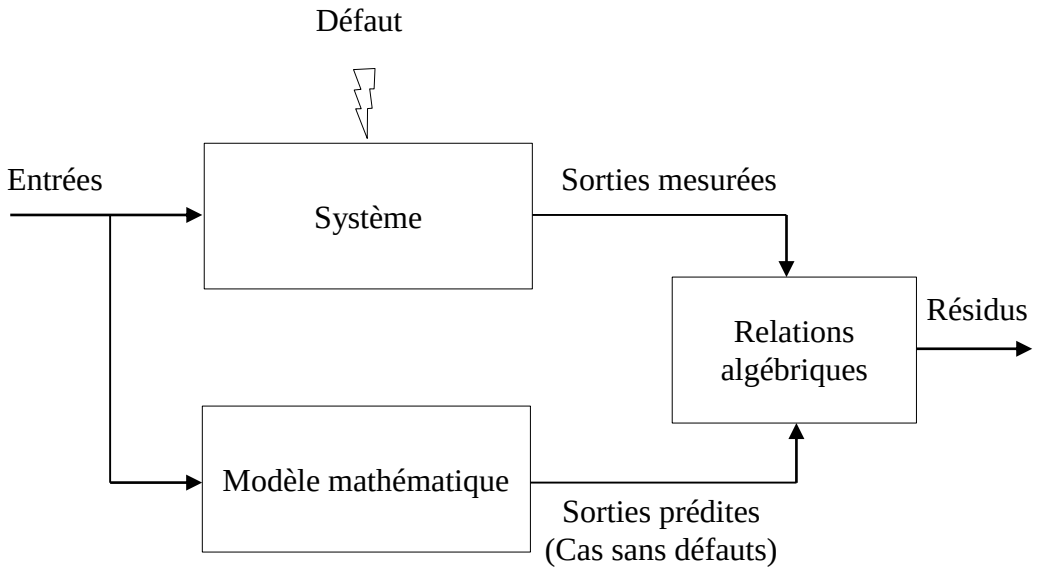

Figure 1.6 Approche de génération des résidus basée sur la parité.

- **Méthodes de diagnostic à base d'observateurs**

Les méthodes à base d'observateurs sont l'une des approches les plus populaires parmi les méthodes FDI qui utilisent un modèle mathématique. En fait, la flexibilité disponible dans la sélection des gains des observateurs et le large usage des observateurs dans la théorie et l'application du contrôle ont motivé l'intérêt pour ces approches. L'idée de base des méthodes basées sur l'observateur est de reconstruire les états et les sorties du système à partir de mesures ou de sous-ensembles de mesures des entrées sorties. Ces méthodes de génération de résidus sont des méthodes indirectes en sens qu'elles calculent l'erreur d'estimation de la sortie. Par la suite, le résidu peut être calculé comme étant la différence entre la production estimée et la production mesurée (figure 1.7). Ce résidu peut être utilisé à des fins de diagnostic de défauts. Dans le cas nominal, le modèle utilisé par l'observateur et le système réel doivent correspondre, ce qui donnerait un résidu nul [23-25].

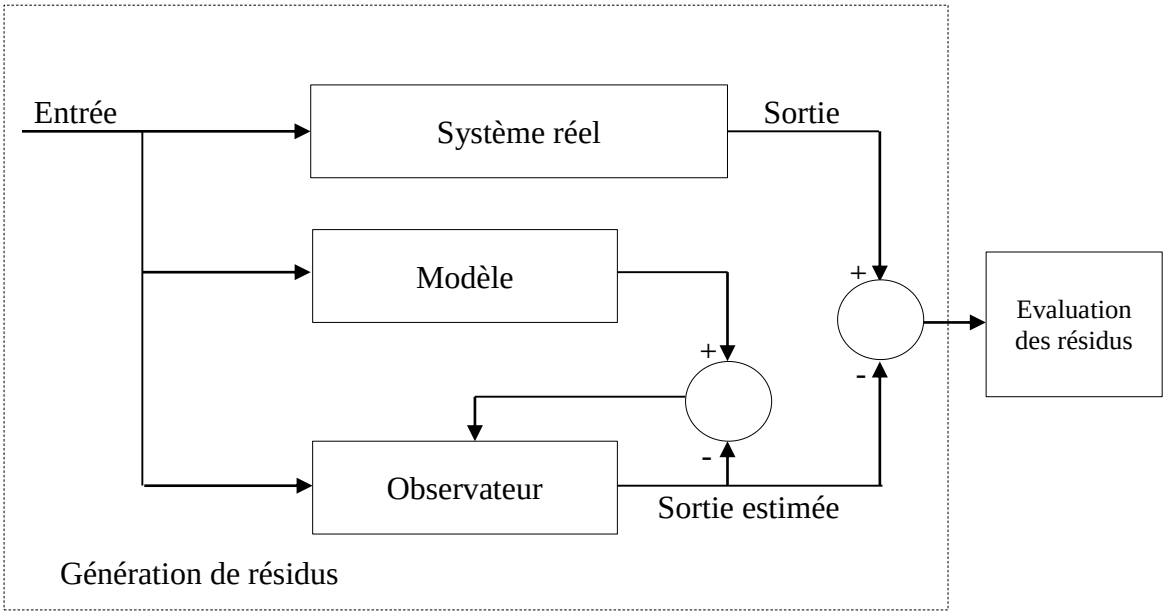

Figure 1.7 Méthode de génération des résidus à base d'observateur.

Les principaux avantages de l'approche basée sur l'estimation d'état sont les suivantes :

- Les mesures nécessaires pour contrôler le processus sont suffisantes pour l'algorithme de diagnostic des pannes, de sorte qu'aucun capteur supplémentaire ne doit être installé.
- Seules les informations sur les conditions de fonctionnement normales sont prises en compte.
- Ne nécessite pas de composants matériels supplémentaires pour être implémentée.

D'autre part, les principaux inconvénients de cette approche sont les suivants :

- Le besoin d'un modèle analytique précis du système réel.
- Plusieurs conditions doivent être vérifiées avant d'être appliquées.
- L'adaptabilité n'est pas importante, car toute modification du système implique nécessairement la modification du modèle ou de sa structure.

ii. Evaluation des résidus

Pour de distinguer les défauts de perturbations, de bruit ou d'erreurs de modélisation et d'identifier le type de défauts, une évaluation des résidus est appliquée pour obtenir l'information des défauts après la génération des résidus. Il existe différentes méthodes utilisées pour évaluer le signal afin de déterminer si un défaut s'est produit ou non. Le moyen

le plus populaire est de concevoir certains seuils. Un seuil est conçu pour que le résidu dépasse le seuil en cas de défaut et reste en dessous du seuil en absence de défauts. En revanche, plusieurs résidus sont souvent nécessaires pour l'isolation des défauts.

2.2.4. Les performances des techniques FDI

L'étape de détection est très importante dans le processus de diagnostic des systèmes. Si cette étape n'est pas correctement réalisée, les défauts peuvent être mal ou non détectés ou que de fausses alarmes peuvent apparaître. L'efficacité de la détection passe aussi par sa robustesse face aux incertitudes du modèle. Afin d'évaluer la performance d'une technique de diagnostic de défauts ou la comparer avec d'autres méthodes, certains critères de performances doivent être respecter comme :

- La rapidité de détection du défaut,
- La minimisation des fausses alarmes,
- La robustesse de la méthode face à la présence de bruit de perturbation et d'erreur de modélisation,
- L'adaptation face aux variations du procédé,
- La capacité à identifier des défauts multiples,
- La capacité à manipuler différents types de défauts,
- La sensibilité face à de petits défauts,
- La précision de la localisation,
- L'aptitude à inclure la commande tolérante aux défauts, et la simplicité d'implémentation et d'utilisation.

3. Revue sur les systèmes éoliens

L'énergie éolienne est une source d'énergie utilisée depuis des siècles. Aujourd'hui avec l'évolution technologique, le progrès de l'électronique de puissance et surtout l'enjeu économique suite au risque d'une disparition des sources d'énergie d'origine fossile et à la disponibilité permanente des sources d'énergie renouvelable, la production d'énergie du vent représente la technologie dont le taux de croissance est le plus élevé [27,28, 29]. En effet, de nombreux systèmes éoliens, de différents types ont été conçus et développés tout en

poursuivant une expérience dans ce domaine remontant sur plusieurs siècles qui tendent à rendre l'énergie éolienne aussi concurrentielle que l'énergie d'origine fossile [30, 31]. En général, plusieurs classifications des turbines éoliennes peuvent être considérées selon le critère choisi. La figure suivante présente les classifications les plus répandues.

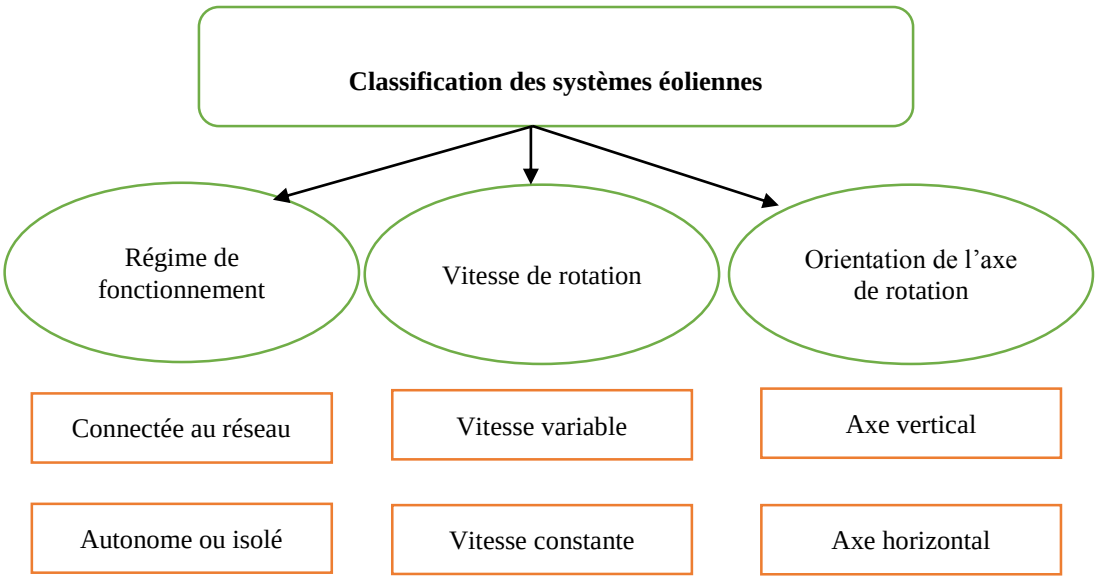

Figure 1.8 Classification des système éoliennes

3.1. Classification des systèmes éoliens

3.1.1. Selon le régime de Fonctionnement

Les systèmes éoliens peuvent être classés en deux groupes selon le régime du fonctionnement. Dans la première catégorie, on trouve les systèmes éoliens connectés au réseau. Ces systèmes contribuent à répondre aux besoins énergétiques du pays. Les systèmes éoliens du deuxième groupe fonctionnent en régime isolé ou en mode autonome. Ils sont installés pour répondre aux besoins des consommateurs situés dans des sites éloignés du réseau électrique.

a. Eoliennes isolées

Les éoliennes isolées ne cherchent pas toujours à maximiser leurs puissances, mais elles cherchent à produire une quantité d'énergie électrique adéquate alliée à un prix d'installation et de maintenance le plus faible possible. De ce fait, la plupart des systèmes éoliens isolés favorisent l'utilisation de générateurs asynchrones à cage grâce à leur faible coût, leur

robustesse et leur standardisation [32]-[33]. Ces derniers sont souvent équipés d'un dispositif qui stocke l'énergie pour la restituer lorsque les conditions de vent sont défavorables, et qui fournit la puissance réactive nécessaire à leur magnétisation. Les générateurs synchrones sont également utilisés dans les éoliennes isolées [34]. Ils offrent un bon couple massique et peuvent éventuellement s'affranchir de multiplicateur de vitesses. Malgré tous, l'utilisation des éoliennes isolées est limitée essentiellement à cause de la grande variabilité de leur production en fonction des fluctuations des ressources (vent) ainsi que les fluctuations de la charge suivant la demande.

b. Eoliennes connectées au réseau

Les nombreux avantages du fonctionnement des systèmes éoliens sur les réseaux électriques expliquent les raisons pour lesquelles plus de 95% de la capacité mondiale d'énergie éolienne est raccordée aux grands réseaux de puissance [35]. En effet, la puissance de ces systèmes éoliens ne doit pas être nécessairement commandée en fonction de la demande instantanée de la charge, car la différence de puissance délivrée par les éoliennes par rapport à la demande est compensée par les centrales conventionnelles. D'autre part, ces systèmes éoliens profitent de la fréquence du réseau maintenue par les autres centrales pour la commande de la vitesse des éoliennes. De plus, le fonctionnement des turbines éoliennes connectées aux réseaux est techniquement moins complexe que son application isolée.

3.1.2. Selon l'axe de rotation

Selon l'axe de rotation, il existe deux principales familles d'éoliennes : Les éoliennes à axe vertical et les éoliennes à axe horizontal. Les applications domestiques et à petites puissances privilégient la technologie des turbines à axe vertical. L'avantage de cette technologie est de mieux affronter les turbulences plus présentes dans le milieu urbain. Dans cette catégorie, les technologies les plus connues sont les turbines Darrieus et Savonius [36-38]. La technologie la plus répondue à l'heure actuelle qui domine le marché est celle de l'éolienne à axe horizontal, munie de deux ou trois pales. Dans cette technologie, la puissance cinétique du vent fait tourner de façon aérodynamique les pales qui sont reliées directement ou via un multiplicateur de vitesses à une génératrice qui produit de l'électricité. L'avantage de cette technologie est qu'il permet de capter des grandes puissances qui peuvent atteint jusqu'à plusieurs MW.

3.1.3. Selon la vitesse de rotation

Selon le critère de la vitesse de rotation, les turbines éoliennes peuvent être classées en deux grandes catégories ; les éoliennes à vitesse fixe ou à vitesse variable.

a. Eoliennes à vitesse fixe

Une éolienne à vitesse fixe désigne le fait que le rotor de celle-ci possède toujours la même vitesse angulaire d'opération, peu importe la vitesse du vent. Cette vitesse de fonctionnement dépend du design de la turbine elle-même et de la fréquence du réseau électrique. Dans cette gamme des éoliennes, la génératrice peut être directement couplée au réseau électrique dont sa vitesse de rotation est imposée par la fréquence du réseau et par le nombre de paires de pôles, comme elle peut être couplée à une charge électrique isolée ou enfin peut-être couplée à un système de stockage d'énergie ou à un réseau autonome.

Le fait d'implémenter un multiplicateur au niveau de la génératrice permet d'adapter sa vitesse rapide à la vitesse lente de la turbine qui est maintenue approximativement constante par un système mécanique d'orientation des pales. Cependant, la dynamique relativement lente du système d'orientation des pales dans des variations rapides de la vitesse du vent ou de la charge électrique amène ce type d'éolienne à suivre approximativement la caractéristique de réglage. En conséquence, la puissance générée par cette éolienne peut avoir des caractères très fluctuants, ce qui n'offre pas de possibilité de réglage de la puissance générée par la turbine. Cependant, cette puissance électrique produite peut être commandée par un système de stockage d'énergie électrique, compensatrice synchrone statique ou bien encore par des résistances de freinage [41]. D'un autre côté, ce type de conversion d'énergie éolienne nécessite l'ajout de bancs de condensateurs de compensation d'énergie réactive pour limiter la puissance réactive appelée au réseau ou à la charge électrique.

b. Eoliennes à vitesse variable.

Les éoliennes à vitesse variable peuvent produire jusqu'à 15 % plus d'énergie que les éoliennes à vitesse fixe qui sont caractérisées avec un rendement considérablement limité. Dans cette gamme des éoliennes, le but est de réaliser un générateur à vitesse variable fonctionnant pour une large gamme de vent. Par conséquent, la vitesse de rotation de la turbine doit être adaptée par rapport à la vitesse du vent pour récupérer un maximum de puissance tout en réduisant les efforts mécaniques à vitesse variable du vent. La vitesse de

rotation est contrôlée de façon à ce que pour chaque vitesse de vent, l'éolienne fonctionne à puissance maximale atteinte par la caractéristique de l'éolienne (vitesse-puissance). C'est ce qu'on appelle le « Maximum Power Point Tracking MPPT » contrôle.

Ces turbines sont caractérisées par une intégration meilleure dans le réseau électrique ainsi que par un bruit et nuisance sonore réduits lors d'un fonctionnement à faible vitesse de vent, étant donné que la vitesse des turbines est alors lente. Pour toutes ces raisons, les éoliennes raccordées aux réseaux électriques fonctionnent de plus en plus à vitesse variable. Une autre caractéristique présentée par ce type des éoliennes est que, ces systèmes ne nécessitent qu'un système simplifié d'orientation des pales, puisque la possibilité de contrôler la vitesse du générateur via le couple électromagnétique permet de réduire le rôle du système d'orientation des pales, qui interviendra essentiellement pour limiter la vitesse de la turbine et la puissance générée en présence de vitesses de vent élevées. En conséquence, pour de faibles vitesses de vent, l'angle d'orientation des pales devient fixe.

En vitesse variable, la fréquence et l'amplitude de la tension, en sortie de la génératrice, sont variables. Pour satisfaire aux conditions du réseau (la fréquence et l'amplitude de la tension fixe du réseau), ces turbines doivent être dotées d'un convertisseur électronique de puissance intercalée entre la machine (synchrone ou asynchrone) et le réseau.

Dans le reste de ce manuscrit, seules les éoliennes à axe horizontal à vitesse variable sont ciblées, car ils sont les plus utilisés.

3.2. Description du système éolien

3.2.1. Définition de l'énergie éolienne

Un aérogénérateur, est un dispositif qui permet de transformer une partie de l'énergie cinétique du vent en énergie électrique. Cette conversion se fait en deux étapes :

- Au niveau de la turbine (rotor), la turbine extrait une partie de l'énergie cinétique du vent disponible pour la convertir en énergie mécanique.
- Au niveau de la génératrice, l'éolienne reçoit l'énergie mécanique et la convertit en énergie électrique, transmise ensuite au réseau électrique.

Le principe de fonctionnement est illustré sur la figure 2.3

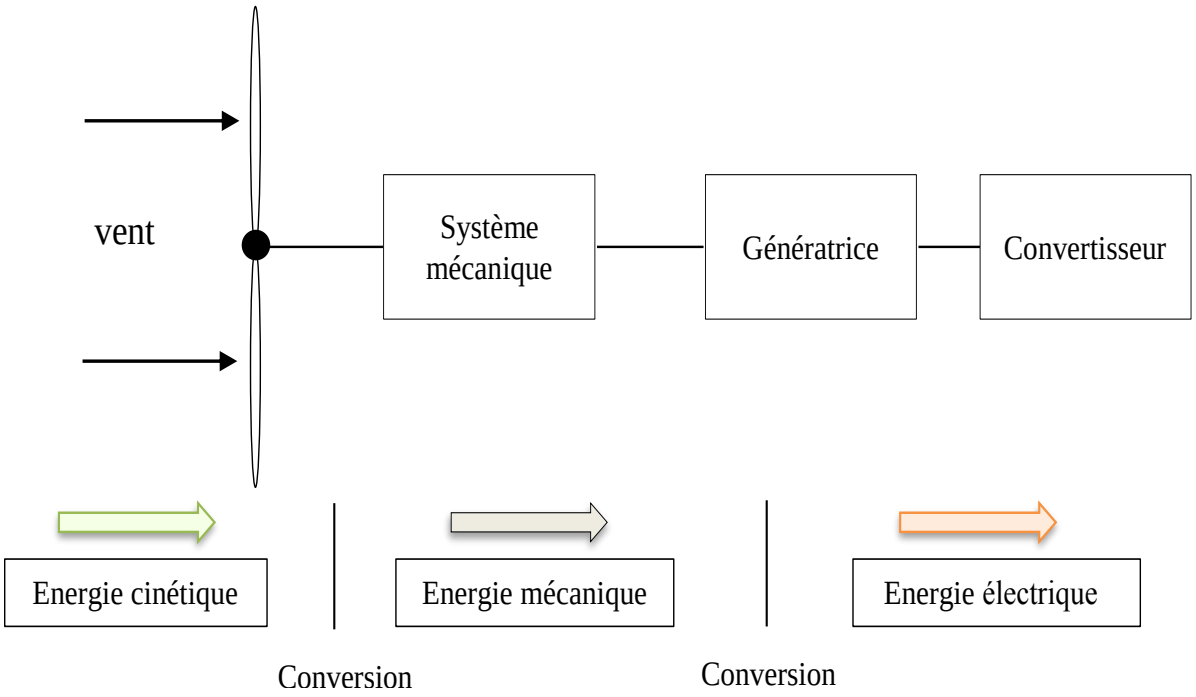

Figure 1.9 Principe de conversion d'énergie

3.2.2. Principaux composants d'une éolienne

Comme nous l'avons vu dans l'introduction, les éoliennes les plus récents et les plus utilisés sont à axe horizontal avec trois pales. Ces turbines ont également une nacelle, qui est maintenue par la tour et contient le système de transmission et l'unité de générateur d'énergie électrique. Ces turbines ont aussi un système d'orientation, qui fait tourner la nacelle et le rotor pour faire face au vent, permettant à la turbine de capter la plus grande quantité d'énergie. Un anémomètre placé au niveau de la nacelle pour mesurer la vitesse du vent qui a un impact important sur les dynamiques de l'éolien. La figure 1.10 montre les composants impliqués dans une éolienne à axe horizontal à trois pales.

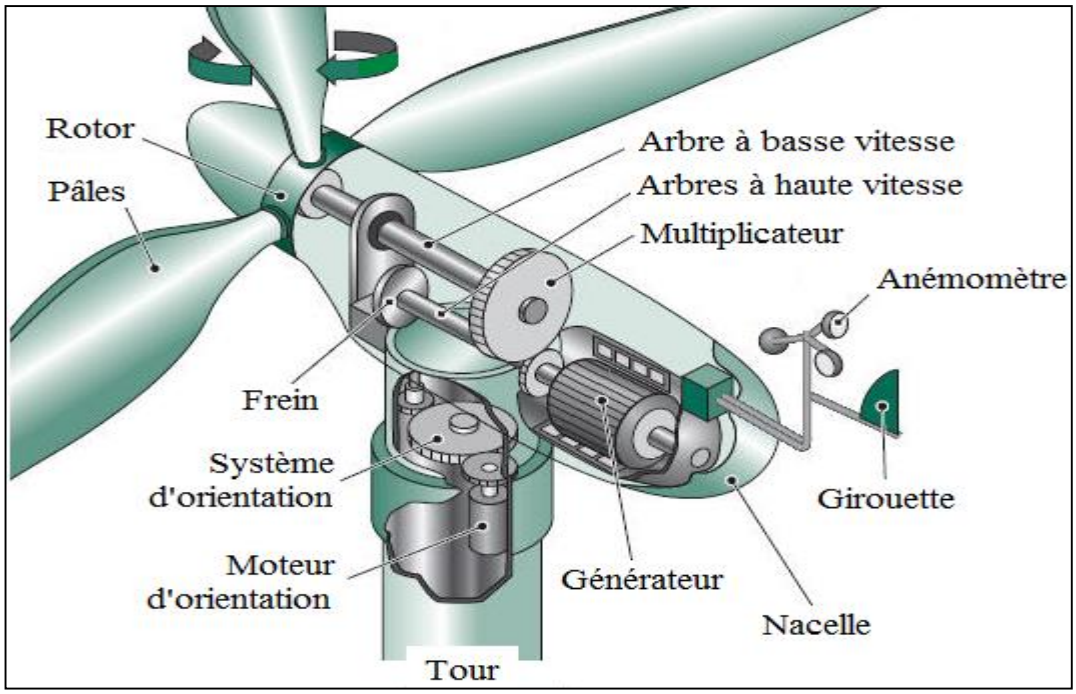

Figure 1.10 Composants principaux dans une éolienne à axe horizontale

Le rotor comprend les pales où se produit la conversion aérodynamique, le moyeu qui relie les pales à la transmission et le système de calage, placé à l'intérieur du moyeu, qui fait tourner les pales autour de leurs axes longitudinaux.

Le système de transmission transmet la puissance mécanique captée par le rotor à la machine électrique. Il comprend les arbres à basse et haute vitesse, la boîte de vitesses et les freins. La boîte de vitesses augmente la vitesse du rotor à des valeurs plus appropriées pour l'entraînement du générateur.

Le générateur électrique est le dispositif qui convertit la puissance mécanique en électricité. Ses bornes électriques sont connectées au réseau de services publics. Dans le cas des éoliennes à vitesse variable, un convertisseur électronique est utilisé comme interface entre le réseau AC et les enroulements du stator ou du rotor.

3.2.3. Modélisation de la turbine éolienne

La modélisation de l'éolienne peut être représentée principalement par les caractéristiques de ses trois sous-systèmes principaux, à savoir : le sous-système de pales et de calage (combinant le modèle d'actionneur aérodynamique et le modèle de calage des pales), le sous-système de transmission et le sous-système de générateur et convertisseur. Les

interconnexions entre les composants et les modules de l'éolienne sont illustrés à la Figure 1-11. Les variables de rotor et de générateur sont désignées par les indices r et g, respectivement.

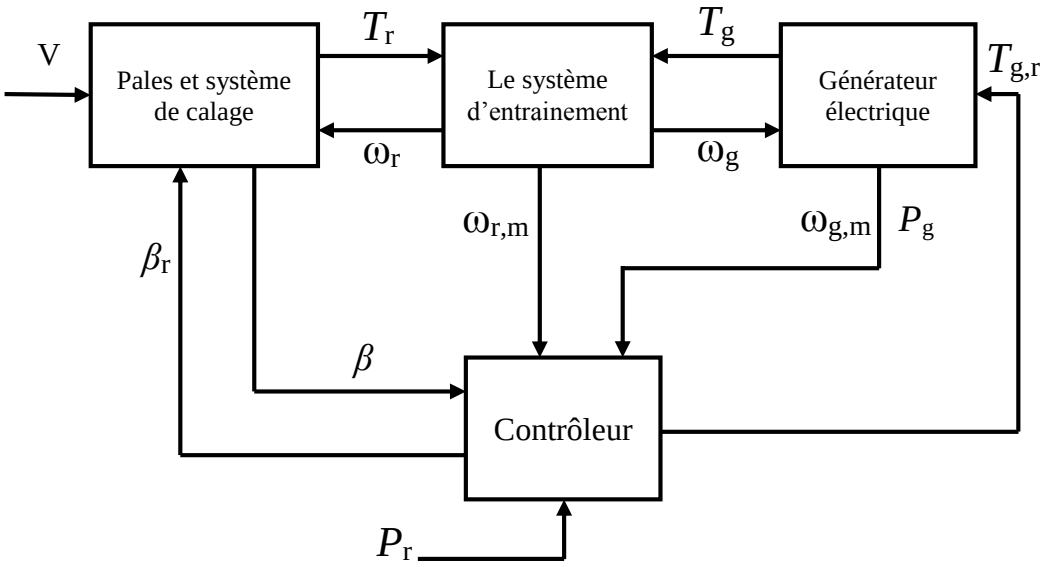

Figure 1.11 Vue d'ensemble des sous-systèmes d'une éolienne à vitesse variable.

a. Le système aérodynamique

Le sous-système aérodynamique décrit la transformation du champ de vitesse du vent tridimensionnel en forces sur les pales qui génèrent le mouvement de rotation. Un paramètre important de la performance aérodynamique du l'éolienne est le coefficient de puissance C_p, qui est défini comme le rapport entre la puissance captée par le rotor $P_r(t)$ et la puissance éolienne totale $P_{vent}(t) = \frac{1}{2}\rho A v^3$, où ρ désigne la densité de l'air et A désigne la zone balayée par le rotor. Par conséquent, la puissance fournie au rotor est donnée par :

$$P_r(t) = P_{vent}(t) C_p(\lambda(t), \beta(t)) \tag{1.1}$$

Comme indiqué dans l'équation (1.1), C_p est une fonction non linéaire qui dépend de l'angle de calage $\beta(t)$ et du rapport de vitesse à la pointe (vitesse spécifique) $\lambda(t)$ définie par :

$$\lambda = \frac{\omega_r(t) R}{v(t)} \tag{1.2}$$

Où $\omega_r(t)$ désigne la vitesse de rotation du rotor et R le rayon du rotor (longueur d'une pale). Plusieurs méthodes sont utilisées afin de représenter le coefficient de puissance à savoir, par exemple, par des essais en soufflerie. Sous forme d'une fonction non linéaire de λ et β, tabulée [42]. Décrite par une famille de polynômes ou de splines [43]. La limite supérieure théorique du coefficient de puissance est fournie par la loi de BETZ égal à 16 / 27, soit environ 59 % de l'énergie totale du vent.

En pratique, les frottements et la force de traînée réduisent cette valeur à environ 0.5 pour les éoliennes de grande taille. On peut aussi calculer une expression analytique de *Cp(λ)* pour différentes valeurs de β. Une seule interpolation par rapport à β donné, l'expression analytique généralement utilisée est une régression polynomiale [44].

$$C_p(\lambda) = \sum_{i=0}^{n} a_i \lambda^i \tag{1.3}$$

D'autres formes de *Cp(λ)* ont été proposées que ce soit sinusoïdale par El Aimani [45] ou sous une forme plus complexe proposée par Heier [46] :

$$Cp(\lambda, \beta) = C_1 \left(\frac{C_2}{\lambda_i} - C_3 \beta - C_4 \right) e^{\frac{-C_5}{\lambda_i}} + C_6 \lambda \tag{1.4}$$

Avec $\frac{1}{\lambda_i} = \frac{1}{\lambda + 0.08\beta} - \frac{0.035}{1+\beta^3}$ et C_1, C_2, C_3, C_4, C_5, C_6 sont des constantes.

L'aérodynamique de l'éolienne est exprimée comme le couple agissant sur les pales du rotor. Ce couple de rotor, T_r (également connu sous le nom de couple aérodynamique) peut maintenant être exprimé comme suit :

$$T_r(t) = \frac{P_r(t)}{\omega_r(t)} = \frac{1}{2\omega_r(t)} \rho A v^3(t) C_p(\lambda(t), \beta(t)) \tag{1.5}$$

b. Modèle du système de calage des pales

Le système de calage hydraulique de l'éolien est constitué d'actionneurs qui ajustent l'angle de calage β « pitch », de la pale de rotor en le faisant tourner. La dynamique de l'actionneur de calage peut être modélisée comme un système de second ordre avec des contraintes sur chaque pale :

$$\begin{bmatrix} \dot{\beta}_i(t) \\ \ddot{\beta}_i(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -\omega_n^2 & -2\zeta\omega_n \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta_i(t) \\ \dot{\beta}_i(t) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \omega_n^2 \end{bmatrix} \beta_{i,ref}(t) \tag{1.6}$$

Où $i = 1,2,3$ correspond à la i[ème] pale, ζ désigne le taux d'amortissement et ω_n est la fréquence propre du modèle d'actionneur de calage. $\beta_{i,ref}(t)$ est l'angle de référence fourni par le contrôleur.

c. Modèle du système d'entrainement

Le dispositif d'entrainement est destiné à transmet le couple aérodynamique des pales à l'arbre du générateur. Il englobe le rotor, la transmission et les parties mécaniques du générateur. Dans la plupart du temps, Les dynamiques de ce système sont représentées par un modèle à deux masses ou un modèle a une masse uniquement.

i. Modèle à deux masses

Le modèle à deux masses pour le système d'entrainement est très employé dans la littérature [47], [48]. Ce modèle est construit sous les hypothèses suivant :

- Tous les modes de flexibles sont localises dans l'élément flexible de l'arbre lent.
- L'arbre rapide est infiniment rigide.
- Les modes flexibles des pales sont supposés suffisamment élevés pour être négligés.

Les inerties du multiplicateur et de l'arbre sont intégrées à celle du rotor. L'ensemble est représenté par J_r. La figure 1.12 montre un schéma illustratif du modèle a deux masses où :

- Les coefficients de rigidité et d'amortissement, B_{ls} et K_{ls}, définissent le couplage flexible entre les deux inerties.
- K_r et K_g sont les coefficients de frottement, représentent les pertes mécaniques par frottement dans le mouvement de rotation.

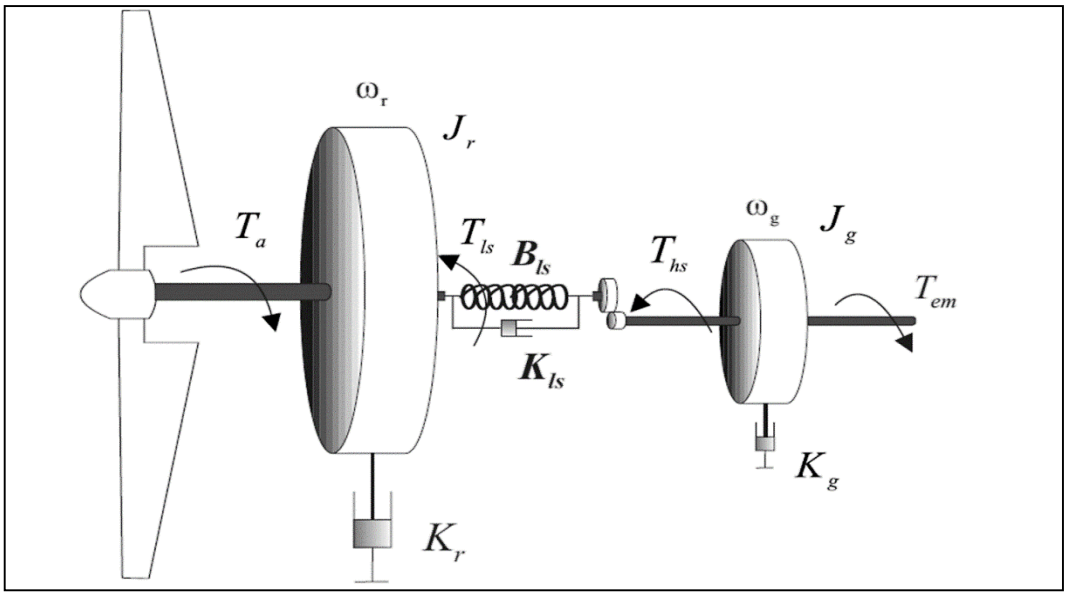

Figure 1.12 Schéma du dispositif d'entrainement à deux masses.

L'application de la seconde loi de Newton pour la rotation à la fois du rotor et du générateur donne les équations suivantes :

$$J_r \dot{\omega}_r = T_r - T_{ls} - K_r \omega_r \tag{1.7}$$

$$J_g \dot{\omega}_g(t) = T_{hs}(t) - \tau_g(t) - K_g \omega_g(t) \tag{1.8}$$

Le couple de l'arbre lent $T_{ls}(t)$ résulte des effets de frottements et de torsion générés par les écarts entre la vitesse angulaire du rotor $\omega_r(t)$ et celle de l'arbre lent $\omega_{ls}(t)$ d'une part et entre la position angulaire $\theta_r(t)$ et celle de l'arbre lent $\theta_{ls}(t)$ d'autre part.

$$T_{ls}(t) = B_{ls}(\theta_r(t) - \theta_{ls}(t)) + K_{ls}(\omega_r(t) - \omega_{ls}(t)) \tag{1.9}$$

Le couple et la vitesse de cet arbre sont transmis via le multiplicateur de vitesse de rapport n_g pour produire un couple sur l'arbre rapide,

$$T_{hs}(t) = \frac{T_{ls}(t)}{n_g} \tag{1.10}$$

Car la vitesse et la position angulaire du générateur sont données par :

$$\begin{cases} \theta_g(t) = n_g \theta_{ls} \\ \omega_g = n_g \omega_{ls} \end{cases} \tag{1.11}$$

Les équations différentielles décrivant la dynamique complète du modèle de transmission peuvent être obtenues en différentiant l'équation (1.9) et en combinant les équations (1.10) et (1.11) en équations (1.7) et (1.8) comme suit :

$$\dot{\omega}_r = \frac{1}{J_r} T_r - \frac{K_r}{J_r} \omega_r - \frac{1}{J_r} T_{ls} \tag{1.12}$$

$$\dot{\omega}_g = \frac{1}{n_g J_g} T_{ls} - \frac{K_g}{J_g} \omega_g - \frac{1}{J_g} T_{em} \tag{1.13}$$

$$\dot{T}_{ls} = K_{ls}(\dot{\omega}_r - \frac{\dot{\omega}_g}{n_g}) + B_{ls}(\omega_r - \frac{\omega_g}{n_g}) \tag{1.14}$$

En remplaçant (1.12) et (1.13) dans (1.14), la représentation dynamique du modèle à deux masses dans l'espace d'état s'écrit sous la forme :

$$\begin{pmatrix} \dot{\omega}_r \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{T}_{ls} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} -\frac{K_r}{J_r} & 0 & -\frac{1}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} \\ (B_{ls} - \frac{K_{ls} K_r}{J_r}) & \frac{1}{n_g}(\frac{K_{ls} K_g}{J_g} - B_{ls}) & -K_{ls}(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r}) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \omega_r \\ \omega_g \\ T_{ls} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \frac{1}{J_r} \\ 0 \\ \frac{K_{ls}}{J_r} \end{pmatrix} T_r + \begin{pmatrix} 0 \\ -\frac{1}{J_g} \\ \frac{K_{ls}}{n_g J_g} \end{pmatrix} T_{em} \tag{1.15}$$

ii. Modèle à une masse

Le modèle à une masse est généralement considéré comme étant une forme simplifiée du modèle à deux masses décrit au paragraphe précédent. En fait, ce modèle constitué d'une seule inertie interne et d'un seul coefficient de frottement regroupent tous les coefficients de frottements externes est obtenu sous les hypothèses suivantes :

- Les arbres de transmissions sont parfaitement rigides.
- Le multiplicateur de vitesse est idéal.
- L'inertie du générateur est négligée devant celle de la turbine ou ramenée du côté de l'arbre lent.

Selon est ce que la masse est ramenée au côté de l'arbre rapide ou lent deux modèles peuvent

être distingué.

- **Modèle à une masse ramenée sur l'arbre lent**

En considérons l'hypothèse précédente sur la rigidité de l'arbre de transmission (c.à.d. $B_{ls} \to \infty$) implique que $\theta_r = \theta_{ls}$ et $\omega_r = \omega_{ls}$. Alors les relations décrivant le système de transmission deviennent :

$$\begin{cases} J_r \dot{\omega}_r = T_r - n_g T_{ls} - K_r \omega_r \\ n_g J_g \dot{\omega}_r = T_{hs} - K_g n_g \omega_r - T_{em} \end{cases} \tag{1.16}$$

En éliminant le couple T_{hs} entre les deux équations on obtient :

$$J_t \dot{\omega}_r = T_r - K_t \omega_r - T_g \tag{1.17}$$

avec $J_t = J_r + n_g^2 J_g$, $K_t = K_r + n_g^2 K_g$, $T_g = n_g T_{em}$.

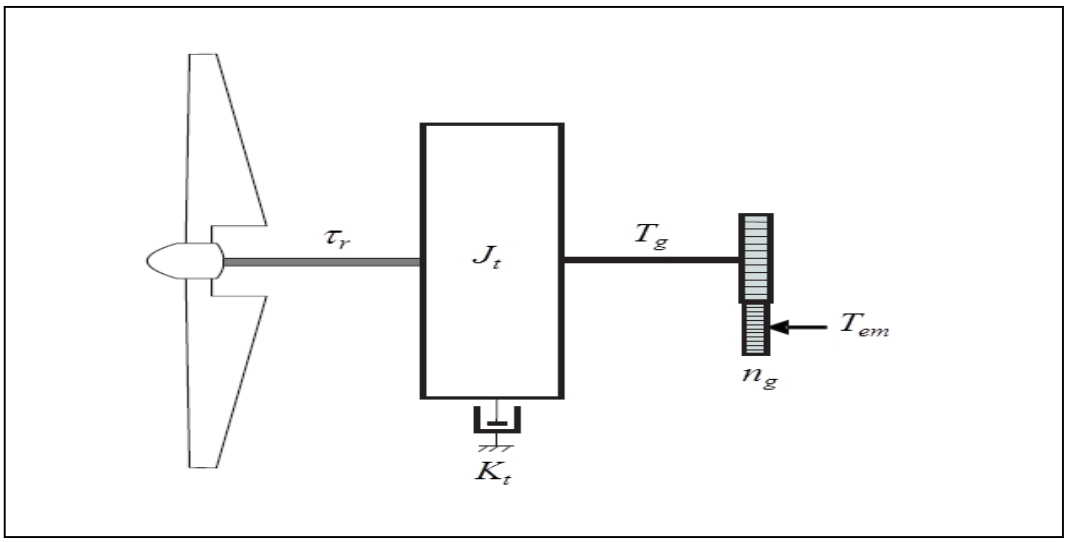

Figure 1.13 Modèle à une masse du système d'entrainement ramené sur l'arbre lent.

Où J_t, K_t et T_g sont respectivement l'inertie, le coefficient de frottements externes de la turbine et le couple de la génératrice ramené du côté de l'arbre lent. Dans ce modèle l'inertie de la génératrice est souvent négligée devant celle du rotor. Ce modèle est utilisé dans la commande de l'aéroturbine.

- **Modèle à une masse ramenée sur l'arbre rapide**

Ce modèle mécanique considère que l'inertie totale (génératrice et turbine) est rapportée sur l'arbre rapide (arbre de la génératrice) comme indiqué sur la figure 1-14.

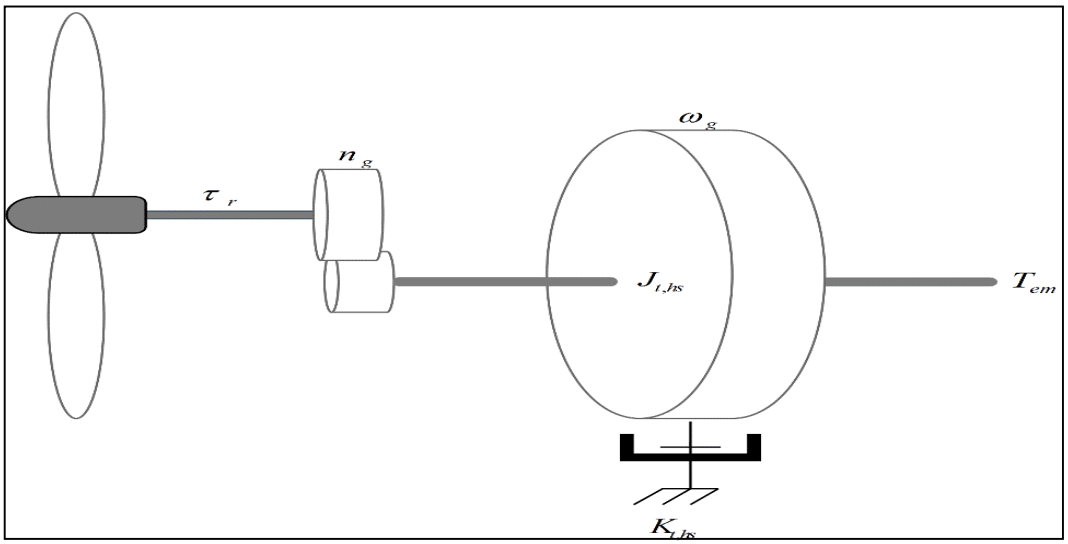

Figure 1.14 Modèle a une masse ramenée au côté de l'arbre rapide.

D'après les mêmes hypothèses considérées précédemment les équations décrivant le système d'entrainement deviennent :

$$\begin{cases} \dfrac{J_r}{n_g}\dot{\omega}_g = T_r - T_{ls} - \dfrac{K_r}{n_g}\omega_g \\ J_g\dot{\omega}_g = T_{hs} - K_g\omega_g - T_{em} \end{cases} \tag{1.18}$$

En divisant la première équation de (1.18) par n_g et en sommant les deux on obtient :

$$J_{t,hs}\dot{\omega}_g = T_{r,hs} - K_{t,hs}\omega_g - T_{em} \tag{1.19}$$

avec $J_{t,hs} = J_g + \dfrac{J_r}{n_g^2}$, $K_{t,hs} = K_g + \dfrac{K_r}{n_g^2}$, $\tau_{r,hs} = \dfrac{\tau_r}{n_g}$ sont respectivement l'inertie, le coefficient de frottement externes de la turbine et le couple aérodynamique ramenés du côté de l'arbre rapide. Ce modèle est généralement utilisé pour commander la partie génératrice.

d. Modèle du générateur et du convertisseur

Le sous-système électrique décrit la conversion de la puissance mécanique de l'arbre du générateur en électricité. Vu les avantages et l'excellent compromis performances/coûts, le

générateur le plus commun utilisé dans les éoliennes à vitesse variable est la machine asynchrone à double alimentation (MADA) ou en anglais (Doubly-fed Induction Generator DFIG) [49]. Dans cette technologie, le stator est directement connecté au réseau et le rotor est alimenté par un convertisseur bidirectionnel qui est également connecté au réseau.

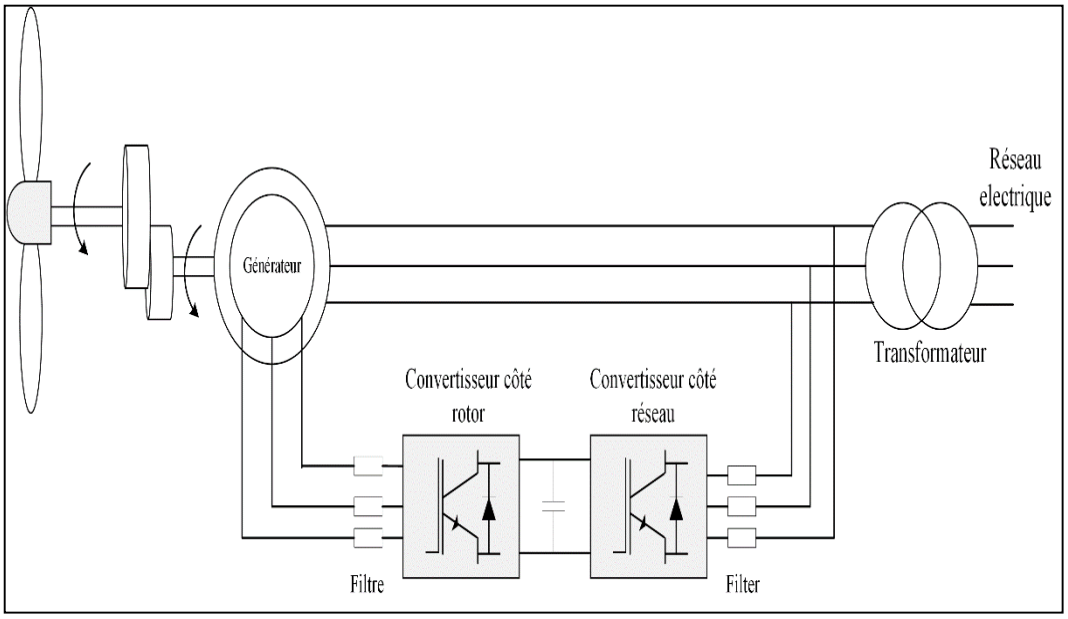

Figure 1.15 Machine asynchrone à double alimentation

Avant de modéliser la machine asynchrone, il est nécessaire de faire les hypothèses suivantes :

- Les résistances sont considérées comme constantes,
- L'effet thermique et l'effet de peau sont négligés,
- La saturation est négligée, il en résulte que les inductances propres et mutuelles sont indépendantes des courants qui circulent dans les enroulements,
- Les grandeurs électriques sont définies par leur module et leur phase.

Selon le système de référence utilisé (Figure 1-16) trois différentes représentations existent afin de modéliser la machine asynchrone. Ou on peut utiliser la transformée de Park ou de Clark pour le passage des grandeurs électriques dans les référentiels standards associés aux trois enroulements statoriques et rotoriques.

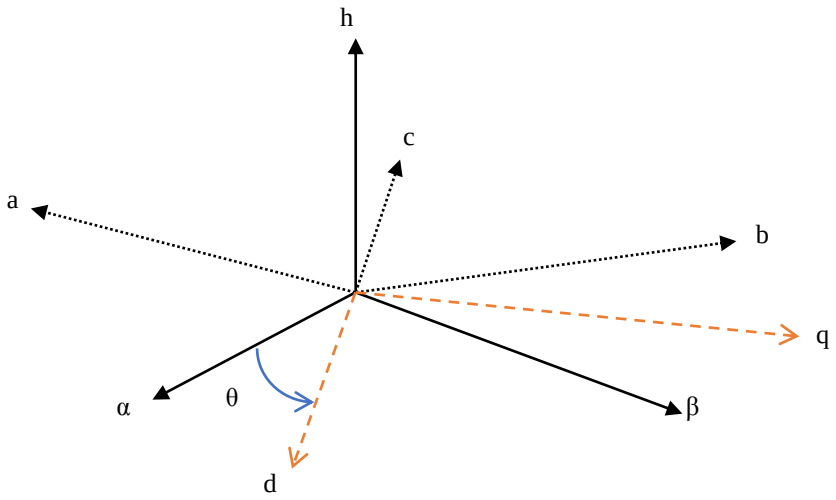

Figure 1.16 Représentation des référentiels (abc), (αβ) et (dq).

Les équations des tensions statoriques et rotoriques de la machine au référentiel d-q sont données par :

$$V_{ds} = R_s I_{ds} + \frac{d}{dt}\varphi_{ds} - \omega_s \varphi_{qs} \tag{1.20}$$

$$V_{qs} = R_s I_{qs} + \frac{d}{dt}\varphi_{qs} + \omega_s \varphi_{ds} \tag{1.21}$$

$$V_{dr} = R_r I_{dr} + \frac{d}{dt}\varphi_{dr} - \omega_r \varphi_{qr} \tag{1.22}$$

$$V_{qr} = R_r I_{qr} + \frac{d}{dt}\varphi_{qr} + \omega_r \varphi_{dr} \tag{1.23}$$

Les expressions des flux s'expriment par :

$$\varphi_{ds} = L_s I_{ds} + L_m I_{dr} \tag{1.24}$$

$$\varphi_{qs} = L_s I_{qs} + L_m I_{qr} \tag{1.25}$$

$$\varphi_{dr} = L_r I_{dr} + L_m I_{ds} \tag{1.26}$$

$$\varphi_{qr} = L_r I_{qr} + L_m I_{qs} \tag{1.27}$$

Les puissances électriques côté stator et côté rotor sont calculées comme suit :

$$P_s = \frac{3}{2}(v_{ds} i_{ds} - v_{qs} i_{qs}) \tag{1.28}$$

$$P_r = \frac{3}{2}(v_{dr} i_{dr} + v_{qr} i_{qr}) \tag{1.29}$$

$$Q_s = \frac{3}{2}(v_{qs} i_{ds} - v_{ds} i_{qs}) \tag{1.30}$$

$$Q_r = \frac{3}{2}(v_{qr} i_{dr} - v_{dr} i_{qr}) \tag{1.31}$$

Par conséquent, l'expression du couple électromagnétique est également donnée par :

$$T_{em} = \frac{3}{2} p \frac{L_m}{L_s}(\varphi_{qs} i_{dr} - \varphi_{ds} i_{qr}) \tag{1.32}$$

A partir des équations (1.20) - (1.27) et prennent les flux comme des grandeurs d'état, le modèle de générateur est représenté dans l'espace d'état par l'expression suivante :

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix}\varphi_{ds}\\ \varphi_{qs}\\ \varphi_{dr}\\ \varphi_{qr}\end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_s}{\sigma L_s} & \omega_s & \frac{R_s L_m}{\sigma L_s L_r} & 0 \\ -\omega_s & -\frac{R_s}{\sigma L_s} & 0 & \frac{R_s L_m}{\sigma L_s L_r} \\ \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r} & 0 & -\frac{R_r}{\sigma L_r} & \omega_r \\ 0 & \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r} & -\omega_r & -\frac{R_r}{\sigma L_r} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix}\varphi_{ds}\\ \varphi_{qs}\\ \varphi_{dr}\\ \varphi_{qr}\end{bmatrix} + \begin{bmatrix} v_{ds}\\ v_{qs}\\ v_{dr}\\ v_{qr}\end{bmatrix} \tag{1.33}$$

Dans la relation entre la fréquence angulaire du stator et la fréquence angulaire du rotor est :

$$\omega_r + \omega_m = \omega_s \tag{1.34}$$

avec ω_m est la fréquence angulaire électrique du générateur.

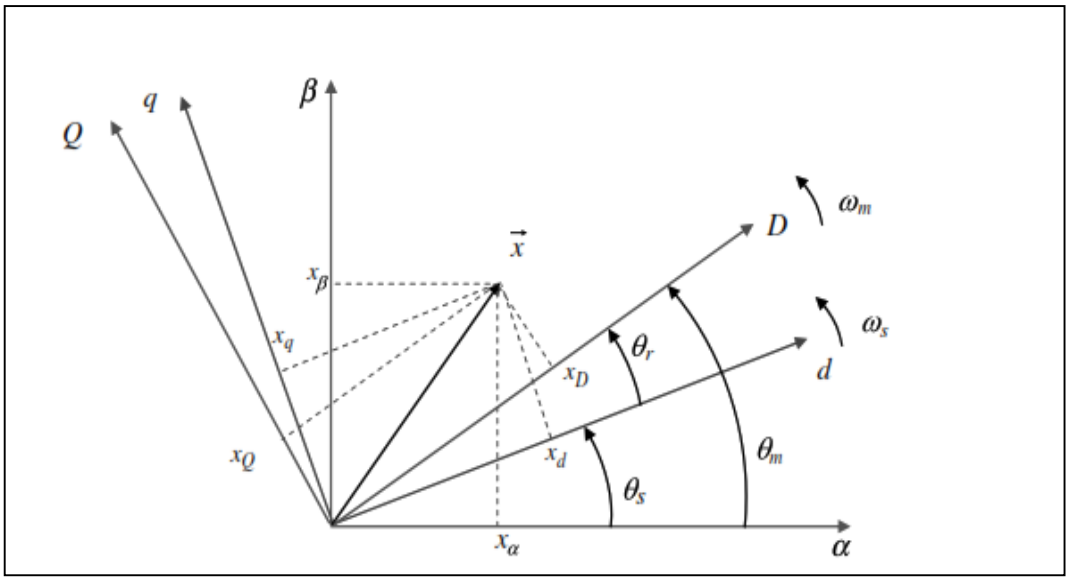

Figure 1.17 Représentation vectorielle de l'espace dans différents cadres de référence

Si, au lieu des flux, les courants sont choisis comme grandeurs d'états, le modèle équivalent est le suivant :

$$\frac{d}{dt}\begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{-R_s L_r}{\sigma L_s L_r} & \frac{\sigma L_m^2}{\sigma L_s L_r} + \omega_s & \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r} & \frac{\omega_m L_m}{\sigma L_s} \\ -\frac{\omega_m L_m^2}{\sigma L_s L_r} - \omega_s & -\frac{R_s}{\sigma L_s} & -\frac{\omega_m L_m}{\sigma L_s} & \frac{R_r L_m}{\sigma L_s L_r} \\ \frac{R_s L_m}{\sigma L_s L_r} & \frac{\omega_m L_m}{\sigma L_r} & -\frac{R_r}{\sigma L_r} & -\frac{\omega_m}{\sigma} + \omega_s \\ \omega_m L_m L_s & R_s L_m & \frac{\omega_m}{\sigma} - \omega_s & -\frac{R_r}{\sigma L_r} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} i_{ds} \\ i_{qs} \\ i_{dr} \\ i_{qr} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & -\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_s} & 0 & -\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} \\ -\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} & 0 & \frac{1}{\sigma L_r} & 0 \\ 0 & -\frac{L_m}{\sigma L_s L_r} & 0 & \frac{1}{\sigma L_r} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} v_{ds} \\ v_{qs} \\ v_{dr} \\ v_{qr} \end{bmatrix} \quad (1.35)$$

3.3. Défauts dans un système éolien

La conception compliquée des éoliennes rend très difficile et même dangereux l'accès aux turbines. Il est donc crucial de concevoir un système de diagnostic automatisé afin de détecter et d'isoler les défauts. Pour évaluer les performances de la méthode de diagnostic conçue et de comparer ses performances avec d'autres méthodes de la littérature, une référence représentant les différentes composantes d'une éolienne à vitesse variable est utilisée. Cette référence permet de générer plusieurs scénarios de conditions de fonctionnement normales et défaillantes pour différents composants dans l'éolienne. Différents types de défauts sont considérés dans ce modèle de référence [50]. Le tableau 1.1 fournit une liste des défauts qui sont considérés dans ce modèle. Où on peut voir d'après ce tableau que ces défauts ont,

différents degrés de gravité et de vitesse de déviation (rapide, moyen, lent), certaines sont très graves et devraient entraîner, un arrêt rapide et sûr de l'éolienne et d'autres sont moins graves dans la mesure où le contrôleur peut être conçu pour prendre en charge ces défauts.

<table>
<tr><th>Catégorie de défaut</th><th colspan="2">Défaut</th><th>Type</th></tr>
<tr><td rowspan="3">Défauts Capteur</td><td colspan="2">Mesure de l'angle de calage</td><td>Valeur fixe / gain</td></tr>
<tr><td colspan="2">Mesure de la vitesse du rotor</td><td>Valeur fixe / gain</td></tr>
<tr><td colspan="2">Mesure de la vitesse du générateur</td><td>Valeur fixe / gain</td></tr>
<tr><td rowspan="4">Défauts actionneur</td><td rowspan="3">Actionner de calage</td><td>Haute teneur en air dans l'huile</td><td rowspan="3">Changement dans la dynamique du système</td></tr>
<tr><td>Fuite hydraulique</td></tr>
<tr><td>Usure de la pompe</td></tr>
<tr><td></td><td>Couple du générateur</td><td>Décalage</td></tr>
<tr><td>Défauts du système</td><td>Système d'entraînement</td><td>Usure normale</td><td>Changement dans la dynamique</td></tr>
</table>

Tableau 1-1 Défauts considérés dans le modèle éolien de référence.

De plus, il existe d'autres défauts qui peuvent affecter les systèmes éoliens dans lesquelles on peut, citer les défauts électriques au niveau du générateur et les défauts survenus pendant la connexion au réseau électrique [51].

3.4. Défis liés à la conception d'un système FDI pour l'éolienne

Les éoliennes fonctionnent généralement dans des environnements sévères et éloignés et nécessitent un entretien régulier. En outre, la hauteur de la tour et la taille du rotor deviennent plus grandes pour capturer plus d'énergie. Cela rend la maintenance plus difficile et la turbine plus sensible et plus vulnérable à la vitesse du vent. Par conséquent, il est essentiel de réduire les coûts liés aux opérations de maintenance et d'entretien afin d'accroître la compétitivité de cette source d'énergie propre selon les sources traditionnelles. En effet, les coûts d'exploitation et d'entretien peuvent atteindre 25 à 30% du coût de la production d'énergie.

L'une des principales sources de coûts d'exploitation et d'entretien est la maintenance non planifiée due à des défaillances inattendues. Cela peut être coûteux non seulement pour le support de maintenance, mais aussi pour l'énergie produite. Par conséquent, un système automatisé de surveillance peut réduire les coûts d'exploitation et de maintenance ainsi que la perte de temps de production et assurer la sécurité et la sûreté des éoliennes en détectant et en isolant les défauts avant de devenir coûteux, critique ou catastrophique.

L'objectif de la stratégie de diagnostic de défaut est d'aider à l'obtention d'un meilleur fonctionnement de l'éolienne afin de maximiser la génération de l'électricité avec un coût minimal tout en respectant les conditions de sécurité. Toutefois, plusieurs difficultés et défis sont rencontrés par le concepteur du système FDI dont :

- La structure complexe de l'éolienne.
- La non-linéarité, l'instabilité et la complexité de l'aérodynamique de l'éolienne.
- Le vent, cette ressource abondante est nécessaire pour le fonctionnement de l'éolienne puisque c'est la force d'entraînement de cette machine. Cependant, sa nature aléatoire et turbulente nous amène à le considérer aussi comme une perturbation.
- Les bruits de mesures et les perturbations.

4. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté, un bref rappel sur le concept et la terminologie propre au diagnostic de défauts. Les méthodes de diagnostic sans modèle et les méthodes à base de modèle ainsi que les différentes natures de défauts ont été déployées. Ainsi, nous avons présenté l'état d'art des systèmes éoliens. Notamment, une éolienne horizontale à vitesse variable a été présenté en détail. Où la modélisation de différents composants de l'éolienne est bien décrite y compris la stratégie de contrôle par rapport aux différentes zones de fonctionnement. Par la suite, dans le but d'en déduire les défauts à prendre prioritairement en compte dans un contexte de maintenance prédictive, nous avons présenté brièvement les différentes défaillances des systèmes éoliens, en mettant l'accent sur l'analyse de déférents types de défauts les plus fréquents dans ces systèmes.

Pour éviter qu'un tel arrêt soit causé par des défaillances d'ordre mécanique ou électrique, il est important de diagnostiquer ces défauts d'une manière précoce. En conséquence, dans la suite de la thèse, nous allons présenter les différentes méthodes proposées pour réaliser un système de diagnostic robuste est efficace.

Chapitre 2:
Diagnostic de défauts dans les systèmes éoliens à base des algorithmes d'apprentissage automatique

1. Introduction

Les méthodes à base de données attirent de plus en plus une attention considérable dans le domaine industriel. Ces méthodes se basent sur le fait qu'en absence d'un modèle mathématique du système à diagnostiquer, seules les opérations statistiques ou mathématiques basées sur la quantité de données (entrées/sorties) disponibles sur le système sont appliquées. Dans ce cadre, vu le développement spectaculaire de la technologie informatique, les technologies de l'intelligence artificielle ont reçu une attention considérable pour le diagnostic de défauts. Parmi les méthodes développées au diagnostic guidé par les données, certaines techniques d'apprentissage supervisé sont proposées pour gérer la tâche FDI pour les systèmes éoliens. L'objectif de ces méthodes est de détecter les caractéristiques des défauts cachées dans le jeu de données, par exemple la méthode basée sur les machines à vecteurs de support [55], et la méthode basée sur les réseaux de neurones artificiels (ANN) [56] qui ont été appliqués à la classification de défauts. Cependant, Ces méthodes rencontrent plusieurs problèmes. L'algorithme SVM est sensible aux valeurs aberrantes ou bruitées dans les échantillons d'entraînement et considère tous les échantillons d'entraînement uniformément. L'algorithme ANN peut présenter des lacunes, comme un ajustement excessif et une rechute facile dans les extrêmes locaux.

Dans ce chapitre, pour surmonter ces problèmes, de nouvelles approches basées sur les données entrées/sorties du système éolienne sont présentées afin de réaliser un système FDI efficace pour des défauts simples et multiples affectent ce système.

Dans la première méthode proposée dans ce chapitre, un classifieur à base d'un réseau de neurones amélioré par l'approche bayésienne est employé pour détecter et isoler les différents défauts qui découlent du sous-système mécanique. Ensuite, dans la deuxième méthode, un autre classifieur à base de machine d'apprentissage extrême (ELM) est proposé

pour détecter les défauts dans le système éolien. Enfin, une méthode FDI à base d'apprentissage profonde combinant à la fois des auto-encodeurs et la machine d'apprentissage extrême est proposée. Cette méthode est utilisée pour détecter est isoler les défauts électriques au niveau de la génératrice.

2. Détection et isolation de défauts à base des réseaux de neurones artificiels régularisés

Cette section propose un schéma intelligent basé sur des classificateurs de réseaux neuronaux régularisés par l'approche bayésien pour la détection et l'isolation de défauts (FDI) dans une éolienne à vitesse variable. L'idée principale est l'utilisation d'un certain nombre de classificateurs ANN qui sont régularisés sur la base de la théorie de Bayes (BNN) pour résoudre les problèmes d'apprentissage du réseau de neurones et intégrer une vitesse de convergence plus élevée.

2.1. Classifieur à base des réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Ils sont conçus pour reproduire certaines caractéristiques des mémoires biologiques par le fait qu'ils sont :

- Capables d'apprendre.
- Capables de mémoriser l'information dans les connexions entre les neurones.
- Capables de traiter les informations incomplètes.

L'élément de traitement fondamental d'un réseau neuronal est un neurone, dont chaque processeur élémentaire 'neurone artificiel' calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit.

Un neurone est entièrement constitué d'un intégrateur Σ et d'une fonction d'activation f. La sortie Z de l'intégrateur correspond à la somme des N entrées $\{x_i\}_{1,\dots,N}$ pondérés par les n coefficients synaptiques $\{w_{1,i}\}_{1,\dots n}$ du neurone moins son biais *b*.

$$Z = \sum_{N=1}^{n} w_{1,i}\, x_{\ i} - b = (w_{1,1}x_1 + ... + w_{1,\ }\ x_N) - b \tag{2.1}$$

En général, le biais *b* et le résultat Z de l'intégrateur sont nommés respectivement le seuil et le niveau d'activation du neurone.

La sortie S du neurone est produite par la fonction d'activation *f* appliquée à la sortie Z de l'intégrateur comme formulé par l'équation (2.2), avec $W = \left[w_{1,i}, ..., w_{1,n} \right]^T$ et $\boldsymbol{x} = \left[x_1, ..., x_N \right]^T$ sont respectivement les vecteurs de poids et d'entrées du neurone.

$$S = f(Z) = f(W^T \boldsymbol{x} - b) \tag{2.2}$$

La plupart des neurones utilisent des fonctions d'activation non linéaire telles que la sigmoïde généralisée et la tangente hyperbolique exprimées respectivement par

$$f(x) = \frac{1}{1 + \exp(-(w \cdot \boldsymbol{x} + b))} \tag{2.3}$$

$$f(\boldsymbol{x}) = \frac{1 - \exp(-(w \cdot \boldsymbol{x} + b))}{1 + \exp(-(w \cdot \boldsymbol{x} + b))} \tag{2.4}$$

En effet, la sigmoïde est une fonction non polynomiale et continûment dérivable ce qui la rend intéressante comme une fonction d'activation pour un apprentissage par rétropropagation du gradient. Pour des problèmes de classification, la recherche bibliographique suggère l'adoption d'un classifieur a plusieurs couches, surtout dans les cas de classes non-linéairement séparables, avec un apprentissage par l'algorithme de rétropropagation du gradient et qui seront détaillés dans la partie suivante.

2.1.1. Description d'un classifieur ANN

Un classifieur ANN est un assemblage de neurones disposés dans plusieurs couches de tel sort que pour chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante. Comme illustré dans la figure 2.1, les neurones d'une même couche ne sont pas de connectés entre eux et toutes les connexions sont unidirectionnelles de la gauche vers la droite, autrement dit de l'entrée vers la sortie.

En général, un classifieur ANN est composé d'une couche d'entrée $\{x_1,...,x_N\}$, une couche cachée de M neurones et une couche de sortie $\{S_1,...,S_r\}$. Dans un problème de classification, les nombres des entrées *N* et des sorties r sont en général fixés en fonction des dimensions des ensembles d'indicateurs et de classes considérés respectivement.

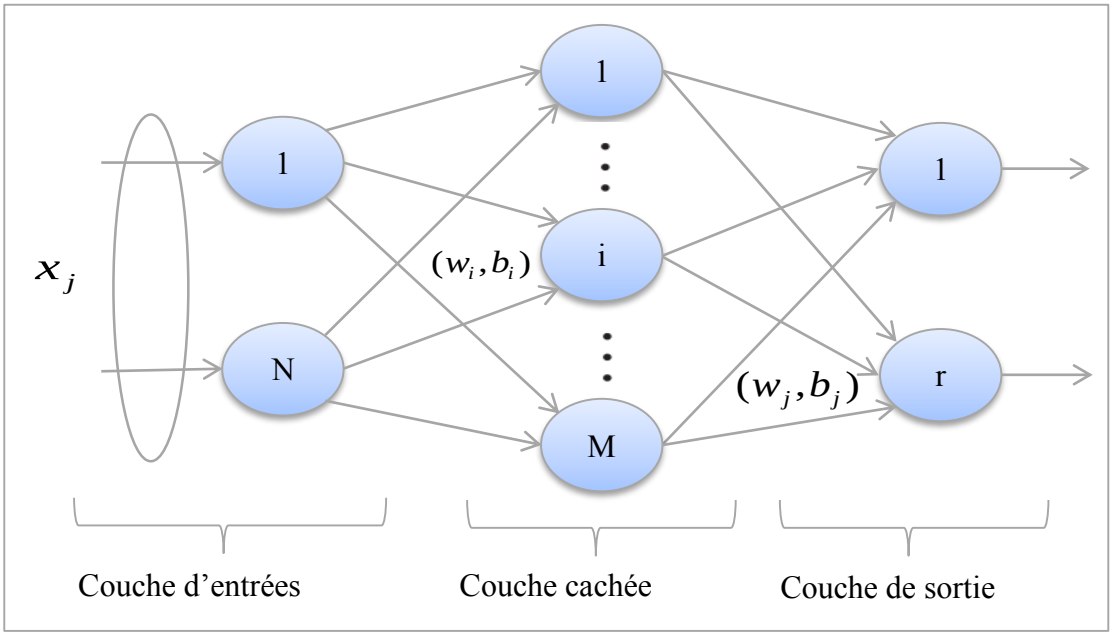

Figure 2.1 Architecture du Classifieur (ANN)

Notons que pour un ANN, les fonctions d'activation doivent toujours être non-linéaires sur ses couches cachées mais peuvent être linéaires ou non-linéaires sur sa couche de sortie selon le type d'application.

2.1.2. Apprentissage par l'algorithme de rétropropagation du gradient (BP)

L'application d'un algorithme d'apprentissage est une étape primordiale pour adapter les paramètres. Soient $w_{j,m}^i$ et b_j^i les poids synaptiques et les biais du réseau neuronal, l'ajustement supervisé de ces paramètres se fait directement en minimisant une fonction d'erreur, qui est la différence entre la sortie cible et la sortie générée par le réseau. Les fonctions d'erreurs quadratiques partielles e_l et globale e pour une donnée d'entrée l du classifieur sont définies respectivement par :

$$\begin{cases} e_l = \frac{1}{2}\left(\sum_{k=1}^{r} (y_k^l - S_k^l)^2 \right) \\ e = \sum_l e_l \end{cases} \tag{2.5}$$

Où y_k^l et S_k^l sont respectivement la sortie désirée et calculée par le réseau de neurone.

L'approche la plus simple pour minimiser l'erreur globale du réseau est la méthode de la descente du gradient. En utilisent cette méthode, les valeurs des coefficients $w_{j,m}^i$ et des biais b_j^i sont modifiées à chaque itération *t* selon les expressions suivantes.

$$\Delta w_{j,m}^i(t) = -\eta \frac{\partial e}{\partial w_{j,m}^i} = -\eta \sum_l \frac{\partial e_l}{\partial w_{j,m}^i} \tag{2.6}$$

$$\Delta b_j^i(t) = -\eta \frac{\partial e}{\partial b_j^i} = -\eta \sum_l \frac{\partial e_l}{\partial b_j^i} \tag{2.7}$$

Où η représente le taux d'apprentissage. Malgré sa simplicité, cette approche est peu employée en pratique à cause de ses nombreux inconvénients tels que : sa faible vitesse de convergence, son comportement zigzag et la présence des minimas locaux dans la fonction d'erreur. Pour alléger ces limitations, la méthode bayésienne offre une solution convenable du fait que la régularisation bayésienne permit non seulement d'améliorer la vitesse de convergence, mais aussi d'obtenir de meilleurs résultats.

2.1.3. Approche bayésienne

Le théorème de Bayes est la base de l'approche bayésienne. Dans cette section, nous utilisons P (·) pour désigner une probabilité.

Définition 1 : (Probabilité conditionnelle) Soit A et B deux événements, la probabilité conditionnelle de A conditionné à B est définie par :

$$P(A/B) = \frac{P(A,B)}{P(B)} \tag{2.8}$$

Où $P(A,B)$ est la probabilité conjointe que A et B se produisent. Cela conduit à $P(A,B) = P(A/B)P(B)$. Étant donné l'apparition de la preuve E selon une hypothèse H,

c'est-à-dire que $E \to H$, la probabilité que E et H se produisent peut-être exprimée comme suit :

$$P(H,E) = P(H)P(E/H) \tag{2.9}$$

$$P(H,E) = P(H)P(E/H) = P(E,H) = P(E)P(H/E) \tag{2.10}$$

à partir duquel on obtient le théorème de Bayes. Le théorème de Bayes constitue la base des distributions de probabilité entre les nœuds.

Théorème 1 (Théorème de Bayes [57])

Compte tenu de la survenue de la preuve E en fonction de l'hypothèse H, il existe une relation entre les probabilités tel que :

$$P(E/H) = \frac{P(E)P(H/E)}{P(H)} \tag{2.11}$$

D'un point de vue statistique, $P(E/H)$ désigne la probabilité conditionnelle de l'évidence E causée par l'hypothèse H. $P(H/E)$ est la croyance a posteriori en H face aux preuves E ; cela signifie la valeur de probabilité telle que, lorsque la preuve E est détectée, le degré de conviction que l'hypothèse H s'est réellement produite. $P(H)$ indique une croyance a priori dans l'hypothèse H. $P(E)$ est la probabilité antérieure de la preuve E.

2.2. Méthode FDI à base des classifieurs BNN

Le classificateur ANN souffre toujours d'un sur-ajustement, ce qui constitue un problème grave, car il peut facilement conduire à des prédictions qui vont bien au-delà de la plage des données de formation. Pour éviter ce problème, la régularisation bayésienne est utilisée pour ajuster les paramètres du modèle et assurer un certain niveau de performance stable. La structure de base du classificateur BNN utilisé comprend trois couches principales ; la couche d'entrée composée de N variables indépendantes, une couche cachée composée de M neurones dont laquelle chaque neurone mappant les valeurs de la couche d'entrée avec une sommation linéaire pondérée par une fonction d'activation non linéaire donnée par :

$$f_i(x_j) = \frac{1}{1+\exp-(w_i x_j + b_i)} \tag{2.12}$$

La troisième couche dans cette architecture est la couche de sortie, qui reçoit les valeurs de la couche cachée et les transforme en valeurs de sortie correspondant aux classes.

$$y_k = \sum_{j=1}^{M} w_{ik}\ f_i(x_j) \tag{2.13}$$

La régularisation bayésienne pour les classifieurs ANN est une combinaison linéaire de la méthode bayésienne et des classifieurs ANN permettent d'extraire les paramètres de régularisation optimaux. L'idée principale de cette méthode, consiste à imposer certaines distributions préalables aux paramètres du modèle. Pour se faire un terme supplémentaire E_w, est ajouté à la fonction de coût classique de rétropropagation, afin de pénaliser les poids lourds en anticipant une meilleure généralisation et une mise en correspondance plus flexible. Par conséquent, la technique d'optimisation par gradient est ensuite appliquée pour minimiser la nouvelle fonction objective donnée par :

$$F(w) = \alpha\, E_d(w) + \delta\, E_w(w) \tag{2.14}$$

Où $E_w(w) = \sum_{j}^{n} w_j^2$, $E_d(w) = \sum_{i=1}^{N} \{(y_i - f(x_i)\}^2$.

avec *n* est le nombre total de pondérations du réseau, $E_d(w)$ est la somme de l'erreur quadratique de la sortie réseau prédite et réelle et $E_w(w)$ étant l'erreur des poids. En supposant que les distributions de poids et de probabilité des données soient gaussiennes, les densités de probabilité peuvent être écrites sous la forme :

$$\begin{cases} P(D/w,\delta,M) = \dfrac{\exp(-\delta E_d)}{Z_d(\delta)} \\ P(w/D,\alpha,\delta,M) = \dfrac{\exp(-\alpha E_w)}{Z_w(\alpha)} \end{cases} \tag{2.15}$$

Où D correspond au jeu de données, M désigne le modèle du réseau et w sont les pondérations du réseau. Les paramètres α et δ déterminent combien l'erreur de pondération est impliquée dans la fonction objective. Les valeurs optimales de α et δ peuvent être déduites en utilisant les relations suivantes :

$$\alpha = \frac{\gamma}{2E_w}, \qquad \delta = \frac{N-\gamma}{2E_d} \tag{2.16}$$

Où $\gamma = N - 2\alpha\, tr(G^{-1})$ est appelé le nombre effectif de paramètres et G est la matrice Hessien de la fonction objective [58].

La méthode FDI à base du classifieur ANN régularisé par l'approche bayésien (BNN) est illustré dans la figure 2.2. L'objectif principal est de générer *m* signaux résidus linéairement indépendants à l'aide de *m* classifieurs. Le nombre de classifieurs à utiliser *m* correspond au nombre de défauts analysés [59].

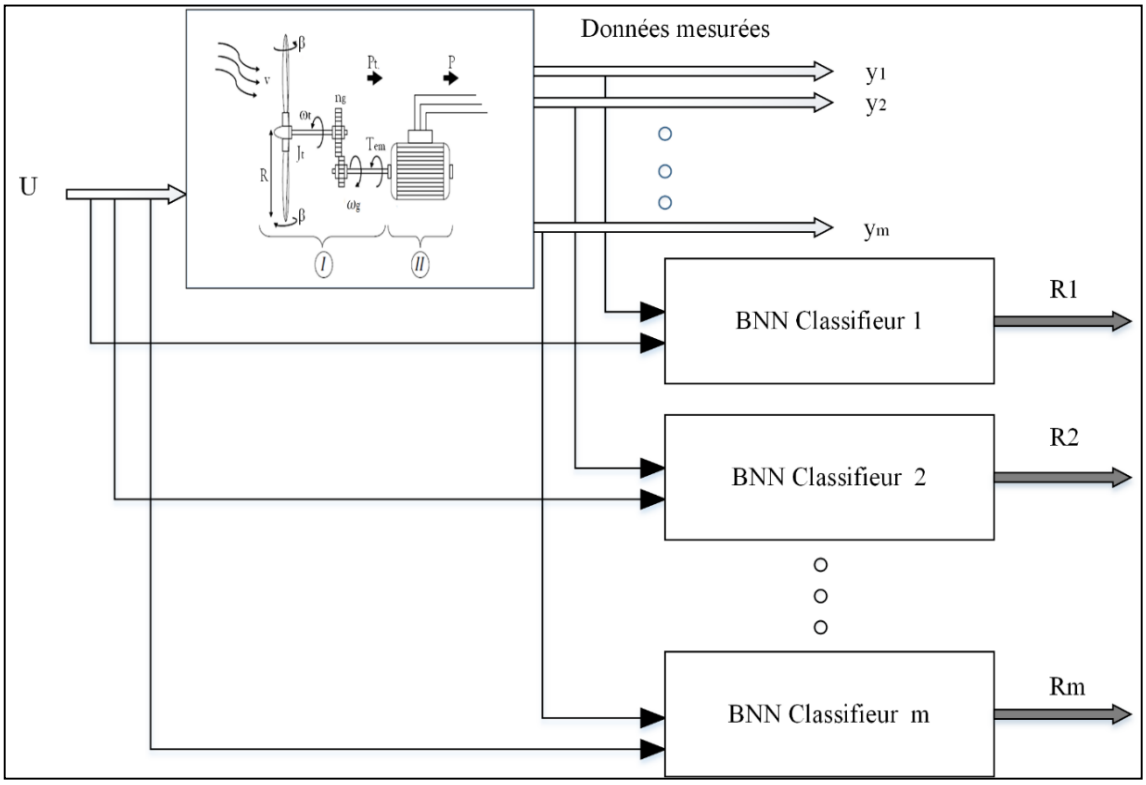

Figure 2.2 Schéma de détection et isolation de défauts à base des classifieurs BNN

La méthode proposée est évaluée en deux parties, une phase d'apprentissage et une phase de validation. Ensuite, à l'aide des scénarios avec et sans défauts envisagés, les signaux mesurés dans les deux cas du fonctionnement normal et avec défauts sont utilisé pour extraire le vecteur de caractéristique utilisé pour apprendre les classifieurs proposés pour les différents types de défauts. L'idée clé dans l'apprentissage d'un nouveau modèle pour la détection de défaut par BNN est la définition du vecteur *x* à utiliser pour la classification. Ce vecteur doit inclure l'information la plus pertinente du comportement du système relative à un défaut

donné. Une fois les vecteurs d'apprentissage définis pour chaque défaut, et à chaque échantillon est attribué une étiquette $z = 1$ ou $z = 0$ (c.à.d. avec ou sans défaut). Les scénarios de défauts sont simulés pour chaque type de défauts.

2.3. Résultats de simulation

Pour évaluer les performances de la méthode proposée, est une éolienne à vitesse variable est considérée. Le modèle de cette éolienne est composé de deux sous-systèmes, une turbine à une masse et un générateur d'induction à double alimentation (DFIG). Les équations mathématiques gouvernant les deux sous-systèmes sont exprimées par :

$$\dot{\omega}_g = \frac{1}{n_g J_t}\tau_a - \frac{K_t}{n_g}\omega_g - \frac{1}{n_g}T_{em} \tag{2.17}$$

$$\begin{bmatrix} \dot{I}_{dr} \\ \dot{I}_{qr} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -\frac{R_r}{\sigma L_r} I_{dr} + s\omega_s I_{qr} \\ -\frac{R_r}{\sigma L_r} I_{qr} - s\omega_s I_{dr} + s\frac{L_m V_s}{\sigma L_r L_s} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{\sigma L_r} & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sigma L_r} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_{dr} \\ V_{qr} \end{bmatrix} \tag{2.18}$$

Où, I_{dr}, V_{dr} et I_{qr}, V_{qr} sont les courants et tensions directs et en quadrature du rotor par rapport aux coordonnées en rotation synchrone, $s = (\omega_s - \omega_g)/\omega_s$ est le glissement du générateur. L'architecture de contrôle utilisé pour contrôler l'éolienne est constituée de deux boucles, dans lesquelles la structure en cascade est adoptée. La première boucle sert à réguler le courant rotorique et le couple électromagnétique [54]-[60]. La seconde boucle est utilisée pour le suivi de trajectoire de vitesse de référence [52]-[53].

Différents types de défauts capteurs et actionneurs sont utilisés pour vérifier les performances de la méthode proposé. Le tableau suivant présente en détails le scenario de défauts considérés.

N°	Défaut	Description	Temps (s)
1	Capteur	Vitesse de rotation du générateur ω_g multiplier par 1.1	130-150
2	Capteur	Le courant du rotor I_{qr} est fixé à 145	180-220
3	Actionneur	Décalage du couple du générateur de 1000 Nm	495-520

Tableau 2-1 Scenario de défauts considéré.

Il convient de mentionner que la simulation est effectuée sous une vitesse de vent variable avec une valeur moyenne de 7 m / s, et que le bruit et les perturbations changeront continument au cours de la simulation.

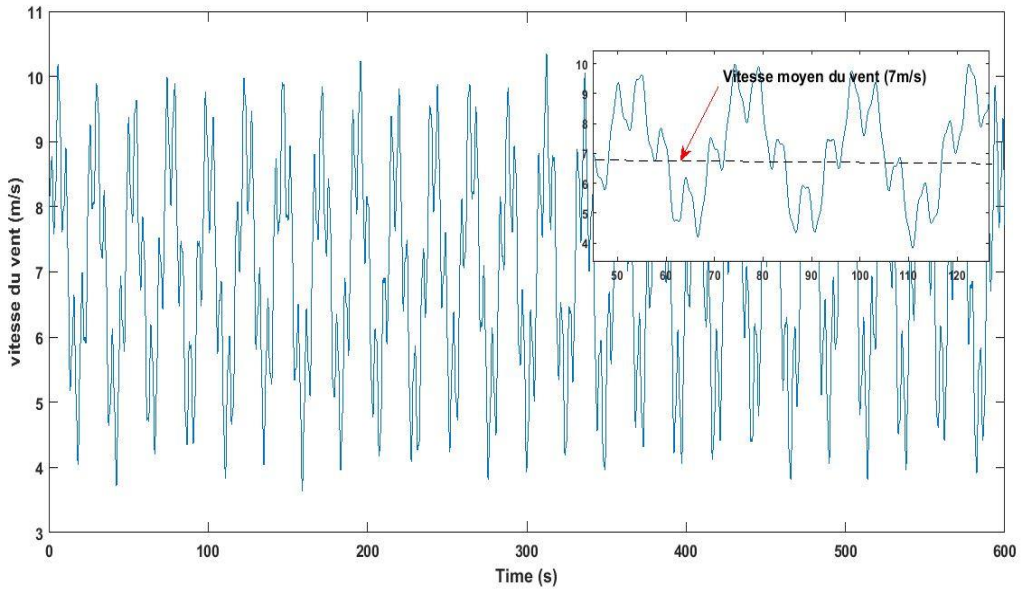

Figure 2.3 Profile du vent utilisé.

Pour les défauts capteurs et actionneur considérés, le vecteur de caractéristique suivant est utilisé pour la détection et l'isolation :

$$x = \begin{bmatrix} \left| x_{i,m1}(t_k) - x_{i,m2}(t_k) \right| \\ \left| x_{i,m1}(t_k) - x_{i,m1}(t_{k-1}) \right| \\ \left| x_{i,m2}(t_k) - x_{i,m2}(t_{k-1}) \right| \end{bmatrix} \tag{2.19}$$

avec $x_{i,m1}$ et $x_{i,m2}$ sont les valeurs mesurées par les capteurs 1 et 2 de variable ω_g, I_{qr} et T_{em}. t_k , t_{k-1} sont les instants du temps k et k-1 respectivement. Lorsque $\left| x_{i,mi}(t_k) - x_{i,mi}(t_k) \right| = 0$ ce terme est remplacé par une large valeur constante afin d'améliorer la distinction entre le défaut de type valeur fixe et le cas normal.

Par la suite, les figures suivantes illustrent les résultats de simulation pour les 3 types de défauts considères, où un schéma de détection basé sur le filtre de Kalman est utilisé pour comparaison.

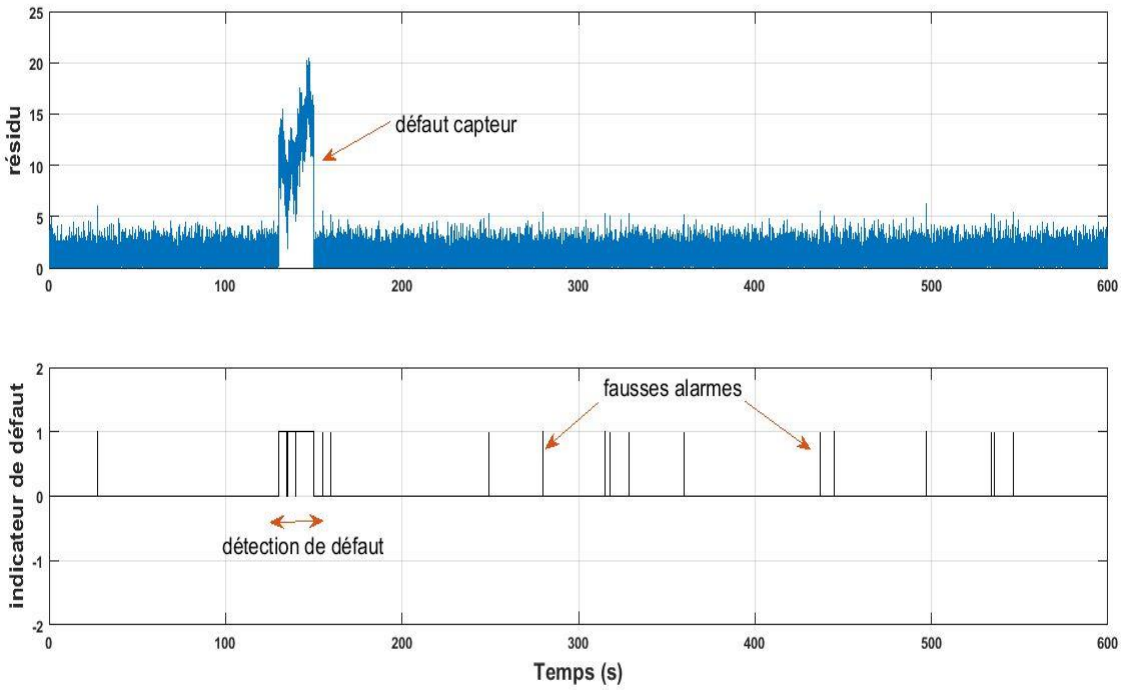

Figure 2.4 Détection du défaut capteur de la vitesse du générateur par l'approche de Kalman.

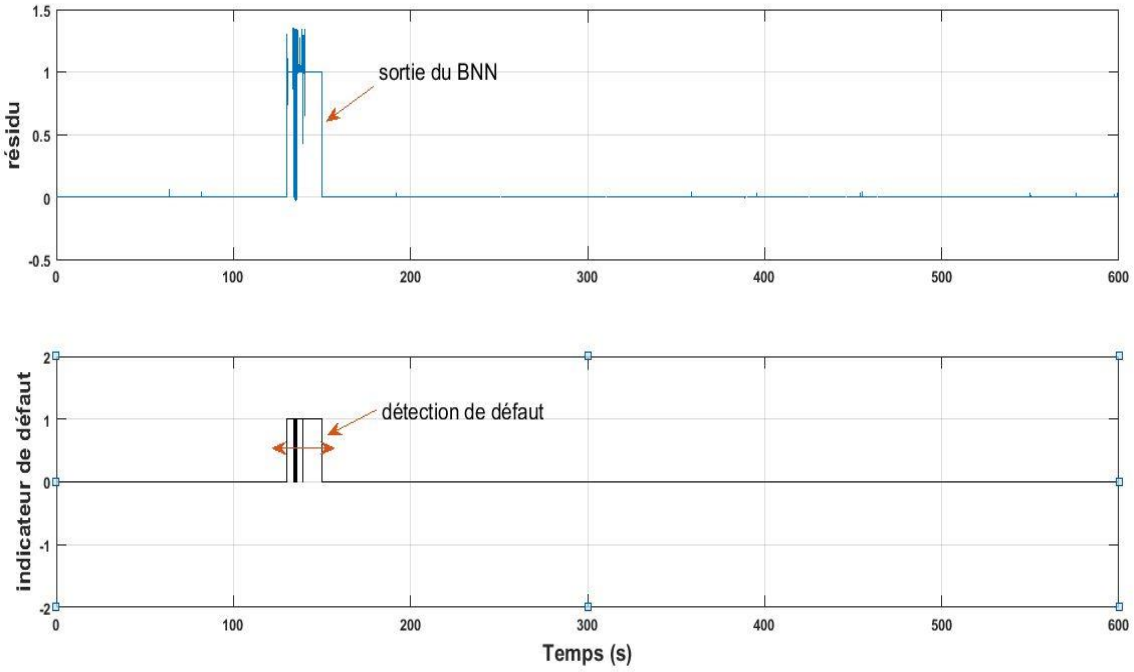

Figure 2.5 Détection du défaut capteur de la vitesse du générateur par l'approche BNN

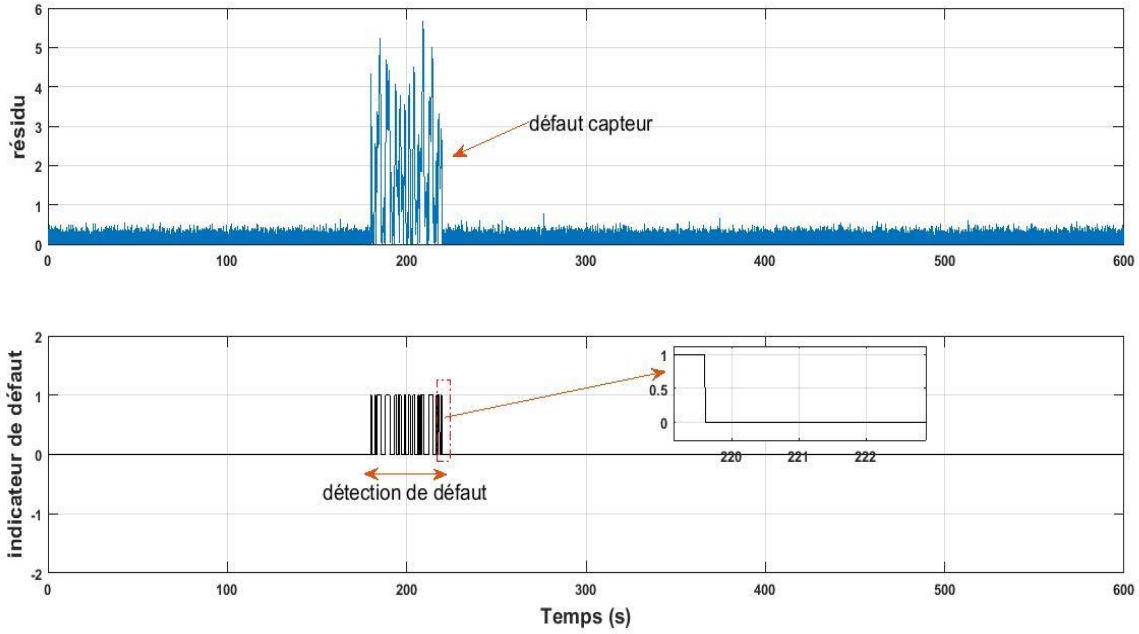

Figure 2.6 Détection du défaut capteur mesurant le courant de rotor par l'approche de Kalman

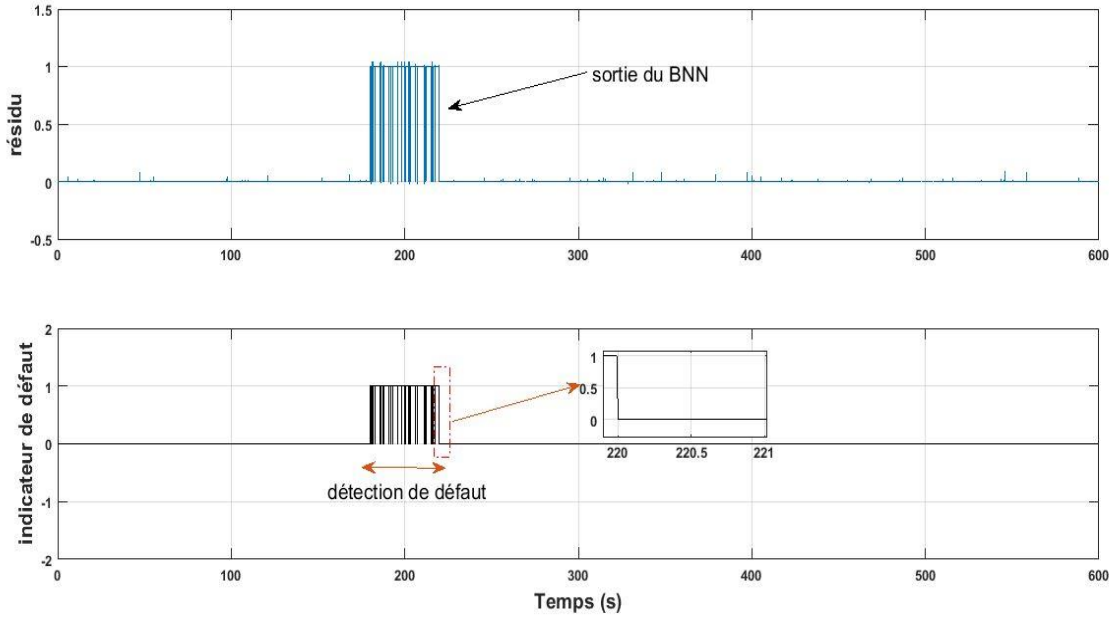

Figure 2.7 Détection du défaut capteur mesurant le courant de rotor par l'approche BNN.

Les résultats de la simulation concernant les défauts des capteurs (i.e. Figures : 2.4, 2.5, 2.6 et 2.7) indiquent que les deux types de défaillance considérés sont détecté par les deux approches, mais avec une performance meilleure par notre méthode. Cela apparaître clairement dans la figure 2.4 à travers le nombre important des fausses alarmes générées par l'approche de Kalman.

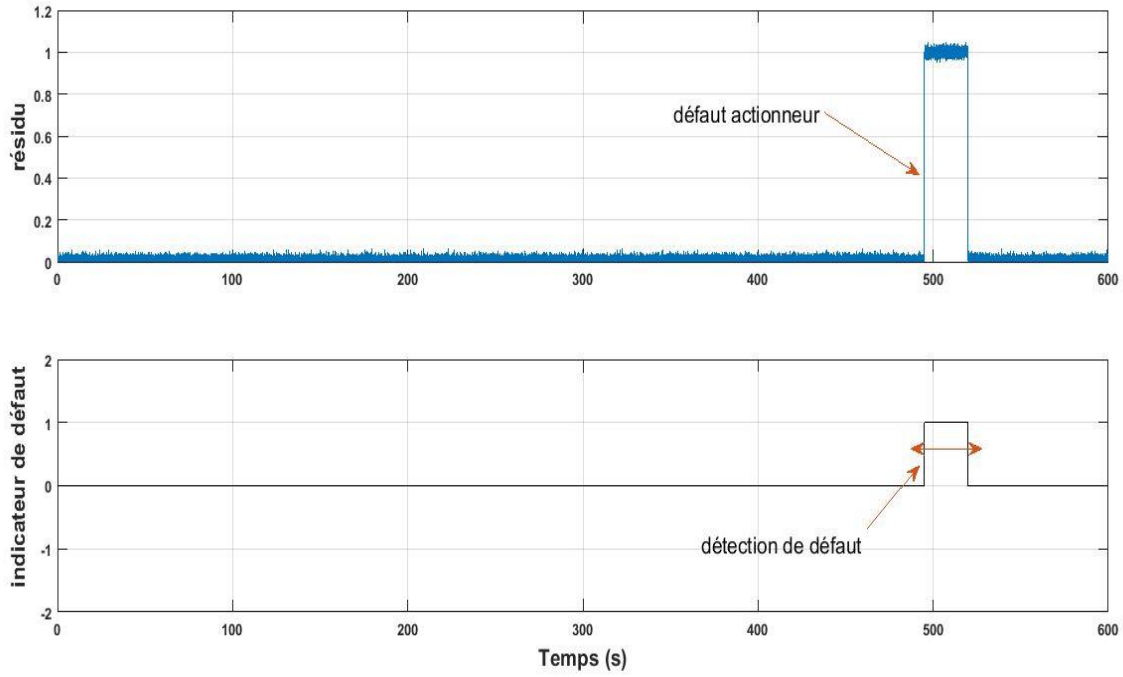

Figure 2.8 Détection du défaut actionneur par l'approche de Kalman

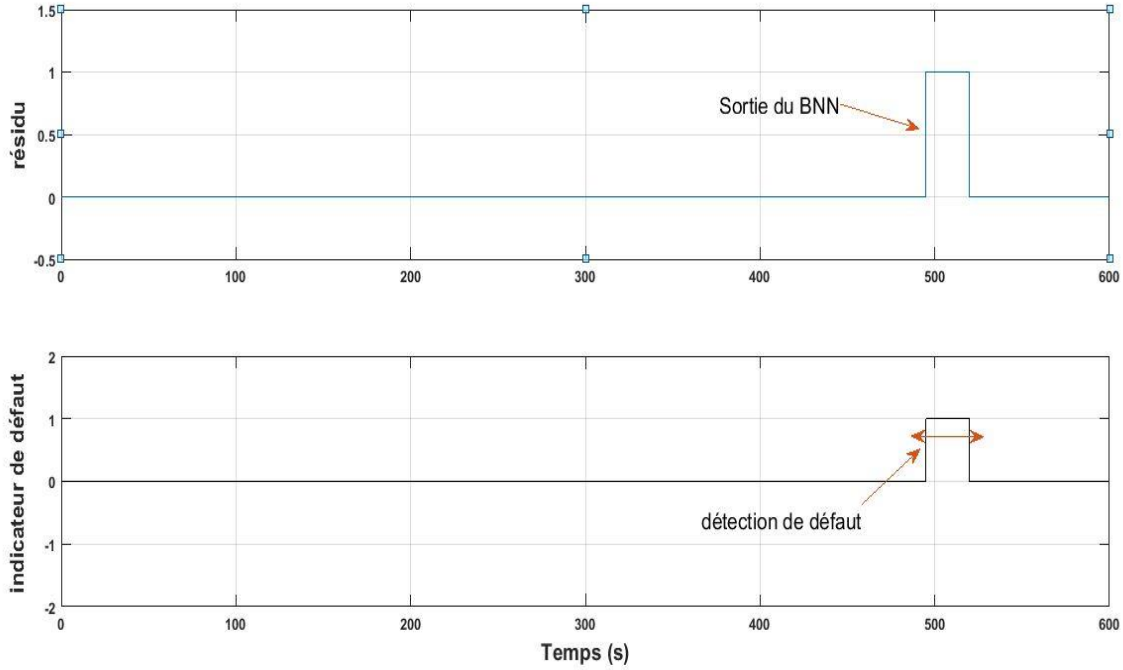

Figure 2.9 Détection du défaut actionneur par l'approche BNN

En ce qui concerne le décalage du couple électromagnétique, ce type de défaut est bien détecté par les deux méthodes.

3. Diagnostic de défauts à base de la machine à apprentissage extrême (ELM)

La machine à apprentissage extrême (Extrême Learning Machine (ELM)) a été proposée comme étant un algorithme d'apprentissage efficace pour les réseaux de neurones non bouclé d'une seule couche cachée (single-hidden layer feedforward neural network (SLFN)) [61]. Différemment à des approches basées sur les gradients, qui couramment affinent itérativement les paramètres du réseau, l'algorithme ELM augmente la vitesse d'apprentissage en générant au hasard des poids et des biais pour les nœuds cachés. Pour détecter les défauts apparaissent dans le système d'entraînement, un certain nombre de classifieurs ELM sont utilisés.

Par la suite, avant d'appliquer la méthode FDI basé sur l'algorithme d'apprentissage extrême, les définitions du pseudo-inverse et la solution de la norme minimale de moindres carrés d'un système linéaire général ainsi que l'algorithme d'apprentissage ELM sont présentés en premier.

3.1. Pseudo-inverse de Moore-Penrose

Définition 1 : Si les colonnes d'une matrice *A* sont linéairement indépendants, alors $A^T.A$ est inversible et nous obtenons le pseudo inverse par la formule suivante :

$$A^{\dagger} = (A^T \times A)^{-1} \times A^T \tag{2.20}$$

$A^{\dagger}$ est un inverse à gauche de A, ce qui signifie que : $A^{\dagger} \times A = I$.

Toutefois, si les lignes de la matrice sont linéairement indépendantes, on obtient le pseudo inverse par la formule :

$$A^{\dagger} = A^T \times (A \times A^T)^{-1} \tag{2.21}$$

$A^{\dagger}$ est un inverse à droite de A, donc $A \times A^{\dagger} = I$.

Si les deux les colonnes et les lignes de la matrice sont linéairement indépendantes, alors la matrice est inversible et le pseudo inverse est égal à l'inverse de la matrice.

3.2. Solution de la norme minimale des moindres carrés d'un système

Pour un système linéaire $Ax = y$, on dit que $\hat{x}$ est une solution au sens des moindres carrés si seulement si : $\|A\hat{x} - y\| = \min_x \|Ax - y\|$.

Définition 2 : $x_0 \in R^n$ est dit solution de norme minimal des moindres carrés du système linéaire $Ax = y$ si pour tout $y \in R^m$ on a :

$$\|x_0\| \leq \|x\|, \forall x \in \left\{x : \|Ax - y\| \leq \|Az - y\|, \forall z \in R^n\right\} \tag{2.22}$$

Cela signifie qu'une solution x_0 est considérée comme une solution de norme minimale des moindres carrés d'un système linéaire $Ax = y$ si elle a la plus petite norme parmi toutes les solutions des moindres carrés.

Théorème 1 :

Soit une matrice G de telle sorte que $G \times y$ est une solution de norme minimale des moindres carrés d'un système linéaire $Ax = y$. Alors, il est nécessaire et suffisant que $G = A^{\dagger}$, Pseudo-inverse de la matrice A.

3.3. La méthode ELM.

La machine d'apprentissage extrême a été proposée par Huang [62]. L'idée principale de l'approche ELM (Figure 2.10) est que le modèle ne comporte qu'une seule couche cachée et que les paramètres des nœuds de cette couche (w_j, b_j) sont attribués de manière aléatoire. Les poids de sortie β_j sont déterminés analytiquement en utilisant un inverse généralisé de Moore – Penrose.

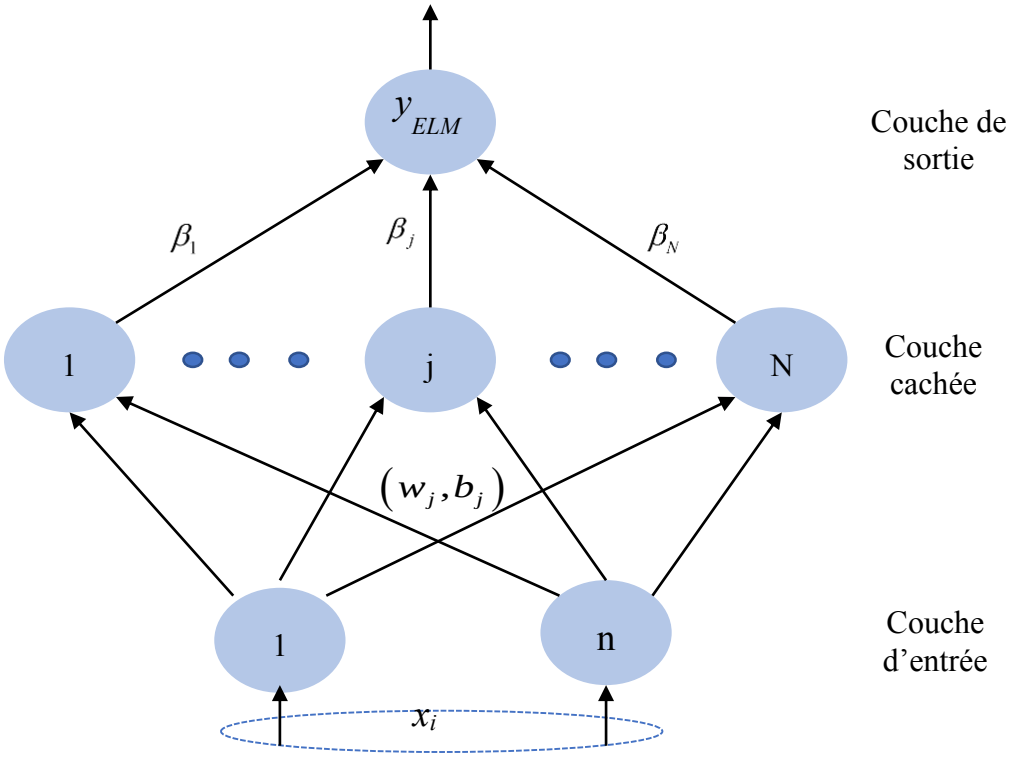

Figure 2.10 Architecture du réseaux ELM

Considérons un réseau de neurones non bouclé à une couche caché (SLFN) avec *N* neurones dans la couche caché et une fonction d'activation $f(x)$. Pour *M* exemples distincts (x_i, t_i) où $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{in}]^T \in R^n$ est l'entrée du réseau et $t_i = [t_{i1}, ..., t_{im}]^T \in R^m$ est la cible désirée. La sortie du réseau ELM peut être mathématiquement représentée par :

$$y_{ELM} = f_N(x_i) = \sum_{j=1}^{N} \beta_j f(x_i; w_j, b_j) \qquad i = 1, ..., M \tag{2.23}$$

Où $f(x_i; w_j, b_j)$ (avec les paramètres de nœud cachés (w_j, b_j)) est une fonction non linéaire continue. Le tableau suivant présent quelque fonction d'activation les plus utilisées.

En général, ELM apprendre une SLFN en deux étapes principales : (1) mappage aléatoire des caractéristiques et (2) résolution des paramètres linéaires. Dans la première étape, ELM initialise de manière aléatoire la couche cachée pour mapper les données d'entrée dans un espace de fonctions (appelé espace de fonctions ELM) par certaines fonctions de mappage non linéaires (Tableau 2-2).

Fonction sigmoïde	$G(x,w,b)=\dfrac{1}{1+\exp(-(wx+b))}$
Fonction tangente hyperbolique	$G(x,w,b)=\dfrac{1-\exp(-(wx+b))}{1+\exp(-(wx+b))}$
Fonction gaussienne	$G(x,w,b)=\exp\left(-b\left\|x-w\right\|\right)$
Fonction multi-quadrique	$G(x,w,b)=\left(\left\|x-w\right\|+b^2\right)^{1/2}$
Fonction échelon	$G(x,w,b)=\begin{cases}1, & si\ a.x+b\le 0\\ 0, & si\ non\end{cases}$
Fonction cosinus	$G(x,w,b)=\cos(a\,x+b)$

Tableau 2-2 Fonctions d'activation les plus utilisées dans ELM [62].

Dans la deuxième étape de l'apprentissage ELM, les poids reliant la couche cachée et la couche de sortie, notés β , sont résolus en minimisant l'erreur d'approximation :

$$\min_{\beta}\left\|\mathbf{H}\boldsymbol{\beta}-\boldsymbol{T}\right\| \tag{2.24}$$

avec $\mathbf{H}=\begin{bmatrix} f(w_1x_1+b_1) & \cdots & f(w_Nx_1+b_N)\\ \vdots & \cdots & \vdots \\ f(w_1x_M+b_1) & \cdots & f(w_Nx_M+b_N)\end{bmatrix}_{M\times N}$, $\boldsymbol{\beta}=\begin{bmatrix}\beta_1^T\\ \vdots\\ \beta_N^T\end{bmatrix}_{N\times m}$ et $\mathbf{T}=\begin{bmatrix}t_1^T\\ \vdots\\ t_M^t\end{bmatrix}_{M\times m}$

Où **H** est la matrice de sortie de la couche cachée, $\boldsymbol{\beta}$ est la matrice des poids de sortie et $\mathbf{T}$ est la matrice cible (sortie souhaité).

3.4. Méthode FDI à base d'ELM

De manière similaire que dans la section précédente, l'idée de base est d'utiliser un certain nombre de classificateurs ELM pour traiter les n types de défauts affectant l'éolienne. Sachant que les poids d'entrée dans cette architecture sont pris d'une manière aléatoire. Une fois ces poids sont fixés au départ, la matrice de sortie de la couche cachée **H** peut en réalité rester inchangée. Alors, seuls les poids de sortie sont à calculer dans la phase d'apprentissage afin d'apprendre les modèles de détection de chaque type défauts [63].

Le vecteur des caractéristiques à base de la redondance matérielle (équation (2.19)) est utilisé dans l'apprentissage des modèles ELM. Le nouveau scénario de défauts envisagé pour la validation est donné comme suit :

- Défaut capteur 2 : ***Types valeur fixe*** dans la mesure de la vitesse de rotation du rotor dans une période de 10s entre [20s et 30s] : $\omega_{r,m2} = 2.2$.
- Défaut capteur 1 : ***Types gains*** dans la mesure de la vitesse de rotation du rotor dans un intervalle de temps entre [30s et 40s] : $\omega_{r,m1} = 1.1 \times \omega_r$.
- Défaut actionneur : un décalage dans le couple électromagnétique du générateur de 800 Nm dans un intervalle de temps entre [40s et 50s] : $T_{em} = T_{em} + 800\,Nm$.

3.5. Résultats de simulation

Les figures suivantes montrent la détection des défauts considérés avec la méthode ELM, dont le nombre des neurones de la couche cachée utilisé durant la simulation est de $N = 20$.

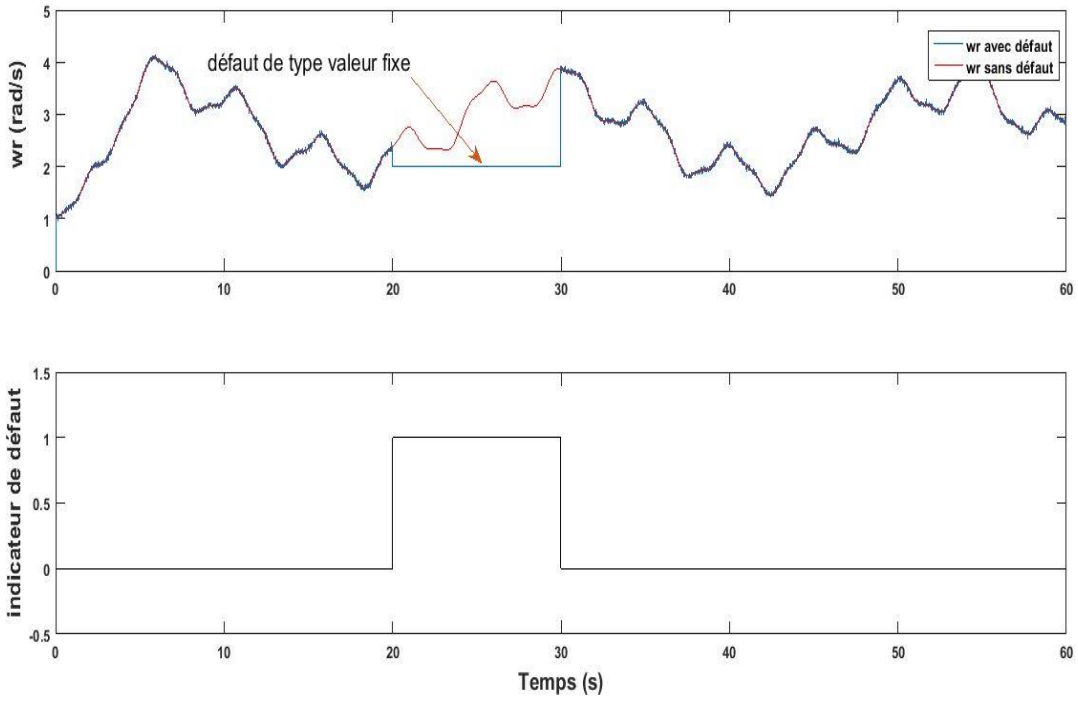

Figure 2.11 Détection du défaut capteur de type valeur fixe de la vitesse de rotation du rotor par l'approche ELM

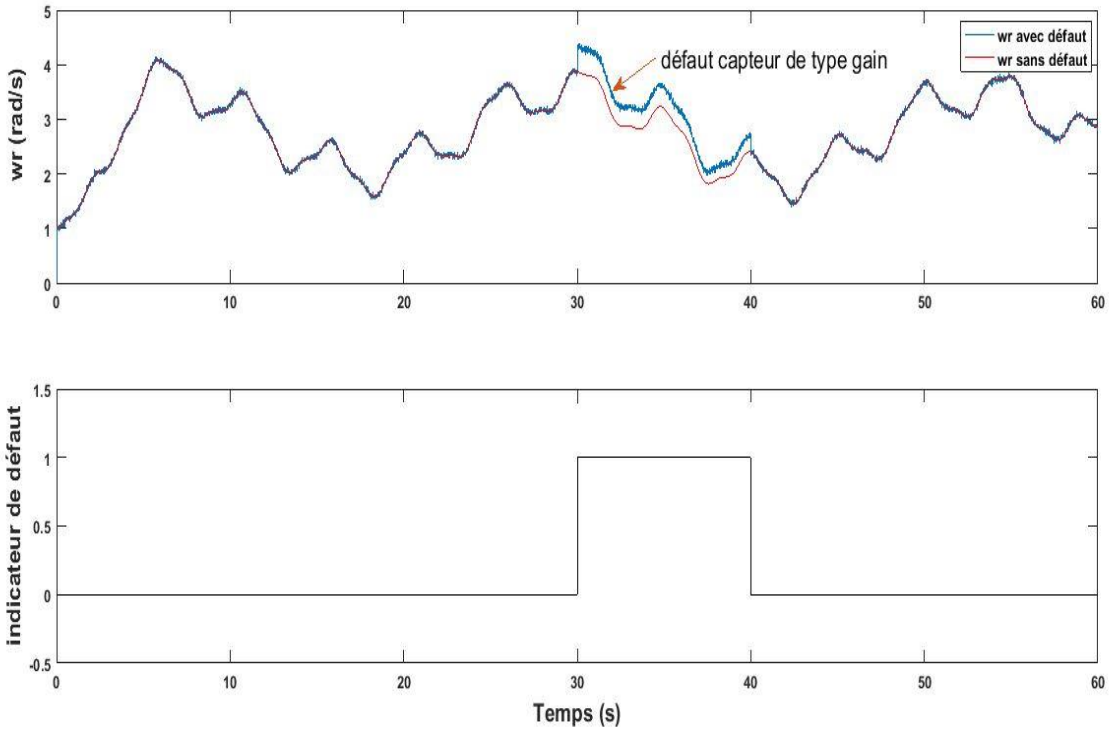

Figure 2.12 Détection du défaut capteur de type gain de la vitesse de rotation du rotor par l'approche ELM

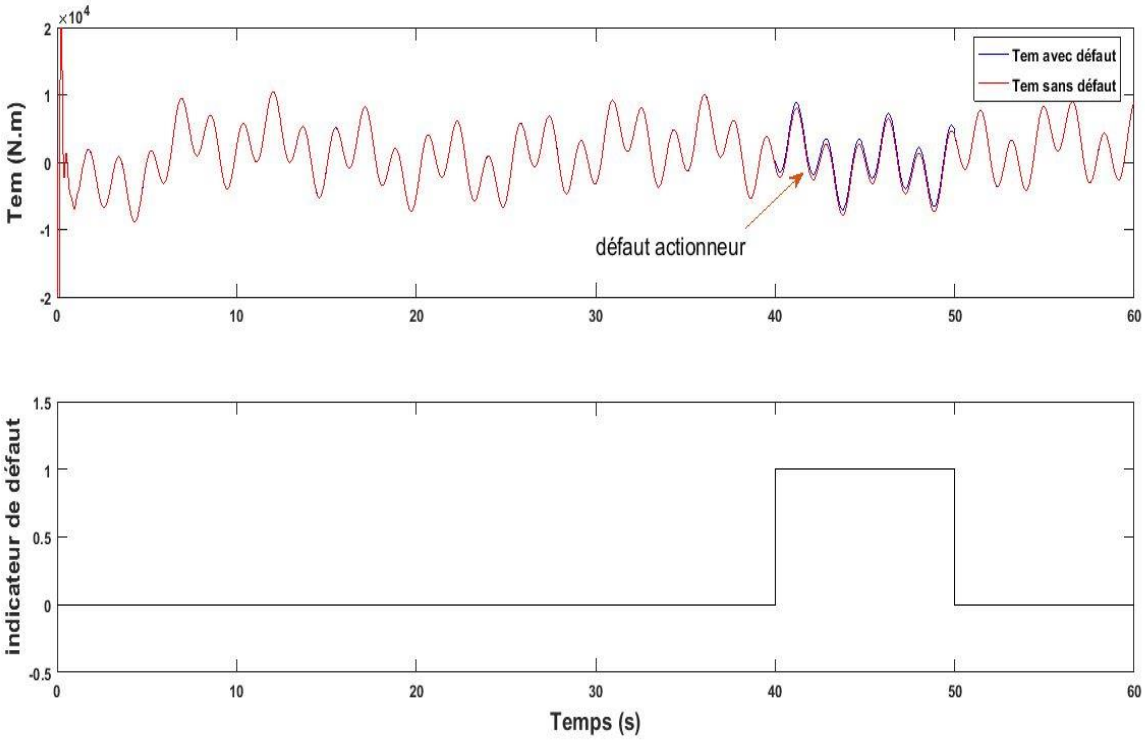

Figure 2.13 Détection du défaut actionneur dans le couple du générateur par l'approche ELM

Pondant la simulation, tous les défauts de la séquence de test ont été détectés. En plus, aucune fausse détection n'est générée par la méthode ELM ce qui montre l'efficacité de l'approche proposée. De plus, vu la vitesse d'apprentissage de l'algorithme ELM par rapport aux réseaux de neurones traditionnels ainsi que les bonnes performances de généralisation et le nombre des paramètres à régler, la méthode FDI-ELM proposée est plus adéquate à implémenter pratiquement.

4. Diagnostic de défauts à base d'un classifieur auto-encodeur profond combiné avec la machine d'apprentissage extrême

Dans cette section, une procédure de détection de défauts robuste est développée pour traiter les défauts affectant le stator du DFIG. Le schéma proposé pour est une méthode d'apprentissage en profondeur combinant un auto-encodeur profond (DAE) et un classifieur ELM. Cette architecture est construite en deux étapes : la construction des auto-encodeurs profonds et l'exploitation du classifieur ELM pour l'identification des défauts.

4.1. Architecture d'un classifieur auto-encodeur profond

L'auto-encodeur (AE) est une sorte de réseau de neurones non supervisé. L'auto-encodeur vise à apprendre une représentation décrivant les structures sous-jacentes des données sans intervention des labels (étiquettes) des classes lors de la phase d'apprentissage pour reproduire l'entrée dans la sortie [64]. L'auto-encodeur permet d'extraire des caractéristiques pertinentes à la reconstruction d'entrée. L'objectif de l'auto-encodeur (la figure 2.14) est peut-être décomposé en deux étapes :

Dans la première étape, de l'auto-codage consiste à encoder les données d'entrées en transformant ces données en une représentation cachée *h* via la fonction d'activation sigmoïde. Étant donné l'ensemble des échantillons d'apprentissage $x = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & \cdots & x_m \end{bmatrix}^T$, l'encodeur transforme le vecteur d'entrée *x* en une représentation cachée $h = \begin{bmatrix} h_1 & h_2 & \cdots & h_n \end{bmatrix}^T$ comme suit :

$$h = \frac{1}{(1 + \exp - (W^c x + b^c))} \tag{2.25}$$

Où W^c et b^c sont les matrices des poids et des biais du codeur.

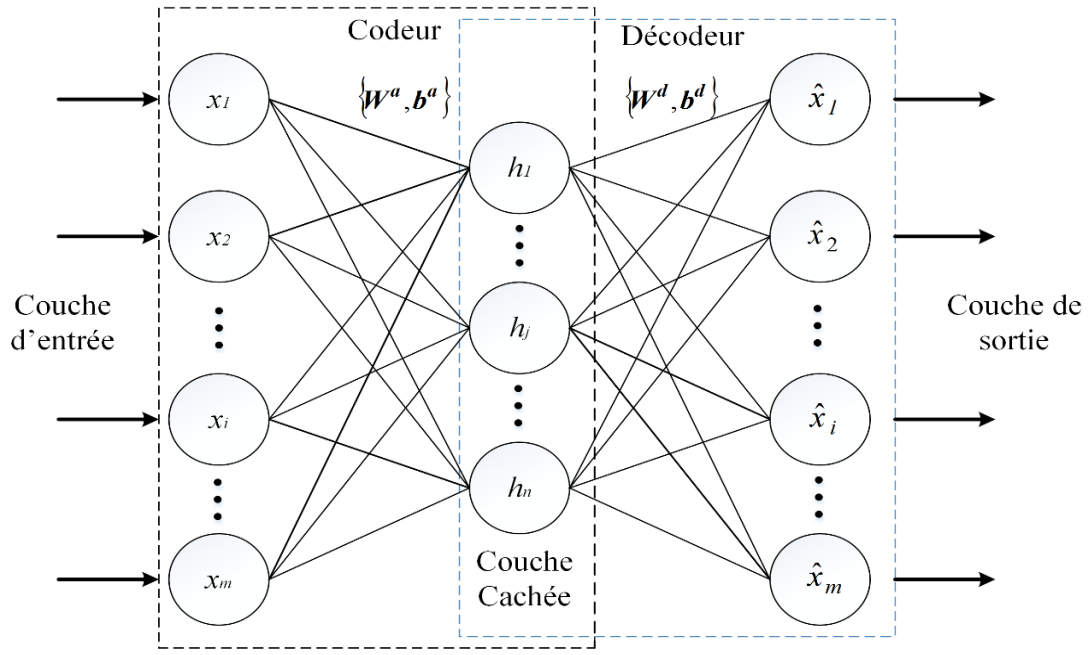

Figure 2.14 L'architecture auto-encodeur

Ensuite, dans une deuxième partie le décodeur transforme le vecteur caché h pour reconstruire le vecteur $\hat{x} = \begin{bmatrix} \hat{x}_1 & \hat{x}_2 & \cdots & \hat{x}_m \end{bmatrix}^T$ avec :

$$\hat{x} = \frac{1}{(1 + \exp - (W^d x + b^d))} \tag{2.26}$$

Où W^d et b^d sont les paramètres du décodeur.

Pendant la phase d'apprentissage, l'auto-codeur a pour objectif d'optimiser les paramètres $\theta = \{W^c, b^c, W^d, b^d\}$ en minimisant l'erreur de reconstruction (c.-à-d. l'erreur quadratique moyenne (MSE)) exprimée par la fonction suivante :

$$J(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N} \left(\frac{1}{2} \left\| \hat{x} - x \right\|^2 \right) \tag{2.27}$$

N est le nombre d'échantillons d'apprentissage. De plus, pour une meilleure extraction des caractéristiques, une contrainte de densité est imposée à la fonction objective pour compléter la mise en correspondance non linéaire de l'entrée. Cette contrainte est généralement incluse

dans la fonction objective en termes de divergence de Kullback–Leibler. Par conséquent, la fonction de coût devient :

$$J(\theta)=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(\frac{1}{2}\left\|\hat{x}-x\right\|^2\right)+\kappa\left(\sum_{j=1}^{p}\log(\frac{\rho}{\hat{\rho}_j})+(1-\rho)\log\frac{1-\rho}{1-\hat{\rho}_j}\right) \qquad (2.28)$$

Avec κ est le coefficient de pénalité clairsemée. ρ est la valeur désirée de la moyenne de la sortie d'activation des unités cachées, généralement une petite valeur tend vers 0. $\hat{\rho}_j$ est la moyenne de la sortie d'activation d'un neurone j.

L'auto-encodeur profond est un réseau de neurones constitué de plusieurs couches d'auto-encodeurs parcimonieux, dans lequel la sortie de chaque couche est raccordée aux entrées de la couche suivante, de telle sorte que chaque couche cherche à reconstituer la sortie de la couche précédente comme le montre la figure 2-15. L'apprentissage de ce réseau se fait couche par couche d'une manière non supervisée. Il s'agit d'entraîner les couches successivement et non d'une manière simultanée. Lorsque le premier AE est entraîné à base des données des mesures fournie par les capteurs. Les caractéristiques extraites du premier AE sont transmises au second AE, ensuite, les caractéristiques extraites à ce niveau sont transmises au dernier AE. Enfin, les nouvelles fonctionnalités obtenues par le dernier AE sont utilisées dans l'apprentissage du classifieur ELM afin d'identifier différents types de défauts.

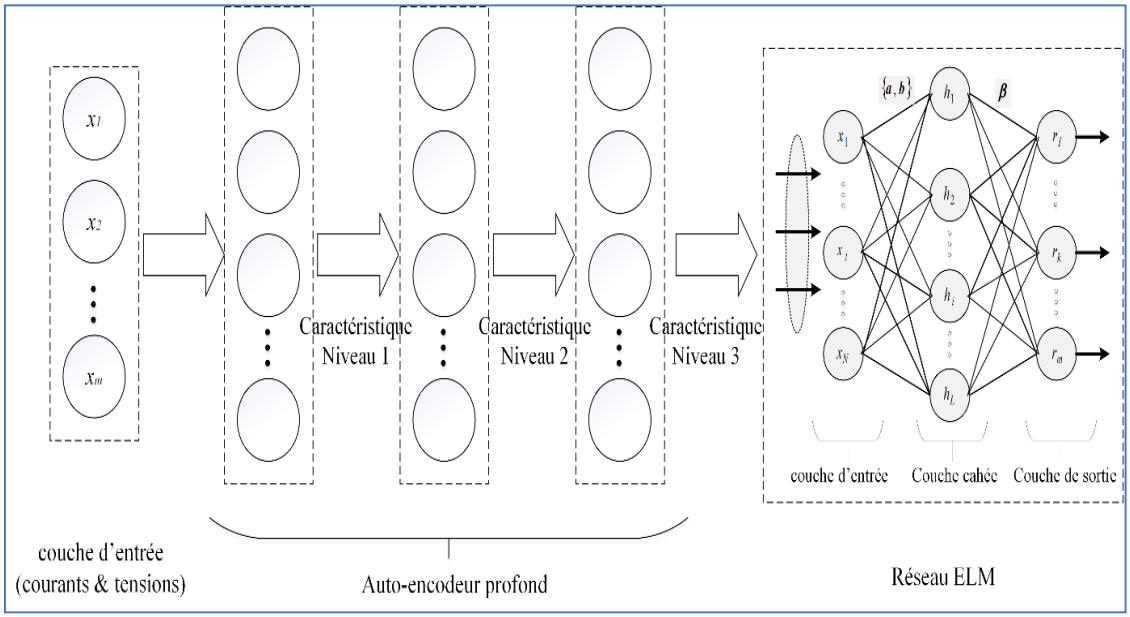

Figure 2.15 Architecture du classifieur AE-ELM profond

4.2. Modèle de l'éolienne à base du générateur DFIG

La topologie du d'une éolienne basée sur le DFIG est illustrée à la figure 2-16. Dans cette topologie, le DFIG est couplé au rotor de l'éolienne par l'intermédiaire d'une boîte à vitesse. Le stator du DFIG est connecté directement au réseau et le rotor est alimenté par un convertisseur dos à dos qui est également connecté au réseau.

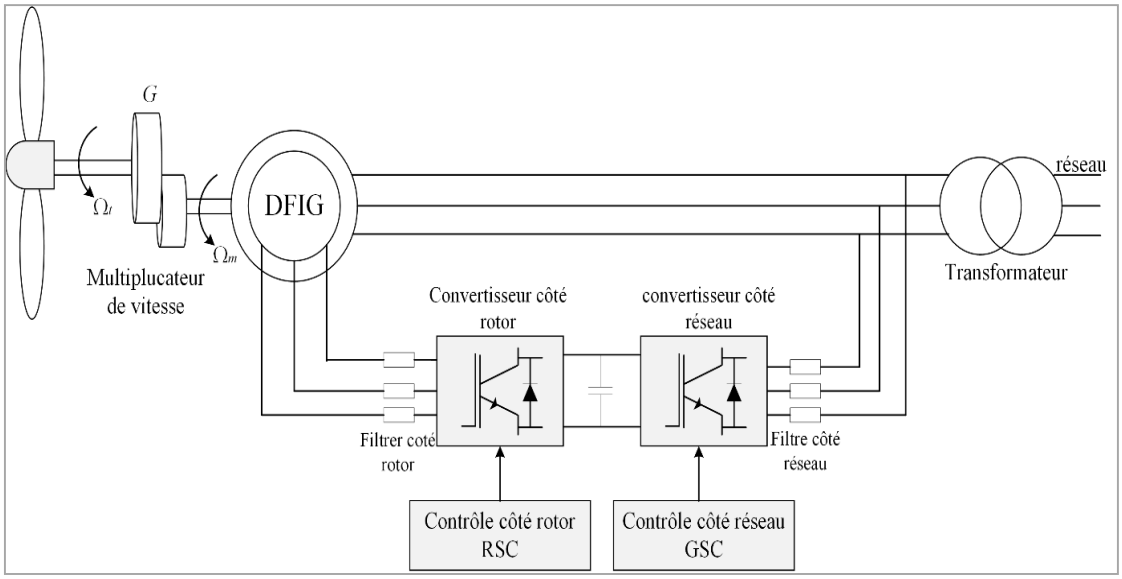

Figure 2.16 La topologie d'une éolienne à base DFIG connecté au réseau

Le modèle mathématique du générateur à base DFIG représenté dans le référentiel de rotation synchrone (d-q) est donné par les expressions suivantes :

$$\begin{cases} V_{ds} = R_s i_{ds} + \dfrac{d\varphi_{ds}}{dt} - \omega_s \varphi_{qs} \\ V_{qs} = R_s i_{qs} + \dfrac{d\varphi_{qs}}{dt} - \omega_s \varphi_{ds} \\ V_{dr} = R_s i_{dr} + \dfrac{d\varphi_{dr}}{dt} - \omega_r \varphi_{qr} \\ V_{qr} = R_s i_{qr} + \dfrac{d\varphi_{qr}}{dt} - \omega_r \varphi_{dr} \end{cases}, \quad \begin{cases} \varphi_{ds} = L_s i_{ds} + L_m i_{dr} \\ \varphi_{qs} = L_s i_{qs} + L_m i_{qr} \\ \varphi_{dr} = L_r i_{dr} + L_m i_{ds} \\ \varphi_{dr} = L_r i_{dr} + L_m i_{qs} \end{cases} \tag{2.29}$$

Où ω_s est la fréquence angulaire du stator, ω_r est la fréquence angulaire du rotor.

La stratégie de commande général d'une éolienne à vitesse variable avec un générateur de type DFIG peut être divisée en trois stratégies de commande différentes. La commande MPPT (Maximum Power Point Tracking), la commande du convertisseur côté rotor (RSC) et la commande du convertisseur côté réseau (GSC).

La commande MPPT est utilisée pour commander la quantité d'énergie extraite du vent par le rotor. Selon la zone de fonctionnement de l'éolienne, dans la région de faible vitesse du vent (zone 2) la vitesse mécanique et le couple électromagnétique doivent suivre leurs valeurs optimales pour maximiser la quantité d'énergie extraite du vent [65]. Dans les vitesses fortes du vent (zone 3), l'objective de commande est de maintenir une production d'énergie constante.

Dans la partie génératrice, le convertisseur côté rotor est commandé indépendamment du couple électromécanique T_{em} du générateur et de la puissance réactive statoriques. Tandis que l'objectif de commande du convertisseur côté réseau GSC est d'assurer une commande découplée des puissances active et réactive entre le réseau et le convertisseur dos à dos [54] - [66-67]. Les paramètres du générateur sont donnés le tableau 2.3.

Symboles	**Quantité**	**Valeur**
P_{nom}	Puissance nominale	*1.5 MW*
V_{nom}	Tension nominale	*575 V*
F	Fréquence nominale	*60 Hz*
R_s	Résistance du rotor	*0.023 p. u*
R_r	Résistance du stator	*0.016 p. u*
L_{ls}	Auto-inductance du stator	*0.18 p. u*
L_{lr}	Auto-inductance du rotor	*0.16 p. u*
L_m	L'inductance magnétisante	*2.9 p. u*

Tableau 2-3 les paramètres du générateur.

4.3. Implémentation de la méthode DAE-ELM

Dans cette sous-section, la méthode proposée est mise en œuvre pour le diagnostic de DFIG. Le générateur (DFIG) est fragile aux défauts électriques, dans ce travail, deux types de défauts sont considérés. Les défauts de capteurs de courant et les chutes de tension [68].

Une chute une baisse soudaine dans une ou plusieurs phases de tension [69]. Ce défaut, qui pourrait être causé par un quasi-court-circuit entre les trois phases et la masse, entraîne une force électromagnétique induite dans les enroulements du rotor qui varie considérablement, ce qui réduit la durée de vie de la boîte de vitesses.

Un défaut de capteur de courant est une autre cause majeure de défaillance de la machine DFIG [70]. Du point de vue de commande, un défaut du capteur a un impact considérable sur le comportement du contrôleur DFIG puisque les performances de la stratégie de commande dépendent des signaux de retour fournis par ces capteurs.

Dans le but de détecter ces deux types de défaut, la classification ABC semble le plus appropriée pour atteindre une meilleure détection et isolation. Par conséquent, les expressions temporelles de tension et de courant des trois phases sont utilisées pour le diagnostic de défaut. Les principales étapes de la mise en œuvre de la méthode proposée sont décrites ci-après [71].

Algorithme 1

Étape 1 : Collecter une base de données contient les mesures temporelles de tension et du courant des trois phases.

Étape 2 : Diviser les données obtenues en ensemble de données de formation et de test.

Étape 3 : sans aucun prétraitement, introduire les échantillons d'apprentissage dans le classifieur DAE-ELM décrit dans la section précédente.

Étape 4 : utiliser les caractéristiques obtenues par l'AE profond pour apprendre le réseau ELM.

Étape 5 : utiliser les données de test pour évaluer l'efficacité de la technique proposée.

Fin.

4.4. Résultats de simulation

Pour valider l'efficacité de la stratégie FDI proposée, les données expérimentales sont collectées à partir d'une éolienne à vitesse variable équipée d'un DFIG connecté au réseau, mise en œuvre à l'aide du logiciel Matlab / Simulink.

Au cours de la simulation, différents défauts au niveau du stator sont pris en compte. D'une part, concernant les défauts de capteur mesurent les courants, deux types de défauts sont pris en compte. Les défauts simple et multiple. D'autre part, pour les chutes de tension les deux types défauts symétrique et asymétrique sont aussi considérés. Le tableau 2.4 donne en détail les scénarios de défauts considérés.

Défaut	Type	Période
f_1	Défaut capteur : un décalage de 10% dans la phase a	1s – 1.3s
f_2	Défaut capteur : un décalage de 8% dans la phase b	1.4s – 1.6s
f_3	Défaut capteur : un décalage de 10% dans les deux phases a et b	1.7s – 1.9s
f_4	Une chute de tension symétrique : $V_a(t) = (1-d)V\sqrt{2}\sin(\omega t)$ $V_b(t) = (1-d)V\sqrt{2}\sin(\omega t - \frac{2\pi}{3})$ $V_c(t) = (1-d)V\sqrt{2}\sin(\omega t + \frac{2\pi}{3})$	0.2s – 0.4s
f_5	Une chute de tension asymétrique dans la phase a : $V_a(t) = (1-d)V\sin(\omega t)$	0.8s-0.95s
f_6	Une chute de tension asymétrique dans les deux phases a et b $V_a(t) = (1-d_1)V\sqrt{2}\sin(\omega t - \pi)$ $V_b(t) = (1-d_2)V\sqrt{2}\sin(\omega t - \frac{2\pi}{3})$	0.5s – 0.7s

Tableau 2-4 Les scénarios de défauts considérés au niveau du générateur.

La figure 2-17 montre l'effet de ce type de défaut (CSF-phase-a) sur la mesure du courant du stator.

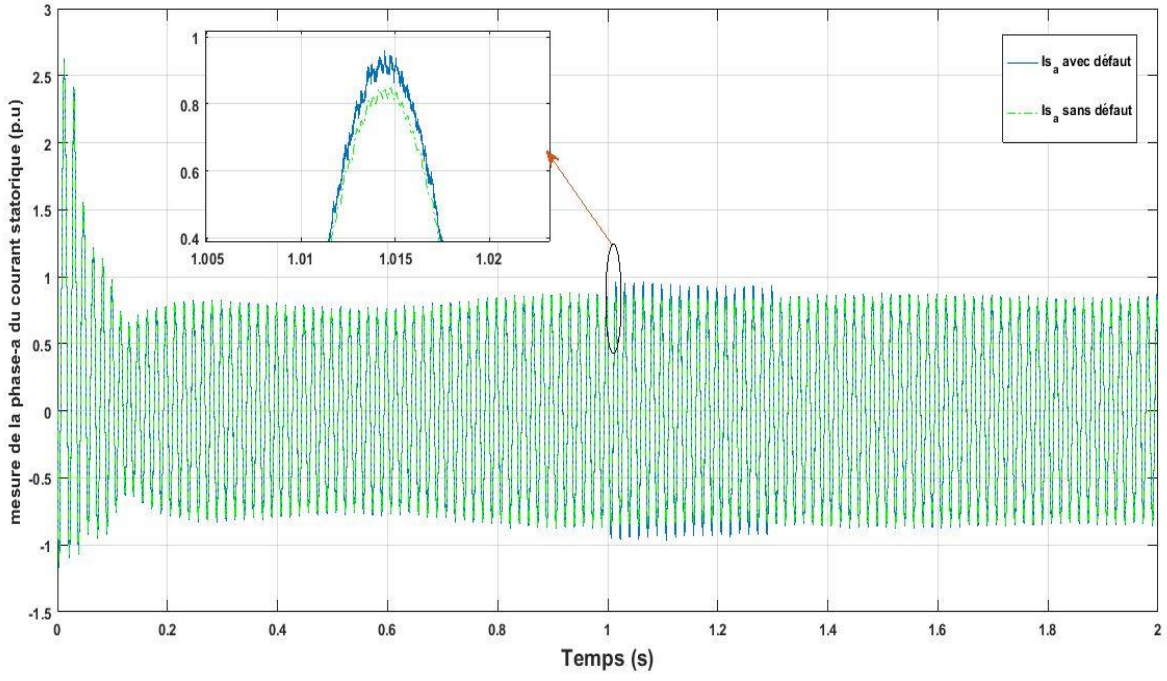

Figure 2.17 Défaut capteur dans la mesure du courant du stator type phase-a

En ce qui concerne les chutes de tension (figure 2.18), une baisse de tension de $d = 0.5$ dans la tension est considérée pour la chute de type symétrique et une baisse de $d_1 = 0.3$ et $d_2 = 0.2$ dans les amplitudes pour les chutes asymétriques.

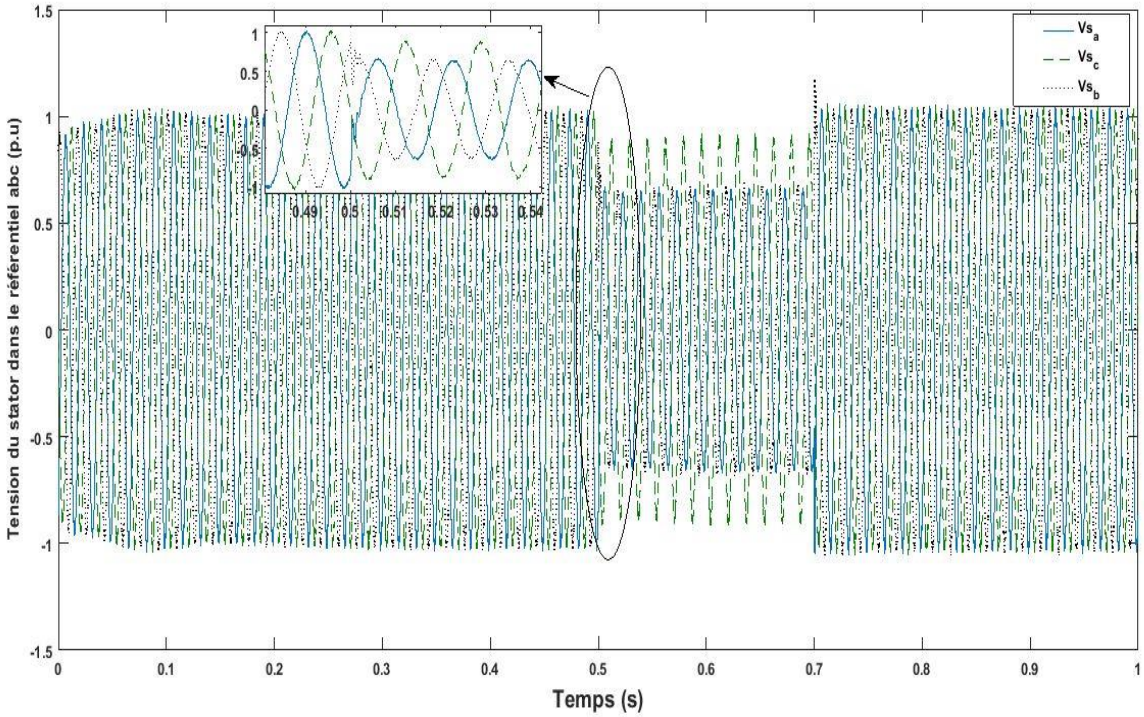

Figure 2.18 Chute de tension asymétrique dans les deux phases a et b

La détection et l'isolation de défauts ont été mises en œuvre en appliquons l'algorithme 1. En fait, après l'apparition d'un défaut, l'identification de ce défaut est réalisée à l'aide du tableau des signatures de défaut, qui exprime la relation entre les sorties ELM et les défauts considérés.

	f_1	f_2	f_3	f_4	f_5	f_6
r_1	1	0	1	0	0	0
r_2	0	1	1	0	0	0
r_3	0	0	0	0	0	0
r_4	0	0	0	1	1	1
r_5	0	0	0	1	0	1
r_6	0	0	0	1	0	0

Tableau 2-5 Tableau de signature des défauts.

Dans ce tableau, une entrée '1' signifie que la sortie r_i est activée en raison de l'apparition d'un défaut, tandis que '0' indique que la sortie n'est pas affectée (inactive). Par conséquent, une décision sur l'état actuel du DFIG surveillé est prise en comparant les sorties ELM avec la signature de défauts indiquée dans le Tableau. La figure 2-19 illustrer la signature de de défaut dans le cas d'un défaut f_3 actif dans une période de temps entre 1.7s et 1.9s.

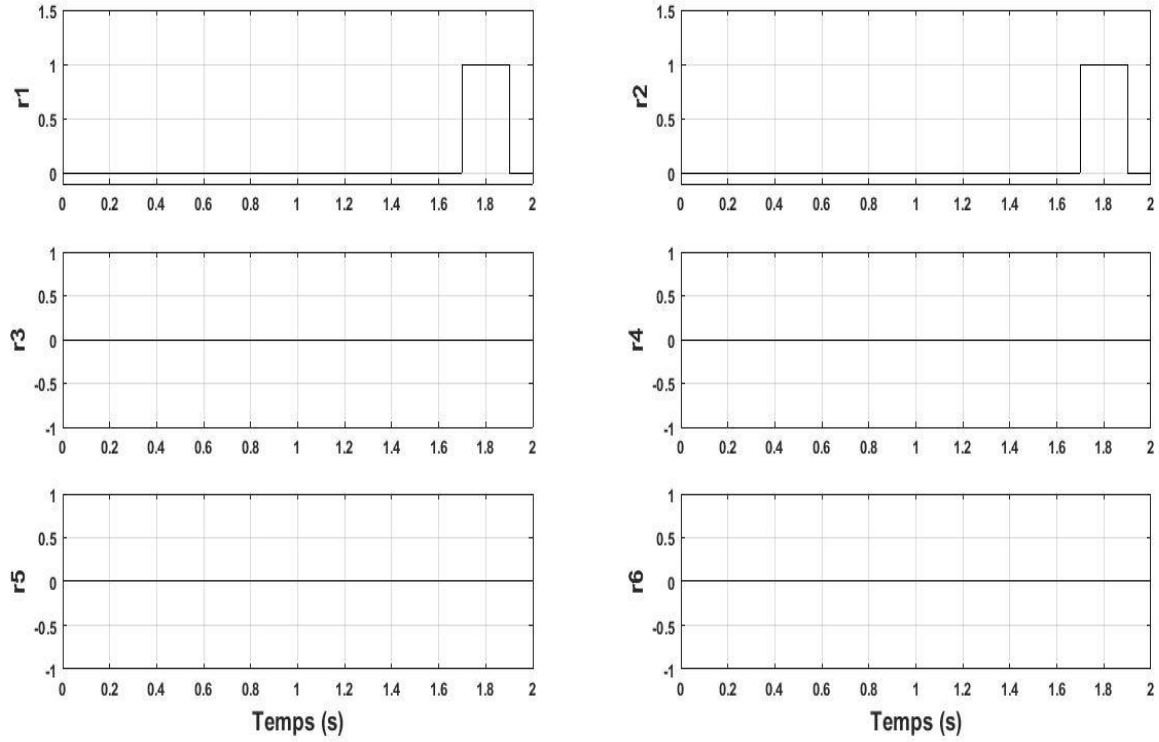

Figure 2.19 La détection et l'isolation du défaut capteur de type ab (f_3) par l'approche DAE-ELM

Pour montrer les avantages de la méthode proposée, une comparaison avec une méthode à base des réseaux de neurones (NN) [71] est réalisée. La figure 2.20 illustre la détection et l'isolation de défaut f_1 lorsque le NN conventionnel (figure 2-20 (a)) et le méthode (figure 2-20 (b)) sont appliqués.

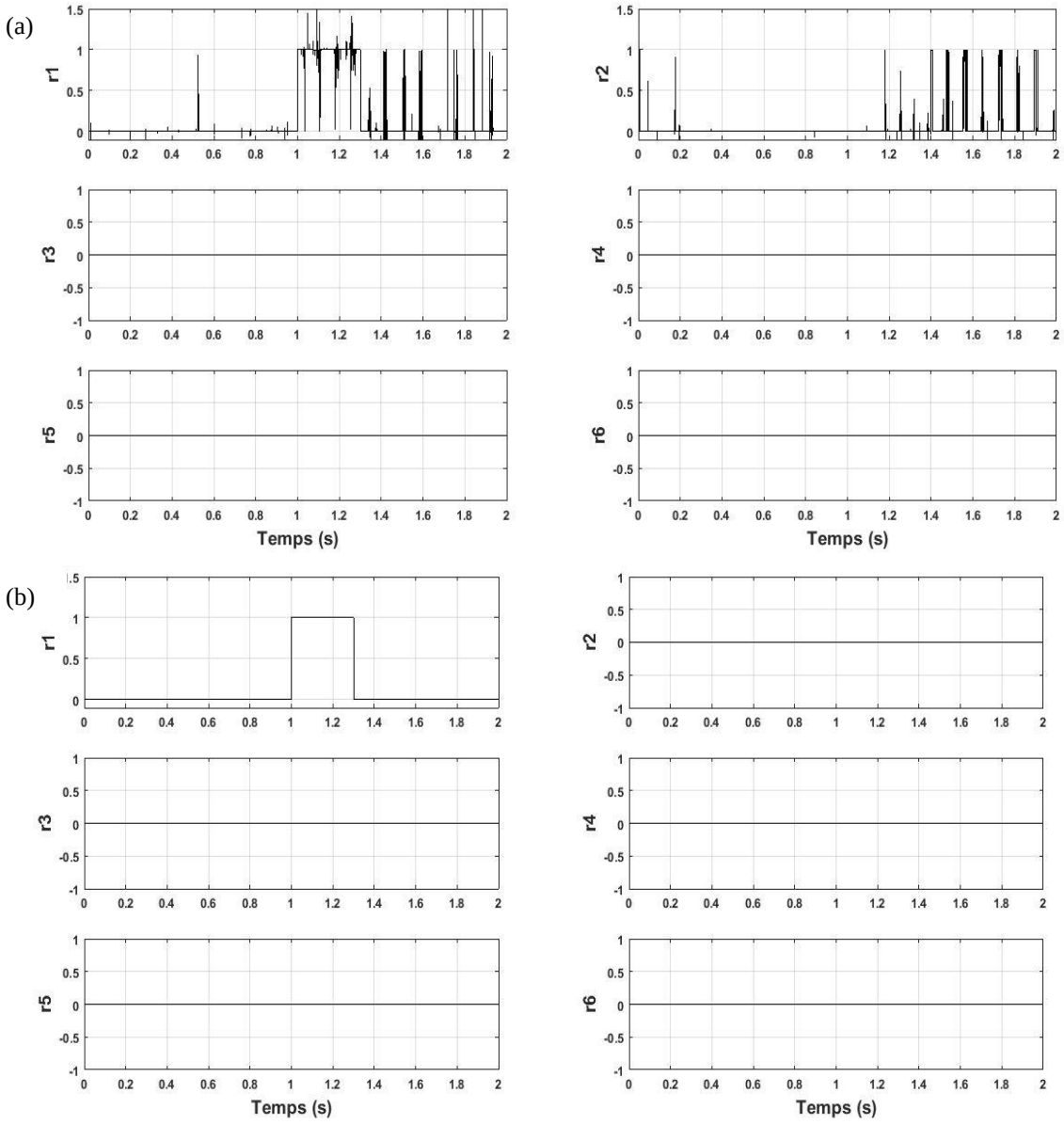

Figure 2.20 La détection et l'isolation du défaut de capteur f_1 (a) par l'approche NN et (b) par l'approche DAE-ELM

Vu les résultats obtenus par les deux techniques, la technique proposée est plus robuste face aux bruits de mesures, ce qui conduit à une précise détection par rapport au NN conventionnel. De plus, l'étude actuelle offre une meilleure technique d'identification des défauts que celui présenté dans [72], car grâce au tableau 2.*5*, nous pouvons identifier non seulement le type des défauts (symétriques ou asymétriques), mais on peut aussi identifier les sous-types de défauts (c'est-à-dire ab, bc ou ac).

5. Conclusion

Dans ce chapitre, les stratégies de diagnostic de défauts proposées sont tirées du domaine de l'intelligence artificielle. En profitant du nombre important des données de mesure présentées par le système de surveillance, définir le vecteur caractéristique ainsi que, le réglage des paramètres des modèles sont des étapes primordiales afin de générer des schémas robustes pour détecter et d'isoler les défauts affectant le système éolien. Où un compromis réalisé manuellement entre la sensibilité de la détection au bruit et au défaut doit être déterminé.

Dans la première partie, l'approche basée sur les réseaux de neurones régularisés par la méthode des baies est proposée, cette méthode à permet de détecter les défauts considérés avec une bonne généralisation. Tout en garantissant d'éviter les problèmes liés à l'apprentissage et des minimums locaux. Où la redondance matérielle est utilisée pour extraire le vecteur des caractéristiques utilisé dans l'apprentissage. Ou, une banque des BNN est configurée dans une structure hiérarchique pour la tâche d'isolation de défauts.

De plus, la méthode ELM dont la vitesse d'apprentissage peut être des milliers de fois plus rapides que les algorithmes traditionnels d'apprentissage par le réseau à anticipation tel que l'algorithme de rétropropagation (BP) et aussi proposée les défauts capteurs et actionneurs. Cette méthode permet d'avoir une capacité de généralisation intéressante même avec un nombre réduit d'échantillons d'apprentissage, et aussi de manipuler facilement la non-linéarité du système éolienne.

Enfin, la méthode DAE-ELM qui est une combinaison entre architectures d'auto-encodeur profond et la méthode ELM ont présenté pour détecter les défauts électriques au niveau du générateur. Plus précisément, les défauts capteur de courant et les chutes de tension sont traités. Sans aucun prétraitement de données, la méthode DAE-ELM extraire d'une manier non superviser les vecteurs de caractéristiques liés à chaque type de défaut utilisés dans l'apprentissage du réseau ELM. Ensuite grâce à un tableau de signatures, une identification complète sur le type de défaut qui est survenu est réalisée.

Chapitre 3:

Diagnostic de défauts dans les systèmes éoliens à base d'observateurs

1. Introduction

Les approches basées sur le modèle pour la détection de défauts dans les systèmes éoliens a fait l'objet d'une attention croissante au cours des deux dernières décennies, dans des contextes à la fois de recherche et d'application réelle. Plusieurs méthodes dans la littérature actuelle sont basées sur l'utilisation de modèles mathématiques du processus étudié et sur l'exploitation de la théorie de contrôle moderne [73,74-77]. L'utilisation de techniques FDI basées sur un modèle présent de nombreux avantages. Aucun matériel supplémentaire n'est requis, faciles à comprendre et à mettre en œuvre et permettent d'identifier le type de défaut et de trouver la source de l'anomalie dans le système. Les méthodes de détection de défaut basées sur un modèle utilisent des résidus qui indiquent des changements entre le processus et le modèle. Une hypothèse générale est que les résidus sont modifiés de manière significative afin qu'une détection soit possible. Cela signifie que la taille des résidus après l'apparition d'un défaut est importante et suffisamment longue pour être détectable [78]. Cependant, comme le modèle n'est jamais exacte, en termes de détection de défauts, la précision est un facteur intéressant. Par conséquent, le système FDI doit être robuste vis-à-vis la présence de bruit, des perturbations et des erreurs de modélisation.

Dans ce chapitre, afin de répondre aux problèmes de la forte non linéarité du système ainsi que d'incertitude liée à la modélisation trois différentes stratégies de diagnostic des défauts sont proposées. Dans la première méthode, un observateur à mode glissant flou est proposé pour la génération des résidus. Cette approche est basée, sur un modèle T-S flou de l'éolienne pour éviter la forte non linéarité au niveau de la partie aérodynamique du système. Où, une action à mode glissant est ajoutée pour composer l'effet des incertitudes pendant la génération des résidus. Ensuite, dans la deuxième méthode, un observateur non linéaire est proposé pour détecter les défauts affectant le système mécanique de la turbine. Pour gérer la non-linéarité du système éolien, les incertitudes issues du couple aérodynamique, ainsi que

les erreurs de modélisation un modèle amélioré est conçu à l'aide d'algorithme ELM. Ensuite, à base du modèle amélioré l'observateur non linéaire est conçu en utilisent l'équation différentiel de Riccati. Enfin, dans la troisième méthode un observateur flou à fréquences finies est utilisé tant que générateur de résidus. Où, l'optimisation mixte H-/H∞ est utilisé pour la synthèse des gains.

2. Diagnostic de défauts basé sur un modèle flou T-S d'une éolienne à vitesse variable

Deux problèmes majeurs sont rencontrés lors de la conception d'un système FDI pour l'éolienne. Le niveau élevé de bruit dans la mesure de la vitesse du vent et les non-linéarités dans l'aérodynamique de la turbine. Un observateur par mode glissant flou est conçu pour traiter ce problème. Tirant profit de la représentation T-S de l'éolienne, la technique proposée consiste à estimer le vecteur état du système par l'observateur, utilisé comme générateur de résidus. Les signaux résidus sont générés en tant que différence entre la sortie mesurée (la sortie réelle) et la sortie estimée de l'observateur. La prise de décision sur l'état technique de la partie diagnostiquée du système est effectuée en utilisant des seuils prédéfinis afin de distinguer les défauts des perturbations, bruits et erreurs de modélisation.

La section suivante présente le modèle flou T-S de l'éolienne ainsi que les différents types de défauts affectant le modèle.

2.1. Modélisation dynamique floue de type T-S de l'éolienne

L'éolienne considérée dans ce travail est une turbine horizontale à trois pales, à vitesse variable, d'une puissance nominale de 4,8 MW. Le modèle dans l'espace d'état de l'éolienne est établi en combinant les systèmes individuels [79] :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A\,x(t) + B\,u(t) + E\,T_a(t) \\ y(t) = C\,x(t) \end{cases} \tag{3.1}$$

avec $x = \begin{bmatrix} T_g^T & \beta^T & \dot{\beta}^T & \omega_r^T & \omega_g^T & \theta_\Delta^T \end{bmatrix}^T$, $u = \begin{bmatrix} T_{gr}^T & \beta_r^T \end{bmatrix}^T$

$$A=\begin{pmatrix} \frac{1}{\tau_g} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\omega_n^2 I & -2\xi\omega_n I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\frac{(B_{dt}+B_r)}{J_r} & \frac{B_{dt}}{n_g J_r} & -\frac{K_{dt}}{J_r} \\ -\frac{1}{J_g} & 0 & 0 & \frac{B_{dt}}{n_g J_g} & -\frac{(B_{dt}+n_g B_g)}{n_g^2 J_g} & \frac{K_{dt}}{n_g J_g} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -\frac{1}{n_g} & 0 \end{pmatrix}, B=\begin{pmatrix} \frac{1}{\tau_g} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \omega_n^2 I \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \text{ et}$$

$$E=\begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{1}{J_r} & 0 & 0 \end{pmatrix}^T . C=\begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

Les symboles ainsi que les paramètres de cette éolienne sont donnés dans le tableau 3.1.

Paramètre	**Symbole**	**Valeur**
L'inertie du rotor	J_r	$55\cdot10^6\ kg\cdot m^2$
L'inertie du générateur	J_g	$390\ kg\cdot m^2$
Le rapport de boîte de vitesses	n_g	95
L'amortissement externe du générateur	B_g	$45.6\ Nms/rad$
L'amortissement externe du rotor	B_r	$7.11\ Nms/rad$
La raideur en torsion	K_{dt}	$2.7\cdot10^9\ Nm/rad$
Le coefficient d'amortissement de torsion	B_{dt}	$775.49\ Nms/rad$
Le rayon du rotor	R	$57.5\ m$
Le facteur d'amortissement	ξ	0.6
La fréquence naturelle	ω_n	$11.11 rad/s$

Tableau 3-1 Paramètres et symboles d'une éolienne à 4.8MW

La source principale de non-linéarité est le couple aérodynamique, qui est une fonction non linéaire qui dépend à la fois de la vitesse spécifique λ et l'angle de calage β. Ce couple peut être approché comme suit :

$$T_a \cong \frac{\partial T_a}{\partial \omega_r}|_{\bar{\omega}_r,\bar{v},\bar{\beta}}\omega_r + \frac{\partial T_a}{\partial v}|_{\bar{\omega}_r,\bar{v},\bar{\beta}}v + \frac{\partial T_a}{\partial \beta}|_{\bar{\omega}_r,\bar{v},\bar{\beta}}\beta \tag{3.2}$$

Où $\bar{\omega}_r, \bar{v}, \bar{\beta}$ sont les valeurs correspondantes au point de fonctionnement, et

$$\frac{\partial T_a}{\partial \beta} = \frac{1}{2\omega_r}\rho\pi R^2 v^3 \frac{\partial C_p}{\partial \beta}, \quad \frac{\partial T_a}{\partial \omega_r} = \frac{1}{2\omega_r}\rho\pi R^2 v^3 \frac{\partial C_p}{\partial \beta} - \frac{1}{2\omega_r^2}\rho\pi R^2 v^3 C_p,$$

$$\frac{\partial T_a}{\partial v} = \frac{1}{2\omega_r}\rho\pi R^2 v^3 \frac{\partial C_p}{\partial v} + \frac{3}{2\omega_r}\rho\pi R^2 v^2 C_p$$

Par conséquent, en utilisant les expressions linéarisées, le modèle dynamique (3.1) peut être exprimé par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Ev(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \tag{3.3}$$

avec $A = \begin{bmatrix} 1/\tau_g & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\omega_n^2 I & -2\xi\omega_n I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{J_r}\frac{\partial T_a}{\partial \beta} & 0 & -\frac{(B_{dt}+B_r)}{J_r} + \frac{1}{J_r}\frac{\partial T_a}{\partial \omega_r} & \frac{B_{dt}}{n_g J_r} & -\frac{K_{dt}}{J_r} \\ -\frac{1}{J_g} & 0 & 0 & \frac{B_{dt}}{n_g J_g} & -\frac{(B_{dt}+n_g B_g)}{n_g^2 J_g} & \frac{K_{dt}}{n_g J_g} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -\frac{1}{n_g} & 0 \end{bmatrix}$,

$E = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \frac{1}{J_r}\frac{\partial T_a}{\partial v} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$.

Les variables de prémisse du modèle T-S de l'éolienne sont choisies en fonction des différentes régions de fonctionnement de l'éolienne. Lorsque la vitesse du vent est faible (la vitesse du vent se situe entre la vitesse de démarrage et la vitesse nominale du vent), l'objectif principal de l'éolienne est de maximiser la conversion d'énergie en agissant sur la vitesse du rotor pour qu'elle fonctionne avec ($\lambda = \lambda_{opt} = 8$ et $\beta = 0$) [80]. Dans cette zone,

la vitesse du vent et la vitesse de rotation du rotor sont choisies comme variables de prémisse où, $v \in [v_{\min} \quad v_{\max}]$ et $\omega_r \in [\omega_{\min} \quad \omega_{\max}]$. Les limites de la vitesse de rotation sont calculées à l'aide de l'expression optimale de la vitesse spécifique λ_{opt}. Par conséquent, les fonctions d'appartenance dans cette région sont sélectionnées comme suit :

$$M_1 = \frac{\omega_r - \omega_{\min}}{\omega_{\max} - \omega_{\min}},\ M_2 = 1 - M_1,\ N_1 = \frac{v - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}},\ N_2 = 1 - N_1$$

Dans la région du vent fort, la puissance électrique produite doit être régulée à la puissance nominale du générateur. Pour décrire le modèle de l'éolienne dans cette région, la vitesse du vent et l'angle de calage sont choisis comme variables prémisses.

$$M_1 = \frac{\beta - \beta_{\min}}{\beta_{\max} - \beta_{\min}},\ M_2 = 1 - M_1,\ N_1 = \frac{v - v_{\min}}{v_{\max} - v_{\min}},\ N_2 = 1 - N_1$$

Par conséquent, quatre modèles linéaires locaux de l'éolienne peuvent être déterminés pour se rapprocher du système non linéaire de l'éolienne (3.1). Le modèle flou T-S équivalent est donc donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{4} h_i (A_i\, x(t) + B u(t) + E_i\, v(t)) \\ y(t) = C\, x(t) \end{cases} \tag{3.4}$$

avec, $h_1 = M_1 \times N_1$, $h_2 = M_1 \times N_2$, $h_3 = M_2 \times N_1$, $h_4 = M_2 \times N_2$.

Dans cette section, un nombre de défauts réalistes sont considérés dans différentes parties de l'éolienne :

- Les premiers types sont les défauts de capteur, tels que les mesures de position de calage β, les mesures de vitesse du rotor ω_r et les mesures de vitesse du générateur ω_g.
- Les défauts d'actionneur, qui pouvant apparaître dans les systèmes convertisseur et de calage.
- Les défauts système : ces défauts système se retrouvent dans le dispositif d'entrainement, où le coefficient de frottement dans le modèle change lentement avec le temps. Ce changement entraînera deux signaux de défauts corrélés : $\Delta\omega_r$ et $\Delta\omega_g$.

  Ces changements évoluent lentement dans la réalité. Par conséquent, dans ce travail, ces défauts sont représentés par un léger changement du coefficient de frottement en quelques secondes. Le point principal est que le changement de frottement de la

transmission est beaucoup plus lent que la dynamique du système et la fréquence d'échantillonnage du système.

Une description détaillée du scénario de défauts considéré est présentée dans le tableau 3.2.

N°	Description du défaut	Type	Détails	Période (s)
1	Défaut capteur dans la position des pales	Valeur fixe	$\beta_{1,m1} = 5$	100 – 200
2	Défaut capteur dans la position des pales	Gain	$\beta_{2,m2} = 1.2 \times \beta_{2,m2}$	2300 – 2400
3	Défaut capteur dans la position des pales	Valeur fixe	$\beta_{3,m1} = 10$	1000 – 1100
4	Défaut capteur de vitesse de rotation ω_r	Valeur fixe	$\omega_{r,m1} = 1.4\, rad \cdot s^{-1}$	500 – 600
5	Défaut capteur de vitesse de rotation ω_r	Gain	$\omega_{r,m2} = 1.1 \times \omega_{r,m2}$ $\omega_{g,m2} = 0.9 \times \omega_{g,m2}$	1700 – 1800
6	Défaut de l'actionneur, systèmes de calage	Changement brutal de dynamique	$\omega_{n,2} = 5.73\ \xi_{n,2} = 0.45$	2000 – 2100
7	Défaut de l'actionneur, systèmes de calage	Changement lent de dynamique	$\omega_{n,3} = 3.42\ \xi_{n,3} = 0.9$	3400 – 3500
8	Défaut de l'actionneur sur le convertisseur	Décalage	$T_g = T_g + 1500\, Nm$	4000 – 4100

Tableau 3-2 Défauts de l'éolienne

2.2. Génération des résidus

Sur la base du modèle T-S de l'éolienne décrit ci-dessus, un observateur à mode glissant flou est proposé pour la génération des résidus. Où, chaque signal résidu généré comme une différence entre la sortie estimée par l'observateur et la sortie mesurée. L'observateur utilisé est un agrégat de quatre observateurs locaux, chacun d'eux étant associé à une règle floue comme suit :

Règle de l'observateur i : Si Z_1 est M_i et Z_2 est N_i alors :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^{4} h_i(z(t))(A_i\hat{x}(t) + Bu(t) + E_i v(t) + L_i(y(t) - \hat{y}(t)) + \eta_i(t)) \\ \hat{y}(t) = C\,\hat{x}(t) \end{cases} \quad (3.5)$$

Où Z_1 et Z_2 sont les variables de prémisse correspondantes de chaque zone de fonctionnement de l'éolienne. $\eta_i(t)$ est le terme de glissement donné par la fonction discontinue :

$$\eta_i(t) = \begin{cases} k_i P^{-1} C^T \dfrac{C\,e(t)}{\left\|\bar{C}\,e(t)\right\|} & si\ \left\|Ce(t)\right\| > \varepsilon \\ k_i P^{-1} C^T \dfrac{C\,e(t)}{\varepsilon} & si\ \left\|Ce(t)\right\| \le \varepsilon \end{cases} \quad (3.6)$$

avec $\dot{e}(t) = \sum_{i=1}^{4}\sum_{j=1}^{4} h_i(t)\,h_j(t)\left\{(A_i - L_i C_j)e(t) - \eta_i\right\}$, $C = \sum_{i=1}^{4} h_i C_i$, $0 < \varepsilon < 1$ et $k_i > 0$. Les matrices L_i et P sont calculées en utilisant les LMIs suivante, afin de garantir la stabilité de l'observateur [81] :

$$\begin{cases} A_i^T P + PA_i - C_i^T N_i^T - N_i C_i < 0 \\ A_i^T P + PA_i - C_j^T N_i^T - N_i C_j + A_j^T P + PA_j - C_i^T N_j^T - N_j C_j < 0 \ i < j \le 4 \\ P = P^T > 0 \end{cases} \quad (3.7)$$

Où, $L_i = P^{-1}N_i$

Preuve : Considérons la fonction de Lyapunov suivante :

$$V(t) = e^T(t)Pe(t) \quad (3.8)$$

avec $P = P^T > 0$, en dérivant cette fonction et en utilisant la dynamique d'erreur, nous obtenons :

$$\dot{V}(t) = \dot{e}^T(t)Pe(t) + e^T(t)P\dot{e}(t)$$
$$= \left(\sum_{i=1}^{4}\sum_{j=1}^{4} h_i h_j \left\{(A_i - L_i C_j)e(t) - \eta_i(t)\right\}^T\right)Pe(t) + e^T(t)P\left(\sum_{i=1}^{4}\sum_{j=1}^{4} h_i h_j \left\{(A_i - L_i C_j)e(t) - \eta_i(t)\right\}\right)$$

Donc on a $\dot{V}(t)$ qui s'écrite sous forme :

$$\dot{V}(t)=\sum_{i=1}^{4}\sum_{j=1}^{4}h_i h_j e^T(t)\left(\left(A_i-L_iC_j\right)^T P+P\left(A_i-L_iC_j\right)\right)e(t)-2\sum_{i=1}^{4}e^T P\eta_i(t) \quad (3.9)$$

Selon (3.7), le premier terme dans (3.9) est négative. Soit $L_i=P^{-1}N_i$ et $A_i^T P+PA_i-C_i^T N_i^T-N_iC_i=-Q_{ij}$, avec $Q_{ij}=Q_{ij}^T>0$.

Donc on obtient : $\dot{V}(t)\le-\lambda\left\|e(t)\right\|^2-2e^T(t)P\sum_{i=1}^{4}h_i\eta_i(t)$

- Si $\left\|Ce(t)\right\|\le\varepsilon$ donc $\dot{V}(t)$ devient :

$$\dot{V}(t)\le-\lambda\left\|e(t)\right\|^2-2\sum_{i=1}^{4}h_i k_i e^T(t)C^T\frac{Ce(t)}{\varepsilon}=-\lambda\left\|e(t)\right\|^2-2k\frac{\left\|Ce(t)\right\|^2}{\varepsilon}<0$$

- Si $\varepsilon\le\left\|Ce(t)\right\|\le\left\|C\right\|\cdot\left\|e(t)\right\|$ donc $\dot{V}(t)$ devient :

$$\dot{V}(t)=-\lambda\left\|e(t)\right\|^2-2\sum_{i=1}^{4}h_i k_i e^T(t)C^T\frac{Ce(t)}{\left\|Ce(t)\right\|}\le-\lambda\left\|e(t)\right\|^2-2k\varepsilon<0$$

Par conséquent, l'erreur d'estimation de l'état est bornée.

2.3. Evaluation des résidus

Dans la phase d'évaluation, nous allons utiliser les résidus structurés. Pour ce faire, nous déterminons des seuils appropriés pour chaque ensemble de résidus et ensuite nous construisons les vecteurs de codes de défaut. La forme du vecteur code de défaut s'écrit :

$$I_{defaut}=\begin{cases}1 & si \quad \left|r_i(t)\right|\ge S_i\\ 0 & si \quad \left|r_i(t)\right|<S_i\end{cases} \quad (3.10)$$

En présence de bruit de mesure, d'erreur de modélisation et de perturbations, le résidu doit rester en dessous du seuil S_i lors de l'absence du défaut, pour cela un compromis entre la robustesse et le temps de détection de défaut et prise en compte durant la conception des seuils.

Dans la partie isolation, un certain nombre d'observateurs sont utilisés pour tirer l'élément affecté. Ou, chaque observateur est conçu de tel sort qu'il soit sensible au défaut provenant d'un composant et insensible aux défauts provenant de tous les autres.

2.4. Résultats de simulation

La simulation a été réalisée avec une séquence du vent variable sur une période de temps de 4400 secondes. Le scénario de défauts est appliqué pour étudier les performances de la méthode FDI. Comme indiqué dans la section précédente, l'observateur à mode glissent flou utilisé pour reconstruire le comportement non linéaire du modèle de l'éolienne est dérivé sur la base de quatre systèmes linéaires locaux à quatre points de fonctionnement. Les limites des variables de prémisses sont :

- Dans la zone de fonctionnement à faible vitesse du vent :

$v_{\min} = 4\ m/s$, $v_{\max} = 12.5\ m/s$ pour les variables de permises dépendantes de la vitesse du vent et $\omega_{\min} = 0.56\,rad/s$, $\omega_{\max} = 1.74\,rad/s$ pour les variables de permises dépendantes de la vitesse de rotation du rotor.

- Dans la zone de fonctionnement à vent fort :

$v_{\min} = 12.5\ m/s$, $v_{\max} = 25\ m/s$ pour les variables de permises dépendent de vitesse du vent et $\beta_{\min} = -2^{\circ}$, $\beta_{\max} = 90°$ pour les variables de permises dépendantes de la position des pales. La figure 3-1 montre le profil du vent utilisé pendant la simulation.

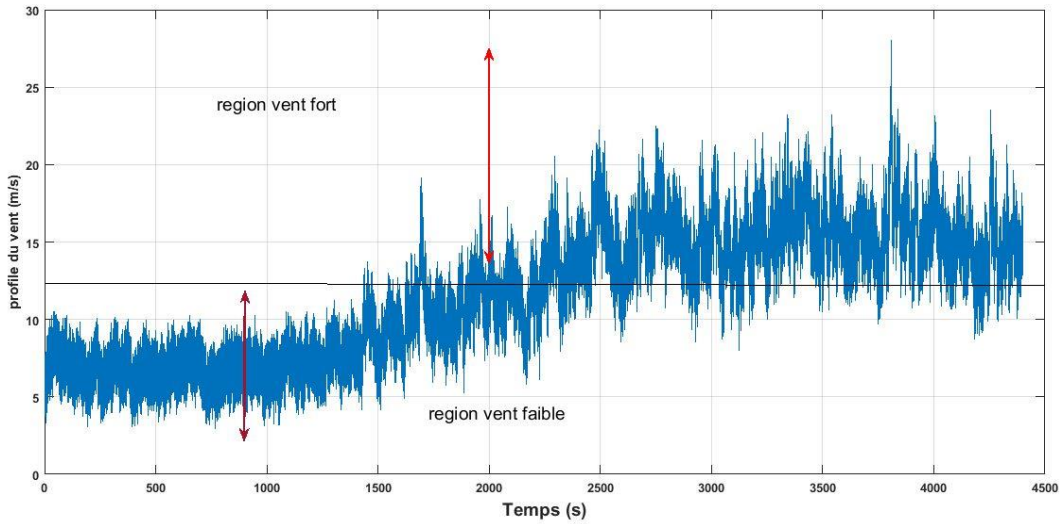

Figure 3.1 Profile du vent utilisé.

En ce qui concerne le système de calage, comme indiqué dans le tableau 3.2, on peut distinguer deux types de défauts. Défauts de l'actionneur (défauts 6 et 7) et les défauts de capteurs (défauts de 1 à 3). Tenant compte que pour chaque angle β_i $i = 1,2,3$, deux capteurs de mesure sont disponibles, deux observateurs sont dédiés à la tâche d'isolation. Si un défaut apparaît dans l'un des capteurs de mesure (c.-à-d. $\beta_{i,m1}$ ou $\beta_{i,m2}$) le capteur défectueux est

exclu une fois que le résidu d'observateur correspondant dépasse le seuil prédéfini. Cependant, l'apparition de défauts de l'actionneur (défauts 6 et 7) sont exclus si les deux résidus correspondants dépassent les seuils prédéfinis en même temps. La figure 3.2 indique le signal résidus du défaut de mesure affectant le premier capteur de l'angle $\beta_{3,m1}$.

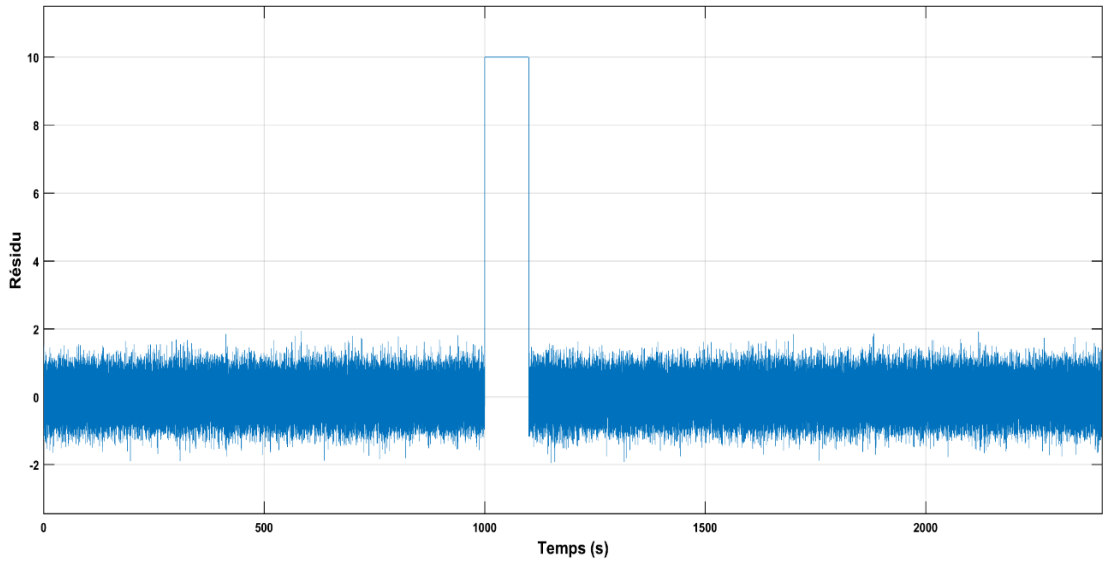

Figure 3.2 Signal résidu correspondant au défaut capteur $\beta_{3,m1}$

La détection de défaut pour un défaut du capteur de vitesse du générateur et du rotor peut être obtenue en vérifiant la cohérence entre les vitesses de rotation estimées par l'observateur dans le cas saint ($\hat{\omega}_g$ et $\hat{\omega}_r$) et les mesures des vitesses de rotation en temps réelle ($\omega_{g,m,i}$ et $\omega_{r,m,i}$ avec i=1,2) Plus précisément, quatre signaux résidus sont construits comme suit :

$$r_1 = \left|\hat{\omega}_r - \omega_{r,m1}\right|, \quad r_2 = \left|\hat{\omega}_r - \omega_{r,m2}\right| \tag{3.11}$$

$$r_3 = \left|\hat{\omega}_g - \omega_{g,m1}\right|, \quad r_4 = \left|\hat{\omega}_g - \omega_{g,m2}\right| \tag{3.12}$$

L'isolation des défauts 4 et 5 est réalisée sur la base de quatre résidus ci-dessus. L'idée de base est que le défaut 4 n'affecte que l'une des mesures de vitesse du rotor et que le défaut 5 affecte une mesure de la vitesse du rotor ainsi qu'une mesure de la vitesse du générateur. Par conséquent, le défaut 4 ne devrait affecter que l'un des quatre résidus ci-dessus, tandis que le défaut 5 affecterait deux des quatre résidus en même temps. La logique d'isolation est donnée au tableau 3.3, où '0' signifie que le résidu n'est pas affecté par le défaut tandis que '1' signifie que le résidu indique la présence d'un défaut. Par exemple, si r_2 et r_4 sont

affectés par la présence d'un défaut (c.-à-d. se distingués de zéro) alors que r_1 et r_3 ne sont pas affectés (c.-à-d. restent autour de zéro), dans ce cas le défaut 5 se produit dans le capteur de vitesse du générateur 2 et le capteur de vitesse du rotor 2.

Défaut	r_1	r_2	r_3	r_4
Défaut 4 dans le capteur 1 de vitesse du rotor	1	0	0	0
Défaut 4 dans le capteur 2 de vitesse du rotor	0	1	0	0
Défaut 5 dans le capteur 2 de vitesse du générateur et dans le capteur 2 de vitesse du rotor	0	1	0	1
Défaut 5 dans le capteur 1 de vitesse du générateur et dans le capteur 2 de vitesse du rotor	0	1	1	0

Tableau 3-3 Logique d'isolation pour le système d'entrainement

Comme le défaut 8 est le seul défaut du système générateur-convertisseur, le défaut 8 peut également être isolé en utilisant $r = \left|\hat{T}_g - T_{g,m}\right|$.

Le tableau 3.4 résume les résultats obtenus en comparaison avec d'autres techniques données dans [82] et [55].

Défaut	**La méthode SVM [56]**	**Approche d'estimation [82]**	**La méthode proposée**	**Temps désiré (s)**
1	$T_d = 0.02\,s$	$T_d = 0.01s$	$T_d = 0.05\,s$	$< 0.1s$
2	$T_d = 2.61s$	$T_d = 1.33s$	$T_d = 0.73s$	$< 0.1s$
3	$T_d = 0.02\,s$	$T_d = 0.5s$	$T_d = 0.5s$	$< 0.1s$
4	$T_d = 0.02\,s$	$T_d = 0.35\,s$	$T_d = 0.1s$	$< 0.1s$
5	$T_d = 0.67\,s$	$T_d = 0.01s$	$T_d = 0.01s$	$< 0.1s$
6	–	$T_d = 0.51s$	$T_d = 0.51s$	$< 0.08\,s$
7	–	$T_d = 9.7\,s$	$T_d = 9.7\,s$	$< 6\,s$
8	$T_d = 0.02\,s$	$T_d = 0.01s$	$T_d = 0.01s$	$< 0.06\,s$

Tableau 3-4 Résultats de la détection des défauts.

Il ressort clairement du tableau que la méthode proposée permet d'atteindre de bonnes performances. Comparée à l'approche basée sur un modèle donné dans [82], la méthode proposée montre une meilleure détection en moins de temps en ce qui concerne le défaut 4.

En plus, par rapport à la méthode SVM la méthode proposée et la méthode [82] sont capables de détecter les défauts de type 6 et 7.

3. Diagnostic de défauts d'une éolienne à vitesse variable à base d'un observateur non linéaire

La totalité d'éoliennes installées dans la réalité ne disposant pas des capteurs redondants pour mesurer l'état du système. Alors, dans ce cas les méthodes à base d'observateurs sont les plus adaptées et les plus efficaces à utiliser. Dans cette section, un système de détection de défaut basé sur l'approche sur d'apprentissage extrême (ELM [84]) d'un observateur non linéaire utilisant l'équation différentielle de Riccati (SDDRE) [83] est proposée. La méthode proposée est une technique basée sur l'observateur d'ordre plein non linéaire (ELM-SDDRE). L'idée principale est d'améliorer la robustesse du générateur de résidus par rapport aux incertitudes du couple aérodynamique, de la dynamique négligée et des bruits de mesure en améliorant l'observateur non linéaire présenté dans [85].

3.1. Modèle non linéaire de l'éolienne

Le modèle du système éolien considéré dans cette section est un modèle à deux masses décrit dans l'espace d'état [86] :

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_t \\ \dot{\omega}_g \\ \dot{T}_{ls} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \omega_t \\ \omega_g \\ T_{ls} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} b_{11} \\ b_{21} \\ b_{31} \end{bmatrix} T_a + \begin{bmatrix} b_{12} \\ b_{22} \\ b_{32} \end{bmatrix} T_{em} \tag{3.13}$$

$$a_{11} = -\frac{K_r}{J_r},\ a_{12} = 0, a_{13} = -\frac{1}{J_r},\ a_{21} = 0,\ a_{22} = -\frac{K_g}{J_g},\ a_{23} = \frac{1}{n_g J_g},\ a_{31} = \left(K_{ls} - \frac{B_{ls} K_r}{J_r} \right),$$

$$a_{32} = \frac{1}{n_g}\left(\frac{B_{ls} K_r}{J_g} - K_{ls} \right),\ a_{33} = -B_{ls}\left(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g J_g J_r} \right),\ b_{11} = \frac{1}{J_r},\ b_{21} = 0,\ b_{31} = \frac{K_{ls}}{J_r},$$

$$b_{12} = 0,\ b_{22} = -\frac{1}{J_g},\ b_{32} = \frac{K_{ls}}{J_g n_g}.$$

avec ω_t est la vitesse du rotor en (rad / s), ω_g est la vitesse du générateur en (rad / s), T_{ls} est le couple de l'arbre lente, T_{em} est le couple électromagnétique en (Nm) et T_a est le couple aérodynamique exprimé comme suit :

$$T_a = \frac{\rho \pi R^5 C_p(\lambda, \beta)\omega_t^2}{2\lambda^3} \tag{3.14}$$

Où R est le rayon du rotor en (m), ρ est la densité de l'air en (kg / m^3) et Cp est le coefficient de puissance donné par l'équation suivante :

$$C_p(\lambda, \beta) = 0.163\left(\frac{90}{0.4+0.5\lambda} - 6.8 - 0.115\beta^2\right)e^{\left(\frac{-8}{0.4+0.5\lambda}+0.16\right)} \tag{3.15}$$

Il est important de noter que la partie aérodynamique de la turbine (Ta) est la source de la non-linéarité et des incertitudes du modèle. A cet égard, l'espace d'état dans l'équation (3.13) est ensuite réécrit comme suit [87] :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(x(t))\,x(t) + Bu(t) \\ y(t) = C\,x(t) \end{cases} \tag{3.16}$$

avec $x(t) = \begin{bmatrix} \omega_t^T & \omega_g^T & T_{ls}^T \end{bmatrix}^T$, $u(t) = T_{em}$, et $y(t)$ sont les vecteurs d'état, d'entrée et de sortie respectivement.

$$A(x(t)) = \begin{pmatrix} a_{11} + \alpha_1(x(t)) & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ (a_{31} + \alpha_2(x(t)) & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}, \qquad B = \begin{bmatrix} b_{12} \\ b_{22} \\ b_{32} \end{bmatrix}, \qquad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$\alpha_1(x(t) = b_{11}\frac{\rho \pi R^5 C_p(\lambda, \beta)\omega_t}{2\lambda^3} \quad \text{et} \quad \alpha_2(x(t)) = b_{31}\frac{\rho \pi R^5 C_p(\lambda, \beta)\omega_t}{2\lambda^3}$$

$\alpha_1(x(t))$ et $\alpha_2(x(t))$ sont les termes incertains dans $A(x(t))$, supposés inconnus dans cette étude.

3.2. Méthode de détection et d'isolation de défaut à base d'observateur ELM-SDDRE.

Le système éolien est toujours soumis aux défauts, aux bruits de mesure et aux incertitudes de la modélisation. Cela affecte les signaux résidus qui devraient être robustes contre ces problèmes. Pour éviter les fausses alarmes lors de la phase d'évaluation, un observateur amélioré (ELM-SDDRE) est proposé sur la figure 3.3 [87].

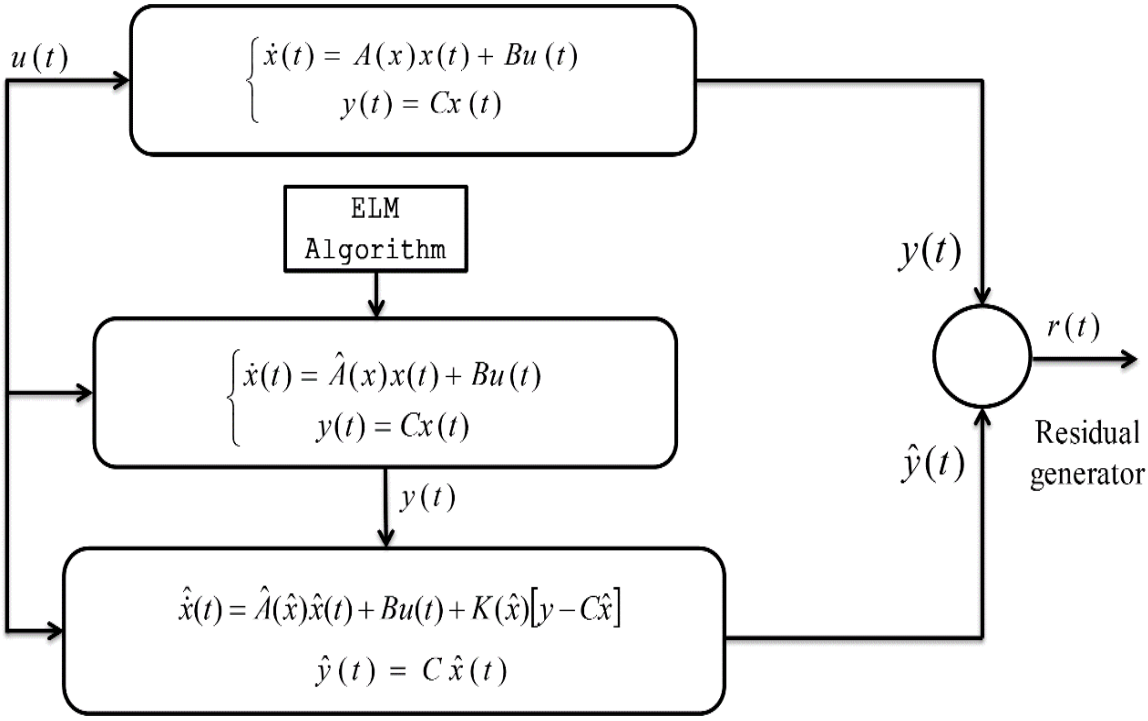

Figure 3.3 Schéma de l'observateur non linéaire proposé.

Où, l'impact de la dynamique non structurée sur l'estimation de l'observateur est réduit à l'aide de l'algorithme ELM présenté dans le chapitre précédent afin d'améliorer le modèle sur la base duquel l'observateur est conçu. Le nouveau modèle utilisé dans la conception de l'observateur est donné par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \hat{A}(x(t))\,x(t) + Bu(t) \\ y(t) = C\,x(t) \end{cases} \tag{3.17}$$

Où $\hat{A}(x(t)) = \begin{pmatrix} -\frac{K_r}{J_r} + \hat{\alpha}_1 & 0 & -\frac{1}{J_r} \\ 0 & -\frac{K_g}{J_g} & \frac{1}{n_g J_g} \\ (B_{ls} - \frac{K_{ls}K_r}{J_r}) + \hat{\alpha}_2 & \frac{1}{n_g}(\frac{K_{ls}K_g}{J_g} - B_{ls}) & -K_{ls}(\frac{J_r + n_g^2 J_g}{n_g^2 J_g J_r}) \end{pmatrix}$, $\hat{\alpha}_1(x(t))$ et $\hat{\alpha}_2(x(t))$ sont les sorties données par l'algorithme ELM.

Alors, la dynamique de l'observateur proposé est désignée comme dans l'équation (3.17) avec un terme correctif pour réduire l'erreur d'observation :

$$\dot{\hat{x}}(t) = \hat{A}(\hat{x}(t))\,\hat{x}(t) + Bu(t) + K(\hat{x}(t))\left[y(t) - C\hat{x}(t)\right] \tag{3.18}$$

Où $K(\hat{x}(t))$ est la matrice de gain de l'observateur résolue à travers l'équation différentielle de Riccati (3.20) tels que $Q = C^T C$ et $R > 0$.

$$K(\hat{x}(t)) = P(\hat{x}(t))C^T R^{-1} \tag{3.19}$$

$$\dot{P}(\hat{x}(t)) = P(\hat{x}(t))\hat{A}^T(\hat{x}(t)) + \hat{A}(\hat{x}(t))P(\hat{x}(t)) - P(\hat{x}(t))C^T R^{-1} C P(\hat{x}(t)) + Q \tag{3.20}$$

Pour extraire les signaux résidus, le modèle d'espace d'état de la turbine est étendu pour inclure les défauts comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(x(t))\,x(t) + Bu(t) + F_1\,f(t) \\ y(t) = C\,x(t) + F_2(t)\,f(t) \end{cases} \tag{3.21}$$

Où F_1 et F_2 sont des matrices de défauts. Le résidu que nous emploierons pour la détection du défaut est défini comme étant la différence entre le vecteur de sortie estimée et le vecteur de sortie mesurée :

$$r(t) = \mathrm{W}\left[y(t) - \hat{y}(t)\right] \tag{3.22}$$

avec W est une matrice de pondération convenablement choisie.

Une fois la génération des résidus est terminée, les signaux résidus sont ensuite traités en utilisant des seuils fixes dans la partie évaluation. De manière similaire à la section

précédente, le test indique qu'un défaut est survenu si seulement si le signal résidu dépasse le seuil fixé en avance. Sachant que toute détection réussie est toujours suivie par la tâche d'isolation, compte tenu de la redondance analytique entre les quantités mesurées, il est possible de générer les différents résidus qui peuvent être crées indépendamment de certains défauts, ce qui permet de les isoler. Donc, une banque d'observateurs peut être considérée pour une isolation efficace, où, chaque générateur de résidus est conçu de tel sorte qu'il est sensible à un seul défaut et que tous les autres résidus soient égaux à zéro.

3.3. Résultats de simulation

Le système FDI proposé est appliqué à une éolienne à vitesse variable équipée de capteurs pour mesurer les données d'entrées et de sorties. Les paramètres de l'éolienne utilisés sont les mêmes que la section précédente. Le schéma FDI à base d'observateur (ELM-SDDRE) proposé ainsi que le modèle d'éolienne ont été mis en œuvre par Matlab. En tant qu'outil d'implémentation, l'éditeur de fichiers M a été utilisé, ce qui permet de résoudre symboliquement les boucles algébriques et d'éviter les problèmes d'implémentation liés à la différenciation numérique.

Afin d'évaluer les performances de la méthode proposée par rapport aux incertitudes et aux dynamiques négligées, un ensemble de défauts de capteurs sont considérés pour prouver l'efficacité de la méthode proposée. Le tableau 3.5 récapitule les détails sur ces défauts, le long d'une période de 60 secondes.

N°	Description	Détails	Période
1	Défaut dans le capteur de la vitesse du rotor	$\omega_{t,m} = 1.1 \times \omega_t$	21s – 24s
2	Défaut dans le capteur de la vitesse du générateur	$\omega_{g,m} = 0.9 \times \omega_g$	25s – 28s
3	Défaut dans le capteur de la vitesse du rotor	$\omega_{t,m} = 2.5 rad \cdot s^{-1}$	31s – 35s

Tableau 3-5 Les scénarios de défauts considérés.

L'éolienne considérée fonctionne dans quatre régions, ces zones sont limitées par trois valeurs de vitesse du vent : $V_{entrée} = 3\ m/s$, $V_{nominal} = 12 m/s$ et $V_{sortie} = 25 m/s$. Dans la première zone en dessous de la vitesse de déclenchement, l'éolienne est arrêtée pour des raisons de sécurité. Pour les deuxièmes régions situées dans la plage comprise entre $V_{entrée}$

et V_{sortie}, le modèle d'éolienne à une structure SISO dont l'objective est de maximiser l'extraction d'énergie. Dans la région des vitesses fortes du vent, c'est-à-dire entre $V_{nominal}$ et V_{sortie} la structure du modèle change pour devenir un modèle MIMO. Dans la zone au-dessus de la vitesse de coupure V_{sortie}, l'éolienne est également arrêtée pour des raisons de sécurité. Dans ce travail, la recherche n'est effectuée que dans la deuxième zone, ce qui signifie que la structure de l'éolienne n'est pas affectée, car la vitesse du vent ne dépasse pas les limites de la région. La séquence de la vitesse du vent est indiquée à la figure 3.4.

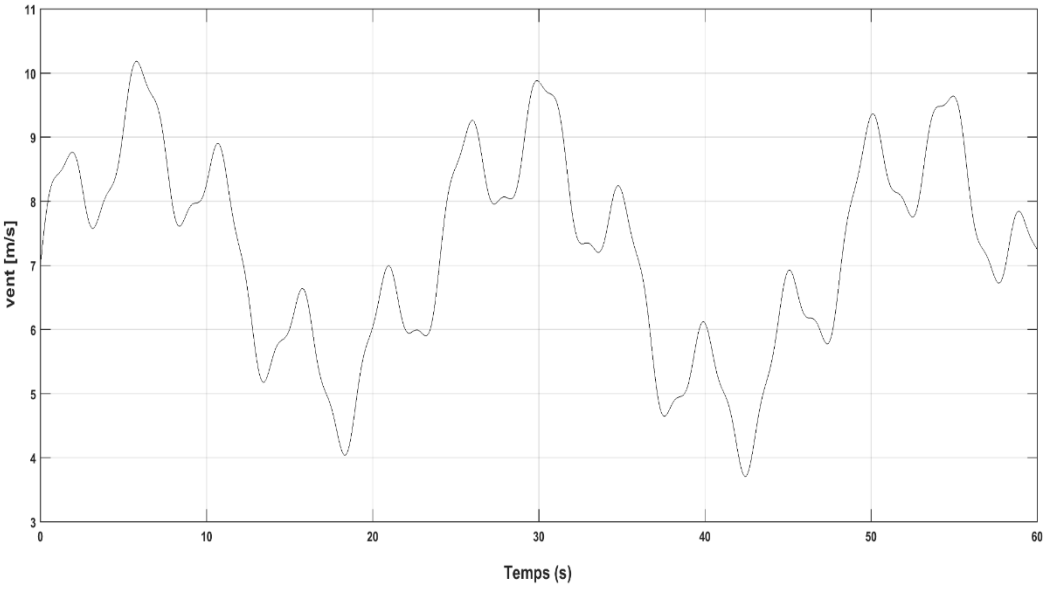

Figure 3.4 Profile du vent considéré avec une valeur moyenne de 7 m / s

Pour appliquer le schéma FDI, les variables du système sont les suivantes : $T_{em,m}$ et la vitesse du vent v_m en tant que variables d'entrée, tandis que les autres variables, c'est-à-dire $\omega_{t,m}$ et $\omega_{g,m}$ sont considérées comme des variables de sortie. Les paramètres ELM utilisés dans cette simulation sont les suivantes ; les vecteurs de pondération reliant les nœuds cachés et les nœuds d'entrée sont choisis aléatoirement dans la plage comprise entre $[0 \quad 1]$, le nombre des neurones dans la couche cachée est $L = 20$, et la fonction d'activation $g(x(t)) = 1/(1+\exp(-(ax+b)))$.

En ce qui concerne la matrice de gain de l'observateur, $K(\hat{x}(t))$ est résolue en optimisant les paramètres P et R qui apparaissent dans l'équation de Riccati (3.19). Puisque la matrice

P dépend de l'état, on ne peut optimiser que le paramètre R. Dans cette simulation $R = 4.5 \cdot 10^6$.

Dans le but de montrer les performances de la méthode proposée, une étude comparative a été réalisée avec une autre méthode à base d'observateur non-linéaire standard présenté dans [85]. Les figures 3-5 et 3-7 illustrent les résultats de simulation des défauts affectant les vitesses angulaires du rotor et du générateur en présence des bruits de mesures. Dans toutes les figures (a) et (b) désignent le résidu et l'indicateur de défaut obtenus par la méthode décrite dans [85], tandis que (c) et (d) désignent le résidu et l'indicateur de défaut obtenu par la méthode proposée.

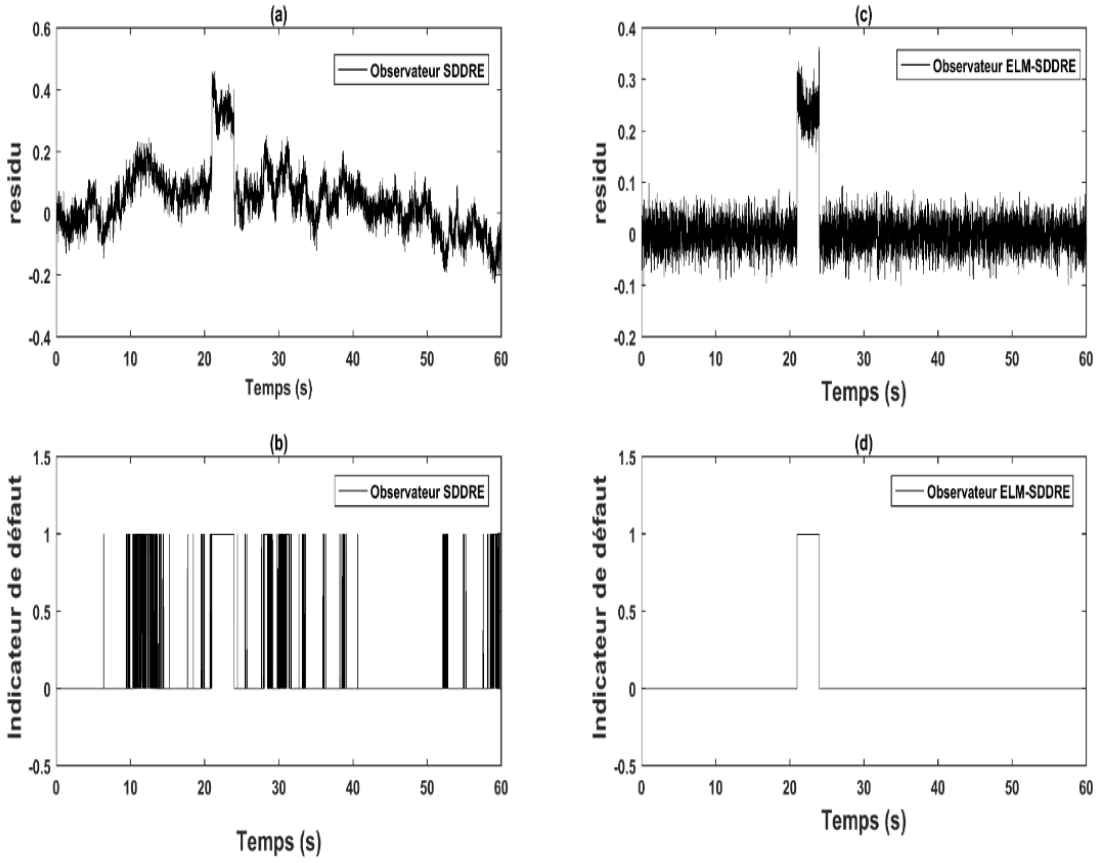

Figure 3.5 La détection du défaut capteur N°1

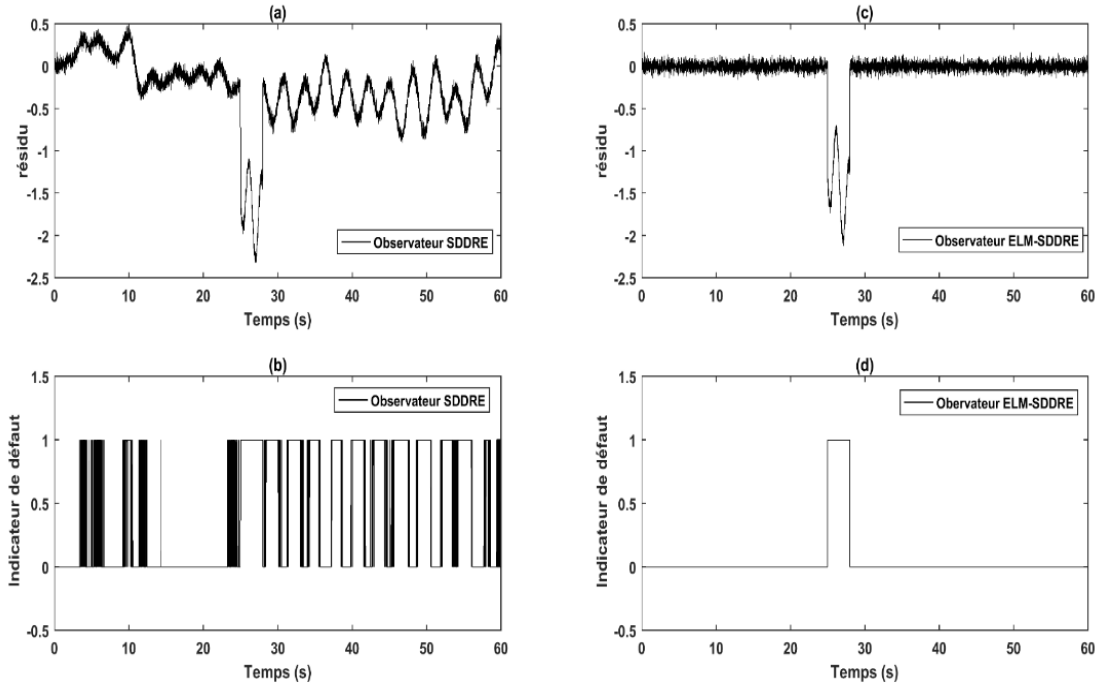

Figure 3.6 La détection du défaut capteur N°2

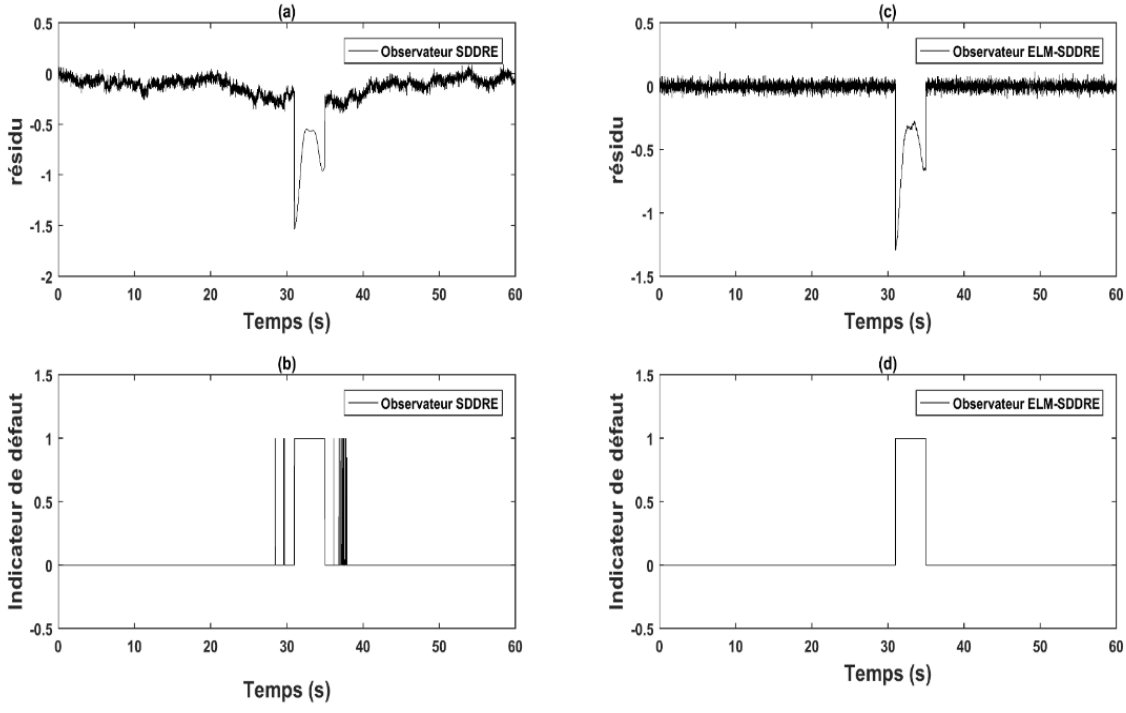

Figure 3.7 La détection du défaut capteur N°3

D'après les figures ci-dessus, les résidus produits par la technique proposée (c)-(d) restent stable grâce à l'amélioration du modèle utilisé dans la conception de l'observateur. En fait, les avantages de l'algorithme ELM en termes de rapidité d'apprentissage, de haute précision,

d'efficacité et de performances de généralisation sont utilisés pour estimer les termes incertains dans la matrice dépendante de l'état $A(x(t))$ en temps réel. Ces estimations qui servent à améliorer le modèle nominal de l'éolienne face aux incertitudes du couple aérodynamique nous permettent d'avoir une reconstruction adéquate. Par conséquent, un générateur des résidus robuste et insensible à ce type d'incertitude est obtenu. Ce qui apparaît clairement au niveau des résultats, où aucune fausse alarme n'a été déclenchée par notre méthode par rapport à la technique standard.

4. Détection de défauts à base d'un observateur à fréquence finie

Les incertitudes de l'éolienne sont pratiquement inévitables en raison de la nature turbulente du vent qui augmente continuellement les risques de fausses alarmes. Sur la base de cette préoccupation, les méthodes de détection de défauts devraient être capables de distinguer entre les défauts et les perturbations afin d'améliorer les performances globales des systèmes.

Malheureusement, la plupart des études [88-90] supposent que les défauts résident dans toute la gamme de fréquences, ce qui n'est pas le cas dans la pratique et notamment pour le système éolien. En pratique, en analysant les défauts possibles qui peuvent affecter l'éolienne, nous pouvons observer que ces dernières se situent dans la gamme des basses fréquences. Il est donc plus pratique et moins restrictif de concevoir une méthode de détection des défauts dans un domaine de fréquences finies [91] plutôt que dans le domaine de fréquences entiers.

Dans cette section, pour des besoins de conception et pour mieux décrire le système éolien, la représentation T-S floue de l'éolienne est utilisée, ensuite, sur la base de cette représentation un observateur est conçu dans des gammes des fréquences finies en se basant sur l'optimisation des indices de performance H-/H∞. De telle sorte que la détection soit sensible aux défauts dans les basses fréquences et robuste aux perturbations considérées dans toute la plage des fréquences.

4.1. Formulation du problème

Le modèle de l'éolienne utilisé est établi en combinant le modèle mécanique avec le modèle aérodynamique représentant les propriétés des pales. La représentation T-S dans l'espace d'état à faible vitesses du vent est donnée par [92] :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{4} h_i (A_i\, x(t) + B u(t) + E_i\, v(t)) \\ y(t) = C\, x(t) \end{cases} \tag{3.23}$$

avec, $A = \begin{bmatrix} 1/\tau_g & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\omega_n^2 I & -2\xi\omega_n I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -\dfrac{(B_{dt}+B_r)}{J_r} + \dfrac{1}{J_r}\dfrac{\partial T_a}{\partial \omega_r} & \dfrac{B_{dt}}{n_g J_r} & -\dfrac{K_{dt}}{J_r} \\ -\dfrac{1}{J_g} & 0 & 0 & \dfrac{B_{dt}}{n_g J_g} & -\dfrac{(B_{dt}+n_g B_g)}{n_g^2 J_g} & \dfrac{K_{dt}}{n_g J_g} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -\dfrac{1}{n_g} & 0 \end{bmatrix}$, $u = T_{gr}$

$E = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & \dfrac{1}{J_r}\dfrac{\partial T_a}{\partial v} & 0 & 0 \end{bmatrix}^T$, $C = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$, $B = \begin{pmatrix} \dfrac{1}{\tau_g} \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}$, $x = \begin{bmatrix} T_g \\ \beta \\ \dot{\beta} \\ \omega_r \\ \omega_g \\ \theta_\Delta \end{bmatrix}$.

Remarque 1. La vitesse du vent est souvent mesurée avec des bruits de mesure importants, ce qui est considéré comme source d'incertitudes dans le système. À cet égard, la vitesse du vent mesurée est écrite comme suit : $v_m = v + \varsigma$, où v est la vitesse du vent réelle et ς représente les incertitudes sur la vitesse du vent.

Le système éolien décrit par (3.23) sous l'effet de perturbations est récrit sous la forme

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{4} h_i (A_i x(t) + Bu(t) + E_i v(t) + B_{d,i} d(t)) \\ y = C\, x(t) \end{cases} \tag{3.24}$$

Où $x(t)$ est le vecteur d'état, tandis que $u(t)$ et $y(t)$ représentent les vecteurs d'entrée et de sortie respectivement. $d(t) = [\varsigma(t) \quad \eta(t)]$ est la perturbation totale du système avec $\eta(t)$ représente les dynamiques négligées du système.

Avant de poursuivre, rappelons quelques outils qui seront utilisés par la suite.

Lemme 1 (lemme de projection) : Soit une matrice symétrique Ψ et deux matrices Γ et Λ de dimensions appropriées. Alors, il existe une matrice Φ telle que $\Psi + \Gamma^T \Phi \Lambda + \Lambda^T \Phi^T \Gamma < 0$ si seulement si les conditions suivantes sont vraies :

$$\Gamma^{\perp} \Psi \Gamma^{\perp T} < 0 \quad et \quad \Lambda^{\perp} \Psi \Lambda^{\perp T} < 0 \tag{3.25}$$

avec $\Gamma^{\perp}\Gamma = 0$ et $\Lambda^{\perp}\Lambda = 0$.

Hypothèse 1 : Dans cette section, nous supposons que les défauts résident dans la gamme des basses fréquences, tandis que les perturbations peuvent être inhérentes dans toute la gamme des fréquences :

$$\Omega_f = \{\omega \in \mathbb{R} / 0 \le |\omega| \le \omega_l\} \tag{3.26}$$

$$\Omega_d = \{\omega \in \mathbb{R} / 0 \le |\omega| \le \omega_l\} \; ou \; \Omega_d = \{\omega \in \mathbb{R} / 0 \le \omega_h \le |\omega|\} \tag{3.27}$$

avec ω_l et ω_h représentant les bornes de fréquences des défauts et des perturbations.

4.2. Conception d'observateur à fréquences finies

Considérons l'éolienne sous l'action des défauts actionneurs et capteurs, le système (3.24) est récrit comme suit :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A(h)x(t) + \bar{B}(h)\bar{u}(t) + B_d(h)d(t) + B_f(h)\, f(t) \\ y(t) = C(h)\, x(t) + D_f(h)\, f(t) \end{cases} \tag{3.28}$$

avec $f(t)$ représente le vecteur de défauts, $B_d(h)$, $B_f(h)$ et $D_f(h)$ sont respectivement les matrices de perturbation et des défauts, $\bar{B}(h)=\begin{bmatrix}B & E(h)\end{bmatrix}$, $\bar{u}(t)=\begin{bmatrix}u^T(t) & v^T(t)\end{bmatrix}^T$, $A(h)=\sum_{i=1}^{4}h_iA_i$, $\bar{B}(h)=\sum_{i=1}^{4}h_i\bar{B}_i$, $B_d(h)=\sum_{i=1}^{4}h_iB_{d,i}$, $B_f(h)=\sum_{i=1}^{4}h_iB_{f,i}$, $C(h)=\sum_{i=1}^{4}h_iC_i$ et $D_f(h)=\sum_{i=1}^{4}h_iD_{f,i}$.

Considérons un observateur sous la forme suivante :

$$\begin{cases}\dot{\hat{x}}(t)=\sum_{i=1}^{4}h_i(A_i\hat{x}(t)+\bar{B}_i\bar{u}(t)+L_i(y(t)-\hat{y}(t))\\ y(t)=C\hat{x}(t)\end{cases} \tag{3.29}$$

Où $\hat{x}(t)$ est l'estimation de l'état $x(t)$ et L_i sont les matrices de gain de l'observateur.

Définissons le vecteur d'erreur $e(t)$ et les signaux résidus $r(t)$ comme suit : $e(t)=x(t)-\hat{x}(t)$, $r(t)=y(t)-\hat{y}(t)$. La dynamique d'erreur devient :

$$\dot{e}(t)=\dot{x}(t)-\dot{\hat{x}}(t)=\sum_{i=1}^{4}h_iA_ie(t)+B_{f,i}f(t)+B_dd(t) \tag{3.30}$$

À partir de l'équation (3.30) et l'expression du générateur des résidus $r(t)$ on peut obtenir le système suivant :

$$\begin{cases}\dot{e}(t)=A_c(h)e(t)+B_f(h)f(t)+B_d(h)d(t)\\ r(t)=C(h)e(t)+D_f(h)f(t)\end{cases} \tag{3.31}$$

avec $A_c(h)=A(h)-L(h)C$.

Le problème peut maintenant être formulé comme suit : Étant donné le modèle flou T-S de l'éolienne (3.28), il existe un observateur sous la forme de (3.29) de sorte que les exigences suivantes soient respectées :

$$\int_{\Omega_f}r^T(t)r(t)dt\geq\beta^2\int_{\Omega_f}f^T(t)f(t)dt \tag{3.32}$$

$$\int_{\Omega_d}r^T(t)r(t)dt\leq\gamma_d^2\int_{\Omega_d}d^T(t)d(t)dt \tag{3.33}$$

Lemme 2 [93] : Soit $\gamma > 0$ un scalaire positif, le système d'erreur de (3.31) est asymptotiquement stable avec l'indice de performance H∞ dans une fréquence finie, s'il existe des matrices hermitiennes $P = P^T$, $Q = Q^T > 0$ telles que :

Pour une matrice symétrique donnée $\Pi = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{bmatrix}$, l'inégalité suivante est valable

$$\begin{bmatrix} A(h) & B(h) \\ I & 0 \end{bmatrix}^T \Theta \begin{bmatrix} A(h) & B(h) \\ I & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C(h) & D(h) \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \Pi \begin{bmatrix} C(h) & D(h) \\ 0 & I \end{bmatrix} < 0 \quad (3.34)$$

- Où, $\Theta = \begin{bmatrix} -Q & P \\ P & \omega_l^2 Q \end{bmatrix}$ pour les basses fréquences $\left(|\omega| < \omega_l\right)$.

- et $\Theta = \begin{bmatrix} Q & P \\ P & -\omega_h^2 Q \end{bmatrix}$ pour la gamme des hautes fréquences $\left(|\omega| > \omega_h\right)$.

Théorème 1 : Considérons le système éolien décrit par (3.28). Pour un scalaire β>0 , il existe un observateur flou sous la forme de (3.29) de sorte que le système d'erreur (4.29) est asymptotiquement stable avec l'indice de performances H∞ , s'il existe une matrice symétrique et définie positive $Q_1 = Q_1^T > 0$, une matrice symétrique $P_1 = P_1^T$ et des matrices S et $Y(h)$ telles que la condition suivante est vérifiée.

$$\begin{bmatrix} -Q_1 - S - S^T & P_1 + SA(h) - Y(h)C(h) - S^T & SB_f(h) \\ * & \varphi_1 & SB_f(h) - C^T(h)D_f(h) \\ * & * & \beta^2 I - D_f^T(h)D_f(h) \end{bmatrix} < 0 \quad (3.35)$$

avec $\varphi_1 = \omega_l^2 Q_1 + SA(h) + A^T(h)S^T - Y(h)C(h) - C^T(h)Y^T(h) - C^T(h)C(h)$.

Preuve : Considérons $d(t) = 0$ dans l'équation (3.31), alors, par le moyen du lemme 2, nous savons que l'indice de performance H∞ dans la gamme des basses fréquences peut être satisfait si la condition suivante est vérifiée :

$$\begin{bmatrix} A_c(h) & B_f(h) \\ I & 0 \end{bmatrix}^T \Xi \begin{bmatrix} A_c(h) & B_f(h) \\ I & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C(h) & D_f(h) \\ 0 & I \end{bmatrix}^T \Pi \begin{bmatrix} C(h) & D_f(h) \\ 0 & I \end{bmatrix} < 0 \quad (3.36)$$

Où $\Xi = \begin{bmatrix} -Q & P \\ * & \omega_l^2 Q \end{bmatrix}$, $\Pi = \begin{bmatrix} -I & 0 \\ 0 & \beta^2 I \end{bmatrix}$.

Soit $\Psi = \begin{bmatrix} -Q_1 & P_1 & 0 \\ * & \omega_l^2 Q_1 - C^T(h)C(h) & -C^T(h)D_f(h) \\ * & * & \beta^2 I - D_f^T(h)D_f(h) \end{bmatrix}$, il est facile de conclure que (3.36) est égal à $\Lambda^{\perp T}\Psi\Lambda^{\perp T} < 0$, dont $\Lambda^{\perp} = \begin{bmatrix} A_c(h) & B_f(h) \\ I & 0 \\ 0 & I \end{bmatrix}^T$.

Nous appliquons le lemme de projection. Alors, l'équivalence entre (3.36) et (3.35) obtenue avec le choix des matrices ci-dessous.

$\Phi = \begin{bmatrix} S^T & S^T & 0 \end{bmatrix}^T$, $\Lambda = \begin{bmatrix} -I & A_c(h) & B_f(h) \end{bmatrix}$, $\Gamma = I$ et $Y(h) = S\,L(h)$.

Théorème 2 : Étant donné le système éolien (3.28) et un scalaire $\gamma_d > 0$, alors, il existe un observateur flou sous la forme (3.29), de sorte que le système d'erreur de (3.31) est asymptotiquement stable avec l'indice de performance H∞ dans le domaine des fréquences finies, s'il existe une matrice symétrique définie positive $Q_2 = Q_2^T > 0$, une matrice symétrique $P_2 = P_2^T$ et des matrices S et $Y(h)$ telles que les LMIs suivantes sont faisables :

- Pour des perturbations à basses fréquences :

$$\begin{bmatrix} -Q_2 - S - S^T & P_2 + SA(h) - Y(h)C(h) - S^T & SB_d(h) \\ * & \varphi_2 & SB_d(h) \\ * & * & -\gamma_d^2 I \end{bmatrix} < 0 \qquad (3.37)$$

- Pour la gamme des perturbations à hautes fréquences :

$$\begin{bmatrix} -Q_2 - S - S^T & P_2 + SA(h) - Y(h)C(h) - S^T & SB_d(h) \\ * & \varphi_3 & SB_d(h) \\ * & * & -\gamma_d^2 I \end{bmatrix} < 0 \qquad (3.38)$$

avec $\varphi_2 = \omega_l^2 Q_2 + SA(h) + A^T(h)S^T - Y(h)C(h) - C^T(h)Y^T(h) + C^T(h)C(h)$ et

$\varphi_3 = -\omega_h^2 Q_2 + SA(h) + A^T(h)S^T - Y(h)C(h) - C^T(h)Y^T(h) + C^T(h)C(h)$.

Preuve : Considérons cette fois-ci $f(t) = 0$ dans l'équation (3.31) et $\Pi = \begin{bmatrix} I & 0 \\ 0 & -\gamma_d^2 \end{bmatrix}$. Avec un raisonnement similaire que celui dans le théorème 1, les LMIs (3.37) et (3.38) sont obtenus en établissons les changements suivants :

$$\Phi = \begin{bmatrix} S^T & S^T & 0 \end{bmatrix}^T, \Lambda = \begin{bmatrix} -I & A_c(h) & B_d(h) \end{bmatrix}, \text{ avec}$$

$\Psi = \begin{bmatrix} -Q_2 & P_2 & 0 \\ * & \omega_l^2 Q_2 + C^T(h)C(h) & 0 \\ * & * & -\gamma_d^2 I \end{bmatrix}$, pour le cas des perturbations à basses fréquences, et

$\Psi = \begin{bmatrix} Q_2 & P_2 & 0 \\ * & -\omega_l^2 Q_2 + C^T(h)C(h) & 0 \\ * & * & -\gamma_d^2 I \end{bmatrix}$ pour le cas des perturbations appartenant à la gamme des hautes fréquences.

Remarque 2 : Notons que les inégalités (3.37) - (3.38) sont suffisantes pour couvrir toute la gamme des fréquences.

Corollaire : Pour garantir la stabilité asymptotique du système d'erreur (3.31), la LMI suivante est introduite :

$$\begin{bmatrix} -S - S^T & P + SA(h) - Y(h)C(h) - S^T \\ * & SA(h) + A^T(h)S - Y^T(h)C(h) - C(h)Y(h) \end{bmatrix} < 0 \qquad (3.39)$$

Preuve : Considérons une fonction de Lyapunov comme suite :

$$PA_c(h) + A_c^T(h)P < 0 \qquad (3.40)$$

Soit $\Psi = \begin{bmatrix} 0 & P \\ P & 0 \end{bmatrix}$, $\Phi = \begin{bmatrix} S^T & S^T \end{bmatrix}^T$ et $\Lambda = \begin{bmatrix} -I & A_c(h) \end{bmatrix}$, $\Lambda^{\perp} = \begin{bmatrix} A_c(h) \\ I \end{bmatrix}$. En appliquant le lemme de projection, il est facile de conclure que (3.39) est égal à (3.40).

4.3. Résultats de simulation

Dans cette section, différents types de défauts de capteur et d'actionneur sont pris en compte en présence de perturbations et d'incertitudes paramétriques. Pendant la simulation, un profil de vent réel variant dans la plage de [4-13] m / s est utilisé comme indiqué sur la figure 3-8.

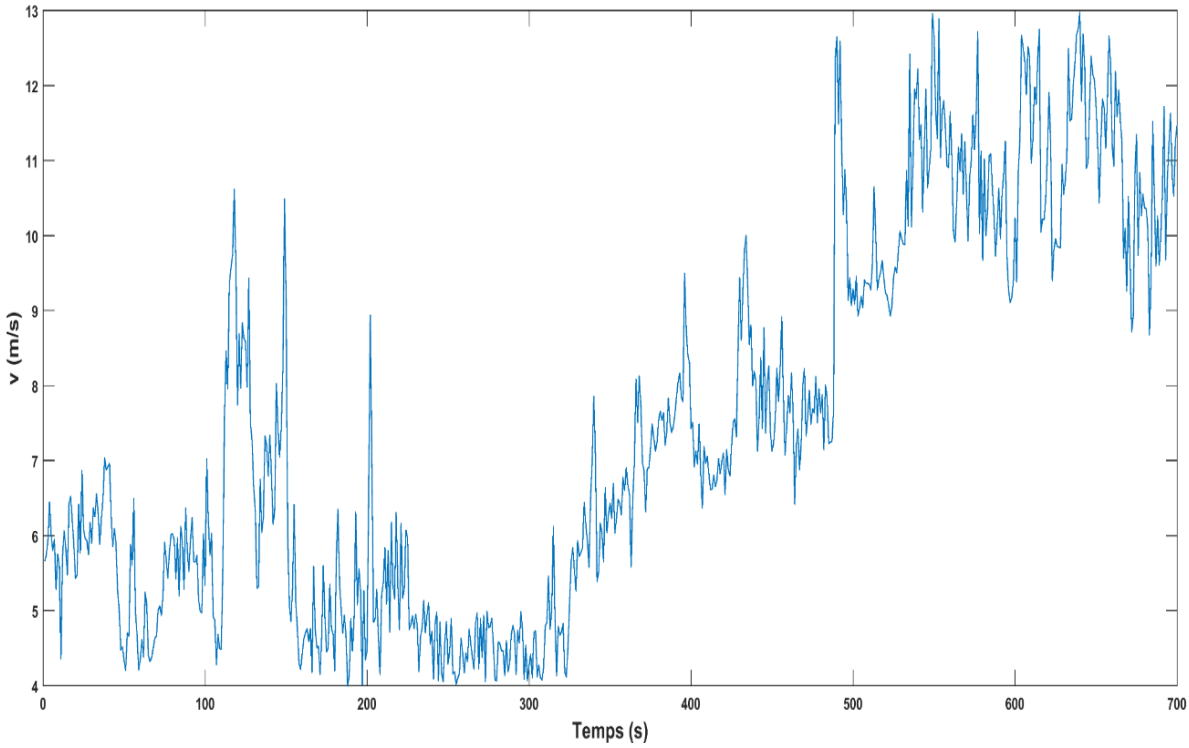

Figure 3.8 Profile du vent réel, mesurée au nord du Maroc.

Les matrices de gain optimales du contrôleur sont obtenues en utilisant la méthode proposée dans [94] :

$$K_1 = \begin{bmatrix} 23.6061 & 2.9075 & 0.0010 & -5.1594 & -0.6121 & -0.0040 \end{bmatrix}$$

$$K_2 = \begin{bmatrix} 55.7782 & 2.2277 & 0.0082 & -1.2813 & 0.5869 & -0.0066 \end{bmatrix}$$

$$K_3 = \begin{bmatrix} 28.5441 & 1.0952 & 0.0055 & -0.2204 & 0.1749 & -0.0294 \end{bmatrix}$$

$$K_4 = \begin{bmatrix} 37.3607 & 1.9375 & 0.0036 & -1.0424 & -0.1463 & -0.0508 \end{bmatrix}$$

Les figures suivantes présentent une comparaison entre les sorties réelles de l'éolienne et leur estimées à l'aide de l'observateur proposé.

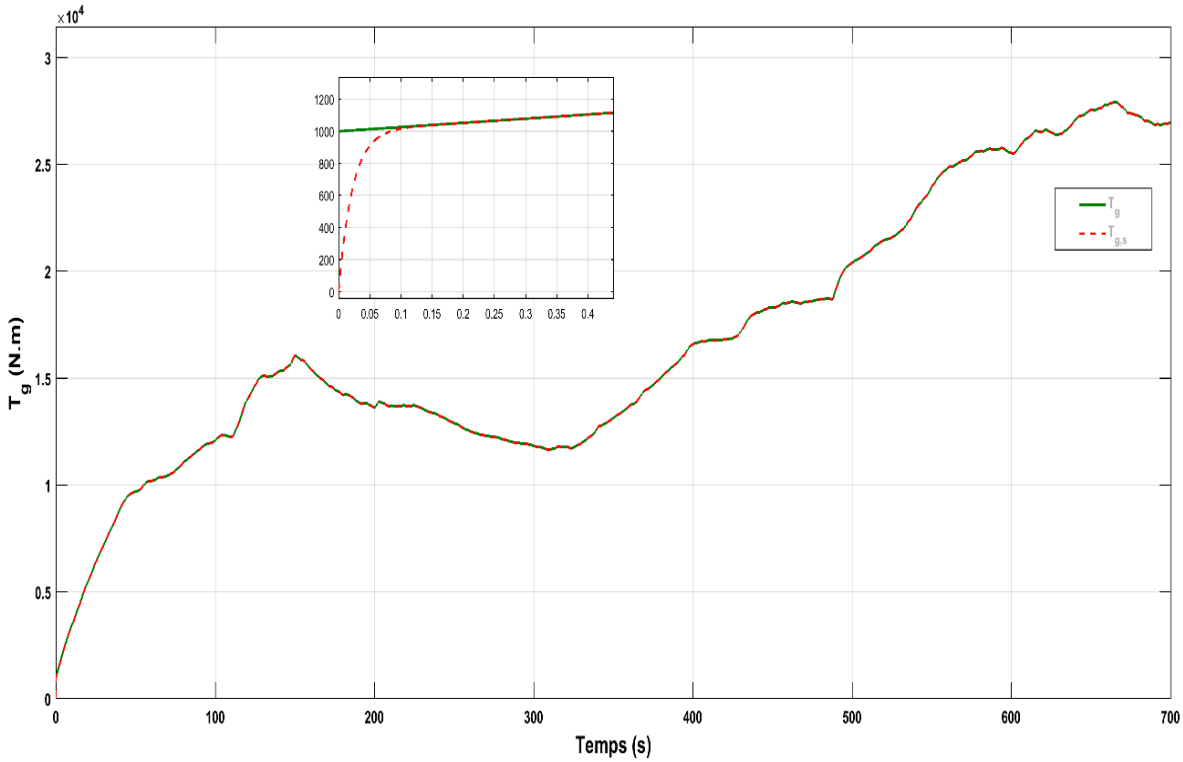

Figure 3.9 L'estimation du couple du générateur

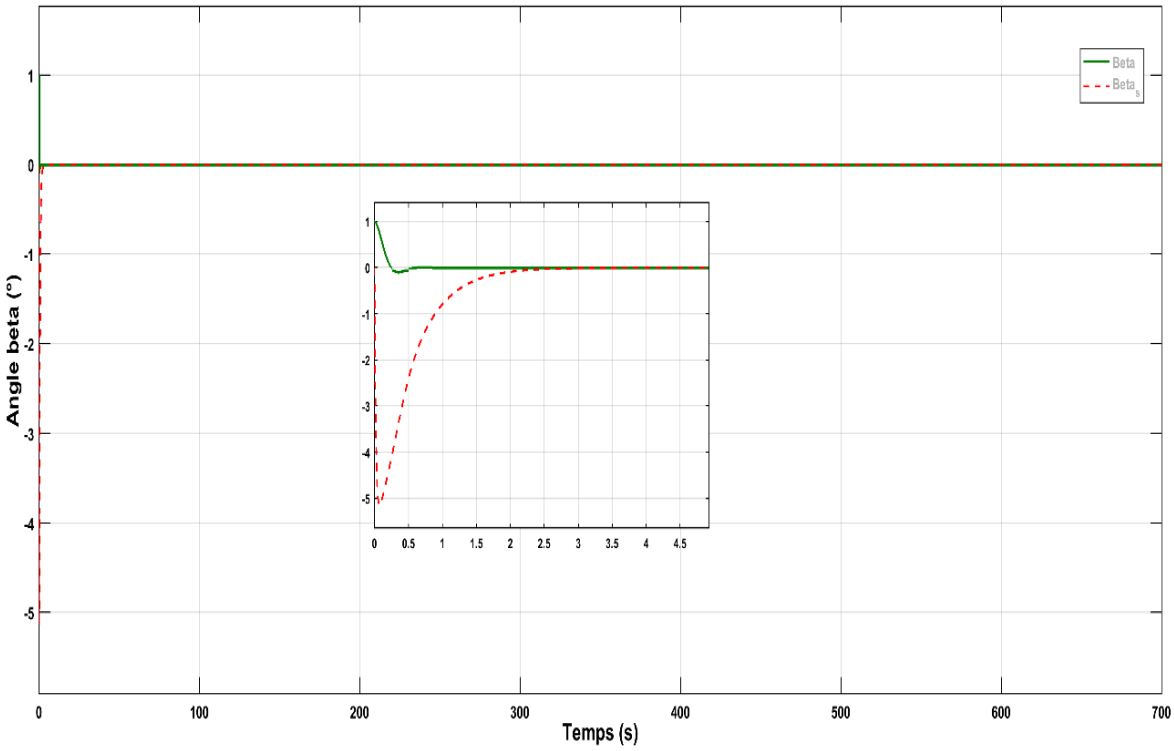

Figure 3.10 Estimation de l'angle de calage β

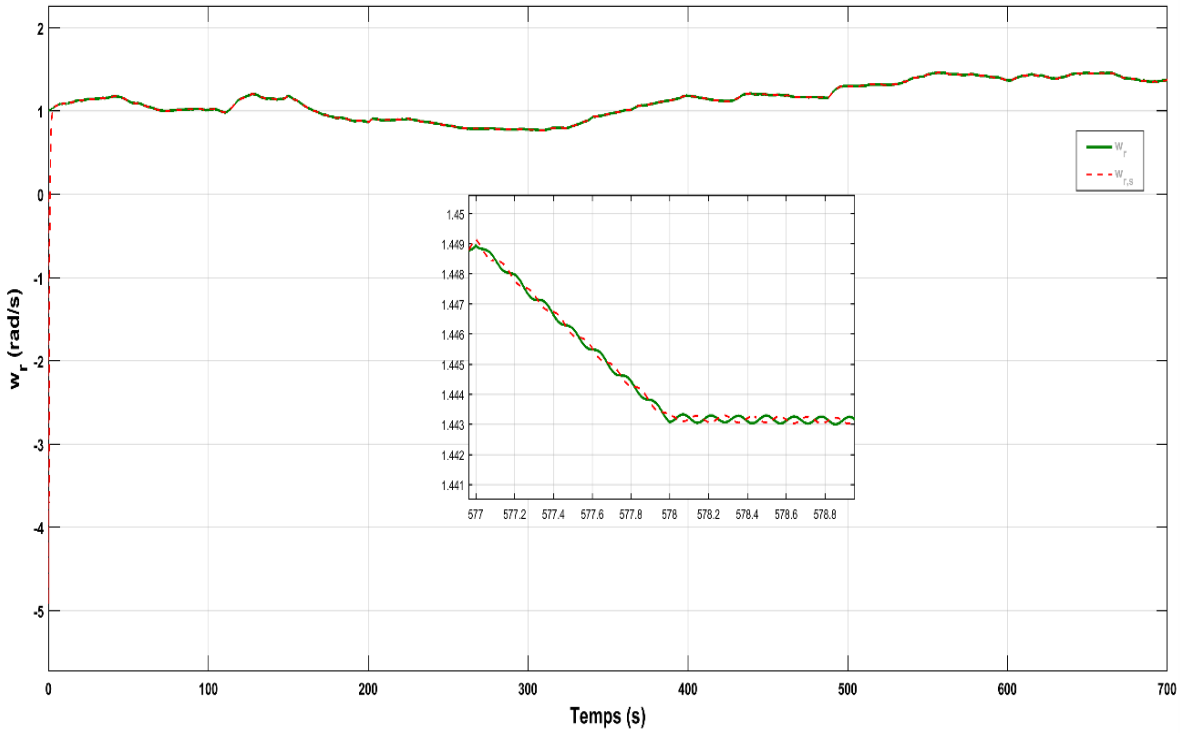

Figure 3.11 Estimation de la vitesse angulaire du rotor ω_r

D'après ces figures on constate qu'en présence des perturbations, erreur de modélisations, l'observateur à fréquence finie est capable de composer l'effet de ces incertitudes en générons des estimations robustes. Ce qui permet d'améliorer du générateur des résidus obtenus.

Par la suite, deux types de défauts de capteur et d'actionneur sont considérés pour étudier l'efficacité de la méthode proposée en présence des incertitudes et des dynamiques inconnues :

$$f_1 = \begin{cases} 0.001t + 0.001\sin(0.1*t) & si\ 200s \le t \le 300s \\ 0, & si\,non \end{cases} \tag{3.41}$$

$$f_2 = \begin{cases} 0.5 + 0.01\sin(0.1*t), & si\,400s \le t \le 500s \\ 0, & si\,non \end{cases} \tag{3.42}$$

avec $\varsigma(t) = 0.01\sin(14\pi t)$ et $\eta(t) = \begin{bmatrix} 1 & 0.1 & 1 & 1 \end{bmatrix} y(t-1)$.

Les figures 3-12 et 3-13 illustrent l'impact de ces défauts sur les signaux correspondants ainsi que sur les signaux résidus obtenus par l'observateur H-/H∞ proposé.

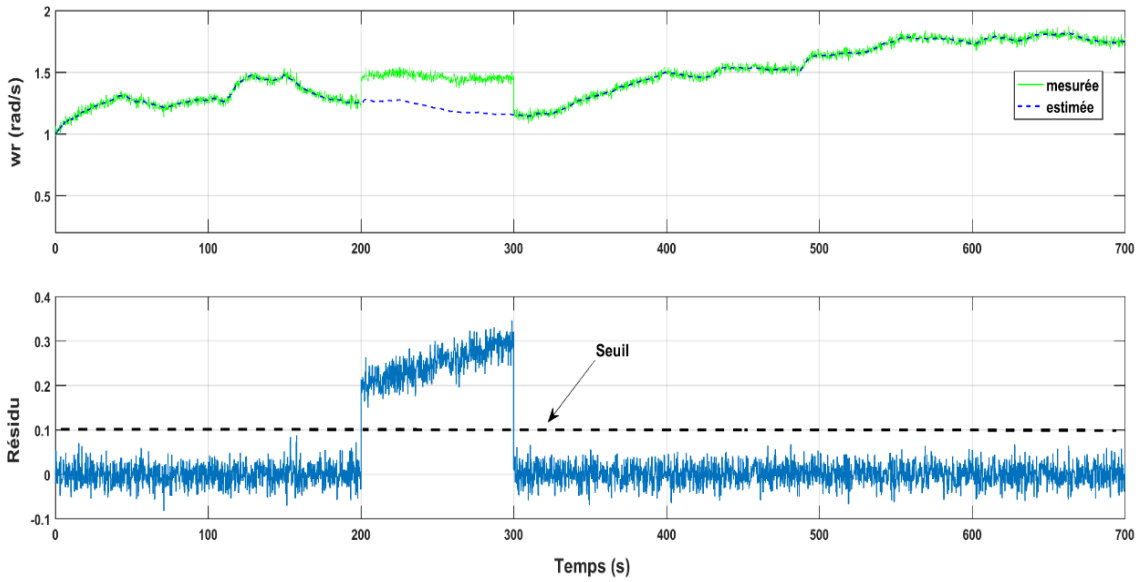

Figure 3.12 Détection du défaut capteur f_1 affectant la mesure de la vitesse du rotor entre 200 et 300 secondes

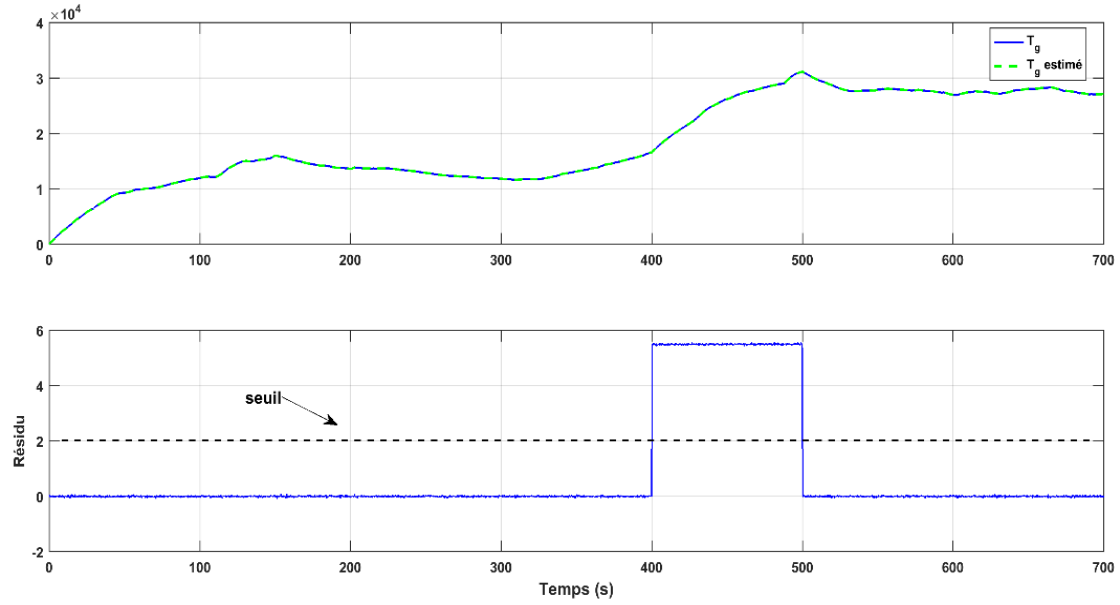

Figure 3.13 Détection du défaut actionneur f_2 affectant le couple du générateur entre 400 et 500 secondes

Selon les résultats obtenus, on peut constater que l'objectif FDI est atteint avec de bonnes performances, même en présence de grandes incertitudes et de bruits de mesure. Le fait de concevoir des LMIs sur des fréquences finies nous à permit d'obtenir des indices de performance meilleurs que ceux obtenus dans le cas de fréquences entières. Par conséquent,

un générateur de résidus plus robuste vis-à-vis des incertitudes de modélisation et des perturbations externes.

5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé et présenté des résultats de simulation des méthodes détection de défauts fondés sur le modèle mathématique de l'éolienne. Le problème FDI a été formalisé dans un cadre uniforme en présentant une description et une définition mathématiques. Dans ce cadre, la génération des résidus a été identifiée comme un problème central pour les méthodes proposées. La génération des résidus a été résumée dans trois différentes structures de générations de résidus. La première méthode est basée sur un observateur à modes glissants flou pour la génération des résidus. Cette approche est basée, sur un modèle T-S flou de l'éolienne pour éviter la forte non linéarité au niveau de la partie aérodynamique du système. Lors de la conception d'observateur une action à modes glissants est ajoutée pour composer l'effet des incertitudes pendant la génération des résidus. La deuxième méthode est basée sur un observateur non linéaire. Pour gérer la non-linéarité du système éolien, les incertitudes issues du couple aérodynamique, ainsi que les erreurs de modélisation un modèle amélioré est conçu à l'aide de l'algorithme ELM. Ensuite, à base du modèle amélioré un observateur non linéaire est conçu afin de générer des résidus robustes vis-à-vis ces types d'incertitudes. Dans la dernière méthode, un observateur robuste à base d'optimisation mixte H-/H∞ dans des fréquences finies est utilisé. Cette méthode, nous à permet de maintenir un bon compromis entre la sensibilité aux défauts, perturbations et erreurs de modélisation.

Les résultats de simulation prouvent que les procédures FDI proposées sont capable de détecter et d'isoler les défauts de la turbine éolienne. Cependant, ces méthodes sont incapables de fournir des informations sur l'évolution des défauts détectés. Pour que l'organe de contrôle prend la décision convenable comment agir durant la présence du défaut, une commande tolérante aux défauts sera développée dans le chapitre suivant.

Chapitre 4:
Contrôle Tolérante aux défauts pour les systèmes éoliens

1. Introduction

En raison de la demande croissante de maintenir des performances acceptables des systèmes éoliens dans des conditions de fonctionnement étendues, il devient très important de concevoir des contrôleurs de sorte que le système sous contrôle maintienne des performances nominales (avec une dégradation acceptable) en cas de dysfonctionnement. Ces contrôleurs sont connus sous le nom de contrôleurs tolérants aux défauts et sont capables de traiter des systèmes sujets à des défauts. Puisque, la conception de contrôleur classique ne considère que les systèmes en fonctionnement nominal, la conception d'un contrôleur tolérant aux défauts (FTC) inclut explicitement les effets des défauts sur le comportement du système [96]-[97].

La plupart des méthodes FTC sont basées sur une estimation de défaut (FE) ou sur une détection et une isolation de défauts (FDI), ces deux approches étant puissantes et directes [98]-[99]. L'idée sous-jacente à FTC est d'utiliser les informations relatives à l'emplacement et au comportement d'un défaut en fonction du temps afin de reconfigurer le système de contrôle. Au cours de la dernière décennie, de nombreux résultats ont été signalés concernant la détection de défaillance (FD), l'estimation de la défaillance et le contrôle tolérant aux défauts [100-112]. En fait, le processus de détection et d'isolation de défauts et/ou d'estimation de défauts joue un rôle essentiel dans la fiabilité du système. A cet effet, une décision peut être prise sur comment et quand modifié le système de contrôle. L'estimation des défaillances basée sur l'observateur est l'une des méthodes les plus puissantes utilisées pour compenser les défaillances du système de contrôle. Il convient de noter que, étant donné que les erreurs de modélisation et d'estimation des défauts et les perturbations sont tous affectent les performances du système FTC. La conception d'un FE / FTC robuste peut être assurée en utilisant les techniques mentionnées ci-dessus. Cependant, toutes ces études considèrent que le défaut appartient au domaine de fréquence entier, ce qui introduit

beaucoup de conservatisme en raison de la sur-conception. Dans la pratique, avec le fait que les défauts se situent dans une plage de fréquences finie, plusieurs méthodes ont été proposées pour la détection / l'estimation des défauts avec des spécifications de fréquence finie (FF). Dans ce cadre [113-117], un certain nombre de méthodes d'investigation de l'estimation des défauts en fréquence finie ont été développées dans la littérature. Cependant, le problème de conception d'observateur adaptatif à fréquence finie pour FE / FTC n'a pas encore abordé.

Motivé par les observations ci-dessus, dans le présent chapitre, un observateur de FF adaptatif permettant d'estimer les états et les défauts d'actionneur est sera développé pour les systèmes éoliens. Ensuite, sur la base de ces estimations, un FTC est développé pour garantir la stabilité de l'éolienne défectueuse en boucle fermée.

2. Modèle de l'éolienne

En raison du comportement non linéaire du système aérodynamique, le couple aérodynamique est généralement linéarisé autour du point de fonctionnement afin de prédire son effet sur le modèle. Le modèle linéarisé de l'éolienne est décrit par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{4} h_i (A_i\, x(t) + B u(t) + B_{i,v} v(t)) \\ y(t) = C\, x(t) \end{cases} \tag{4.1}$$

Avec $x = \begin{bmatrix} T_g^T & \beta^T & \dot{\beta}^T & \omega_r^T & \omega_g^T & \theta_\Delta^T \end{bmatrix}^T$, $u = \begin{bmatrix} \beta_{ref}^T & T_{g,ref}^T \end{bmatrix}^T$,

$$A = \begin{bmatrix} \frac{1}{\tau_g} & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -\omega_n^2 I & -2\xi\omega_n I & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{J_r}\frac{\partial T_a}{\partial \beta} & 0 & \frac{1}{J_r}\frac{\partial T_a}{\partial \omega_r} - \frac{(B_{dt}+B_r)}{J_r} & \frac{B_{dt}}{n_g J_r} & \frac{K_{dt}}{J_r} \\ -\frac{1}{J_g} & 0 & 0 & \frac{B_{dt}}{n_g J_g} & -\frac{(B_{dt}+n_g B_g)}{n_g^2 J_g} & \frac{K_{dt}}{n_g J_g} \\ 0 & 0 & 0 & 1 & -\frac{1}{n_g} & 0 \end{bmatrix}, \qquad B = \begin{bmatrix} \frac{1}{\tau_g} & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & \omega_n^2 I \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix},$$

$$B_v = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \\ \dfrac{1}{J_r}\dfrac{\partial T_a}{\partial v} \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}, \qquad C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}.$$

La vitesse du vent étant la principale source de perturbations affectant le système. Par la suite, les perturbations totales des éoliennes sont modélisées comme suit $d(t) = v(t) + \eta(t)$. En tenant compte des effets des défaillances et des perturbations de l'actionneur, le modèle de l'éolienne peut être représenté par :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = \sum_{i=1}^{4} h_i (A_i x(t) + Bu(t) + D_i d(t) + E\ f_a(t)) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \tag{4.2}$$

avec $f_a(t)$ est le vecteur de défauts actionneur.

3. Conception d'un schéma FE/ FTC robuste à base d'un observateur adaptatif

Dans cette section, les conditions de conception FE / FTC sont traitées en détail. Avant de donner les principaux résultats, les hypothèses et les lemmes suivants sont nécessaires.

Hypothèse 1 : Les défauts f_a et perturbations d satisfont, $\|f_a\| \le \overline{f}_a$ et $\|d\| \le d_0$. De plus, la dérivée de f_a par rapport au temps est bornée $\|\dot{f}_a\| \le f_{a,\max}$.

Lemme 1 [118] **:** Etant donné un scalaire positif $\mu \in \mathbb{R}^+$ et une matrice définie positive symétrique M, l'inégalité suivante est vraie :

$$2u^T v \le \frac{1}{\mu} u^T M\, u + \mu v^T M^{-1} v \quad u, v \in R^n \tag{4.3}$$

Lemme 2 [119] **:** Soit U, V et Θ des matrices quelconques, alors il existe une matrice Σ satisfaisant $\Theta + U\Sigma V^T + V\Sigma^T U < 0$ si seulement si les conditions suivantes sont remplies :

$$U^{\perp}\Theta U^{\perp T} < 0 \text{ et } V^{\perp}\Theta V^{\perp T} < 0$$

avec, $U U^{\perp} = 0$ et $V V^{\perp} = 0$.

Lemme 3 [92**] :** Soit le système suivant :

$$\begin{cases} \dot{e}(t) = A_h\, e(t) + B_h\, u(t) \\ y(t) = C_h\, e(t) \end{cases} \tag{4.4}$$

Pour un scalaire positif donné γ, s'il existe des matrices hermitiennes $P = P^T$ et $Q = Q^T > 0$ telles que :

$$\begin{pmatrix} A_h & B_h \\ I & 0 \end{pmatrix}^T \Xi_Q \begin{pmatrix} A_h & B_h \\ I & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} C_h & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix}^T \underbrace{\begin{pmatrix} I & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{pmatrix}}_{\Pi} \begin{pmatrix} C_h & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix} < 0 \tag{4.5}$$

Où, Ξ_Q est indiqué dans le tableau 4.1. Alors, le système d'erreur (4.4) est asymptotiquement stable avec les performances H∞ dans la plage de fréquences finies.

Basses-fréquences	**Moyennes-fréquences**	**Hautes-fréquences**
$\lvert\omega\rvert \le \omega_l$	$\omega_1 \le \omega \le \omega_2, \omega_0 = (\omega_1 + \omega_2)/2$	$\lvert\omega\rvert \ge \omega_h$
$\Xi_Q = \begin{pmatrix} -Q & P \\ P & \omega_l^2 Q \end{pmatrix}$	$\Xi_Q = \begin{pmatrix} -Q & P + j\omega_0 Q \\ P - j\omega_0 Q & -\omega_1\omega_2 Q \end{pmatrix}$	$\Xi_Q = \begin{pmatrix} Q & P \\ P & -\omega_h^2 Q \end{pmatrix}$

Tableau 4-1 Expression de Ξ_Q dans toutes les gammes des fréquences

4. Observateur adaptatif à fréquences finies.

Soit le modèle de l'éolienne présenté en (4.2), un observateur adaptatif à fréquences finies (FF) est considéré [120] :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = \sum_{i=1}^{4} h_i \ (A x_i(t) + Bu(t) + E\hat{f}_a(t) - L_i(y(t) - \hat{y}(t))) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \\ \dot{\hat{f}}_a(t) = \Gamma F(\dot{e}_y(t) + \sigma e_y(t)) \end{cases} \tag{4.6}$$

Où $\hat{x}(t)$, $\hat{y}(t)$ sont l'estimation des vecteurs d'état et de sortie respectivement. $\hat{f}_a(t)$ est l'estimation du défaut de l'actionneur, $e_y(t)$ est l'erreur d'estimation de sortie. σ est un scalaire positif, Γ est une matrice définie positive symétrique. F et L_i sont les matrices de gain de l'observateur à résoudre.

Définissons les vecteurs d'erreur par :

$$e_x(t) = x(t) - \hat{x}(t),\ e_y(t) = y(t) - \hat{y}(t),\ e_f(t) = f_a(t) - \hat{f}_a(t).$$

A partir de (4.2) et (4.6) nous avons le système d'erreur d'estimation comme suit :

$$\begin{cases} \dot{e}_x(t) = \sum_{i=1}^{4} h_i((A_i - L_i C)e_x(t) + Ee_f(t) + D_i d(t)) \\ e_y(t) = Ce_x(t) \end{cases} \tag{4.7}$$

Le problème peut maintenant être vu comme suit : Étant donné le modèle flou TS de l'éolienne (4.2), trouvez un observateur adaptatif floue sous la forme de (4.6) tel que :

- Pour $d(t) = 0$ et $f_a(t) = 0$ le système d'erreur (4.7) est asymptotiquement stable.

- Pour $d(t) = 0$ et, $f_a(t) \neq 0$ la performance H∞ de à est inférieure à un scalaire positif donné dans le domaine des basses fréquences.

- Pour $d(t) \neq 0$ et $f_a(t) = 0$ la performance H∞ est inférieure à un scalaire positif donné.

Théorème 1 : Pour des scalaires positifs donnés σ, μ, γ_f et γ_d, le système (4.7) est asymptotiquement stable avec les indices de performance H∞ γ_f et γ_d, s'il existe des matrices définies positives P, Q et des matrices générales $X, Y_h, \bar{P}$ et G satisfont :

$$E^T X = FC \tag{4.8}$$

$$\begin{pmatrix} -X - X^T & P + XA_h - Y_hC - X^T \\ * & (XA_h - Y_hC) + (XA_h - Y_hC)^T \end{pmatrix} < 0 \tag{4.9}$$

$$\begin{pmatrix} -Q - X - X^T & \bar{P} + (XA_h - Y_hC) - X^T & XE & 0 \\ * & \omega_l^2 Q + (XA_h - Y_hC) + (XA_h - Y_hC)^T & XE - \frac{1}{\sigma}(XA_h - Y_hC)^T E & C^T \\ * & * & -\gamma_f^2 I - \frac{2}{\sigma}E^T XE + \frac{1}{\sigma\mu}G & 0 \\ * & * & * & -I \end{pmatrix} < 0 \tag{4.10}$$

$$\begin{pmatrix} (XA_h - Y_hC) + (XA_h - Y_hC)^T & XD & C^T \\ * & -\gamma_d^2 I & 0 \\ * & * & -I \end{pmatrix} < 0 \tag{4.11}$$

Où, $A_h = \sum_{i=1}^{4} h_i\ A_i$, $D_h = \sum_{i=1}^{4} h_i\ D_i$, $L_h = \sum_{i=1}^{4} h_i\ L_i$

Preuve : Considérons la fonction de Lyapunov suivante $\dot{V}(t) = \dot{V}_1(t) + \dot{V}_2(t)$ avec

$\dot{V}_1(t) = \xi^T(t)(\Psi^T \Xi_Q \Psi + \Lambda^T \Pi \Lambda)\xi(t)$ et $\dot{V}_2(t) = \frac{2}{\sigma} e_f^T(t)\Gamma^{-1}\dot{e}_f(t)$.

On peut montrer facilement que la dérivée temporelle de V_2 est :

$$\dot{V}_2(t) = \frac{2}{\sigma} e_f^T(t)\,\Gamma^{-1}\dot{f}_a(t) - \frac{2}{\sigma} e_f^T(t)FC(A_h - L_hC)e_x(t) - \frac{2}{\sigma} e_f^T(t)FCEe_f(t) - 2e_f^T(t)FCe_x(t)$$

D'après le lemme 1 et l'égalité (4.8) nous avons :

$$\dot{V}_2(t) \le -\frac{2}{\sigma} e_f^T(t)E^T X(A_h - L_hC)e_x - \frac{2}{\sigma} e_f^T(t)E^T XEe_f(t) + \frac{1}{\sigma\mu} e_f^T(t)Ge_f(t) + \frac{\mu}{\sigma}\,\dot{f}_a^{\,2}(t)\lambda_{\max}(\Gamma^{-1}G^{-1}\Gamma^{-1})$$

Qui est équivalent à $\dot{V}_2(t) \le \xi^T(t)(\phi)\xi(t) + \chi$ avec

$$\phi = \begin{pmatrix} 0 & -\frac{1}{\sigma}(A_h - L_hC)^T XE \\ * & -\frac{2}{\sigma}E^T XE + \frac{1}{\sigma\mu}G \end{pmatrix},\ \chi = f_{a,\max}^2 \lambda_{\max}(\Gamma^{-1}G^{-1}\Gamma^{-1}) \text{ et } \xi(t) = \begin{bmatrix} e_x^T & e_f^T \end{bmatrix}^T.$$

Par conséquent, la dérivée globale de la fonction candidate de Lyapunov peut être réécrite sous la forme suivante :

$$\dot{V}(t) \le \xi^T(t)\left(\Psi^T \Xi_Q \Psi + \Phi\right)\xi(t) + \chi \text{ où } \Phi = \begin{pmatrix} C^T C & -\frac{1}{\sigma}(A_h - L_h C)^T XE \\ * & -\gamma_f^2 I - \frac{2}{\sigma}E^T XE + \frac{1}{\sigma\mu}G \end{pmatrix}.$$

Maintenant, posons $\eta = \begin{pmatrix} \Xi_Q & 0 \\ 0 & \Phi \end{pmatrix}$,alors $(\Psi^T \Xi_Q \Psi + \Phi)$ peut être formulé comme :

$$\begin{pmatrix} A_h - L_h C & E \\ I & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix}^T \left\{ \left(\begin{array}{ccc} I & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ \hline 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & I \end{array}\right)^T \eta \left(\begin{array}{ccc} I & 0 & 0 \\ 0 & I & 0 \\ \hline 0 & I & 0 \\ 0 & 0 & I \end{array}\right) \right\} \begin{pmatrix} A_h - L_h C & E \\ I & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix} \tag{4.12}$$

Qui a la même forme de $U^{\perp}\Theta U^{\perp T} < 0$ avec

$$\Theta = \begin{pmatrix} -Q & \bar{P} & 0 \\ * & \omega_l^2 Q + C^T C & -\frac{1}{\sigma}(A_h - L_h C)^T XE \\ * & * & -\gamma_f^2 I - \frac{2}{\sigma}E^T XE + \frac{1}{\sigma\mu}G \end{pmatrix}$$

En appliquons le lemme 2, alors (4.12) est équivalente à :

$$\Delta = \Theta + \begin{pmatrix} -I \\ (A_h - L_h C)^T \\ E^T \end{pmatrix} X \begin{pmatrix} I & I & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} I & I & 0 \end{pmatrix}^T X \begin{pmatrix} -I \\ (A_h - L_h C)^T \\ E^T \end{pmatrix}^T < 0 \tag{4.13}$$

Par conséquent, en appliquons le complément de Shūr et en posons $Y_h = X L_h$. Alors, l'inégalité (4.10) est obtenue. D'autre part, quand (4.13) est vérifié alors on a $\dot{V}(t) < -\lambda_{\min}(\Delta)\|\xi(t)\|^2 + \chi$. Cela signifie que $\dot{V} < 0$ pour $\lambda_{\min}(\Delta)\|\xi(t)\|^2 > \chi$, et que l'erreur d'estimation d'état sera bornée et converge vers un petit scalaire.

Ensuite, pour garantir que $(A_h - L_h C)$ soit asymptotiquement stable, la fonction candidate suivante est introduite :

$$\bar{V} = (A_h - L_h C)^T P + P(A_h - L_h C) < 0 \tag{4.14}$$

Qui peut être réécrite sous la forme :

$$\begin{pmatrix} (A_h - L_h C) \\ I \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} 0 & P \\ P & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} (A_h - L_h C) \\ I \end{pmatrix} < 0 \tag{4.15}$$

Définissant $\Theta = \begin{pmatrix} 0 & P \\ P & 0 \end{pmatrix}$, $\Sigma = \begin{pmatrix} X \\ X \end{pmatrix}$ et $V = \begin{pmatrix} -I \\ (A_h - L_h C)^T \end{pmatrix}^T$. Donc, en utilisant le lemme de projection nous obtenons :

$$\begin{pmatrix} 0 & P \\ P & 0 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} X \\ X \end{pmatrix} \begin{pmatrix} -I & A_h - L_h C \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} -I & A_h - L_h C \end{pmatrix}^T \begin{pmatrix} X \\ X \end{pmatrix}^T < 0 \tag{4.16}$$

Ce qui donne exactement l'inégalité (4.9).

5. Commande Tolérante aux défauts

En mode de fonctionnement à vitesses faible du vent, l'éolienne fonctionne avec l'angle $\beta = 0$ dont le but est de maximisé la quantité d'énergie extraite du vent. En mode de fonctionnement à des vitesses fortes du vent, la commande du système de calage β_{ref} devient active pour limiter le courant de sortie ainsi que la vitesse de rotation de la turbine aux valeurs nominales. Pour assurer un tel fonctionnement, l'éolienne peut fonctionner à fréquence variable [121]. En pratique, la plage de fréquences représentant les limites de fonctionnement de l'éolienne peut être limitée par un intervalle de fréquences finie ($\begin{bmatrix} \omega_1 & \omega_2 \end{bmatrix}$ Hz). Pour cette raison, les conditions de conception du contrôleur seront calculées dans la gamme des fréquences moyennes afin de réduire davantage le conservatisme.

Considérons le FTC suivant :

$$u(t) = K_h \hat{x}(t) - \hat{f}_a(t) \tag{4.17}$$

Le système en boucle fermée est donné par :

$$\dot{x}(t) = (A_h + BK_h)\, x(t) - BK_h e_x(t) + Ee_f(t) + D_h d(t) \tag{4.18}$$

Soit $\bar{x}(t) = \begin{bmatrix} x^T(t) & e_x^T(t) \end{bmatrix}^T$, $\Upsilon(t) = \begin{bmatrix} e_f^T(t) & d^T(t) \end{bmatrix}^T$, alors on obtient le système augmenté suivant :

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}}(t) = \bar{A}_h^c \, \bar{x}(t) + W_h \, \Upsilon(t) \\ y(t) = \bar{C} \, \bar{x}(t) \end{cases} \tag{4.19}$$

avec $\bar{A}_h = \begin{pmatrix} A_h & 0 \\ 0 & A_h - L_h C \end{pmatrix}$, $\bar{E} = \begin{pmatrix} E \\ E \end{pmatrix}$, $\bar{D}_h = \begin{pmatrix} D \\ D \end{pmatrix}$, $W_h = \begin{bmatrix} \bar{E} & \bar{D}_h \end{bmatrix}$ $\bar{K}_h = \begin{pmatrix} K_h & -K_h \end{pmatrix}$, $\bar{C} = \begin{pmatrix} C & 0 \end{pmatrix}$, $\bar{B} = \begin{pmatrix} B \\ 0 \end{pmatrix}$ et $\bar{A}_h{}^c = \bar{A}_h + \bar{B}\bar{K}_h$.

Théorème 2 : étant donné un scalaire γ, le système en boucle fermée (4.19) est asymptotiquement stable avec la performance H∞ dans la gamme des fréquences moyennes, s'il existe des matrices hermitiennes $P = \begin{pmatrix} P_1 & P_2 \\ * & P_3 \end{pmatrix}, Q = \begin{pmatrix} Q_1 & Q_2 \\ * & Q_3 \end{pmatrix} > 0$ et des matrices $X = \begin{pmatrix} X_1 & 0 \\ 0 & X_1 \end{pmatrix}$ et $\bar{Y}_h = \begin{bmatrix} Y_h & -Y_h \end{bmatrix}$ telles que les conditions suivantes sont remplies :

$$\begin{pmatrix} -Q - X - X^T & P + j\omega_0 Q - X + \bar{A}_h^c X & W_h & 0 \\ * & -\omega_1\omega_2 Q + (\bar{A}_h X + \bar{B}\bar{Y}_h) + (\bar{A}_h X + \bar{B}\bar{Y}_h)^T & W_h & X\bar{C} \\ * & * & -\gamma^2 I & 0 \\ * & * & * & -I \end{pmatrix} < 0 \tag{4.20}$$

Preuve : Soit $\Xi_Q = \begin{pmatrix} -\bar{Q} & \bar{P} + j\omega_0 \bar{Q} \\ \bar{P} - j\omega_0 \bar{Q} & -\omega_1\omega_2 \bar{Q} \end{pmatrix}$ et $\Phi = \begin{pmatrix} \bar{C}^T\bar{C} & 0 \\ 0 & -\gamma^2 I \end{pmatrix}$, donc, au moyen du lemme 3, nous avons $\Psi^T \Xi_Q \Psi + \Phi < 0$ qui est équivalent à :

$$U^{\perp} \Theta U^{\perp T} < 0 \tag{4.21}$$

avec $\Theta = \begin{pmatrix} -\bar{Q} & \bar{P} + j\omega_0 \bar{Q} & 0 \\ \bar{P} - j\omega_0 \bar{Q} & -\omega_1\omega_2 \bar{Q} + \bar{C}^T\bar{C} & 0 \\ 0 & 0 & -\gamma^2 I \end{pmatrix}$ et $U^{\perp} = \begin{pmatrix} \bar{A}_h^c & W_h \\ I & 0 \\ 0 & I \end{pmatrix}^T$. En utilisant le lemme de projection, on obtient :

$$\begin{pmatrix} -\bar{Q}-Z-Z^T & \bar{P}+j\omega_0\bar{Q}+Z\bar{A}_h^c-Z^T & ZW_h \\ * & -\omega_1\omega_2\bar{Q}+\bar{C}^T\bar{C}+Z\bar{A}_h^c+(Z\bar{A}_h^c)^T & ZW_h \\ * & * & -\gamma^2 I \end{pmatrix} < 0 \qquad (4.22)$$

En multipliant les deux côtés de (4.22) par $J=\begin{Bmatrix} Z^{-1} & Z^{-1} & I \end{Bmatrix}$, et J^T. Avec le changement des variables suivants : $X=Z^{-1}$, $Q=Z^{-1}\bar{Q}Z^{-T}$, $P=Z^{-1}\bar{P}Z^{-T}$, alors l'inégalité (4.22) est équivalente à (4.20).

6. Résultats de simulation

Pour valider l'efficacité de la méthode FE / FTC proposée, les résultats de simulation sont réalisés par Matlab / Simulink, où la boîte à outils Sudemi est utilisée pour résoudre les contraintes de LMIs obtenues.

Tout d'abord, évaluons l'efficacité de l'observateur d'estimation de défauts proposé, décrit dans la section précédente. Les perturbations sont considérées comme illustrées à la figure 4-1.

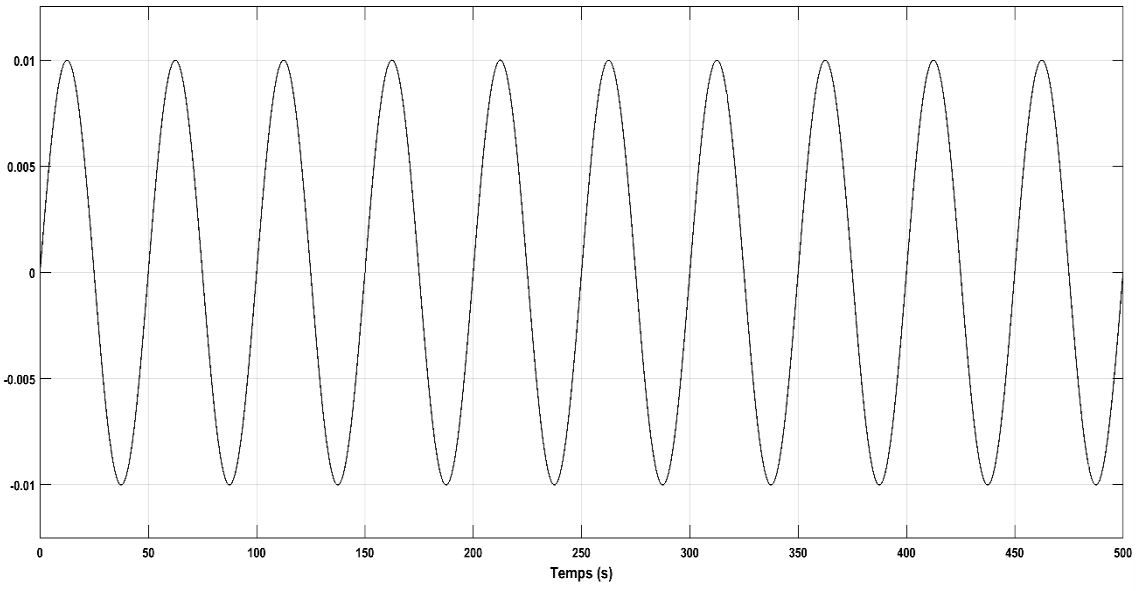

Figure 4.1 Perturbations inconnues.

Pour évaluer les performances de l'observateur adaptatif proposé, les défauts d'actionneur considérés ont été pris en compte comme suit :

$$f_{a,1}(t)\begin{cases}0.8+0.001*\sin(0.1*t) & si\ \ t\geq 200s\\ 0 & si\ non\end{cases} \tag{4.23}$$

$$f_{a,2}(t)\begin{cases}1+\sin(0.5*t) & si\ \ 100s<t<150s\\ 0 & si\ non\end{cases} \tag{4.24}$$

Le résultat présenté ci-après fait référence au résultat de la simulation dans une séquence de vitesse de vent faible qui dure 500 secondes, comme illustrée sur la figure 4.2.

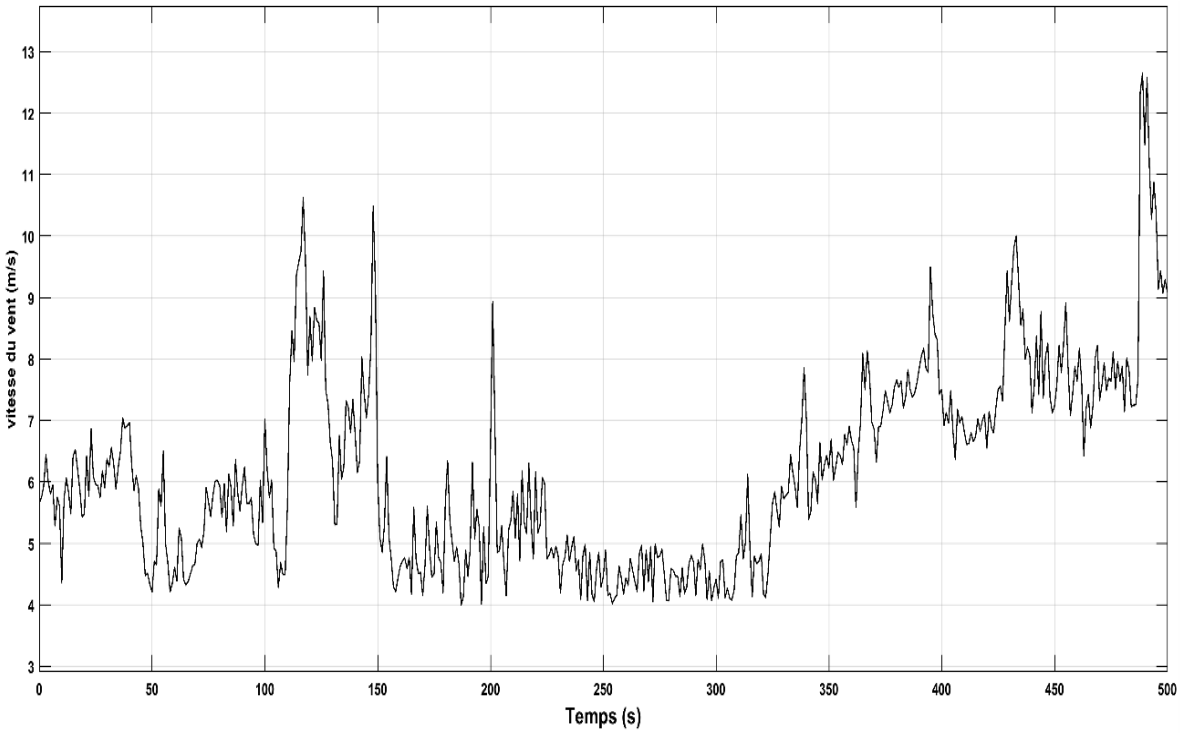

Figure 4.2 Profile du vent considéré.

En choisissant les valeurs des paramètres de réglage de l'observateur adaptatif comme suit : $\sigma = 2$, $\mu = 5$. Le problème d'optimisation du théorème 1 (c'est-à-dire les contraintes (4.8) - (4.11)) peut être facilement résolu. Les figures 4.3 et 4.4 comparent les signaux de défauts de l'actionneur à leurs estimations à l'aide de l'observateur adaptatif conçu.

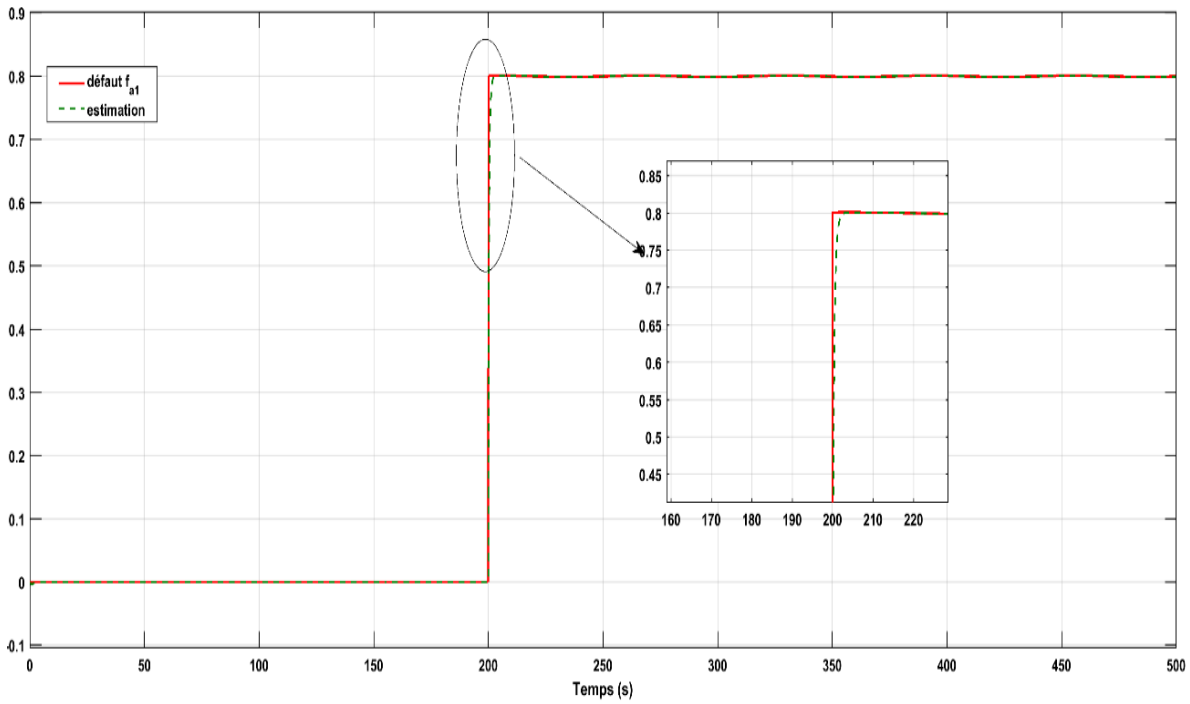

Figure 4.3 Estimation du défauts actionneur $f_{a,1}(t)$.

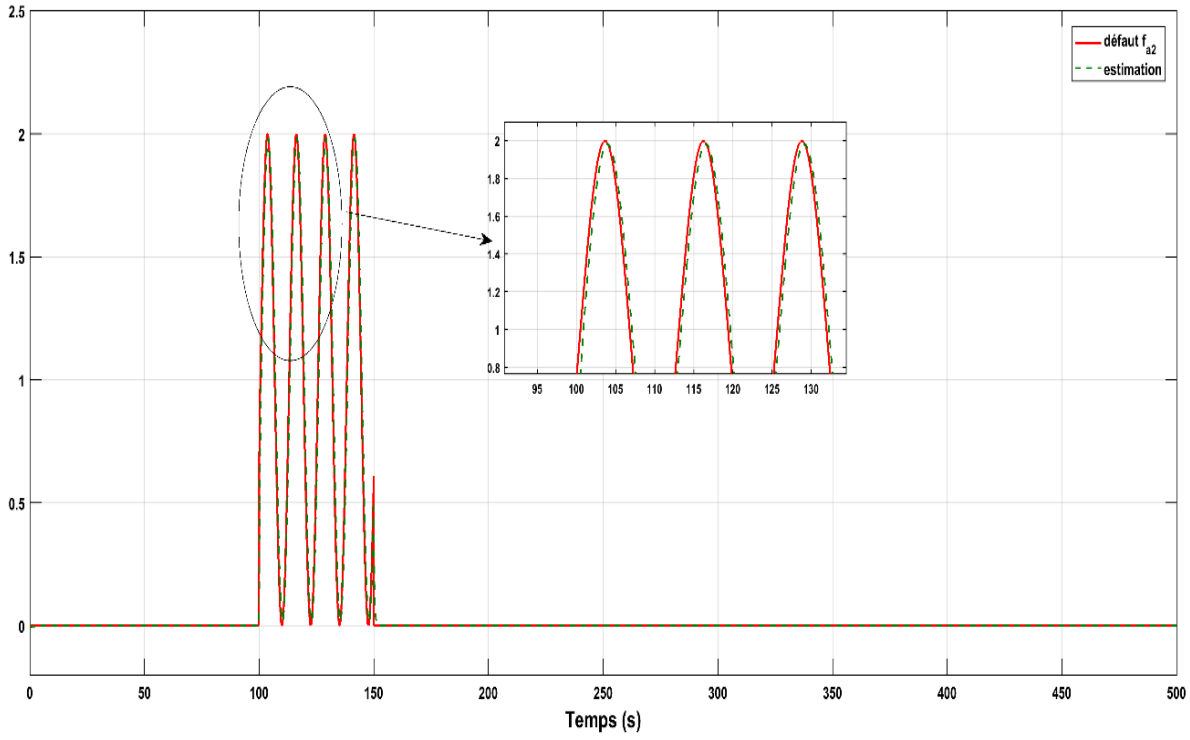

Figure 4.4 Estimation du défauts actionneur $f_{a,2}(t)$.

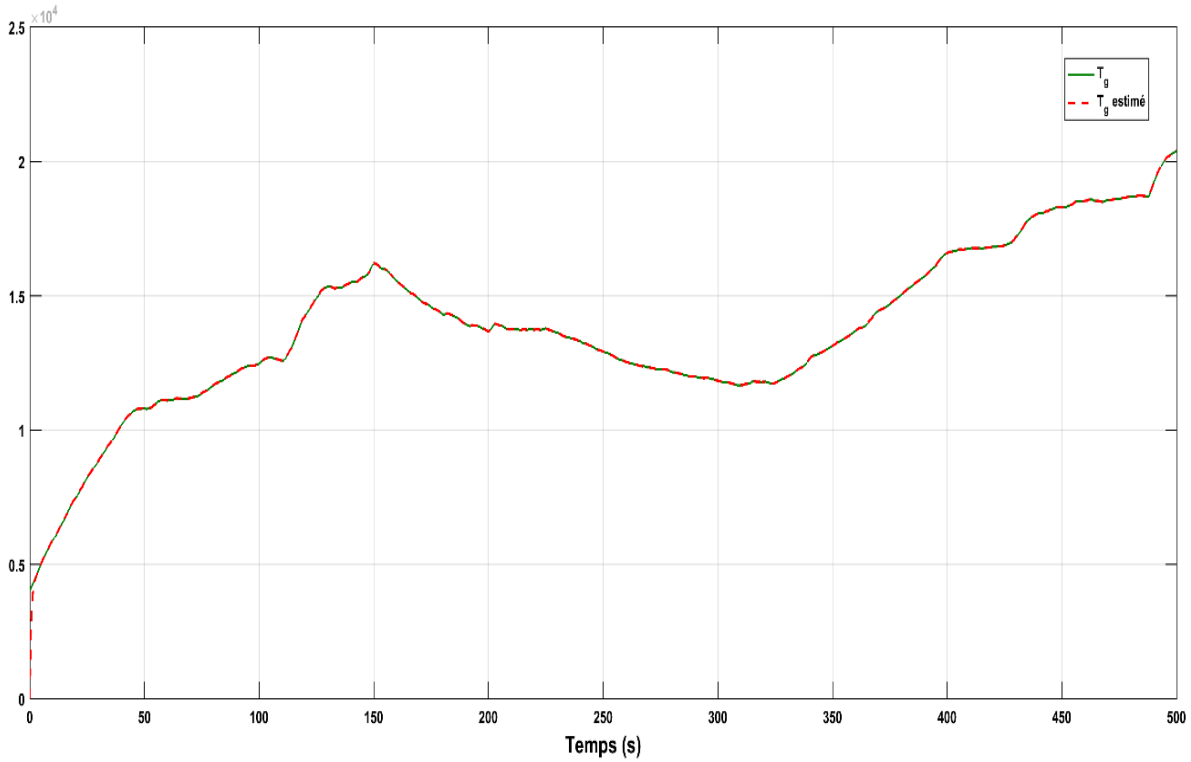

Figure 4.5 Estimation du couple du générateur T_g sous la commande tolérante aux défauts

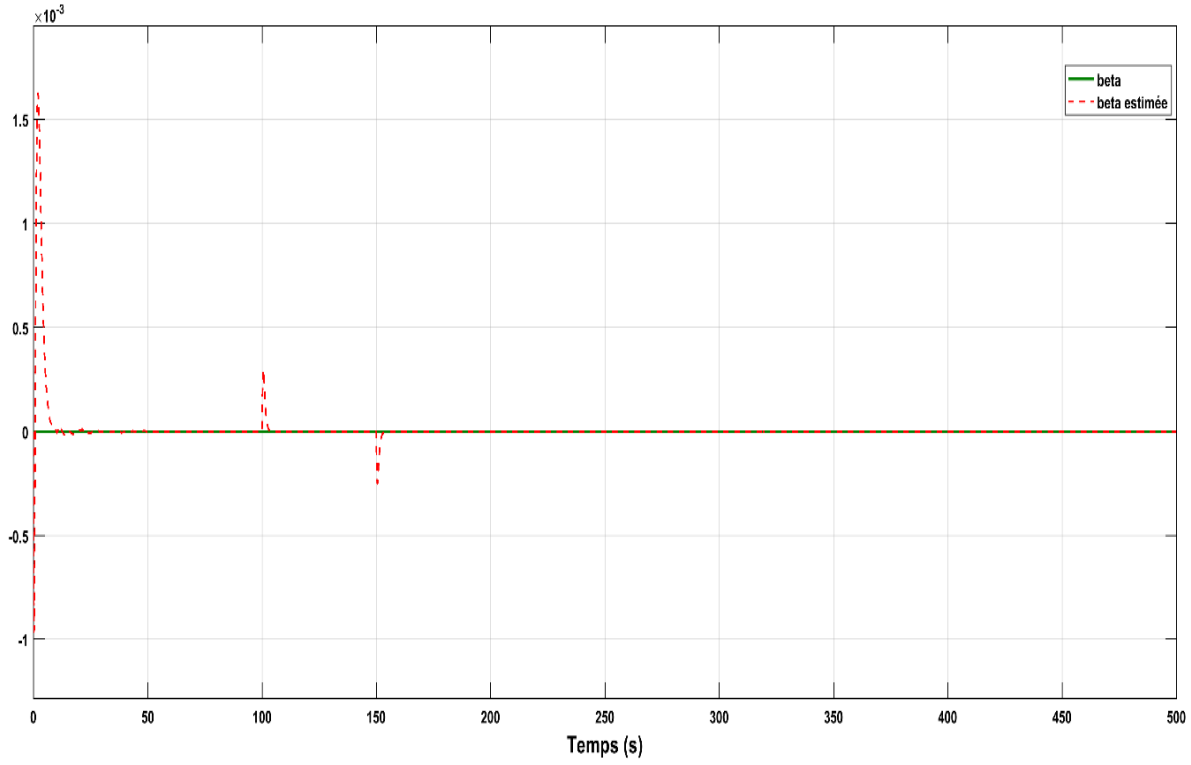

Figure 4.6 Estimation de l'angle β sous la commande tolérante aux défauts

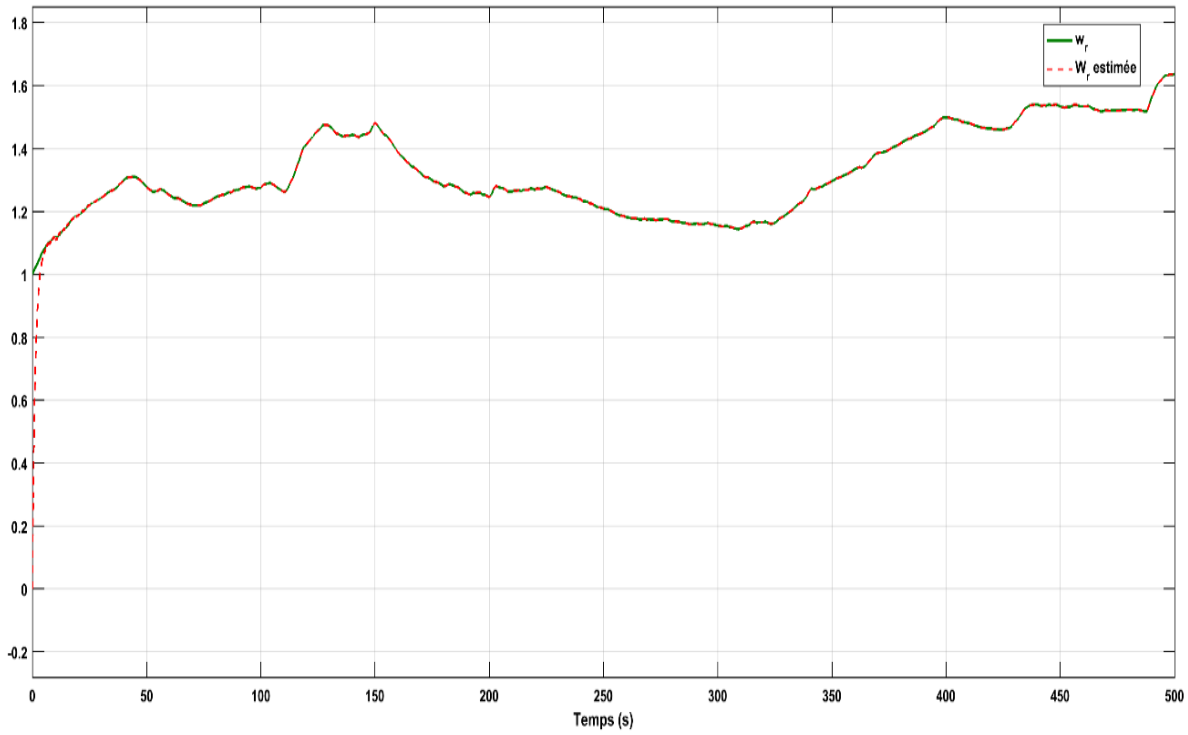

Figure 4.7 Estimation de la vitesse de rotation du rotor ω_r sous la commande tolérante aux défauts

Sur la base de ces estimations, nous pouvons conclure que le schéma proposé FE / TFC utilisé dans ce travail peut rapidement rétablir les performances et la stabilité souhaitée du système d'éolien en boucle fermée, indépendamment de la présence de perturbations et de défauts d'actionneurs.

7. Conclusion

Dans ce chapitre, une stratégie FE/FTC à fréquences finies basée sur la modélisation floue TS est proposée pour un système éolien non linéaire. Un modèle flou T-S de l'éolienne est construit pour se rapprocher du système d'éolienne non linéaire original, de sorte que les concepteurs de contrôleur et FE pour le système complexe d'éolienne non linéaire puissent être transformés en un modèle linéaire. Sur la base du modèle flou T-S de l'éolienne, un nouvel observateur flou à fréquence finie utilisant l'optimisation H∞ est proposé à la fois pour estimateur l'état et les défauts. Les résultats de la simulation montrent clairement que l'observateur flou proposé est efficace et présente une estimation efficace pour identifier les défauts actionneur. En même temps, il est montré que le système FTC conçu dans ce chapitre

est capable de reprendre le fonctionnement normal du système de l'éolienne en cas de défauts.

Conclusion générale

La sécurité des systèmes éoliens est aujourd'hui d'une préoccupation primordiale. Pour garantir la sécurité du processus, il faut connaître à chaque instant le plus finement possible son état de fonctionnement. En particulier, nous devons être capables de conclure si le fonctionnement est normal ou si un défaut est apparu. Dans ce cas il est nécessaire de détecter et isoler ce défaut avant qu'il entraîne une panne au niveau du système.

Le diagnostic ou plus précisément FDI (la détection et l'isolation des défauts) consiste à remonter des symptômes perçus vers les causes. Dans le cadre FDI des systèmes éoliens, les symptômes sont des écarts constatés entre le comportement réel de l'éolienne (mesures de ses entrées sorties au cours du temps), et son fonctionnement nominal. Cependant, le diagnostic des systèmes éoliens est une tâche difficile à réaliser en pratique ceci est dû au fait :

- La forte non-linéarité des systèmes éoliens.
- Les perturbations issues de l'environnement extérieur et la nature turbinant du vent.
- Les bruits de mesures.

Pour répondre à ces défis, le travail présenté dans ce mémoire a été consacré à l'étude du diagnostic des défauts additifs provenant d'actionneurs et de capteurs pour les systèmes éoliens.

Dans le premier chapitre, un aperçu sur les notions de sûreté, de surveillance et de diagnostic de systèmes complexes a été fait. L'objectif visé a été de définir le cadre méthodologique des travaux menés dans le domaine de diagnostic et de préciser les hypothèses de travail en se basant sur une analyse critique des méthodes existantes dans la littérature. On s'est orienté vers la détection et l'isolation des défauts en se basant sur deux approches : l'approche à base de modèle et l'approche sans modèle à priori. Ces deux méthodes ont été détaillées en vue de réaliser un système de diagnostic robuste pour les systèmes éoliens. Ensuite, nous avons consacré la deuxième partie de ce chapitre à des généralités sur les systèmes éoliens. Où nous avons abordé en détail la modélisation d'une éolienne horizontale à vitesse variable,

la modélisation de la génératrice asynchrone à double alimentation (DFIG). Ensuite, nous avons présenté un certain nombre de défauts les plus courants dans les systèmes éoliens.

Le deuxième chapitre de ce document décrit le problème de la détection et de l'isolation de défauts dans le système éolien. Pour cela, trois méthodes à base des algorithmes intelligentes ont été développées dans le cadre des méthodes à base de données. Dans le cas des défauts mécaniques, les décisions par rapport aux défauts obtenus par ces approches proposées offrent des solutions nettes, rapides, précises et sans fausses alarmes. De plus, l'approche DAE-ELM a été appliquée aux défauts de capteur de courant et les chutes de tension affectant la partie électrique. Les résultats obtenus ont montré que ces défauts ont été détectés et confirmés à un stade précoce du développement du défaut.

Dans le chapitre 3, nous avons proposé trois méthodes FDI fondées sur le modèle mathématique de l'éolienne. Plus précisément, nous avons proposé des schémas FDI à base de différents observateurs. Dans ces approches nous avons utilisé une banque d'observateurs dont chacun supervise une entrée/sortie du système. Les résultats que nous obtenons dans le cas d'un défaut simple nous montrent que nous avons bien détecté, isolé les défauts considérés. La vitesse d'isolation est satisfaisante, de plus aucune fausse alarme n'est générée. Dans la première méthode, nous avons utilisé la modélisation TS flou pour le système éolien afin d'éviter le problème de la non linéarité au niveau du couple aérodynamique, ensuite, une action à modes glissants a été ajoutée à l'observateur proposé pour composer l'effet des incertitudes. Dans la deuxième méthode, un observateur non linéaire a été proposé, l'avantage principal de cet observateur est qu'il est basé sur un modèle de l'éolienne amélioré par l'approche ELM, qui nous a permettre de s'approcher de la réalité et aussi pour améliorer l'efficacité du diagnostic. Dans la troisième méthode, un observateur robuste a été synthétisé à l'aide d'optimisation mixte H-/H∞. Cette optimisation réalisée dans des intervalles de fréquences finies, nous à l'avantage de générer des résidus avec un bon compromis entre sensibilité aux défauts, perturbations et erreurs de modélisation.

Dans le chapitre 4, nous avons proposé une stratégie FE/FTC pour une éolienne sous l'effet des défauts d'actionneur. Dans la partie estimation (FE) un observateur adaptatif a été proposé pour estimer simultanément l'état et les défauts actionneur. La synthèse des gains d'observateur à été calculée à l'aide d'optimisation H∞ dans des bandes de fréquences finies. Ce qui nous permet de garantir un bon niveau de performance contre les incertitudes et des perturbations. Dans la deuxième partie, un schéma FTC actif e été conçu à base des

estimations fournis par l'observateur pour compenser l'effet des défauts apparaissant dans l'actionneur.

Malgré les développements réalisés dans cette thèse, ces travaux peuvent être affinés par des perspectives pouvant aider à l'amélioration du système de diagnostic des éoliennes.

Perspectives :

- Dans cette thèse, nous n'avons pas considéré les problèmes de détection des défauts multiple. Comme les méthodes développées détectent et isolent les éléments en défaut assez rapidement, étendre ces résultats détectés les défauts multiples très précisément peuvent nous donner des résultats intéressants.
- La validation des méthodes de simulation développées sur le système éolien, mais en temps réels est un point très important qui va nous permettre d'exhiber la pertinence et la potentialité de nos approches sur une application pratique.

Bibliographie

[1] Y. Amirat, M. Benbouzid, E. Al-Ahmar, B. Bensaker et S. Turri, « A brief status on condition monitoring and fault diagnosis in wind energy conversion systems,» , *Renew. Sustain. Energy Rev.* , vol. 13 , p. 2629–36, 2009.

[2] Z. Yang et Y. Chai, « A survey of fault diagnosis for onshore grid-connected converter in wind energy conversion systems,» *Renew. Sustain. Energy Rev.* , vol. 66 , p. 345–359, 2016.

[3] S. Abdelmalek, L. Barazane, A. Larabi et M. Bettayeb, «A novel scheme for current sensor faults diagnosis in the stator of a DFIG described by a TS fuzzy model,» *', Measurement,,* vol. 91, p. 680–91, 2016.

[4] J. S. P.F. Odgaard, «Unknown input observer-based scheme for detecting faults in a wind turbine converter,» *in Proc. of the 7th IFAC symposium on Fault Detection, supervision and safety of Technical Processes,* vol. 1, pp. 161-166, 2009.

[5] V. Pashazadeh, F. R. Salmasi et N. A. Babak, «Data driven sensor and actuator fault detection and isolation in wind turbine using classifier fusion,» *Renewable Energy* , vol. 116, pp. 99-106, 2018.

[6] D. Yu, Z. Chen, K. Xiahou, M. J. T. Li et Q. Wu, «A radically data-driven method for fault detection and diagnosis in wind turbines,» *International Journal of Electrical Power & Energy Systems* , vol. 99, pp. 577-584, 2018.

[7] R. Isermann, Fault-diagnosis systems: an introduction from fault detection to fault tolerance, Springer, 2006.

[8] J. Gertler, Fault Detection and Diagnosis in Engineering Systems., New York: Marcel Dekker, 1998.

[9] V. Palade, J. C. Lakhmi et C. D. Bocaniala, Computational Intelligence in Fault Diagnosis, Springer, 2006.

[10] M. Blanke, M. Kinnaert, J. Lunze et M. Staroswiecki, Diagnosis and fault tolerant control, Springer, 2006.

[11] S. X. Ding, Model-based fault diagnosis techniques: design schemes, algorithms, and tools, Verlag Berlin Heidelberg, Springer., 2008.

[12] R. Isermann et P. Balle, «Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes,» *Central Engineering Practice*, vol. 5, pp. 709-719, 1997.

[13] J. Chen et R. J. Patton, Robust Model-Based Fault Diagnosis /or Dynamic Systems, Kluwer Academic, 1999.

[14] Z. Gao, C. Cecati et S. X. Ding, «A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques-Part II: Fault Diagnosis with Knowledge-Based and Hybrid/Active Approaches,» *IEEE Transactions on Industrial Electronics* , vol. 62, pp. 3768-3774, 2015.

[15] A. Kusiak et A. Verma, «A data-mining approach to monitoring wind turbine,» *IEEE Transaction on Sustainable Energy*, vol. 3, pp. 150-157, 2012.

[16] S. S. Tayarani-Bathaie, Z. S. Vanini et K. Khorasani, «Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines,» *Neurocomputing* , vol. 125, pp. 153-165, 2014.

[17] G. M. R. Razafindrazato, «Méthodes numériques pour la caractérisation vibratoire de structures complexes,» Université Paris Est Créteil, 2010.

[18] W. Chen, S. Ding, A. Haghani, A. Naik, A. Khan et S. Yin, «Observer-based FDI Schemes for Wind Turbine Benchmark,» *IFAC Proceedings Volumes,* vol. 44, pp. 7073-7078, 2011.

[19] S. Simani, S. Farsoni et P. Castaldi, « Residual generator fuzzy identification for wind turbine benchmark fault diagnosis,» *machines,* vol. 2, p. 275–298, 2014.

[20] N. Laouti, S. Othman, M. Alamir et N. Sheibat-Othman, «Combination of model-based observer and support vector machines for fault detection of wind turbines,» *International Journal of Automation and Computing,* vol. 11, p. 274–287, 2015 .

[21] P. Pisu et B. Ayalew, «Robust fault diagnosis for a horizontal axis wind turbine,» *IFAC Proceedings Volumes,* vol. 44, pp. 7055-60, 2011.

[22] D. Agarwal et N. Kishor, «A fuzzy inference-based fault detection scheme using adaptive thresholds for health monitoring of offshore wind-farms,» *IEEE Sens J.*, vol. 14, pp. 3851-61, 2014.

[23] L. Chen, F. Shi et R. Patton, «Active FTC for hydraulic pitch system for an off-shore wind turbine,» *In Proceedings of Conf on Control and Fault-Tolerant Systems* , pp. 510-5, 2013.

[24] S. Dey, P. Pisu et B. Ayalew, « A comparative study of three fault diagnosis schemes for wind turbines.,» *IEEE Trans Contr Syst Tech.*, vol. 23, pp. 1853-68, 2015.

[25] M. Cao, Y. Qiu, Y. Feng, H. Wang et D. Li, « Study of Wind Turbine Fault Diagnosis Based on Unscented Kalman Filter and SCADA Data.,» *Energies*, vol. 9 , pp. 1-18, 2016.

[26] R. PATTAN, «Fault Detection and Diagnosis in Aerospace Systems using Analytical Redundancy,» *Computing and Control Engineering Journal* , vol. 2, pp. 127-136, 1991.

[27] N. Ammasaigounden et M. Subbiah, «Microprocessor-based voltage controller for wind-driven induction generators,» *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 37, p. 531–7, 1990.

[28] J. Slootweg et W. Kling, «Is the answer blowing in the wind,» *IEEE Power and Energy Magazine*, vol. 1, p. 26–33, 2003.

[29] A. Pullen et S. Swayer, «Global wind report (GWEC),» In: Council GWE, editor. Annual Market Update 2010. , Brussels, Belgium, 2010.

[30] S. Mathew, Wind Energy: Fundamentals, Resource Analysis and Economics,, Germany: Springer, 2006.

[31] Z. Chen et F. Blaabjerg, « Wind Energy – The World's Fastest Growing Energy Source,» *IEEE Power Electronics Society Newsletter*, vol. 3, pp. 15-18, 2006.

[32] D. Seyoum, M. F. Rahman et C. Grantham, «Terminal voltage control of a wind turbine driven isolated induction generator using stator-oriented field control,» *Applied Power Electronics Conference and Exposition (APEC'03), Eighteenth Annual IEEE*, vol. 2, pp. 846-852, 2003.

[33] F. A. Farret, B. Palle et M. G. Simoes, « Full expandable model of parallel self-excited induction generators,» *in IEE Proceedings, Electric Power Applications*, vol. 152, 2005.

[34] O. Gergaud, B. Multon et H. Ben Ahmed, «Modélisation d'une chaine de conversion éolienne de petite puissance,» chez *Electrotechnique du Futur*, Nancy, France , 2001.

[35] E. Hau, Wind Turbines: Fundamentals, Technologies, Application, Economics,, Germany: Springer, 2006 .

[36] M. Bhutta, N. Hayat, A. Uzair Farooq, Z. Ali, S. Rehan Jamil et Z. Hussain, « Vertical axis wind turbine –A review of various configurations and design techniques,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, pp. 1926-1939, 2012.

[37] M. Mohamed, G. Janiga, E. Pap et D. Thévenin, «Optimal blade shape of a modified Savonius turbine using an obstacle shielding the returning blade,» *Energy Conversion and Management*, vol. 52, pp. 236-42, 2011.

[38] D. Gorelov et V. Krivospitsky, «Prospects for development of wind turbines with orthogonal rotor,» *Thermophysics and Aeromechanics*, vol. 15, pp. 153-7, 2008.

[39] T. Chaichana et S. Chaitep, «Wind power potential and characteristic analysis of Chiang Mai,» *Mechanical Science and Technology*, vol. 24, pp. 1475-9, 2010.

[40] J. Bishop et G. Amaratunga, «Evaluation of small wind turbines in distributed arrangement as sustainable wind energy option for Barbados,» *Energy Conversion and Management* , vol. 49, pp. 1652-61, 2008.

[41] M. Ali et W. Bin, «Comparison of stabilization methods for fixed-speed wind generator systems,» *IEEE Transactions on Power Delivery*, vol. 25, pp. 323-31, 2010.

[42] B. Connor et W. Leithead, «Investigation of control strategy for 1 MW variable speed wind turbine.,» Tech. rep, Univ. of Denmark, Denmark, 1996.

[43] H. Vihiala, «Permanent magnet generator in wind power plants.,» Master's thesis, Tampere University of technology, 1998.

[44] F. Poitiers, M. Machmoum et R. Le Doeuff, « Simulation of wind energy conversion system Based on a doubly-fed induction generator,» chez *In 10th*

European Conference on Power Electronics and Applications Toulouse, France, September, Toulouse, France, 2003.

[45] S. Heier, Grid Integration of Wind Energy Conversion Systems., John Wiley & Sons Ltd, 1998.

[46] I. P. Girsang, J. S. Dhupia, E. Muljadi, M. Singh et L. Y. Pao, «Gearbox and Drivetrain Models to Study Dynamic Effects of Modern Wind Turbines,» *in IEEE Transactions on Industry Applications,* vol. 50, pp. 3777-3786, 2014.

[47] I. P. Girsang, J. S. Dhupia, E. Muljadi, M. Singh et L. Y. Pao, «Gearbox and Drivetrain Models to Study Dynamic Effects of Modern Wind Turbines,» *in IEEE Transactions on Industry Applications,* vol. 50, pp. 3777-3786, 2014.

[48] W. Shi, C. Kim, C. Chung et H. Park, «Dynamic modeling and analysis of a wind turbine drivetrain using the torsional dynamic model,» *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing,* vol. 14, p. 153–159, 2013.

[49] R. Mohsen, «Dynamic performance assessment of DFIG-based wind turbines: A review,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews ,* vol. 37, pp. 852-866, 2014.

[50] P. F. Odgaard, J. Stoustrup et M. Kinnaert, « Fault-Tolerant Control of Wind Turbines: A Benchmark Model,» *IEEE Trans. on control systems technology,* vol. 21, p. 1168–1182, 2013.

[51] Z. Yang et Y. Chai, «A survey of fault diagnosis for onshore grid-connected converter in wind energy conversion systems,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews* , vol. 66, p. 345–359, 2016.

[52] R. Saravanakumar et J. Debashisha, «Validation of an integral sliding mode control for optimal control of a three-blade variable speed variable pitch wind turbine,» *Electrical Power and Energy Systems,* vol. 69, p. 421–429, 2015.

[53] E. Boufounas, J. Boumhidi, N. Farhane et B. I, «Neural network sliding mode controller for a variable speed wind turbine,» *Control and Intelligent Systems,* vol. 41, pp. 251-258, 2013.

[54] M. Koumir, A. EL Bakri et I. Boumhidi, «Cascading Control Based on Intelligent Algorithms for a Wind Turbine Equipped with a Doubly-Fed Induction Generator,» *International Review of Automatic Control,* vol. 10, 2017.

[55] N. Laouti, N. Sheibat-othman et S. Othman, « Support Vector Machines for Fault Detection in Wind Turbines,» *18th IFAC World Congr,* p. 7067–7072, 2011.

[56] S. Sasithra, « Review on Classification Based on Artificial Neural Networks,» *Int. J. Ambient Syst. Appl.,* vol. 2, pp. 11-18, 2014.

[57] K.-L. Du et M. N. S. Swamy, Neural Networks and Statistical Learning, Springer, 2014.

[58] F. Foresee et M. Hagan, «Gauss-Newton approximation to Bayesian regularization,» *in: Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks,* p. 1930–1935, 1997.

[59] A. El Bakri, Y. Berrada et I. Boumhidi, « Bayesian regularized artificial neural network for fault detection and isolation in wind turbine,» *2017 Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV),* pp. 1-6, 2017.

[60] S. Ebrahimkhani, « Robust fractional order sliding mode control of doubly-fed induction generator (DFIG) -based wind turbines,» *ISA Trans.,* pp. 1-12, 2016.

[61] G.-B. Huang et L. Chen, «Convex incremental extreme learning machine,» *Neurocomputing,* vol. 70, p. 3056–306, 2007.

[62] G.-B. Huang, Q.-Y. Zhu et C.-K. Siew, « Extreme learning machine: theory and applications,,» *Neurocomputing* , vol. 70, p. 489–501, 2006.

[63] A. EL Bakri, M. Koumir et I. Boumhidi, «Extreme Learning Machine for Fault Detection and Isolation in Wind Turbine,» chez *2nd International Conference on Electrical and Information Technologies* , 2016.

[64] Y. Bengio, A. Courville et P. Vincent, «Representation learning: a review and new perspectives,» *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence,* vol. 35, p. 1798–1828, 2013.

[65] M. Koumir, A. EL Bakri et I. Boumhidi, «Integral sliding mode control based on Extreme Learning Machine for a wind turbine,» *Control and Intelligent Systems,* vol. 45, 2017.

[66] R. Peña, R. Cárdenas et G. Asher, «Overview of control systems for the operation of DFIGs in wind energy applications,» *in the 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society,* pp. 88-95, 2013.

[67] G. Kaloi, J. Wang et M. Baloch, « Active and reactive power control of the doubly fed induction generator based on wind energy conversion system,» *Energy Reports,* vol. 2, pp. 194-200, 2016.

[68] H. Jadhav et R. Roy, «A comprehensive review on the grid integration of doubly fed induction generator,» *International Journal of Electrical Power & Energy System,* vol. 49, pp. 8-18, 2013.

[69] G. Abad, J. López, M. A. Rodríguez, L. Marroyo et G. Iwanski, Analysis of the DFIM Under Voltage Dips, In Doubly Fed Induction Machine., Wiley-IEEE Press, 2011.

[70] S. Karimi, A. Gaillard, P. Poure et S. Saadate, «Current Sensor Fault-Tolerant Control for WECS with DFIG,» *in IEEE Transactions on Industrial Electronics,* vol. 56, pp. 4660-4670, 2009.

[71] A. EL Bakri et I. Boumhidi, « Wind turbine fault diagnosis based on deep auto-encoder combined with an extreme learning machine,» *International Journal of Intelligent Systems Technologies and Applications (soumis).*

[72] A. Adouni, D. Chariag, D. Diallo, M. Hamed et L. Ben Sbita, «FDI based on Artificial Neural Network for Low-Voltage-Ride-Through in DFIG-based Wind Turbine,» *ISA Transactions,* vol. 64, pp. 353-364, 2016.

[73] P. Odgaard et J. Stoustrup, « Inknown Input Observer Based Detection of sensor Faults in a Wind Turbine,» *IEEE Internationl Cnoference on Control Appliction,* pp. 310-315, 2010.

[74] A.-A. Ozdemir, P. Seiler et G.-J. Balas, « Wind Turbine Fault Detection Using Counter-Based Residual Thresholding,» *IFAC Proceedings Volumes,* vol. 44, pp. 8289-8294, 2011.

[75] E. Kamal, A. Aitouche, G. R et M. Bayart, « Robust Fuzzy Fault-Tolerant Control of Wind Energy Conversion Systems Subject to Sensor Faults,» *in IEEE Transactions on Sustainable Energy,* vol. 3, pp. 231-241, 2012.

[76] Z. Gao, C. Cecati et S. X. Ding, « A Survey of Fault Diagnosis and Fault-Tolerant Techniques—Part I: Fault Diagnosis With Model-Based and Signal-Based Approaches,» *in IEEE Transactions on Industrial Electronics,* vol. 62, pp. 3757-3767, 2015.

[77] K. Rothenhagen et F. W. Fuchs, «Doubly Fed Induction Generator Model-Based Sensor Fault Detection and Control Loop Reconfiguration,» *in IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 56, pp. 4229-4238, 2009.

[78] S. Simani, C. Fantuzzi et Ron J. Patton, Model-based Fault Diagnosis in Dynamic Systems Using Identification Techniques, Springer-Verlag London, 2003.

[79] A. EL Bakri et I. Boumhidi, « Fuzzy model-based faults diagnosis of the wind turbine benchmark,» *Procedia Computer Science*, vol. 127, pp. 464-470, 2018.

[80] M. Sami et R. Patton, «Active sensor fault tolerant output feedback tracking control for wind turbine systems via T-S model,» *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 34, pp. 1-12, 2014.

[81] B. Castillo-Toledo, S. Di Gennaro et J. Anzurez-Marinc, « On the fault diagnosis problem for non–linear systems: A fuzzy sliding–mode observer approach,» *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems* , vol. 20, p. 187–199, 2009.

[82] X. Zhang, Q. Zhang, S. Zhao, R. Ferrari et M. M. P. T. Polycarpou, «Fault detection and isolation of the wind turbine Benchmark: An Estimating approach,» *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 44, p. 8295–8300, 2011.

[83] D. A. Haessig et B. Friedland, «State Dependent Differential Riccati Equation,» *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 35, p. 405–410., 2002.

[84] G. B. Huang, D. H. Wang et Y. Lan, «Extreme Learning Machines: A Survey,» *International Journal of Machine Learning and Cybernetics*, vol. 2, p. 107–122, 2011.

[85] A. Hwas et R. Katebi, « Nonlinear Observer-Based Fault Detection and Isolation for Wind Turbines,» *22nd Mediterranean Conference on Control and Automation, MED* , p. 870–875, 2014.

[86] B. Boukhezzar, H. Siguerdidjane et M. Hand, « Nonlinear Control of a Variable-Speed Wind Turbine Using a Two-Mass Model,» *IEEE Transactions on Energy Conversion*, vol. 26, 2011.

[87] A. El Bakri, K. M et I. Boumhidi, «Extreme learning machine-based non-linear observer for fault detection and isolation of wind turbine,» *Australian Journal of Electrical and Electronics Engineering DOI: 10.1080/1448837X.2019.1578044.*, 2019.

[88] R. Isermann, « Model-based fault-detection and diagnosis – status and applications,» *Annual Reviews in Control* , vol. 29, pp. 71-85, 2005.

[89] F. P. G. Márquez, A. Tobias, J. P. Pérez et M. Papaelias, « Condition monitoring of wind turbines: Techniques and methods,» *Renewable Energy* , vol. 46, pp. 169-178, 2012.

[90] X. Wei, M. Verhaegen et T. van den Engelen, « Sensor Fault Diagnosis of Wind Turbines for Fault Tolerant,» *IFAC Proceedings Volumes* , vol. 41, pp. 3222-3227, 2008.

[91] T. Iwasaki et S. Hara, «Generalized KYP lemma: Unified frequency domain inequalities with design applications,» *IEEE Transactions on Automatic Control* , vol. 50, p. 41–59, 2005.

[92] A. EL Bakri et I. Boumhidi, « Finite frequency observer-based fault detection for wind turbine,» *(soumis).*

[93] A. El-Amrani, A. El Hajjaji, A. Hmamed et I. Boumhidi, «Finite Frequency Filter Design for T-S Fuzzy Continuous Systems,» *IEEE International Conference on Fuzzy Systems,* 2018.

[94] Y. Berrada, A. El Bakri et I. Boumhidi, «Feedback T-S fuzzy controller in finite frequency for wind energy conversion systems based on neural network,» chez *2017 Intelligent Systems and Computer Vision (ISCV),* Fez, 2017.

[95] W. Xiukun et M. Verhaegen, «Fault detection of large-scale wind turbine systems: A mixed H∞/H−index observer approach,,» *16th Mediterranean Conference on Control and Automation,* pp. 1675-1680, 2008.

[96] C. Sloth, T. Esbensen et J. Stoustrup, « Active and passive fault-tolerant LPV control of wind turbines,» *Proceedings of the 2010 American Control Conference, Baltimore,* pp. 4640-4646, 2010.

[97] Z. Gao, « Fault Estimation and Fault-Tolerant Control for Discrete-Time Dynamic Systems,» *in IEEE Transactions on Industrial Electronics,* vol. 62, pp. 3874-3884, 2015.

[98] X. Feng et R. Patton, « Active Fault Tolerant Control of a Wind Turbine via Fuzzy MPC and Moving Horizon Estimation,» *IFAC Proceedings Volumes* , vol. 47, pp. 3633-3638, 2014.

[99] D. Rotondo, F. Nejjari, V. Puig et J. Blesa, «Fault Tolerant Control of the Wind Turbine Benchmark using Virtual Sensors/Actuators,» *IFAC Proceedings Volumes* , vol. 45, pp. 114-119, 2012.

[100] Z. Hameed, Y. Hong, Y. Cho, S. Ahn et C. Song, «Condition monitoring and fault detection of wind turbines and related algorithms: A review,» *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 13, pp. 1-39, 2009.

[101] X. Wei, M. Verhaegen et T. Engelen, «Sensor fault detection and isolation for wind turbines based on subspace identification and Kalman filter techniques,» *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing*, vol. 24, pp. 687-707, 2010.

[102] M. Witczak, D. Rotondo, V. Puig, F. Nejjari et M. Pazera, « Fault estimation of wind turbines using combined adaptive and parameter estimation schemes,» *International Journal of Adaptive Control and signal processing,* vol. 00, pp. 2-36,t, 2016.

[103] D. Yu, Z. Chen, K. Xiahou, M. Li, T. Ji et Q. Wu, « A radically data-driven method for fault detection and diagnosis in wind turbines,» *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 99, pp. 577-584, 2018.

[104] H. Habibi, I. Howard et S. Simani, « Reliability improvement of wind turbine power generation using model-based fault detection and fault tolerant control: A review,» *Renewable Energy* , vol. 135, pp. 877-896, 2019.

[105] L. Corradini, G. Ippoliti et G. Orlando, «Sensorless efficient fault-tolerant control of wind turbines with geared generator,» *Automatica* , vol. 62, pp. 161-167, 2015.

[106] H. Schulte et E. Gauterin, « Fault-tolerant control of wind turbines with hydrostatic transmission using Takagi–Sugeno and sliding mode techniques,» *Annual Reviews in Control* , vol. 40, pp. 82-92, 2015.

[107] H. Shaoa, Z. Gao, X. Liu et K. Busawon, « Parameter-varying modelling and fault reconstruction for wind turbine systems,» *Renewable Energy,* vol. 116, pp. 145-152, 2018.

[108] S. Odofin, E. Bentley et D. Aikhuele, «Robust fault estimation for wind turbine energy via hybrid systems,» *Renewable Energy,* vol. 120, pp. 289-299, 2018.

[109] S. Yu, K. Emami, T. Fernando, H. Herbert, C. Iu et K. Wong, « State Estimation of Doubly Fed Induction Generator Wind Turbine in Complex Power Systems,» *IEEE Transactions on Power Systems,* vol. 31, 2016.

[110] J. Lan et R. Patton, «A new strategy for integration of fault estimation within fault-tolerant control,» *Automatica,* vol. 69, p. 48–59, 2016.

[111] J. Lan, R. J. Patton et X. Zhu, «Fault tolerant wind turbine pitch control using adaptive sliding mode estimation,» *Renewable Energy,* vol. 116, pp. 219-231, 2018.

[112] D. Kharrat, H. Gassara, A. El Hajjaji et M. Chaabane, « Adaptive Observer and Fault Tolerant Control for Takagi-Sugeno Descriptor Nonlinear Systems with Sensor and Actuator Faults,» *International Journal of Control, Automation and Systems* , vol. 16, 2018.

[113] H. Yang, Y. Xia et B. Liu, « Fault Detection for T–S Fuzzy Discrete Systems in Finite-Frequency Domain,» *in IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics)* , vol. 41, pp. 911-920, 2011.

[114] X.-J. Li et G.-H. Yang, « Adaptive H∞ control in finite frequency domain for uncertain linear systems,» *Information Sciences* , vol. 314 , p. 14–27, 2015.

[115] A. Chibani, M. Chadli, P. Shi et N. B. Braiek, « Fuzzy Fault Detection Filter Design for T–S Fuzzy Systems in the Finite-Frequency Domain,» *in IEEE Transactions on Fuzzy Systems,* vol. 25, pp. 1051-1061, 2017.

[116] Z. Wang, P. Shi et C.-C. Lim, « Robust fault estimation observer in the finite frequency domain for descriptor systems,» *International Journal of Control,* 2017.

[117] D. Du, S. Xu et V. Cocquempot, «Actuator fault estimation for discrete-time switched systems with finite-frequency,» *Systems & Control Letters,* vol. 108, p. 64–70, 2017.

[118] K. Zhang, B. Jiang et P. Shi, «A new approach to observer-based fault-tolerant controller design for Takagi-Sugeno fuzzy systems with state delay,» *Circuits Systems & Signal Processing,* vol. 28, pp. 679-697, 2009.

[119] P. Gahinet et P. Apkarian, «A linear matrix inequality approach to H∞ control,» *Int. J. Robust Nonlinear Control,* vol. 4, p. 421–448, 1194.

[120] A. El Bakri et I. Boumhidi, «Finite frequency Adaptive fuzzy observer-based fault estimation and fault tolerant control for wind turbine,» *International Journal of Adaptive Control and Signal Processing* (***soumis***).

[121] V. Gevorgian, M. Singh et E. Muljadi, «Variable frequency operation of a HVDC-VSC interconnected type 1 offshore wind power plant,» *2012 IEEE Power and Energy Society General Meeting, San Diego, CA,* pp. 1-8, 2012.