



Order N° : 06 / 2021

Defense authorization N° 169 /2021

THESIS

With a view to obtaining the doctoral diploma in science

In: Applied Automation and Industrial Diagnostics.

Specialty: Industrial Diagnosis

Presented by

Choayb DJEDDI

Topic

Gas turbine fault detection based on fuzzy observers to improve their efficiency

Supported, on 03/07/ 2021, before the jury composed of:

Last and first name	Grade	Institution of affiliation	Designation
Mr Abdellah KOUZOU	Professeur	Université de Djelfa	President
Mr Ahmed HAFIFA	Professeur	Université de Djelfa	Supervisor
Mr Mouloud GUEMANA	MCA	Université de Médéa	Co-Supervisor
Mr Kamal MOHAMMEDI	Professeur	Université de Boumerdès	Examiner
Mr Mourad BACHENE	MCA	Université de Médéa	Examiner
Mr Kouider LAROUSI	MCA	Université de Djelfa	Examiner
Mr Nadji HADROUG	MCB	Université de Djelfa	Invited

Djelfa University, FST - 2021



N° d'ordre : .06 / 2021

Autorisation de soutenance N° 169 /2021

THESE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTORAT en Sciences

En : Automatique Appliquée et Diagnostic industriel

Spécialité: Diagnostic industriel

Monsieur Choayb DJEDDI

Sujet

Détection de défauts d'une turbine à gaz basé sur des observateurs flous pour l'amélioration de leur efficacité

Soutenue publiquement, le 03/07/2021, devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement de rattachement	Désignation
Mr Abdellah KOUZOU	Professeur	Université de Djelfa	Président
Mr Ahmed HAFAIFA	Professeur	Université de Djelfa	Directeur de thèse
Mr Mouloud GUEMANA	MCA	Université de Médéa	Co Directeur de thèse
Mr Kamal MOHAMMEDI	Professeur	Université de Boumerdès	Examineur
Mr Mourad BACHENE	MCA	Université de Médéa	Examineur
Mr Kouider LAROSSI	MCA	Université de Djelfa	Examineur
Mr Nadji HADROUG	MCB	Université de Djelfa	Invité

Université de Djelfa, 2021

Dédicaces

Je dédie cette thèse à :

*Mes très chers parents, pour leurs encouragements et pour m'avoir
permis de réaliser mes études dans les meilleures conditions,*

A mes frères et sœurs,

A toute ma famille,

A tous mes amis,

A ceux qui m'ont soutenu pendant toute la durée de mes études,

A ceux qui m'aiment,

A ceux que j'aime.

Choayb Djeddi

Djelfa 01 Juin 2020

Remerciements

Cette thèse doctorat science a été réalisée au sein du laboratoire d'Automatique Appliquée et Diagnostics Industriel (LAADI) à la faculté des sciences technologiques de l'université de Djelfa. Ce travail est l'aboutissement d'un long cheminement au cours duquel j'ai bénéficié de l'encadrement, des encouragements et du soutien de plusieurs personnes, à qui je tiens à dire profondément et sincèrement merci.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance et mes remerciements à mon Directeur de thèse, Monsieur **le Professeur Ahmed HAFIFA** d'avoir dirigé cette thèse avec ses grandes qualités tant sur le plan humain que scientifique, ainsi que pour sa patience jusqu'à l'achèvement de ce travail. Je n'oublie pas mon co-directeur de thèse, **Monsieur Mouloud GUEMANA**, Maître de conférences à l'université de Médéa, à qui j'exprime ma reconnaissance et mon respect le plus profond vis à vis son co-encadrement durant ces années de thèse.

Tous mes remerciements également à Monsieur Abdellah KOUZOU, **Professeur** à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté d'examiner mon travail et présider le jury et pour l'ensemble de leurs conseils avisés et ses apports afin d'améliorer mes compétences techniques.

Aussi, j'exprime toute ma gratitude à Monsieur Kamal MOHAMMEDI, Professeur à l'Université de Boumerdès et à Monsieur Mourad BACHENE, Maître de conférences à l'Université de Médéa et à Monsieur Kouider LAROUCI, Maître de conférences à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté de prendre part au jury.

Enfin, je voudrais rendre hommage à tous ceux qui, plus ou moins récemment, de près ou de loin, à leur manière m'ont aidé à mener à bien cette thèse.

Choayb Djeddi

Djelfa 01 Juin 2020

ملخص

تعد محركات توربينات الغاز من الأنظمة عالية التقنية ويمكن أن يتسبب فشلها في عواقب وخيمة. لذلك، فهي تتطلب اهتمامًا منتظمًا من أجل اكتشاف الأعطال وتحديد العيوب في مرحلة مبكرة دون المخاطرة بالصحة الشخصية أو تلف الماكينة في محطات معالجة النفط والغاز. لهذا الغرض، فإن وجود نظام فعال لمراقبة وتشخيص المحرك دون الحاجة إلى إيقاف تشغيله وتفكيكه أمر مهم للغاية. من أجل تحسين موثوقية التوربينات الغازية وتقليل تكاليف الصيانة. في هذه الرسالة، نقترح فحص وتوضيح تطبيق النهج الضبابي لتشخيص أعطال التوربينات الغازية باستخدام المخلفات المثلى لتحسين فعالية نظام التشخيص المقترح. يجمع هذا النهج بين المنطق الضبابي والطريقة القائمة على النموذج لصياغة ما يسمى بالمراقبين الضبابيين. في هذا العمل، يوفر استخدام توليد المخلفات بناءً على نهج المراقبين الضبابي أداءً مفيداً عبر التوربينات الغازية التي تم فحصها بواسطة هذا النهج.

Résumé

Les turbines à gaz sont des systèmes de haute technologie et leurs défaillances peuvent entraîner des conséquences catastrophiques. Par conséquent, ils nécessitent une attention régulière afin de détecter les défauts et de déterminer les anomalies à un stade précoce sans risquer la santé du personnel ou les dommages aux équipements dans les installations de traitement du pétrole et du gaz. À cet effet, un système efficace pour surveiller et diagnostiquer la turbine à gaz sans avoir besoin de son arrêt et de son démontage est un élément très important. Afin d'améliorer la fiabilité de la turbine à gaz et de réduire les coûts de maintenance. Dans cette thèse, nous proposons d'examiner et d'illustrer l'application de l'approche floue pour diagnostiquer les défauts d'une turbine à gaz en utilisant les résidus d'optimisation pour améliorer l'efficacité du système de diagnostic proposé. Cette approche combine la logique floue avec la méthode basée sur un modèle pour formuler les observateurs flous. Dans ce travail, l'utilisation de la génération de résidus basée sur l'approche des observateurs flous offre des performances avantageuses sur une turbine à gaz examinée par cette approche.

Abstract

The gas turbines engines are a high-technology systems and its failure can cause catastrophic consequences. Therefore, they require regular attention in order to detect faults and to determine abnormalities at an early stage without risking personal health or machine damage in oil & gas processing plants. For this purpose, an effective system to monitor the state provides and diagnosis the engine without the need of its shutdown and disassembly is a very important. In order to improve the gas turbine reliability and reduce the maintenance costs. In this thesis, we propose to examine and illustrate the application of fuzzy approach to diagnostic the failures of a gas turbine using the optimizing residues to improve the effectiveness of the proposed diagnostic system. This approach combines fuzzy logic with the model-based method to formulate the so-called neuro-fuzzy observers. In this work, the use of residues generation based on neuro-fuzzy observers approach offers advantageous performance across a gas turbine examined by this approach.

Table des matières

Liste des Figures	H
Liste des Tableaux	L
Liste des Travaux	M
Introduction Générale	15
CHAPITRE I : Méthodes de détection des défaillances dans l'ingénierie industrielle	18
I.1. Introduction	19
I.2. Définitions et terminologie	19
I.3. Défauts d'un processus physique	21
I.3.1. Classification des défauts en fonction de leurs origines	21
I.3.2. Types de défauts selon leurs formes	22
I.3.3. Modélisation des défauts	23
I.3.4. Comportement des défauts	23
I.4. Systèmes de surveillance industrielle	25
I.4.1. Critères de performances d'un système de surveillance	25
I.4.2. Redondance d'informations d'un système de surveillance	25
I.4.3. Principe d'un système de surveillance	26
I.5. Méthodes de diagnostic industriel à base de model	27
I.6. Méthodes de génération de résidus	29
I.6.1. Approche par espace de parité	30
I.6.2. Approche à base d'observateurs ou de filtres	32
I.6.3. Approche par estimation paramétrique	34
I.7. Diagnostic qualitatif	34
I.7.1. Reconnaissance des formes	34
I.7.2. Méthodes de l'intelligence artificielle	35
I.8. Détection et localisation des défauts	36
I.8.1. La détection	37
I.8.2. Localisation	39
I.9. Conclusion	41

CHAPITRE II : Défauts et défaillances des turbines à gaz	42
II.1. Introduction	43
II.2. Description des turbines à gaz	43
II.2.1. Principe de fonctionnement	44
II.2.2. Composants principaux	44
II.2.2.1. Compresseur	44
II.2.2.2. Section de combustion	45
II.2.2.3. Section de turbine	46
II.2.3. Systèmes auxiliaires	47
II.2.3.1. Système d'admission d'air	47
II.2.3.2. Air de refroidissement et d'étanchéité	48
II.2.3.3. Système de gaz combustible	48
II.2.3.4. Système de gaz d'allumage	48
II.2.3.5. Système d'huile de lubrification	48
II.2.3.6. Système de lavage du compresseur	48
II.2.3.7. Système de ventilation	48
II.2.3.8. Système de détection de gaz	48
II.2.3.9. Système d'extinction incendie	49
II.2.3.10. Système d'air d'instrumentation	49
II.2.4. Configuration des turbines à gaz	49
II.2.5. Cycle Brayton	50
II.2.6. Performance des turbines à gaz	51
II.2.6.1. Facteurs thermodynamiques	51
II.2.6.2. Pression d'air ambiant	52
II.2.6.3. Température d'air ambiant	53
II.2.6.4. Humidité relative de l'air environnant	53
II.2.6.5. Conditions d'exploitation	53
II.2.6.6. Facteurs intérieurs	55
II.3. Classification des défauts des turbines à gaz	55
II.3.1. Défauts liés à la thermodynamique	56
II.3.1.1. Encrassement	56
II.3.1.2. Érosion	57

II.3.1.3. Corrosion	58
II.3.1.4. Dommages aux objets	59
II.3.1.5. Augmentation du jeu de la pointe (frottement de la lame)	60
II.3.1.6. Distorsion thermique	61
II.3.2. Défauts liés aux propriétés mécaniques	61
II.3.2.1. Défauts d'alignement	61
II.3.2.2. Déséquilibre du rotor (balourd)	63
II.3.2.3. Défauts de roulements	64
II.4. Analyse des défaillances des turbines à gaz	65
II.4.1. Analyse des défaillances du compresseur	65
II.4.2. Analyse des défaillances de la chambre de combustion	66
II.4.3. Analyse des défaillances de la turbine	67
II.4.4. Analyse des défaillances mécaniques	68
II.5. Conclusion	69
CHAPITRE III : Détection de défauts à base de la logique floue-Observateurs flous pour le diagnostic.	70
III.1. Introduction	71
III.2. Logique Floue et diagnostic	71
III.2.1. Modèle de Takagi et Sugeno	72
III.2.2. Observateurs flous et génération de résidus	73
III.3. Réseaux de neurones artificiels	75
III.4. Système d'inférence neuro flou (ANFIS)	75
III.5. Système d'inférence neuro flou coactive (CANFIS)	82
III.6. Conclusion	84
CHAPITRE IV : Résultats d'applications - Amélioration d'efficacité de turbine à gaz.....	85
IV.1. Introduction	86
IV.2. Surveillance des turbines à gaz de l'unité Boosting (SONATRACH DP HRM)	92
IV.2.1. Système de contrôle des turbines à gaz	92
IV.2.2. Système de régulation Mark VI SPEEDTRONIC™	93
IV.2.2.1. Régulation de démarrage	97
IV.2.2.2. Régulation de vitesse	98
IV.2.2.3. Régulation de l'accélération	99
IV.2.2.4. Régulation de température	100

IV.2.2.5. Système de régulation de combustible	102
IV.2.2.6. Systèmes de protection	104
IV.2.3. Configuration du système de contrôle Mark VI	107
IV.2.4. Système d'interface - Cimplicity	109
IV.2.5. Maintenance et diagnostic du système de contrôle Mark VI	109
IV.3. Application de la méthode FDI à base d'observateurs flous aux turbines à gaz de l'unité Boosting..	110
IV.4. Résultats et discussion	113
IV.4.1. Résultats de l'analyse du comportement en cas de défaillance des turbines à gaz	115
IV.4.2. Résultats de l'analyse des défauts de vibration de la turbine	123
IV.5. Conclusion	131
Conclusion générale	132
Annexes	135
Bibliographie	141

Liste des Figures

Figure I.1 : Classification des défauts en fonction de leurs origines.....	21
Figure I.2 : Types des défauts selon leurs formes.....	22
Figure I.3 : Types des défauts selon le comportement temporel.....	23
Figure I.4 : Types de défauts selon leurs effets sur les performances du système.....	23
Figure I.5 : Biais de capteur.....	24
Figure I.6 : Dérive de capteur.....	24
Figure I.7 : Valeur aberrante.....	25
Figure I.8 : Principe de redondance physique.....	26
Figure I.9 : Diagnostic à base de modèle	28
Figure I.10 : Méthode FDI (Fault Detection and Isolation)	28
Figure I.11 : Classification des méthodes de diagnostic.....	29
Figure I.12 : Génération de résidus.....	30
Figure I.13 : Approche de l'espace de parité dans un format entrée / sortie	31
Figure I.14 : Génération de résidu à l'aide d'un observateur.....	33
Figure I.15 : Génération de résidus par estimation paramétrique.....	34
Figure I.16 : Procédure de diagnostic basée sur la reconnaissance des formes.....	35
Figure I.17 : Architecture générale d'un système expert de diagnostic.....	36
Figure I.18 : Principe de détection et localisation des défauts.....	37
Figure I.19 : Représentation du résidu entre la sortie réelle, estimée et seuils de détection.....	38
Figure I.20 : Détection de défaut par la méthode de Cartes de la moyenne de Shewhart.....	39
Figure II.1 : Cycle de turbine à gaz ouvert et cycle de turbine à gaz fermé.....	44
Figure II.2 : Compresseur axial MS 5002 (01 étage IGV et 02 étages EGV)	45
Figure II.3 : Système de combustion standard MS 5002.....	45
Figures II.4 : Section turbine.....	47
Figures II.5 : Système d'admission d'air (Batterie de filtres)	47
Figure II.6 : Configuration des turbines à gaz.....	49
Figure II.7 : Diagramme de cycle T-S de la turbine à gaz double arbre et données réelles et montre les différentes phases de température réelle pour la courbe de la turbine MS5002 à étudier.	50
Figure II.8 : Ration de pression et température d'admission de turbine VS rendement thermique et puissance utile spécifique.....	52

Figure II.9 : Schéma de performance de turbine à gaz à double arbre.....	54
Figure II.10 : Classification des défauts des turbines à gaz.....	55
Figure II.11 : Encrassement du compresseur.....	57
Figure II.12 : Vue du sable et des fuites à l'intérieur du système d'admission d'air.....	58
Figure II.13 : Pièces collectées dans le plénum (admission air)	59
Figure II.14 : Dommages des ailettes du compresseur axial (Etages 03, 04 et 05)	60
Figure II.15 : Défauts d'alignement d'arbres.....	61
Figure II.16 : Désalignement sur le plan vertical et horizontal.....	61
Figure II.17 : Spectre vibratoire d'un défaut d'alignement.....	62
Figure II.18 : Force centrifuge due au Balourd.....	63
Figure II.19 : Défaut de balourd.....	64
Figure II.20 : Défaut de balourd avec jeu de palier.....	64
Figure III.1 : Diagramme de modèle flou.....	72
Figure III.2 : Observateur de sortie floue pour la génération de résidus.....	74
Figure III.3 : Modèle non linéaire d'un neurone formel.....	75
Figure III.4 : Architecture du système ANFIS proposée.....	77
Figure III.5: Partition de l'espace d'entrée ANFIS en quatre régions floues.....	78
Figure III.6 : Architecture de système CANFIS proposée avec seuil de détection adaptatif.....	83
Figure IV.1 : Système de commande mark VI.....	93
Figure IV.2 : Schéma de régulation simplifié.....	94
Figure IV.3 : Détection de vitesse 0% (L14HR)	95
Figure IV.4 : Détection de vitesse minimale 16% (L14HM)	96
Figure IV.5 : Détection de vitesse d'accélération 50% (L14HA)	96
Figure IV.6 : Détection de vitesse de fonctionnement 95% (L14HS)	97
Figure IV.7 : Courbe de démarrage Mark VI.....	97
Figure IV.8 : Courbe de démarrage et d'arrêt réel Mark VI (MS5002)	98
Figure IV.9 : Evolution de la vitesse de l'arbre HP de la turbine à gaz.....	98
Figure IV.10 : Evolution de la vitesse de l'arbre LP de la turbine à gaz.....	99
Figure IV.11 : Evolution de l'accélération de l'arbre HP (TNHA) et l'arbre LP (TNLA) de la turbine à gaz.	99
Figure IV.12 : Evolution des températures d'échappement de la turbine à gaz MS5002 (TTDX1-1 à TTDX1-13)	101
Figure IV.13 : Evolution de la température d'échappement TTXM de la turbine à gaz MS5002.....	102

Figure IV.14 : Evolution de la position d'ouverture des vannes SRV et GCV de la turbine à gaz MS5002 pendant le démarrage et l'arrêt.....	103
Figure IV.15 : Evolution de la vibration de la turbine HP pendant le démarrage et l'arrêt.....	106
Figure IV.16 : Evolution de la vibration de la turbine BP pendant le démarrage et l'arrêt.....	106
Figure IV.17 : Rack "R" Mark VI.....	108
Figure IV.18 : Configuration simplex et TMR (2oo3) du Mark VI.....	108
Figure IV.19 : Exemple d'affichage graphique CIMPLICITY.....	109
Figure IV.20 : Principe de fonctionnement d'une turbine à gaz MS5002.....	111
Figure IV.21 : Etapes de la méthode de diagnostic basée sur le système ANFIS.....	113
Figure IV.22 : Observateur Co-ANFIS du compresseur axial.....	115
Figure IV.23 : Différentes fonctions d'appartenance des entrées (T1, P1 et IGV)	116
Figure IV.24 : Surface de l'output du modèle de compresseur axial.....	116
Figure IV.25 : Variation de la température de refoulement T2 du compresseur axial avec le seuil de détection adaptatif.....	117
Figure IV.26 : Variation des résidus de la température de refoulement T2 du compresseur axial.....	117
Figure IV.27 : Variation de la pression de refoulement P2 du compresseur axial avec le seuil de détection adaptatif.....	117
Figure IV.28 : Variation des résidus de la pression de refoulement P2 du compresseur axial.....	117
Figure IV.29 : Observateur Co-ANFIS de la turbine HP.....	118
Figure IV.30 : Différentes fonctions d'appartenance des entrées (T2, P2 et Fuel gas)	119
Figure IV.31 : Surface de l'output du modèle de turbine HP.....	119
Figure IV.32 : Variation de la température T4 de sortie turbine HP avec le seuil de détection adaptatif.....	120
Figure IV.33 : Variation des résidus de la température T4 de sortie turbine HP.....	120
Figure IV.34 : Variation de la vitesse de rotation NHP de la turbine HP avec le seuil de détection adaptatif.....	120
Figure IV.35 : Variation des résidus de la vitesse de rotation NHP de la turbine HP.....	120
Figure IV.36 : Observateur Co-ANFIS de la turbine LP	121
Figure IV.37 : Différentes fonctions d'appartenance des entrées (T4 et NHP)	121
Figure IV.38 : Surface de l'output du modèle de turbine LP.....	121
Figure IV.39 : Variation de la température d'échappement T5 avec le seuil de détection adaptatif.....	122

Figure IV.40 : Variation des résidus de la température d'échappement T5	122
Figure IV.41 : Variation de la vitesse de rotation de la turbine LP avec le seuil de détection adaptatif.....	123
Figure IV.42 : Variation des résidus de la vitesse de rotation de la turbine LP.....	123
Figure IV.43 : Stratégie de diagnostic basée sur l'approche du système d'inférence neuro floue adaptative.....	125
Figure IV.44 : Structure de diagnostic et identification des défauts de turbine à gaz examinés.....	126
Figure IV.45 : Cycle map avec emplacement du capteur pour le diagnostic de la température d'échappement.....	127
Figure IV.46 : Surveillance des vibrations des paliers de turbine HP avec analyse FFT.....	128
Figure IV.47 : Surveillance des vibrations des paliers de turbine BP avec analyse FFT.....	128
Figure IV.48 : Détection de défaut de température d'échappement T5 avec évaluation des résidus par fault cycle map.....	129
Figure IV.49 : Analyse des défauts de vibration causés par la température d'échappement T5.....	130
Figure V.1 : Fonctionnement d'un capteur de déplacement.....	137
Figure V.2 : La structure de capteur Accéléromètre.....	137

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Structures de matrices de signature de pannes.....	40
Tableau II.1. Défaillances du compresseur.....	66
Tableau II.2. Défaillances de la chambre de combustion.....	66
Tableau II.3. Défaillances de la turbine	67
Tableau II.4. Défaillances mécaniques.....	68
Tableau IV.1. Spécifications générales de la turbine à gaz MS5002.....	112
Tableau V.1 : Les différents méthodes d'analyse vibratoire.....	137
Tableau V.2 : Reconnaissance des principales anomalies.....	141

Liste des Travaux

Publications Internationales

- [1]. **Choayb Djeddi**, Ahmed Hafaifa, Abdelhamid Iratni, Nadji Hadroug, XiaoQi Chen, Robust diagnosis with high protection to gas turbine failures identification based on a fuzzy neuro inference monitoring approach. Journal of Manufacturing Systems, **2021**, vol. 59, pp.190-213. URL: <https://doi.org/10.1016/j.jmsy.2021.02.012>
- [2]. Bachir Nail, Abdellah Kouzou, Ahmed Hafaifa and **Choayb Djeddi**, Parametric identification of multivariable industrial system using left matrix fraction description. Journal of Automation & Systems Engineering, 2016, vol. 10, no. 4, pp. 221-230. URL: <http://jase.esrgroups.org/edition-2016.php>

Internationals Conferences

- [1]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa, Bachir Nail, **Choayb Djeddi**, Comparative study between several controller approaches: application to gas turbine system, 1st International Conference on Sustainable Renewable Energy Systems and Applications (ICSRESA) 2019, DOI: 10.1109/ICSRESA49121.2019.9182580
- [2]. **Choayb Djeddi**, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Mohamed Ben Rahmoune, Vibration monitoring and diagnostic capabilities of industrial gas turbine. The 2nd International Workshop on Signal Processing Applied to Rotating Machinery Diagnostics, SIGPROMD'2018, 29-30 April 2018, Djelfa, Algeria. URL: <https://www.univ-djelfa.dz/labo/laadi/sigpromd2018/>
- [3]. **Choayb Djeddi**, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Bachir Nail, Reliability assessment of complex safety instrumented systems using stochastic petri nets. The 2nd International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics ICAAID2017, 16-17 September 2017, Djelfa, Algeria. URL: <http://www.univ-djelfa.dz/icaaid17>
- [4]. **Choayb Djeddi**, Mouloud Guemana, Abdellah Kouzou and Ahmed Hafaifa, Evaluation de performances d'un système surveillance pour la réponse à l'urgence utilisant les réseaux de Petri. 3ème Conférence Internationale de Mécanique 26-27 Avril 2017 Annaba, Algérie. URL: <http://www.univ-annaba.dz/relations-exterieures/manifestations-scientifiques/manifestation-nationale/item/515-icm-2017.html>

- [5]. Ahmed Ben Tahar, Bachir Nail, Ahmed Hafaifa, Benrabeh Djaidir and **Choayb Djeddi**, Reliability modeling of gas turbine plant based on optimal WEIBULL model using artificial neural network. The 2nd International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics ICAAID2017, 16-17 September 2017, Djelfa, Algeria. URL: <http://www.univ-djelfa.dz/icaaid17>

National Conferences

- [1]. **Choayb Djeddi**, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Evaluating the reliability of emergency response systems using fault tree analysis. JST 11, 11èmes Journées Scientifiques et Techniques de SONATRACH / Innovation et Partenariat, dans un contexte mondial de Transition Énergétique, Oran, du 19 - 22 Novembre 2018, Algérie. URL: <http://jst.sonatrach.dz/>
- [2]. Bachir Nail, Abdellah Kouzou, Ahmed Hafaifa, and **Choayb Djeddi**, Parametric identification of multivariable industrial system using left matrix fraction description. 1st National Conference on Electrical and Electronics Engineering NCEEE 2016, November 14 - 15, 2016, Bouira, Algeria. URL: <http://www.univ-bouira.dz/fr/nceee/>

Projets de Recherches

- Membre de projet PRFU : Modélisation floue de systèmes complexes en utilisant une approche multi modèles découplés: Contribution à l'identification des variables d'une turbine à gaz. Code: A01L08UN260120190002

Introduction générale

Le développement croissant des technologies d'automatisation améliore l'opérabilité et la contrôlabilité des systèmes industriels complexes conduits par logiciel construits sur un savoir-faire incontestable en matière de commande de processus et de sécurité. Afin d'améliorer leurs performances en termes de sûreté de fonctionnement (fiabilité, maintenabilité, disponibilité et sécurité), cette technologie innovante est dotée de puissants outils de diagnostic et d'aide à la décision, qui permettent la détection, la localisation et l'identification des défauts.

Un système de surveillance permet la détection et la localisation des défauts par la génération de résidus, qui caractérisent un écart par rapport aux conditions de fonctionnement normal (pour la détection des défauts), ou décrivant différents genres de défauts afin de mettre en œuvre le type de maintenance « corrective ou préventive » approprié (pour la localisation des défauts), tout en minimisant les fausses alarmes, les non détections ou les retards dans la détection des défauts.

Dans ce contexte, plusieurs travaux ont été réalisés dans la littérature pour développer des méthodes de diagnostic robuste, ces dites méthodes sont basées sur les différentes informations disponibles pour décrire le comportement des systèmes. Elles peuvent être divisées en deux catégories : méthode externe à base de connaissances, dites empiriques et de traitement de signal. Et des méthodes internes à base de modèles qualitatifs et/ou quantitatifs.

L'objectif du travail présenté dans cette thèse est d'exploiter les nouvelles techniques issues du domaine de l'intelligence artificielle qui apparaît comme la principale alternative pour aborder les problèmes connus comme difficilement modélisables par des méthodes analytiques. Parmi ces nouvelles techniques développées, l'automatique industrielle introduit les notions d'observation des systèmes. Dans ce travail, nous exposerons le principe de telles méthodes à base de modèle et plus précisément nous focaliserons notre recherche et tenterons d'en cerner les problèmes des observateurs flous pour le développement des algorithmes de détection, localisation et d'identification de défauts en temps réel.

Les observateurs serviront d'une part à la commande mais aussi au diagnostic. Nous validons, à travers ce travail, la stratégie définie pour le diagnostic à l'aide d'observateurs flous. Cette validation consiste en l'application de la stratégie à travers une turbine à gaz.

Les turbines à gaz sont des systèmes de haute technologie et leur défaillance peut entraîner des conséquences catastrophiques. Par conséquent, ils requièrent une attention particulière afin de détecter les défauts et de déterminer les anomalies à un stade précoce sans risquer la santé du personnel ou les dommages aux biens et à l'environnement. À cet effet, un système efficace pour surveiller la turbine sans l'arrêter et la désassembler est très important. Afin d'améliorer leur fiabilité et réduire les coûts de leur maintenance.

Dans ce projet, nous proposons d'examiner et d'illustrer l'application de l'approche floue pour le diagnostic des défaillances d'une turbine à gaz. Cette approche combine la logique floue avec la méthode basée sur le modèle pour formuler les soi-disant observateurs flous. Dans ce travail, l'utilisation de résidus basée sur des observateurs flous offre des performances avantageuses à travers une turbine à gaz examinée par cette approche.

Enfin, nous nous concentrons principalement sur le développement de méthodes originales de surveillance des turbines à gaz en temps réel en cas de défaillance ou d'accident et une attention particulière est portée à l'analyse des vibrations pour la surveillance de la santé des machines avec l'influence des conditions de fonctionnement du système pour optimiser le coût global de maintenance et la disponibilité pendant la durée de vie de la turbine à gaz.

Cependant, la démarche adoptée pour l'élaboration de ce manuscrit s'organise, logiquement, en quatre chapitres :

Le **premier chapitre** rappelle certaines définitions données à certains principaux termes propres au domaine du diagnostic des défauts. Ainsi la classification des défauts qui peuvent survenir avec leurs effets, puis les différentes méthodes basées sur un modèle utilisées dans ce domaine pour le diagnostic des systèmes industriels. Nous caractériserons ensuite la qualité de ces méthodes par des critères de robustesse et validation. Enfin, nous étudierons l'apport des techniques de l'intelligence artificiel à ces différents systèmes de diagnostic.

Le **deuxième chapitre** présente une brève description des turbines à gaz. Puis il focalise sur leurs défauts qui sont généralement divisés en deux catégories principales : l'une est liée aux propriétés mécaniques, mais n'a pas de relation avec la thermodynamique, comme le désalignement des arbres, le déséquilibre du rotor, les défauts de palier, l'instabilité du film d'huile. Pour tels défauts, de nombreux techniques de diagnostic sont utilisés, tels que l'analyse vibratoire, l'analyse des copeaux d'huile, l'analyse acoustique, l'imagerie thermique, l'analyse de la charge, la température du métal, etc. L'autre catégorie est liée à la thermodynamique, comme l'encrassement, l'érosion et la corrosion des compresseurs et des turbines,

distorsion thermique, dommages aux objets, etc. Enfin, nous concluons ce chapitre par une analyse des défauts et défaillances liées aux composants principaux des turbines à gaz.

La contribution de cette thèse sera développée dans les chapitres 3 et 4. Ces chapitres comprennent une méthode développée pour le diagnostic des systèmes à base d'observateurs neuro-flous CANFIS ainsi que l'application de cette méthode au diagnostic d'un système industriel, à savoir la turbine à gaz.

Le **troisième chapitre** est destiné à la conception d'une approche de détection de défauts à base d'observateur neuro-flou en utilisant les systèmes d'inférence neuro-flou adaptatifs (ANFIS) en vue de son application au diagnostic des systèmes de turbines à gaz industrielles afin d'améliorer les performances de surveillance en temps réel. Son application sera détaillée au chapitre 4. Nous nous appuyerons sur les systèmes d'inférence neuro-flous adaptatifs (ANFIS) et nous présenterons une approche complète et intégrée permettant de résoudre l'ensemble des problèmes rencontrés dans l'utilisation des méthodes classiques de diagnostic.

Le **quatrième chapitre** montre l'applicabilité de l'approche robuste de diagnostic de défauts à base de modèle (approche de diagnostic à base d'observateur neuro-floue) proposée dans le chapitre 3. Cette stratégie de détection de défauts proposée sera mise en œuvre, dans le présent chapitre, pour le diagnostic des défauts d'une turbine à gaz industrielle à un stade précoce, en prenant en considération la redondance modulaire triple (TMR) dans le système de contrôle-commande afin d'améliorer les performances en termes de sûreté de fonctionnement. En outre, nous allons expliquer et appliquer la technique du seuil adaptatif. Finalement, nous allons discuter les résultats suite à l'utilisation des algorithmes développés et nous tirerons les conclusions qui s'imposent quant à l'exploitation des résultats.

Nous terminons ce travail par des conclusions sur nos travaux et les perspectives de recherches associées.

CHAPITRE I

DÉTECTION DES DÉFAILLANCES DANS L'INGÉNIERIE INDUSTRIELLE

Les défaillances des systèmes industriels conduits souvent à des conséquences graves pour l'homme, les biens et l'environnement, ce qui explique l'intérêt croissant porté sur le diagnostic de défauts de ces systèmes au cours de ces dernières années. Ces technologies de diagnostic comprennent trois étapes fondamentales. La première consiste à déterminer si le processus fonctionne ou se comporte normalement, cette étape dite de détection, et vient ensuite la deuxième étape qui consiste à rechercher les caractéristiques du défaut tels que l'instant de son apparition, son amplitude et sa gravité. Finalement, la troisième et la dernière étape permet de décider de l'action à entreprendre sur le système, soit de le corriger dans le même mode opératoire ou de l'arrêter complètement. Dans ce contexte, le premier chapitre de cette thèse porte sur la littérature du diagnostic des défauts des procédés industriels, en rappelant tout d'abord quelques définitions de base, ainsi que les méthodes de diagnostic des défauts, en particulier celles à base de model et les méthodes de génération des résidus.

I.1. Introduction

Avec le progrès technologique progressif, l'automatisation des processus industriels est devenue de plus en plus sophistiqué afin d'améliorer considérablement leurs performances en termes de sûreté de fonctionnement (fiabilité, disponibilité, maintenabilité et sécurité) au moindre coût.

En effet, pour atteindre ces objectifs de performances, en évitant toute perturbation qui peut entraîner des conséquences graves pour les êtres humains, l'intégrité des installations et la protection de l'environnement, les technologies de diagnostic permettent de surveiller en permanence l'état des processus industriels, d'analyser leurs tendances de changements (déviation du comportement normal) et de fournir des informations nécessaire pour la maintenance préventive à des stades plus précoces [1].

Ces technologies de diagnostic comprennent trois étapes fondamentales. La première consiste à déterminer si le processus fonctionne ou se comporte normalement, cette étape dite de détection, et vient ensuite la deuxième étape qui consiste à rechercher les caractéristiques du défaut tels que l'instant de son apparition, son amplitude et sa gravité. Finalement, la troisième et la dernière étape permet de décider de l'action à entreprendre sur le système, soit de le corriger dans le même mode opératoire ou de l'arrêter complètement.

Dans ce contexte, ce premier chapitre présente une introduction aux méthodes de diagnostic des systèmes industriels par un rappel de certaines définitions données à certains principaux termes propres au domaine du diagnostic des défauts. Ainsi la classification des défauts qui peuvent survenir avec leurs effets, puis les différentes méthodes utilisées dans ce domaine pour la détection des défaillances dans l'ingénierie industrielle.

I.2. Définitions et terminologie

Dans ce qui suit, nous rappellerons certaines définitions propres au domaine de diagnostic des défauts utilisés dans cette thèse [2-8].

- **Défaut** : Un défaut est une déviation non permise d'au moins une propriété ou un paramètre caractéristique du système par rapport à un comportement nominal ou acceptable. C'est-à-dire tout écart entre la caractéristique observée et la caractéristique de référence. A titre d'information, une défaillance conduit à un défaut, mais un défaut n'induit pas nécessairement une défaillance.

- **Défaillance** : Une défaillance est une altération ou cessation de l'aptitude d'un système à accomplir correctement sa (ses) fonction(s) requise(s) en assurant les performances définies dans des spécifications techniques. Sachant que cette défaillance peut être complète ou partielle.
- **Panne** : Une panne est une interruption permanente de tout ou partie des capacités du système pour remplir sa fonction requise dans des conditions de fonctionnement spécifié.
- **Perturbation** : Une perturbation est une entrée inconnue et incontrôlée qui affecte le système. Contrairement au défaut, qui est interne au système, la perturbation est une entrée externe.
- **Résidu** : Un résidu est un signal conçu pour indiquer les anomalies fonctionnelles ou comportementales basé sur la différence entre les mesures et les calculs.
- **Détection de défaut** : La détection de défaut détermine la présence ou non d'un défaut ainsi que l'instant de son occurrence.
- **Isolation de défaut** : L'isolation de défaut est la détermination du défaut le plus vraisemblable permettant d'expliquer le changement du comportement du système, de sa localisation et de son instant d'occurrence.
- **Identification de défaut** : L'identification de défaut est l'estimation de l'amplitude et l'évolution temporelle du défaut afin d'expliquer mieux le comportement du système. Elle est également considérée comme la dernière phase du diagnostic des défauts.
- **Diagnostic** : Le diagnostic permet de déterminer le type, l'amplitude, la localisation et l'instant de détection des défauts. Il inclut les phases d'isolation et d'identification des défauts. Cependant, une autre définition donnée par Gertler [9] [10] en précisant que le diagnostic de défaut inclut également la première étape dite de détection des défauts. C'est aussi la définition adoptée dans cette thèse.

En outre, beaucoup de revues et journaux scientifiques s'appuient sur l'abréviation FDI (Fault Detection and Isolation) pour décrire les trois phases détection, localisation et identification des défauts.

- **Surveillance** : La surveillance d'un système est une tâche continue en temps réel permettant de déterminer l'état d'un système à travers l'enregistrement des informations pouvant indiquer la survenue d'éventuelles anomalies dans son comportement.

- **Supervision** : La supervision consiste à prendre les décisions appropriées, pendant la phase de surveillance du système, afin de maintenir son fonctionnement nominal malgré l'apparition de défauts.

I.3. Défauts d'un processus physique

Les défauts des processus physiques sont classés en fonction de leurs origines (composants du système de commande) ainsi leurs formes. Ils sont caractérisés d'une part, selon leur comportement dans le temps et d'autre part, selon leur modélisation mathématique.

I.3.1. Classification des défauts en fonction de leurs origines

Les défauts sont inhérents aux composants du système de commande : organes de mesure (capteurs), organes de commande (actionneurs) et les composants du processus. Ils se traduisent par une modification du signal associé comme le montre la figure I.1 ci-dessous.

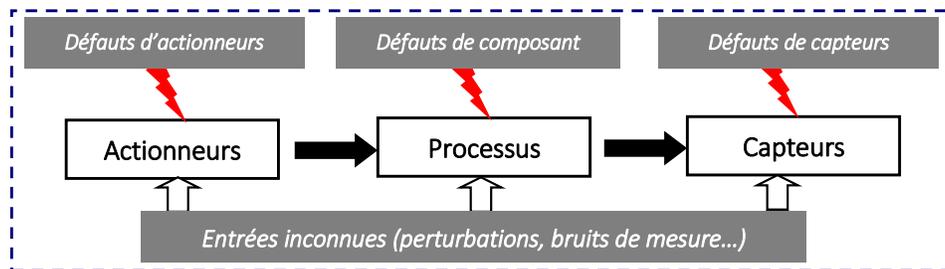


Figure I.1 : Classification des défauts en fonction de leurs origines

- **Défauts d'actionneurs** : Les défauts d'actionneurs agissent au niveau de la partie opérative en endommageant le signal d'entrée du système partiellement, à titre d'exemple, à la suite d'une fuite hydraulique, pneumatique, chute de tension d'alimentation ou totalement, à titre d'exemple, à la suite d'une coupure d'un fil électrique reliant l'actionneur au système [11-12].
- **Défauts de capteurs** : Ce type de défaut est la cause de la mauvaise image de l'état physique du système. Il peut être partiel lorsqu'il produit un signal avec plus ou moins d'adéquation par rapport la valeur vraie de la variable à mesurer ou total qui produit une valeur qui n'est pas en rapport avec la grandeur à mesurer.
- **Défauts composants ou systèmes** : Ce type de défaut provient du système lui-même ; bien souvent les défauts n'appartenant pas à un défaut capteur ou actionneur sont classés de manière arbitraire dans cette catégorie. Ils sont caractérisés par des changements dans les paramètres du système induisant

un changement du comportement dynamique de ces paramètres [13] [14] [15] [16]. Néanmoins, un défaut composant résulte de la rupture ou de l'altération d'un composant du système réduisant ces capacités à effectuer une tâche.

I.3.2. Types de défauts selon leurs formes

Les défauts peuvent être classés selon leurs formes comme le montre la figure I.2 en défauts abrupt, progressif et intermittent [17] [15] [18] [19].

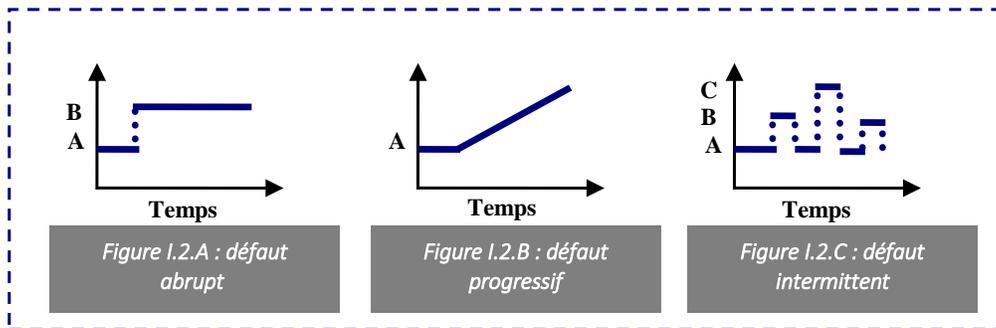


Figure I.2 : Types des défauts selon leurs formes

- **Défaut abrupt** : Ce genre de défauts est caractérisé par une discontinuité dans l'évolution temporelle de la variable est l'amplitude constante non nulle. Un défaut de ce type représente des pannes brutales de l'élément en question : arrêt total ou partiel, déconnexion.
- **Défaut intermittent** : Ce genre de défauts est un cas particulier de défaut abrupt avec la propriété particulière que le signal revient de façon aléatoire à sa valeur normale. Il s'agit d'un défaut imprévisible et il peut représenter des défauts de connexion, d'alimentation voire de faux contacts.
- **Défaut graduel** : ce genre de défauts est très difficile à détecter car son évolution temporelle a la même signature que celle d'une modification paramétrique lente représentant une non-stationnarité du procédé. Il est caractéristique d'un encrassement ou d'une usure de pièce.

Les défauts sont également classés en fonction du comportement temporel permanent ou transitoire, comme indiqué sur la figure I.3, où un défaut permanent résulte d'une panne totale de composant de système [15, 18, 20].

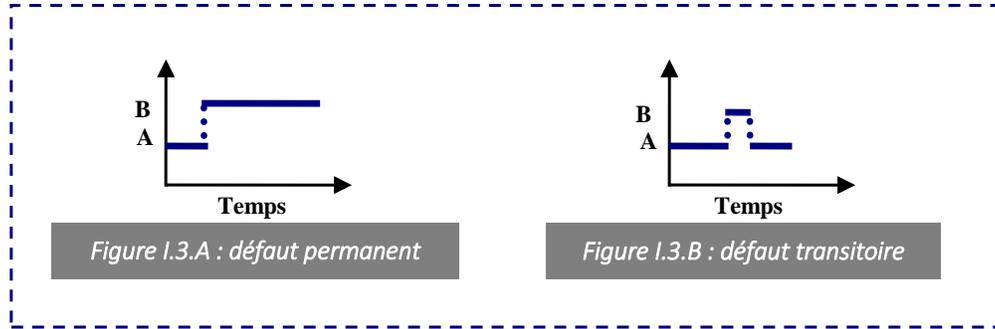


Figure 1.3 : Types des défauts selon le comportement temporel

Chaque type de défaut rappelé ci-dessus peut se modéliser sous la forme soit d'un défaut additif, soit d'un défaut multiplicatif.

1.3.3. Modélisation des défauts

Si les défauts doivent être classés relativement à leurs effets sur les performances du système, deux types peuvent être distingués : défauts additifs et défauts multiplicatifs, comme le montre la figure 1.4.

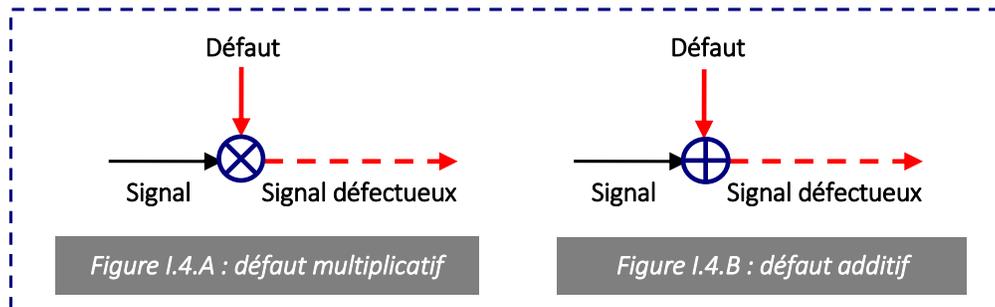


Figure 1.4 : Types de défauts selon leurs effets sur les performances du système

1.3.4. Comportement des défauts

Les défauts susceptibles d'altérer le bon fonctionnement d'un système peuvent être divisés en trois catégories distinctes : Les biais, les dérives et les valeurs aberrantes.

Un **biais** correspond à un saut brutal du signal [20-21]. La figure 1.5 simule un biais d'amplitude 0.2 à l'instant 2.5E4 appliqué à un signal bruité (bruit blanc additionnel). C'est le cas pour des capteurs dont un composant élémentaire est défaillant. Ce défaut affecte le système d'une manière permanente et peut occasionner de graves dégâts.

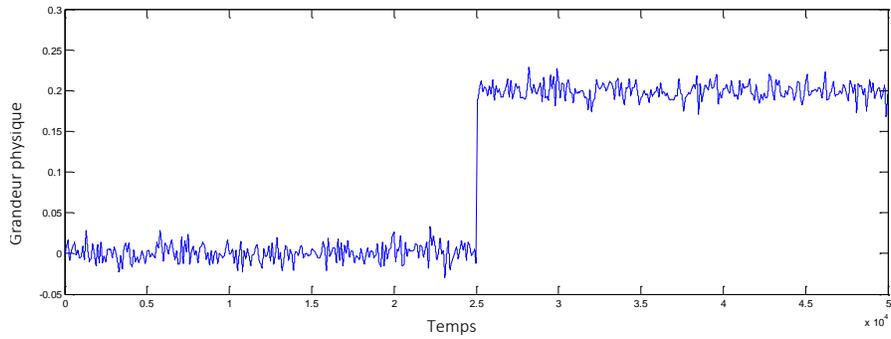


Figure I.5 : Biais de capteur

Une **dérive** se manifeste par une croissance lente et continue du signal, et donc un éloignement progressif de sa valeur nominale (référence) [20-21]. Ces défauts permanents sont plus difficiles à détecter à leur origine du fait de leur faible amplitude et de leur lente évolution. La figure I.6 montre une dérive de capteur affectant le système au temps $0.5E4$ avec une dérive de 0.01 par unité de temps. Par exemple, certains capteurs peuvent présenter une dérive de plus de 10% après 1 an d'activité, à cause d'un échauffement intensif ou d'un encrassement.

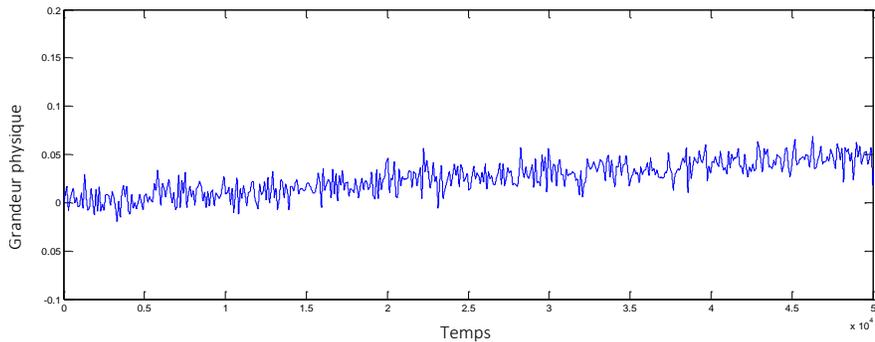


Figure I.6 : Dérive de capteur

Enfin, **les valeurs aberrantes** sont des défauts dits fugitifs : elles affectent le système de manière instantanée [20-21]. Leurs causes sont souvent dues à un parasite, par exemple une perturbation électromagnétique. Elles se manifestent par un écart important par rapport à la valeur nominale du signal. La Figure I.7 représente un tel défaut au temps $2.5E4$.

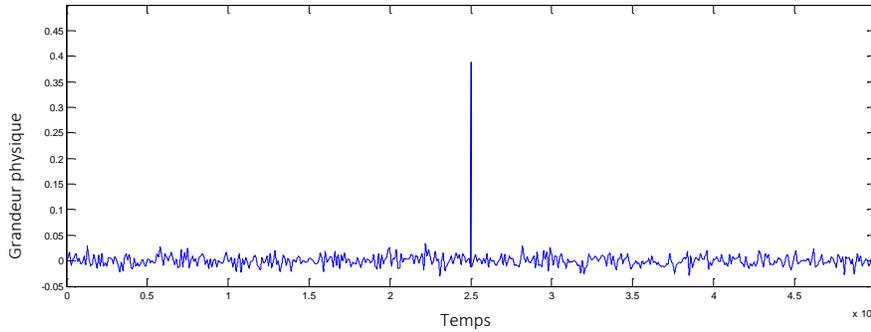


Figure I.7 : Valeur aberrante

I.4. Systèmes de surveillance industrielle

I.4.1. Critères de performances d'un système de surveillance

Les critères de performance sont d'une importance primordiale et doivent être pris en considération avant de développer tout système de surveillance à savoir :

- **Détectabilité** : c'est l'aptitude du système de diagnostic à pouvoir déceler la présence d'une défaillance sur le procédé. Pour cela, le générateur de résidu doit être sensible à la défaillance que l'on souhaite détecter.
- **Isolabilité** : c'est la capacité du système de diagnostic à remonter directement à l'origine du défaut, et elle est liée à la structure des résidus et à la procédure de détection elle-même.
- **Sensibilité** : caractérise l'aptitude du système à détecter des défauts d'une certaine amplitude. Elle dépend non seulement de la structure des résidus mais aussi du rapport de l'amplitude du bruit de mesure avec celle du défaut.
- **Robustesse** : détermine la capacité du système à détecter les défauts indépendamment des erreurs de modélisation (sensibilité des résidus aux défauts et insensibilité vis-à-vis des perturbations). La robustesse est généralement définie par rapport toutes les entrées inconnues.

I.4.2. Redondance d'informations d'un système de surveillance

Les systèmes de diagnostic sont basés sur le concept de la redondance d'informations sur la même variable du système. Cette redondance se divise en deux types : la redondance physique et la redondance analytique.

- **Redondance physique** : la redondance matérielle ou physique est le moyen le plus simple d'obtenir plus d'informations sur la même variable en doublant les capteurs pour mesurer la grandeur de cette

variable. Par exemple, pour obtenir deux mesures de même température, les capteurs de température seront doublés comme indiqué dans la figure suivante [22].

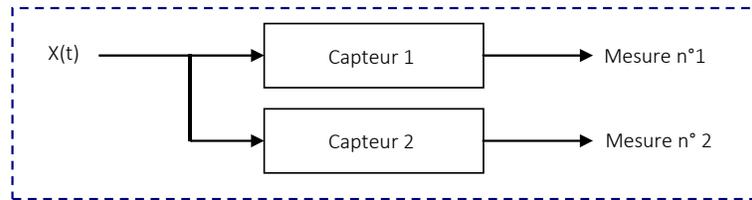


Figure I.8 : Principe de redondance physique

Cependant, le coût élevé dû au doublement du nombre de capteurs et le manque d'espace pour les installer peuvent limiter leur utilisation.

- **Redondance analytique** : la redondance analytique est un doublement basé sur un modèle quantitatif ou qualitatif effectuant les mêmes performances que le système étudié. Le modèle d'un système est la description de sa structure physique ainsi que de la représentation comportementale et / ou fonctionnelle de chacune de ses composantes [23-24]. La représentation structurelle décrit les interconnexions des composants d'un système physique (la structure du système peut être représentée, par exemple, sous forme d'une matrice d'incidence). La représentation comportementale consiste en des relations entre les différents phénomènes qui régissent le comportement du système. Après avoir comparé les comportements observés et attendus, toute incohérence indique une ou plusieurs anomalies de comportement. Ainsi, les incohérences sont considérées comme des signes de défauts ou des symptômes de défaillances.

1.4.3. Principe d'un système de surveillance

Les informations résultant de l'utilisation de modèles (redondance analytique) sont utilisées conjointement avec les mesures prélevées sur le système pour remplir la fonction diagnostic, qui fait partie du cadre global de la surveillance et de la supervision. C'est un système d'aide à la décision, son but est de localiser les composants défaillants d'un processus et éventuellement de déterminer les causes.

- **La surveillance** : la surveillance des processus industriels consiste à générer des alarmes à partir d'informations délivrées par des capteurs [25]. Des seuils sont définis sur des variables clés par des experts du processus selon des critères de sécurité concernant les hommes, l'installation et son environnement. La génération de ces alarmes aide les opérateurs dans leur tâche de surveillance afin qu'ils puissent analyser la situation et prendre les décisions appropriées (procédures d'arrêt d'urgence, mode dégradé et actions correctives).

Cependant, la complexité et la taille de l'installation augmentent rapidement la quantité d'informations à analyser, rendant la surveillance complexe pour les opérateurs. Il est donc très utile d'adjoindre à la surveillance, une aide à la décision à travers un module de diagnostic.

- **La supervision** : le but de la supervision est de contrôler le fonctionnement d'une installation et prendre les mesures appropriées pour maintenir le fonctionnement en cas de défauts.
 - **La détection** : elle permet de détecter un dysfonctionnement dans le système [26]. Si le modèle nominal est disponible, un dysfonctionnement se caractérisera par l'éloignement des paramètres du procédé de ceux du modèle de bon fonctionnement. En présence d'un modèle de dysfonctionnement, la détection identifie clairement le défaut connu a priori ;
- **La localisation** : elle permet de remonter à l'origine du défaut lorsqu'une panne a été détectée [27]. En effet, La propagation d'un défaut dans le système physique génère à son tour de nouveaux défauts. Ces pannes consécutives masquent la cause réelle de la panne empêchant toute action de maintenance,
- **L'identification** : elle détermine l'instant d'apparition du défaut, sa durée ainsi que son amplitude. La connaissance de l'amplitude de la défaillance permet de concevoir un système tolérant aux défauts ou auto-adaptatif.

Dans la suite de ce chapitre, nous aborderons le concept du diagnostic selon le principe de la redondance analytique : le diagnostic à base de modèles. Ce choix est justifié par son application aux chapitres 3 et 4 dans lesquels nous développerons l'application de cette méthode de diagnostic au système de turbine à gaz.

I.5. Méthodes de diagnostic industriel à base de model

Dans la plupart des systèmes automatisés, la partie commande (PC) d'un procédé est généralement représentée à travers un modèle devant être appliqué sur la partie opérative (PO). Pour réaliser un diagnostic, il faut également pouvoir représenter l'état de la PO à travers un modèle qui peut être intégré au modèle de commande, séparé ou mixte. Ainsi, lorsqu'un défaut apparaît, il est possible de disposer d'informations concernant le procédé et de comparer le modèle et le procédé. On parle alors de diagnostic à base de modèles (Fault Detection and Isolation) [28-29]. Le diagnostic à base de modèles génère des indicateurs de défauts, résidus, contenant des informations sur les anomalies ou les dysfonctionnements du procédé à diagnostiquer. Un écart entre l'état réel de la PO et celui estimé par le

modèle, représentant le fonctionnement nominal, est mesuré. Les résidus doivent alors être assez sensibles aux défauts pour leur détection, localisation et identification (Figure I.9).

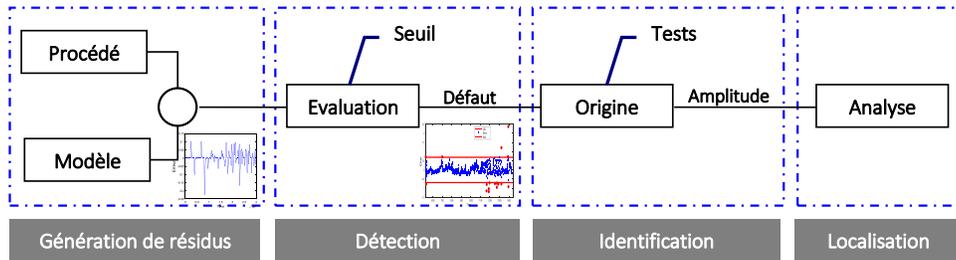


Figure I.9 : Diagnostic à base de modèle

Parmi les méthodes internes à base de modèles, on peut distinguer les méthodes basées sur des modèles quantitatifs, les méthodes basées sur des modèles qualitatifs et les méthodes basées sur les deux modèles. Le diagnostic à base de modèle est largement interprété dans la littérature [30-39]. Le lecteur pourra se référer à [40-42] pour des applications industrielles.

Nous nous intéresserons aux méthodes connues sous le nom de FDI (Fault Detection and Isolation), qui, comme nous l'avons vu, font intervenir les trois principes de base que sont la génération de résidus, la détection et la localisation. Cette méthode peut s'interpréter comme indiqué par la figure I.10. Nous n'aborderons pas les problèmes liés aux étapes de pronostic et de reconfiguration du système.

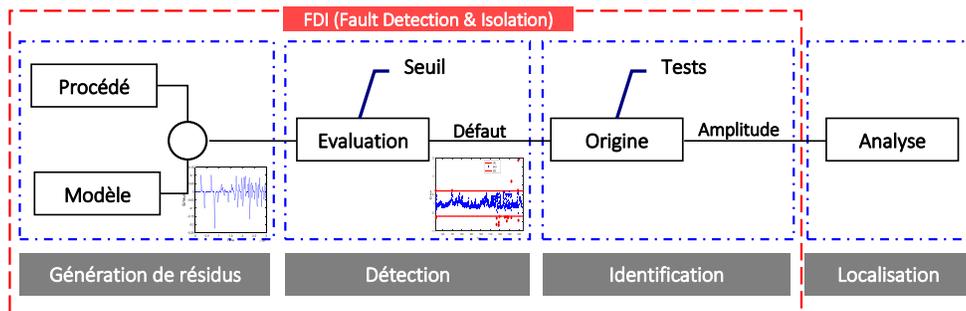


Figure I.10 : Méthode FDI (Fault Detection and Isolation)

La structure générale de la plupart des méthodes utilisant des modèles est basée sur l'idée de la redondance analytique [31]. Contrairement à la redondance physique ou matérielle, où les mesures de différents capteurs sont comparées, les mesures issues des capteurs sont comparées aux valeurs des variables respectives obtenues de manière analytique. De tels calculs utilisent les mesures à l'instant courant k et/ou passées et le modèle mathématique. L'idée peut être étendue à la comparaison de

quantités calculées uniquement de manière analytique, chacune étant obtenue par un calcul différent. Dans les deux cas, les différences résultantes sont appelées des résidus.

Remarque : La redondance matérielle peut être vue comme une forme particulière de la redondance analytique, ne faisant intervenir uniquement qu'une égalité terme à terme comme relation entre les mesures pour l'élaboration du résidu.

Dans cette partie, nous représenterons une classification des techniques de diagnostic, subdivisée en deux grandes familles : Les techniques quantitatives, basées sur une caractérisation des signaux d'entrées /sorties de systèmes ou des et les techniques utilisant le concept d'intelligence artificielle, dite diagnostic qualitatif, comme il est montrée sur la Figure I.3.

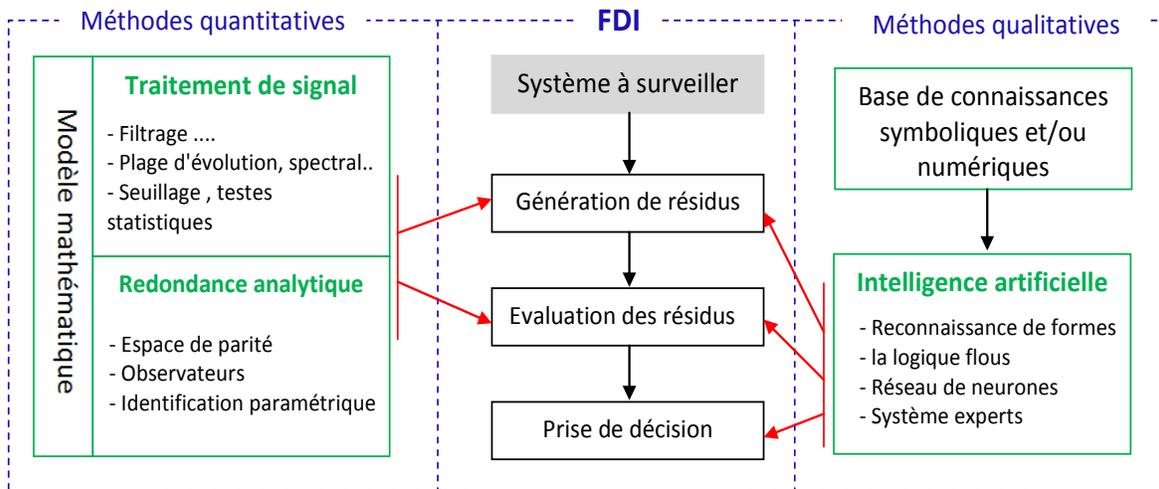


Figure I.11 : Classification des méthodes de diagnostic

I.6. Méthodes de génération de résidus (indicateurs de défauts)

Dans les approches de diagnostic à base de modèles dynamiques, on compare le comportement réel du processus (caractérisé par les données prélevées) au comportement théorique prédit par le(s) modèle(s) analytique(s). Le résultat de cette comparaison est contenu dans un ensemble de signaux indicateurs de défauts appelés les résidus. Ces derniers sont conçus afin d'être nuls en moyenne dans un cas de bon fonctionnement. Leurs dispersions autour de zéro sont des "restes", des résidus, liés aux bruits. En revanche, dans un cas avec défaut, le résidu s'éloigne de sa valeur moyenne nulle et permet d'indiquer la présence d'un défaut, comme il est montré sur la Figure I.11.

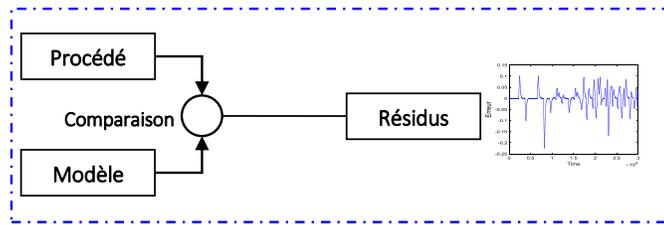


Figure I.12 : Génération de résidus

Dans le cas général, la problématique de génération des résidus se formule comme la génération d'un vecteur $r \in \mathfrak{R}^{qr}$, tel que: $r(t) = f(u(t), y(t))$.

Dans la littérature, il existe une grande variété de méthodes pour la génération de résidus. Nous présentons ici quelques concepts de base à savoir l'approche par espace de parité, l'approche par observateurs et enfin l'approche par estimation paramétrique.

1.6.1. Approche par espace de parité

Le terme (parité) a été emprunté au vocabulaire employé pour les systèmes logiques où la génération de bits de parité permet la détection d'erreurs. La philosophie consiste à exploiter la redondance existante dans les équations d'état lorsque celles-ci sont écrites sur un horizon d'observation s_h . Le vecteur de résidus est alors généré en projetant les mesures observées sur cet horizon dans un espace (appelé espace de parité) à l'aide d'un vecteur (appelé vecteur de parité) appartenant au sous espace vectoriel supplémentaire au sous espace vectoriel engendré par les colonnes de la matrice d'observabilité d'ordre réduite s_h . L'espace de parité est un espace que le vecteur d'état du système non perturbé ne peut atteindre.

L'approche par espace de parité représenté sur la Figure I.5 est composée en deux catégories : espace de parité – cas statique et espace de parité – cas dynamique.

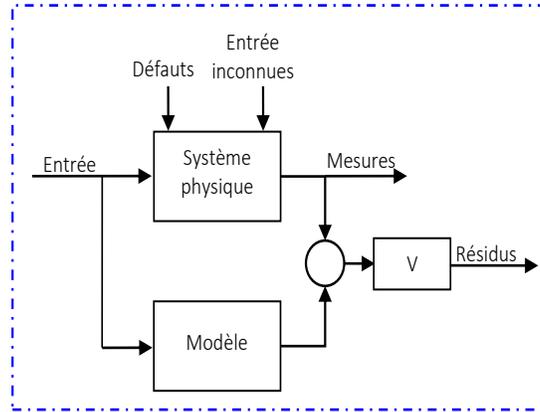


Figure I.13 : Approche de l'espace de parité dans un format entrée / sortie

I.6.1.1. Espace de parité – cas statique

Dans la méthode d'espace de parité statique, on considère une équation de mesure à l'instant t , donnée par :

$$y(t) = Cx(t) + f(t) \quad (1.1)$$

On suppose que la matrice C est de rang n et que le nombre de mesures m est supérieur au nombre de variables n . On définit le vecteur de parité $r(t)$ comme la projection du vecteur des mesures $y(t)$:

$$r(t) = Vy(t) \quad (1.2)$$

Où V est une matrice de projection telle que : $VC = 0$.

L'orthogonalité de la matrice de projection V avec C conduit à :

$$r(t) = Vf(t) \quad (1.3)$$

L'expression (1.6), permet le calcul numérique du vecteur de parité à partir des mesures disponibles y_k tandis que l'expression (1.7) permet d'expliquer l'impact des erreurs de mesure et des défauts sur le vecteur de parité.

Lors d'une défaillance d'un capteur, l'amplitude du vecteur de parité évolue et s'oriente dans la direction de défaillance associée au capteur concerné. L'équation (1.8) traduit l'ensemble des relations de redondance qui lient les mesures $y(t)$:

$$Vy(t) = 0 \quad (1.4)$$

De nombreuses méthodes peuvent être employées pour la détermination de la matrice de projection V . Il faut noter que dans le cas idéal $f(t)$ le vecteur parité est nul. La matrice C , de rang $n - p$, peut être décomposée sous la forme :

$$C = \begin{pmatrix} C_n \\ C_{p-n} \end{pmatrix} \quad (1.5)$$

Pour vérifier la cohérence des mesures, on peut les réécrire sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} -C_{p-n}C_n^{-1} & I_{p-n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_n(t) \\ y_{p-n}(t) \end{bmatrix} = 0 \quad (1.6)$$

I.6.1.2. Espace de parité – cas dynamique

L'objectif de l'espace de parité dynamique est de recherche des relations entre les mesures fournies par les différents capteurs et les entrées du système à différents instants. On considère le modèle déterministe (I.12) suivant :

$$\begin{cases} x(k+1) = Fx(k) + Gu(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases} \quad (1.7)$$

Où $x(\cdot)$ est le vecteur d'état, $u(\cdot)$ est le vecteur d'entrée des actionneurs et $y(\cdot)$ est le vecteur des sorties.

I.6.2. Approche à base d'observateurs ou de filtres

La génération de résidus à base d'observateurs repose sur la reconstruction (complète ou partielle) des sorties d'un système sur la base d'un modèle décrivant le comportement dynamique de ce dernier en situation normale. Le vecteur de résidus est alors formé par la différence entre les sorties mesurées et les sorties estimées.

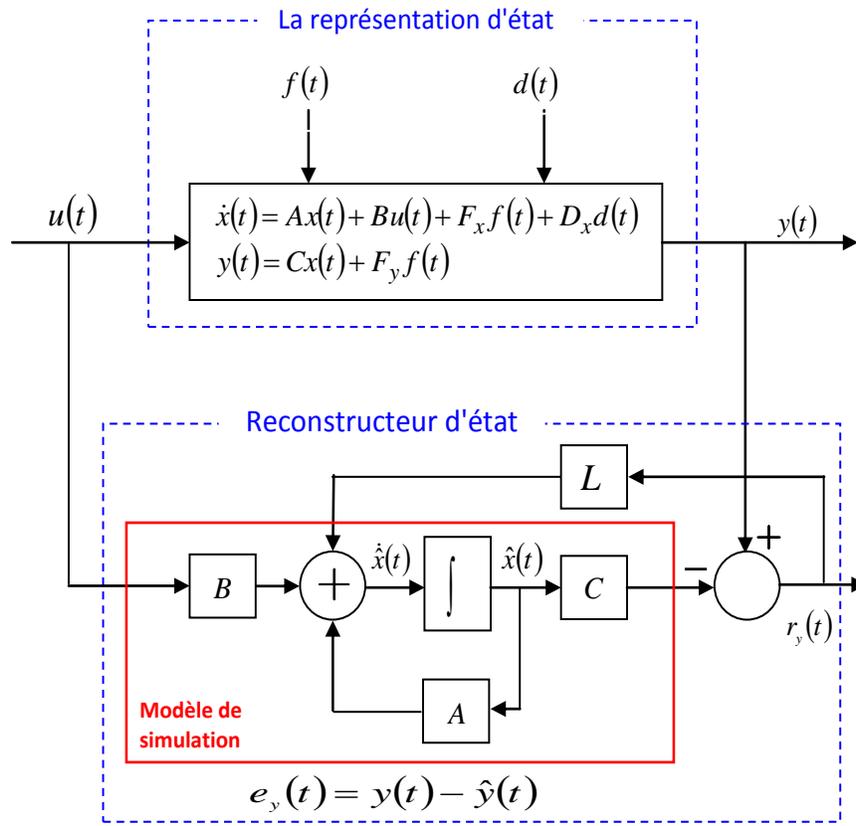


Figure I.14 : Génération de résidu à l'aide d'un observateur

Considérons le système à surveiller, supposé correctement décrit par la représentation d'état suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + F_x f(t) + D_x d(t) \\ y(t) = Cx(t) + F_y f(t) \end{cases} \quad (1.8)$$

Où les grandeurs $x(t)$, $y(t)$ et les matrices A , B et C ont la signification habituelle.

Le reconstructeur d'état, utilisé en tant que générateur de résidus $r_y(t)$, est alors décrit sous la forme suivante :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y(t) - \hat{y}(t)) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \\ r_y(t) = e_y(t) = y(t) - \hat{y}(t) \end{cases}, \quad \hat{x}(0) = \hat{x}_0 \quad (1.9)$$

Où $e_y(t)$ est la dynamique de l'erreur d'estimation et L est le gain de l'observateur.

Les différentes méthodes de génération que nous venons d'exposer génèrent des résidus classiquement répertoriés en deux catégories, des résidus structurés, ou des résidus directionnels [43-44].

I.6.3. Approche par estimation paramétrique

Le schéma de la Figure I.7 présente le principe de la génération de résidus. La procédure consiste à déterminer le modèle de système en se basant uniquement sur les entrées et les sorties observables :

$$y(t) = f(u(t), \theta) \quad (I.10)$$

Où θ représente le vecteur des paramètres estimés à l'aide des valeurs de $u(t)$ et $y(t)$.

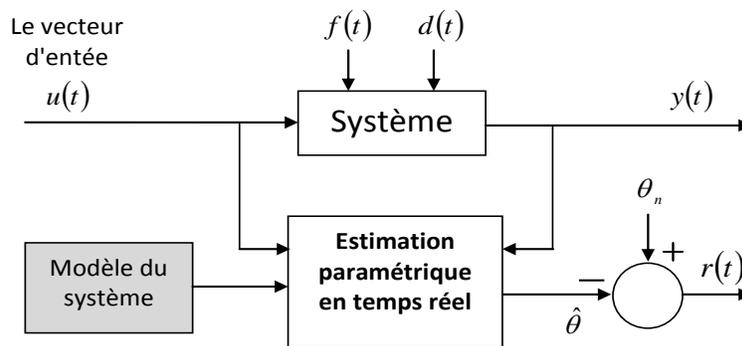


Figure I.15 : Génération de résidus par estimation paramétrique

I.7. Diagnostic qualitatif

Dans ce type de diagnostic qualitatif on retrouve toutes les technique basées sur l'intelligence artificielle, tels que:

I.7.1. Reconnaissance des formes

Les technique de la reconnaissance des formes peut être indiquée par un repère d'un espace à q dimensions, appelés espace de représentation ($x \in \mathbb{R}^q, x^T = [x_1, x_2, \dots, x_q]$). L'objectif est alors, étant donné un repère x , de retenir si elle doit être remplacée à la classe $C_1, \dots, \text{ou } C_l$. La procédure de diagnostic est basée sur les techniques de reconnaissance des formes résumée sur la Figure I.8.

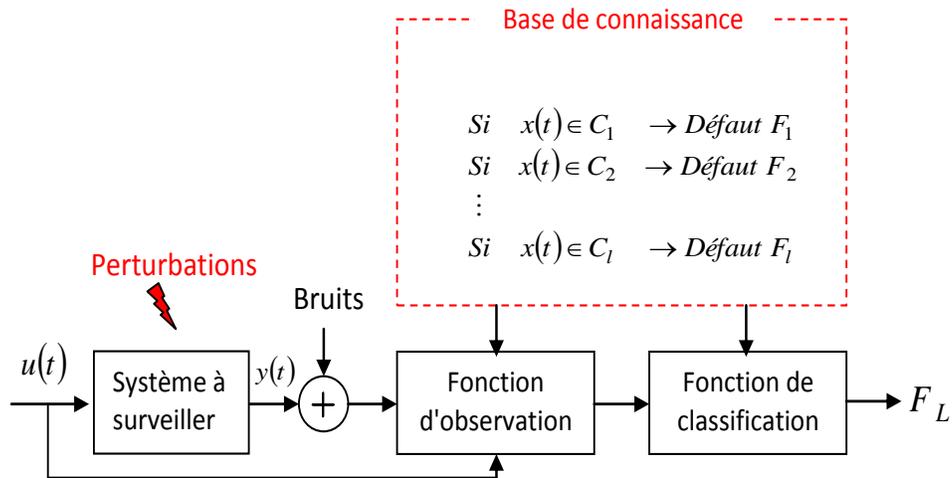


Figure I.16 : Procédure de diagnostic basée sur la reconnaissance des formes

Dans ce cas, la dernière phase correspond évidemment à l'exploitation du système de diagnostic. D'autre part, après l'acquisition d'une nouvelle signature, on calcule la forme associée dans l'espace de présentation et on procède à sa classification, chose qui se réalise sans difficulté.

1.7.2. Méthodes de l'intelligence artificielle

L'intérêt de méthodes de l'intelligence artificielle est grand là où les modèles caractéristiques de système sont difficilement exploitable en commande (cas de défaillance) et le traitement de données concerne beaucoup plus de connaissances contenant des informations de type linguistique.

- Logique Floue
- Réseaux de neurones artificiels
- Systèmes experts

1.7.2.3. Systèmes experts

Un système expert est constitué de plusieurs éléments principaux, comme il est montré sur la Figure I.12.

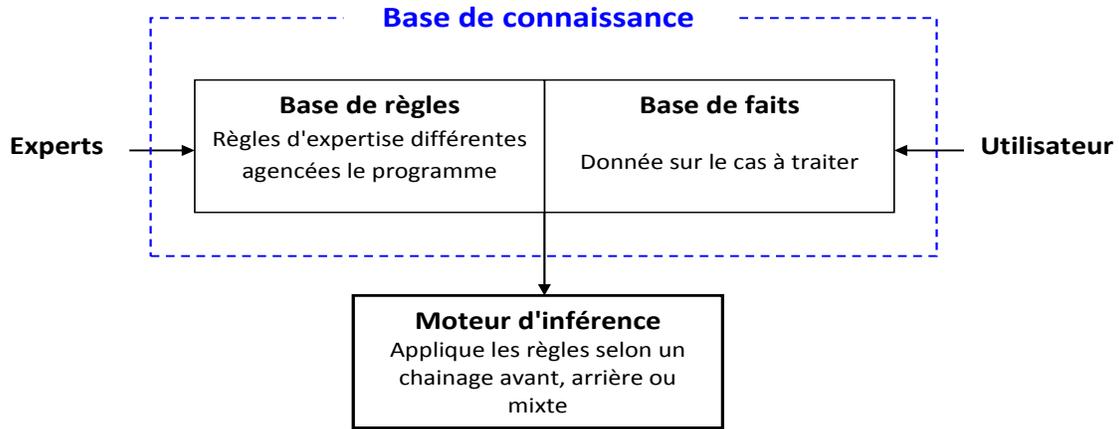


Figure I.17 : Architecture générale d'un système expert de diagnostic

I.8. Détection et localisation des défauts

La détection de défauts doit permettre de choisir entre si le système se trouve ou non dans un état normal de fonctionnement. Par exemple, dans le cas d'un système soumis à deux défauts f_1 et f_2 , on doit déterminer la matrice $H_y G_f$ pour faire une comparaison entre les valeurs des résidus et les valeurs des défauts, cette matrice est définie par :

$$\begin{pmatrix} r_1(s) \\ r_2(s) \end{pmatrix} = \underbrace{\begin{pmatrix} G_{11}(s) & 0 \\ 0 & G_{22}(s) \end{pmatrix}}_{H_y(s)G_f(s)} \begin{pmatrix} f_1(s) \\ f_2(s) \end{pmatrix} \quad (I.11)$$

Dans le cas où un défaut est détecté, l'étape suivante consiste à localiser ce défaut à partir de la table des signatures.

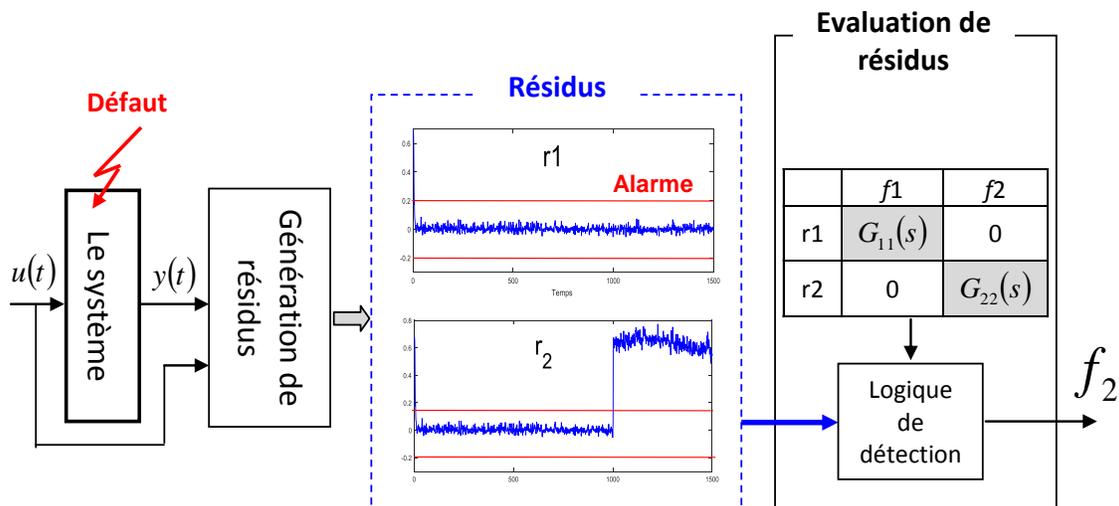


Figure I.18 : Principe de détection et localisation des défauts

L'évaluation en temps réel des résidus et leur comparaison à des seuils de détection permet de définir une signature expérimentale qui, comparée à la table des signatures théoriques permet la localisation des pannes. Cette étape requiert la mise en œuvre d'un raisonnement de détection capable d'expliquer les signatures expérimentales obtenues en temps réel.

1.8.1. Détection

La détection de défaillances des systèmes industriels, consiste à estimer la signature réelle à la signature théorique associée aux modes de fonctionnement, à identifier pour prendre ensuite une décision en fonction du résultat de la comparaison, pour un seuil de détection. Parmi les méthodes proposées pour le calcul du seuil de détection sont: la méthode d'histogramme et de Cartes de la moyenne de Shewhart.

- Méthode d'Histogramme

On utilise la courbe d'Histogramme pour élaborer la détection de défaut avec le changement brusque de mode de fonctionnement, avec le principe du graphe de contrôle qui est divisé en trois lignes: 1^{er} ligne de centre et les deux autres limites nommées "upper specification limit (USL)" et "the " lower specification limit (LSL)". On a présenté dans la Figure I.14 un exemple de courbe d'histogramme en même temps la détection d'un défaut qui entraînerait de fausses alarmes.

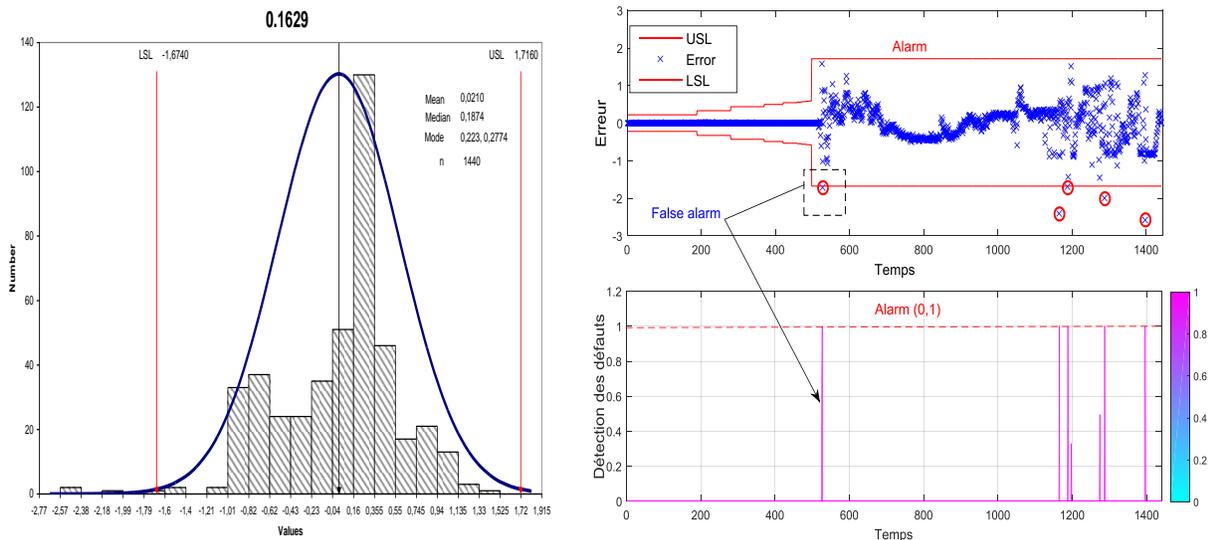


Figure I.19 : Représentation du résidu entre la sortie réelle, estimée et seuils de détection

- Méthode de Cartes de la moyenne de Shewhart

La méthode de Cartes de la moyenne de Shewhart est utilisée pour l'évaluation des résidus obtenus, pour élaborer la détection de défauts avec un changement brusque de mode de fonctionnement de système, avec le principe du graphe de contrôle qui est divisé en trois lignes : 1^{er} ligne de contre et les deux autres limites nommées "Upper control limit (UCL)" et "Lower control limit (LCL)". Cette méthode utilise la loi normale pour calculer l'écart-type comme suit:

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

$$\sigma = \sqrt{\sum (x - \mu)^2 / N} \quad (I.12)$$

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

$$s = \sqrt{\sum (x_i - m)^2 / (n-1)} \quad (I.13)$$

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

$$(UCL, LCL) = \pm K_1 * \text{écart-type} \quad (I.14)$$

Où K_1 est le nombre 'écart-type

On a présenté dans la Figure I.15 un exemple de de Cartes de la moyenne de Shewhart en même temps la détection de défaillance.

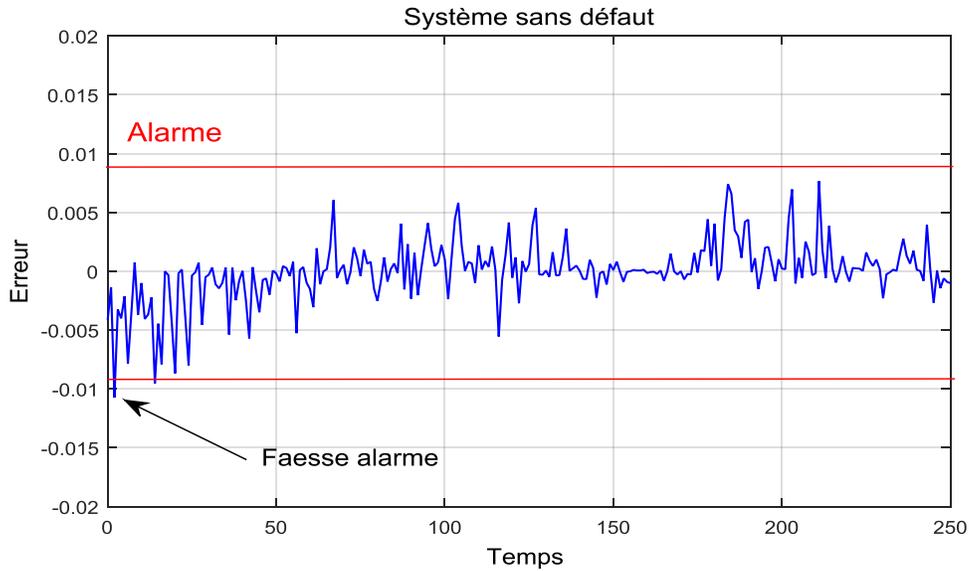


Figure I.20 : Détection de défaut par la méthode de Cartes de la moyenne de Shewhart

1.8.2. Localisation

Dans les paragraphes précédents, nous avons explicité les grands courants méthodologiques en synthèse de filtres de diagnostic à base de modèles. Ce qui peut paraître comme un panorama de méthodes diverses et variées, n'est en réalité qu'un éventail de manières de poser le problème. En effet, quelle que soit l'approche, l'idée reste toujours la même : filtrer les signaux entrées/sorties pour générer des signaux indicateurs de défauts qui ont toutes les propriétés souhaitables pour faire d'eux de "bons" signaux permettant de détecter tout type de défaut avec des taux de fausses alarmes et de non détection les plus faibles possibles.

Dans le processus de surveillance, détecter n'est pas la seule tâche que l'on doit satisfaire. On se doit également de localiser l'origine des défauts. Cette localisation de défaut a pour objet de remonter à l'origine du défaut détecté. La localisation du défaut consiste à générer un résidu r_i qui permet de détecter f_i , tout en étant découplé des autres défauts. Soit R un ensemble des relations de redondance et E l'ensemble des variables mesurées du procédé étudié. La matrice d'incidence M représente la relation suivante :

$$M : \mathcal{R} \times E \rightarrow \{0,1\} \quad (r_i, f_i) \rightarrow M(r, f) \quad (I.15)$$

Avec $M(r_i, f_i) = 1$ si et seulement si f apparaît dans la relation de redondance analytique r , $M(r, e) = 0$ sinon.

Le vecteur \bar{f}_i regroupant tous les défauts sauf le défaut f_i :

$$\bar{f}_i = [f_1^T, \dots, f_{i-1}^T, f_{i+1}^T, \dots, f_{p_f}^T], \text{ pour } i \in [2, \dots, p_f - 1] \quad (I.16)$$

A partir de ces conditions, on a deux structures de matrice de signature de pannes ;

1. Structure DOS (Dedicated Observer Scheme)

Dans cette stratégie, le but est de synthétiser autant de filtres de diagnostic que de défauts de telle façon que chacun de ces filtres permette la génération d'un résidu insensible à tous les défauts sauf un. Ainsi, l'occurrence du défaut est indiquée par le résidu qui lui est associé. Le problème revient donc à traiter tous les défauts sauf un, comme des nuisances. La matrice de signatures définie correspond donc à la structure de la matrice identité (voir tableau I.1). Cette méthode a également été appliquée pour l'identification et la localisation de défauts dans les actionneurs

2. Structure GOS (Generalized Observer Scheme)

Dans cette stratégie, le but est de synthétiser autant de filtres de diagnostic que de défauts de telle sorte que chaque résidu engendré soit insensible à un seul défaut et sensible à tous les autres défauts. Le problème revient donc à traiter un défaut seul comme une nuisance. Ainsi, l'occurrence d'un défaut est indiquée par tous les résidus à l'exception de celui qui lui est associé. Le tableau I.1 de signatures est représenté ci-dessous :

Tableau I.1 : Structures de matrices de signature de pannes

	Structure DOS					Structure GOS				
	f_1	...	f_i	...	f_{p_f}	f_1	...	f_i	...	f_{p_f}
r_1	1	0	0	0	0	0	1	1	1	1
\vdots	0	1	0	0	0	1	0	1	1	1
r_i	0	0	1	0	0	1	1	0	1	1
\vdots	0	0	0	1	0	1	1	1	0	1
r_{p_f}	0	0	0	0	1	1	1	1	1	0

I.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes méthodes de détection de défauts (FDI), basées sur des observateurs. Le diagnostic de défaillances et de dégradation est un élément indispensable dans l'industrie ou chaque entreprise choisit une ou plusieurs méthodes de diagnostic selon sa politique de maintenance et selon le domaine applications. Elle se fait en trois étapes, la première étape consiste la détection de défauts qui résout les problèmes de seuillage des résidus, la deuxième étape correspond à l'étape de localisation permettant l'obtention de structures optimales de signatures de pannes. Et enfin, l'étape de l'identification qui définit le type défaut qui apparaît dans cette situation. Par ailleurs, nous nous sommes captivés aux techniques de diagnostic basées sur des modèles obtenus par des approches de l'intelligence artificielle pour le traitement des problèmes de vibrations de système de turbine à gaz. Le chapitre suivant a pour objectif de rendre l'étape de détection et localisation des vibrations plus robuste.

CHAPITRE II

DÉFAUTS ET DÉFAILLANCES DES TURBINES À GAZ

Les turbines à gaz sont soumises à des mécanismes de dégradation dus aux conditions de fonctionnement et/ou d'environnement, ces dégradations conduisent à des conséquences catastrophiques sur les êtres humains, l'intégrité des installations et l'environnement. A cet effet, les exigences en matière de fiabilité et de disponibilité sont de plus en plus élevées afin de maximiser la durée de vie et réduire les coûts de maintenance. A cet effet, nous allons aborder dans le présent chapitre la problématique de dégradation de leurs performances ainsi les différents types des défauts, notamment ceux liées à la thermodynamique qui contribuent plus significativement à la perte de leurs performances globales, et quels composants spécifiques rencontrent souvent ces défauts.

II.1. Introduction

Les turbines à gaz sont des moteurs thermiques qui convertissent l'énergie chimique potentielle du combustible, en premier lieu en énergie thermique, puis en énergie mécanique. Les contraintes d'exploitation et les conditions d'environnement conduisent souvent à la dégradation de la performance de ces machines, qui se traduit par des défaillances graves voir catastrophique pour les êtres humains, les installations industrielles et l'environnement.

Dans ce chapitre, nous présenterons les turbines à gaz industrielles. Puis nous focaliserons sur leurs défauts qui sont généralement divisés en deux catégories principales : l'une est liée aux propriétés mécaniques, mais n'a pas de relation avec la thermodynamique, comme le désalignement des arbres, le déséquilibre du rotor, les défauts de palier, l'instabilité du film d'huile [45]. Pour tels défauts, de nombreux moyens techniques de diagnostic sont utilisés, tels que l'analyse vibratoire, l'analyse des copeaux d'huile, l'analyse acoustique, l'imagerie thermique, l'analyse de la charge, la température du métal, etc. L'autre catégorie est liée à la thermodynamique, comme l'encrassement, l'érosion et la corrosion des compresseurs et des turbines, distorsion thermique, dommages aux objets, etc. [46]. Enfin, nous concluons ce chapitre par une analyse des défauts et défaillances liées aux composants principaux des turbines à gaz.

II.2. Description des turbines à gaz

Les turbines à gaz sont des moteurs thermiques, qui convertissent l'énergie thermique en énergie mécanique. Dans une turbine à gaz, l'air et le gaz composent le fluide d'exploitation et le flux s'écoule selon le cycle Compression - Chauffage - Dilatation.

Dans un cycle de turbine à gaz ouvert comme le montre la figure II.1, l'air ambiant est aspiré, comprimé dans un compresseur, chauffé dans une chambre de combustion par injection et brûlage d'un combustible puis dilaté dans une turbine avant de retourner à l'atmosphère. Le fluide d'exploitation d'un cycle de turbine à gaz ouverte en conséquence est l'air et un mélange d'air et de gaz de combustion.

Dans un cycle de turbine à gaz fermée, un gaz enfermé qui ne doit pas être de l'air, traverse les mêmes phases que dans le cycle ouvert, mais le chauffage se fait dans un échangeur thermique ; ensuite le gaz dilaté à travers la turbine doit être refroidi avant d'être réinjecté dans le compresseur comme le montre la figure II.1 (CC : Chambre de Combustion, C : Compresseur, T : Turbine et GC : Refroidisseur de gaz). En pratique, le cycle de turbine à gaz ouvert domine totalement.

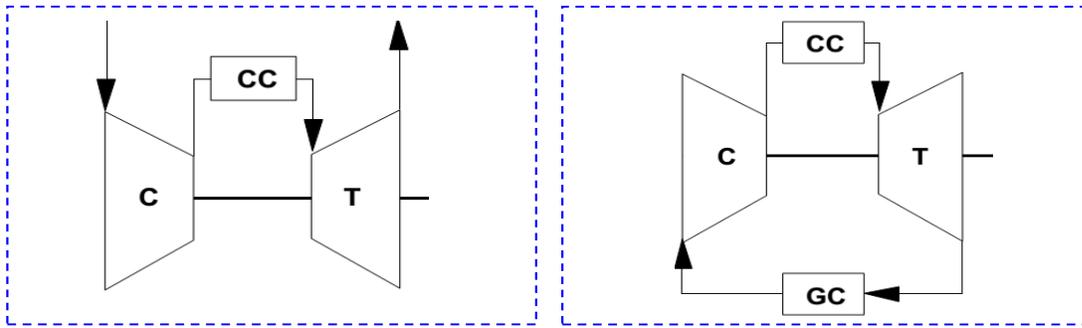


Figure II.1 : Cycle de turbine à gaz ouvert et cycle de turbine à gaz fermé

II.2.1. Principe de fonctionnement

Une turbine à gaz admet et comprime l'air du milieu environnant dans son compresseur axial. augmente la puissance énergétique de l'air comprimé en additionnant de gaz carburant qui est sujet à combustion dans sa chambre de combustion, et convertie cette puissance thermique en énergie mécanique qui fait tourner l'arbre pendant le processus de détente qui a lieu dans la section turbine [47] [48]. L'énergie mécanique qui en résulte est transmise par l'intermédiaire d'un accouplement à une machine réceptrice qui peut être un compresseur, un alternateur ...etc., de l'autre côté, elle assure la compression de l'air au moyen d'un compresseur relié directement avec la section même de la turbine. Enfin, elle élimine dans l'atmosphère les gaz à basse pression et à basse température qui résultent du procédé de conversion mentionné auparavant.

II.2.2. Composants principaux

Comme cela a été mentionné dans la partie précédente, la turbine à gaz se compose de trois parties principales qui sont décrites dans les paragraphes suivants.

II.2.2.1. Compresseur

Le compresseur à flux axial est composé par une série d'aubes rotantes, qui augmentent la vitesse de l'air dans des termes d'énergie cinétique et qui sont suivies alternativement par des aubes de stator qui transforment l'énergie cinétique en pression plus élevée. Dans le côté d'admission du compresseur, il y a les Aubes Guide Admission (ou IGV), dont la fonction principale est celle de diriger l'air transporté par le système d'admission, vers le premier groupe d'aubes rotantes. Dans le côté de sortie du compresseur il y a quelques groupes d'Aubes Guide Sortie (ou EGV), nécessaire à l'obtention de la pression maximale avant l'entrée de l'air dans la chambre de combustion comme représenté dans la figure II.2 ci-dessous.

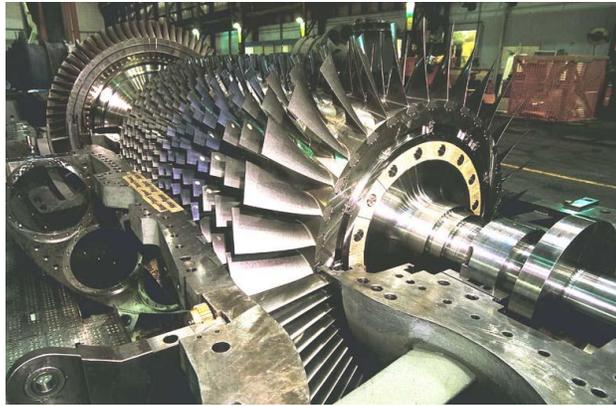


Figure II.2 : Compresseur axial MS 5002 (01 étage IGV et 02 étages EGV)

II.2.2.2. Section de combustion

La section de combustion est composée par un système d'une ou plusieurs chambres de combustion tubulaires placées de façon symétrique et presque en circonférence (voir figure II.3). Ces chambres reçoivent et brûlent du combustible au moyen d'un numéro pareil de brûleurs (un pour chaque chambre de combustion) [49] [50].

L'air entre dans chaque chambre avec un flux en direction contraire à celui des gaz chauds à l'intérieur (pour cette raison, cette méthode de distribution d'air est appelée "flux contraire"). Ce flux externe, qui touche marginalement les diverses chambres, vise à leur refroidissement. En outre, l'air qui ne prend pas part au procédé de combustion est utilisé pour le refroidissement des produits de la combustion. En effet il est introduit dans les chambres au moyen de trous de "dilution" jusqu'à l'établissement des conditions de température optimale pour permettre le mélange gaz/air dans la section de la turbine.



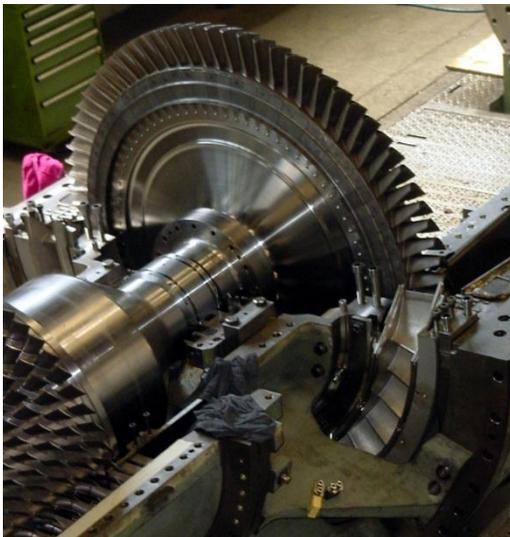
Figure II.3 : Système de combustion standard MS 5002

Le passage de l'air de la section de combustion proprement dite vers l'entrée de la turbine à gaz a lieu dans les collecteurs appelés "pièces de transition": ici les gaz qui s'écoulent des chambres de combustion sont menés jusqu'à la formation d'un profil annulaire continu, égal à celui qui est mené dans le premier groupe de bagues des gicleurs. D'abord, le procédé de combustion est allumé par un ou plusieurs bougies d'allumage. Une fois qu'elle est allumée, la combustion continue de façon autosuffisante sans l'aide des bougies d'allumage, jusqu'à ce que les conditions de transport du combustible et de l'air de combustion soient satisfaites.

II.2.2.3. Section de turbine

La section de la turbine comprend un certain nombre d'étages, chacun d'entre eux se compose d'un étage stator et d'un étage rotor (aubes), dans l'étage stator, les gaz à températures et pression élevées, fournis par la pièce de transition, sont accélérés et acheminés vers un étage d'aubes du rotor montées sur un disque connecté à l'arbre de puissance [51] [52].

La conversion de l'énergie thermique et de la pression, en énergie cinétique a lieu dans l'étage du stator. L'étage du rotor complète cette conversion, étant donné que l'énergie cinétique est transformée en énergie d'entraînement de l'arbre. De cette manière, on développe la puissance requise pour entraîner le compresseur (l'énergie de compression intérieure, ne peut être employée en tant qu'énergie utile extérieure), pour mettre en marche la machine conduite (générateur, compresseur, etc.) reliée à la turbine à gaz au moyen d'un accouplement, comme il est montré sur la Figure II.4.



Figures II.4. A : Rotor turbine HP



Figures II.4. B : Rotor turbine LP



Figures II.4. C : Espace roues

Figures II.4 : Section turbine

II.2.3. Systèmes auxiliaires

II.2.3.1. Système d'admission d'air

Le système du filtre d'admission d'air est conçu pour alimenter la turbine à gaz en air filtré pour acheminer l'air d'admission entre le filtre et le caisson d'admission du compresseur basse pression. Le filtrage est nécessaire afin de minimiser l'érosion, la corrosion et l'encrassement du compresseur et pour empêcher les objets de pénétrer le compresseur. Un silencieux réduit le déclenchement de bruit d'admission du compresseur à un niveau spécifié.



Figures II.5 : Système d'admission d'air (Batterie de filtres)

II.2.3.2. Air de refroidissement et d'étanchéité

L'objectif du système d'air de refroidissement et d'étanchéité est d'alimenter la turbine avec la quantité nécessaire d'air pour le refroidissement des parties chaudes et avec l'air d'étanchéité nécessaire pour protéger contre les fuites d'huile et de gaz d'échappement.

II.2.3.3. Système de gaz combustible

L'objet du système de gaz combustible est d'alimenter en gaz à un débit correct les brûleurs de la turbine à gaz pendant le fonctionnement et d'alimenter le circuit de gaz d'allumage en gaz d'allumage.

II.2.3.4. Système de gaz d'allumage

L'objet du système est d'alimenter le brûleur de gaz d'allumage avec la quantité adéquate de gaz et d'air de sorte que la flamme puisse être allumée.

II.2.3.5. Système d'huile de lubrification

L'objet du système d'huile de lubrification est d'alimenter en huile à une pression et une température correctes les paliers de la turbine à gaz et l'équipement entraîné à des fins de lubrification et de refroidissement. La pression et la température de l'huile sont surveillées continuellement pour assurer un fonctionnement sûr de la turbine et de l'équipement entraîné.

II.2.3.6. Système de lavage du compresseur

L'objet du système de lavage du compresseur est d'alimenter le compresseur avec des détergents et du liquide de rinçage dans des quantités telles que le lavage sera suffisant pour maintenir les performances de la turbine à gaz, les niveaux d'efficacité et d'émissions d'échappement.

II.2.3.7. Système de ventilation

Le système de ventilation est conçu pour alimenter l'enceinte de la turbine à gaz avec la quantité nécessaire d'air pour le refroidissement et un flux de ventilation suffisant pour obtenir une zone non dangereuse.

II.2.3.8. Système de détection de gaz

Le système de détection de gaz est conçu pour détecter une fuite de gaz combustible, pour donner une alarme de niveau haut et pour arrêter la turbine à gaz en niveau très haut.

II.2.3.9. Système d'extinction incendie

Le système d'extinction incendie est conçu pour la détection automatique et l'extinction d'un incendie dans l'enceinte de la turbine à gaz afin de limiter les endommagements.

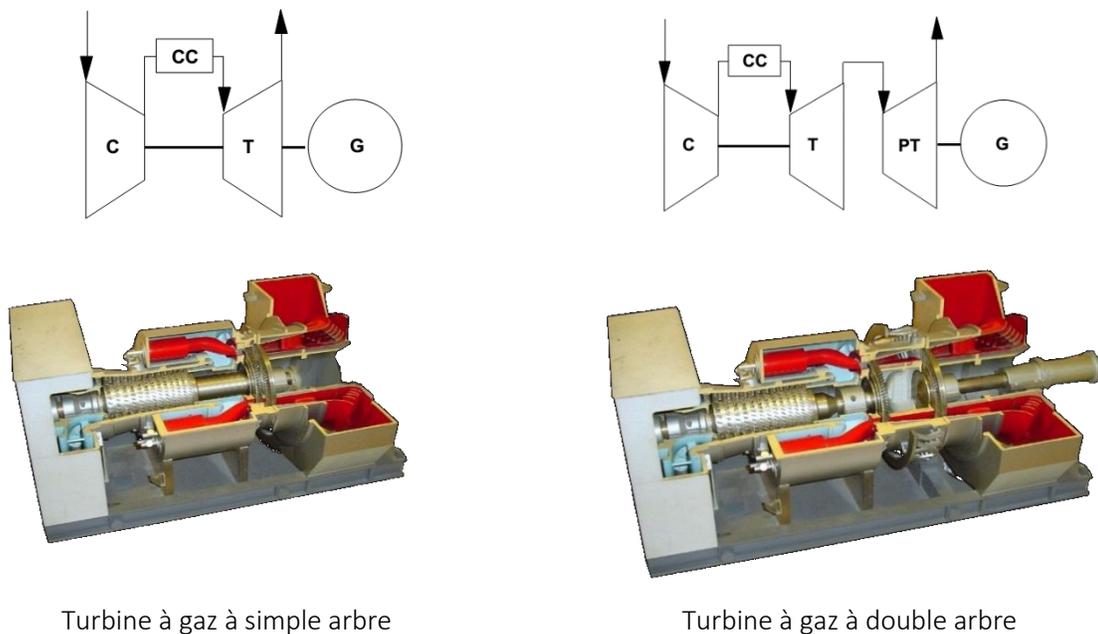
II.2.3.10. Système d'air d'instrumentation

L'objectif du système est d'alimenter les circuits auxiliaires de la turbine à gaz en air pressurisé quand cela est nécessaire. L'air est utilisé pour le fonctionnement des vannes, l'allumage de la turbine à gaz et la purge/nettoyage des injecteurs de combustible.

II.2.4. Configuration des turbines à gaz

Les principaux éléments de la turbine à gaz peuvent être organisés de différentes manières et combinés avec d'autres composants. On trouvera dans la figure II.5 ci-dessous quelques exemples (C : Compresseur, CC : Chambre de combustion, T : Turbine, PT : Turbine de travail et G : Générateur).

La turbine à gaz à arbre simple est la plus simple, mais elle n'est adaptée qu'à des applications à vitesse fixe. Par contre, la configuration de turbine de travail libre permet de varier la vitesse de sortie sur une large plage. Avec des applications à vitesse fixe, les performances du cycle simple (SC) à des taux de charge bas sont quelques fois améliorées par rapport à une turbine à gaz à arbre simple. Par ailleurs, la possibilité de modifier le taux de charge est inférieure car le générateur de gaz doit être accéléré en aspirant plus d'air.



Turbine à gaz à simple arbre

Turbine à gaz à double arbre

Figure II.6 : Configuration des turbines à gaz

La turbine de travail libre, combinée à un générateur de gaz à double corps est un moteur plus souple. Le générateur de gaz à double corps permet d'avoir des ratios de pression élevés et continue à donner des performances de taux de charge bas assez bonnes.

II.2.5. Cycle Brayton

Le cycle thermodynamique grâce auquel une turbine à gaz travaille est connu comme Cycle de Brayton. La première section de turbine HP fonctionne à une vitesse constante avec une plage de puissance variable, et entraînée exclusivement un compresseur axial et la deuxième section de turbine BP peut changer sa vitesse de rotation indépendamment de la section turbine à haute pression, où les variations de températures de cette machine en phase d'exploitation sont données sur le diagramme de cycle T-S de turbine à gaz à deux arbre comme montré sur la ci-dessous (Figure II.7).

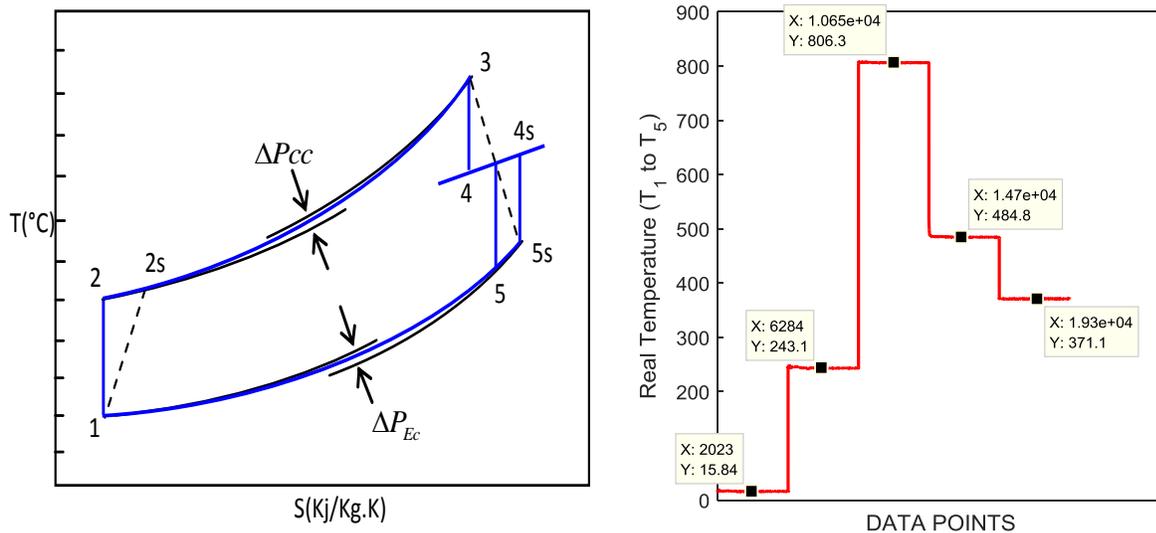


Figure II.7 : Diagramme de cycle T-S de la turbine à gaz double arbre et données réelles et montre les différentes phases de température réelle pour la courbe de la turbine MS5002

D'où la température du compresseur est calculée par l'équation suivante:

$$T_2 = T_1 \left(1 + \frac{r_p^{\frac{\gamma_a - 1}{\gamma_a}} - 1}{\eta_c} \right) \quad (II.1)$$

Où : T_1 et T_2 sont respectivement la température ambiante et de compresseur r_p est $\eta_c = T_{2s} - T_1 / T_2 - T_1$ est l'efficacité de compresseur et $\gamma_a = C_{p_a} / C_v = 1.4$ est le rapport de chaleur spécifique.

Généralement, La température des gaz d'échappement de turbine à gaz à haute pression est donnée par l'équation (II.2) et la température des gaz d'échappement de turbine à gaz à basse pression est donnée par l'équation (II.3).

$$T_4 = T_3 \left(1 - \eta_t \left(1 - \frac{1}{r_p^{\frac{\gamma_g - 1}{\gamma_g}}} \right) \right) \quad (II.2)$$

$$T_5 = T_4 \left(1 - \eta_t \left(1 - \frac{T_{5s}}{T_4} \right) \right) \quad (II.3)$$

Où: $\gamma_g = 1.333$, le rendement thermique de turbine est $\eta_t = T_4 - T_5 / T_4 - T_{5s}$ ce qui donne que le rendement thermique du cycle est exprimée par $\eta_{th} = \frac{T_4 - T_5}{T_3 - T_2}$.

II.2.5. Performances des turbines à gaz

Les coûts de maintenance des turbines à gaz sont fortement influencés par les performances de la machine. Ces derniers dépendent des performances des principaux composants (compresseur, chambre de combustion et turbine) et ces composants sont exposés aux différentes causes de dégradation interne et externe.

Les facteurs affectant le rendement thermique de la turbine à gaz et le rendement spécifique peuvent être divisés en deux groupes : facteurs thermodynamiques et influence des conditions ambiantes.

II.2.5.1. Facteurs thermodynamiques

Ces facteurs, qui sont les rendements des composants, ratio de pression du compresseur et température d'admission de la turbine, sont principalement déterminés par la conception de la machine.

Le rendement des composants dépend du type de composant utilisé et de sa conception. Les rendements améliorés des composants donnent un rendement thermique d'unité supérieur et une puissance utile plus

importante. Les chiffres typiques sont : rendement du compresseur à flux axial C = 0,87 à 0,92, rendement de chambre de combustion CC = 0,98 à 0,997 et rendement de turbine à flux axial T = 0,87 à 0,90

Le ratio de pression du compresseur et la température d'admission de turbine ont une grande influence sur le rendement thermique de la turbine et sur la puissance utile spécifique. Par ailleurs, ces deux facteurs agissent l'un sur l'autre de telle manière qu'un certain ratio de pression est optimum pour une certaine température d'admission de turbine. Voir les schémas ci-dessous.

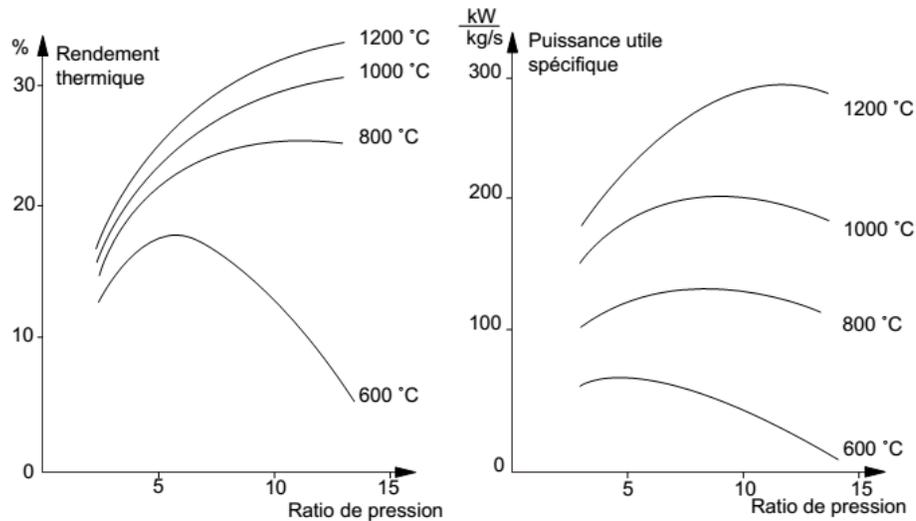


Figure II.8 : Ration de pression et température d'admission de turbine VS rendement thermique et puissance utile spécifique

La température d'admission de turbine autorisée dépend du matériau utilisé dans "les parties chaudes" du moteur et de la durée de vie voulue. Quelquefois, plusieurs limites de température sont indiquées, donnant différentes performances et durées de vie. Une augmentation de la température de gaz donne une durée de vie plus courte, une augmentation de 30°C peut raccourcir de 1/3 la durée de vie.

Les matériaux des parties chaudes et la durée de vie des parties chaudes désirée déterminent la température de gaz admissible qui, à son tour, pour une unité optimisée, entraîne un certain ratio de pression. La combinaison du ratio température de gaz et ratio de pression donne une puissance utile spécifique, une température d'échappement et un rendement thermique qui sont également influencés par les rendements de composants.

II.2.5.2. Pression d'air ambiant

La pression nominale de l'air environnant, à laquelle le rendement nominal de la turbine à gaz est lié, est de 1,013 bar et la pression d'air réel varie normalement entre 1,013 et 0,05 bar. Comme la pression

affecte la densité de l'air et, par conséquent, le débit massique à travers le moteur, elle a également une influence sur le rendement réel du moteur.

Avec une température de gaz constante, une pression d'air ambiant augmentée donne une augmentation de la puissance utile. En outre, une augmentation de la pression d'air donne une diminution de la température de gaz, diminution du rendement de l'unité et la vitesse du générateur de gaz.

II.2.5.3. Température d'air ambiant

Les performances de la turbine à gaz sont normalement liées à + 15°C mais, la puissance utile disponible, en particulier, est nettement influencée par la température d'air ambiant.

Avec une température de gaz constante, une augmentation de la température d'air ambiant donne une diminution de la puissance utile, diminution du rendement de l'unité et la vitesse du rotor basse pression du générateur de gaz avec une augmentation de la vitesse du rotor haute pression du générateur de gaz.

En outre, une augmentation de la température d'air environnant donne une augmentation de la température de gaz et la vitesse du générateur de gaz avec diminution du rendement d'unité.

II.2.5.4. Humidité relative de l'air environnant

Les performances nominales de la turbine à gaz sont liées à une humidité relative de 60% dans l'air environnant. Les performances de la turbine à gaz sont influencées par l'humidité, mais l'influence n'est importante qu'à des températures d'air environnant élevées.

Avec une température de gaz constante, une augmentation de l'humidité relative donne une augmentation de la puissance utile et la vitesse du générateur de gaz avec un rendement de l'unité inchangé.

Avec une puissance utile fixe, une augmentation de l'humidité relative donne une diminution de la température de gaz et augmentation de la vitesse du générateur de gaz.

II.2.5.5. Conditions d'exploitation

Un exemple de schéma de performance de turbine à gaz à double arbre est donné ci-après (figure II.7). Le diagramme montre la sortie électrique du générateur par rapport à la température d'air ambiant avec, comme paramètre, le rendement thermique. Avec une température d'air ambiant basse, la puissance utile est limitée par la vitesse du générateur de gaz et avec des températures supérieures, elle est limitée par la température d'admission de la turbine et par la vitesse du générateur de gaz. La puissance utile

indiquée et l'efficacité sont, bien entendu, affectés par la pression d'air environnant et par l'humidité, comme cela a été décrit ci-dessus.

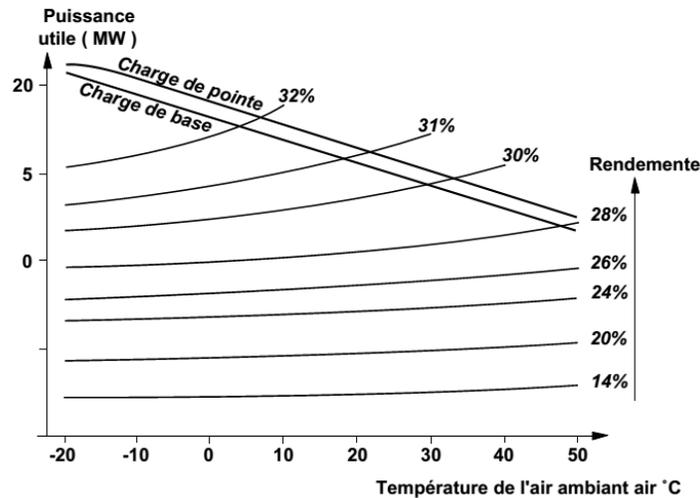


Figure II.9 : Schéma de performance de turbine à gaz à double arbre

Comme on le voit dans le diagramme des performances, le rendement de l'unité est influencé par le taux de charge. Une charge augmentée à une température d'air ambiant constante donne une plus grande efficacité en raison de l'augmentation de la pression délivrée par le compresseur et de l'augmentation de la température d'admission de la turbine. Deux limites de charge, la Charge de base et la Charge de pointe sont données. Le fonctionnement au-dessus de la Charge de base donne des intervalles d'entretien plus courts en raison de l'augmentation des contraintes. La courbe de performances est normalement une courbe nominale et la courbe vraie peut s'écarter plus ou moins en fonction des qualités individuelles du moteur. Pendant la mise en service, si l'on s'écarte des performances nominales, le moteur peut être ajusté soit en fonction de la température d'admission de la turbine nominale, soit pour donner la puissance utile nominale.

Pour vérifier la condition d'une unité, par exemple si le compresseur doit être nettoyé, il est possible de procéder à un contrôle de puissance utile. Un tel contrôle signifie que la sortie réelle est mesurée, corrigée en raison de l'écart des conditions d'air ambiant puis comparée à une valeur de référence. D'autres raisons de pertes de sortie sont l'engorgement des filtres d'admission d'air, l'usure ou l'endommagement des aubes de turbine, des fuites d'air/gaz, etc.

Les intervalles d'entretien dépendent de la durée d'exploitation et du nombre de démarrages. Comme les contraintes auxquelles la turbine à gaz est exposée varient avec la charge et selon le choix d'un démarrage

rapide ou normal, le nombre d'heures d'exploitation et de démarrages est donné sous la forme d'heures d'exploitation équivalentes et de démarrages équivalents en fonction du programme de maintenance.

II.2.5.6. Facteurs intérieurs

Il y a d'autres facteurs qui influencent sérieusement les performances d'une turbine. Ceux-ci peuvent être définis comme des facteurs "intérieurs", parce qu'ils sont liés aux systèmes auxiliaires de la turbine à gaz, ils sont énumérés ci-dessous :

- Chutes de pression dans la section d'admission du compresseur,
- Chutes de pression dans le système d'échappement de turbine,
- Type de combustible,
- Extraction d'air à partir du compresseur axial,
- Injection de vapeur,
- Injection d'eau,
- Refroidissement par évaporation.

II.3. Classification des défauts des turbines à gaz

Cette section présente les différents types de défauts dans les turbines à gaz avec leurs causes afin de les identifier et les localiser dans les prochains chapitres. En règle générale, tout défaut dans un seul composant ou incohérence dans les performances d'un groupe de composants conduit à la dégradation de la machine [53]. Généralement, tous les défauts possibles des turbines à gaz peuvent être classés en quatre catégories, comme illustré sur la figure II.8 ci-après.

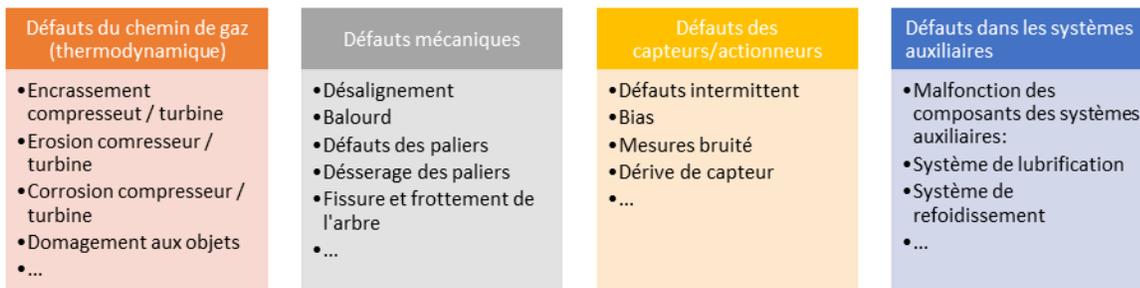


Figure II.10 : Classification des défauts des turbines à gaz

L'encrassement, l'érosion, la corrosion, les problèmes de la section de combustion, les dommages aux objets, l'augmentation du jeu et les fuites sont les causes les plus courantes de détérioration des turbines

à gaz. Il convient de noter que les défauts courants des turbines à gaz aéronautiques et des turbines à gaz industrielles sont différents [54]. Les turbines à gaz aéronautiques fonctionnent sans système de filtration d'air d'admission et, par conséquent, l'érosion est l'un des principaux facteurs de dégradation, en particulier dans la section compresseur. Par contre, Les turbines à gaz industrielles utilisent un système de filtration d'air approprié et sont sujets à l'encrassement causé par des particules plus petites. L'exception pourrait être les machines soumis à une injection d'eau à l'entrée du compresseur [55], où un système mal dimensionné peut générer des gouttelettes d'eau suffisamment grosses pour provoquer l'érosion. Cependant, l'effet d'un défaut particulier sur les performances de la turbine à gaz est similaire, que la machine soit utilisée dans des applications aéronautiques ou industrielles.

II.3.1. Défaits liés à la thermodynamique

Les principaux défauts du chemin de gaz qui sont courants dans les turbines à gaz et qui ont une influence sur leurs performances sont discutés ci-après.

II.3.1.1. Encrassement

L'encrassement est l'adhérence de différents contaminants (tels que le sable, la poussière, la saleté, les gouttelettes d'huile, brouillards d'eau, hydrocarbures et produits chimiques industriels) à la surface des composants du chemin de gaz [56] [57]. Elle conduit à une augmentation de la rugosité de surface [58]. Le résultat final est détérioration des performances.

L'encrassement du compresseur provoque une diminution de la capacité de débit et l'efficacité isentropique [59]. Cependant, toutes les études ont convenu que l'encrassement influence la capacité de débit plus que l'efficacité. Par conséquent, l'encrassement est la cause la plus fréquente de détérioration du compresseur et est connu comme étant la source d'environ 70 à 85% de dégradation des performances des turbines à gaz [57].

Différentes études sur l'encrassement des compresseurs axiaux à plusieurs étages ont déclaré que seuls les premiers étages sont soumis à l'encrassement et le niveau d'encrassement n'est pas uniforme à différents stades [60] [61]. Pendant le lavage du compresseur, les dépôts se déplacent vers les derniers étages et s'accumulent, et influent ainsi sur la pression de refoulement [62].



Figure II.11 : Encrassement du compresseur

Cependant, l'encrassement est une détérioration récupérable et peut être réduit ou même éliminé par un lavage du compresseur à l'eau et / ou détergents. Il existe deux types de lavage de compresseur, à savoir en ligne et hors ligne [63]. Le premier est effectué pendant le fonctionnement, tandis que le second doit arrêter (rotation au ralenti) et refroidir la turbine à gaz.

Le lavage en ligne est important pour minimiser le dépôt de saleté et réduire la fréquence de lavage hors ligne. Le lavage en ligne seul n'est pas efficace pour éliminer complètement l'encrassement, tandis que le lavage hors ligne est capable. La fréquence du lavage en ligne et hors ligne et la durée entre eux dépend de l'état de fonctionnement de la machine [64].

Les lavages fréquents augmentent les temps d'arrêt et les coûts de maintenance et parfois provoquent l'érosion prématurée de la surface des aubes. D'un autre côté, une longue durée entre deux lavages peut entraîner une dégradation des performances.

II.3.1.2. Érosion

L'érosion est la perte progressive de matériaux de la surface des composants du chemin de gaz causée par la pénétration des contaminants tels que sable, poussière, saleté, cendres, particules de carbone et gouttelettes d'eau [65].

Parmi ces contaminants, Le sable est le plus courant en raison de sa présence sur la plupart des domaines d'applications des turbines à gaz notamment l'industrie du pétrole et du gaz. Les particules qui causent l'érosion ont généralement un diamètre de 20 μm ou plus [57]. L'érosion peut attaquer tous les composants du chemin du gaz bien que le degré d'influence soit plus élevé pour les turbines que compresseurs. Cela peut entraîner une perte de performance globale d'environ 5% [66].



Figure II.12 : Vue du sable et des fuites à l'intérieur du système d'admission d'air

Comme l'encrassement, la dégradation de la performance sujette à l'érosion peut être représentée par la capacité d'écoulement et les changements d'efficacité isentropique. L'efficacité diminue lors de l'érosion du compresseur et de la turbine en raison d'une augmentation de la rugosité de la surface des aubes.

Dans la section de la turbine, les dommages dus aux particules érosives qui pénètrent avec le carburant sont particulièrement graves, surtout en cas d'obstruction des trous de refroidissement. Une augmentation excessive de la température de l'aube et une rupture par fluage sont les principales conséquences de ce phénomène. Étant donné que le système de filtration utilisé dans les applications industrielles peut probablement éliminer la majeure partie des particules plus grosses. L'effet de l'érosion est moindre pour les turbines à gaz industrielles que pour les turbines à gaz aéronautiques en raison de la présence d'un système de filtration de l'air plus efficace.

II.3.1.3. Corrosion

La corrosion est une détérioration irréversible des composants résultant d'une réaction d'oxydation ou interaction chimique avec les contaminants qui pénètrent dans la turbine à gaz avec l'air d'admission, le carburant, l'eau ou la vapeur (sels de sodium et de potassium, acides minéraux et autres éléments chimiquement réactifs, y compris le sodium, le potassium, le plomb et le vanadium) et les gaz de combustion (par exemple les oxydes de soufre) [67]. Elle peut être classée comme corrosion froide et chaude. La corrosion en raison de contaminants en suspension dans l'air en combinaison avec de l'eau est appelée corrosion froide ou humide et en particulier affecte les profils aérodynamiques du compresseur.

La corrosion à chaud se produit en raison des gaz de combustion contenant certains contaminants et / ou sels fondus, ce qui affecte particulièrement les turbines.

La corrosion due aux contaminants de gaz chauds est plus graves et fortement influencé par la température du gaz. Le sel est la principale cause de corrosion des composants des compresseurs et des turbines [68]. Il diminue le débit du compresseur, l'efficacité isentropique du compresseur et l'efficacité isentropique de la turbine et augmente le débit de la turbine [69]. Les effets de la corrosion peuvent être évités par un revêtement approprié.

II.3.1.4. Dommages aux objets

Les composants du chemin de gaz sont endommagés en raison de la pénétration des objets étrangers dans la machine (comme les oiseaux, les pierres, givre, neige, glace et gravier de piste) ou objets internes (DOD) de la machine (des pièces de la machine éclatées, les écrous, les boulons comme des sections de pales ou de grosses particules de carbone provenant des buses de carburant).



Figure II.13 : Pièces collectées dans le plénum (admission air)

Les dommages causés par des objets étrangers (FOD) sont l'un des problèmes les plus courants, généralement dans les turbines à gaz aéronautiques [70]. Ces dommages varient d'une détérioration non récupérable à une défaillance catastrophique et ne sont pas un problème sérieux dans les turbines à gaz industrielles par rapport aux avions.

Le FOD influence fortement les composants l'efficacité isentropiques que la capacité d'écoulement en raison de son impact sur la rugosité et la distorsion de la surface des aubes [69]. L'ampleur de la perte dépend du type et de la nature du FOD / DOD. Si les dommages provoquent une perte de matière sur la surface des aubes, la capacité d'écoulement augmentera, ou si un objet étranger bloque le chemin du gaz, le contraire sera connu [71].

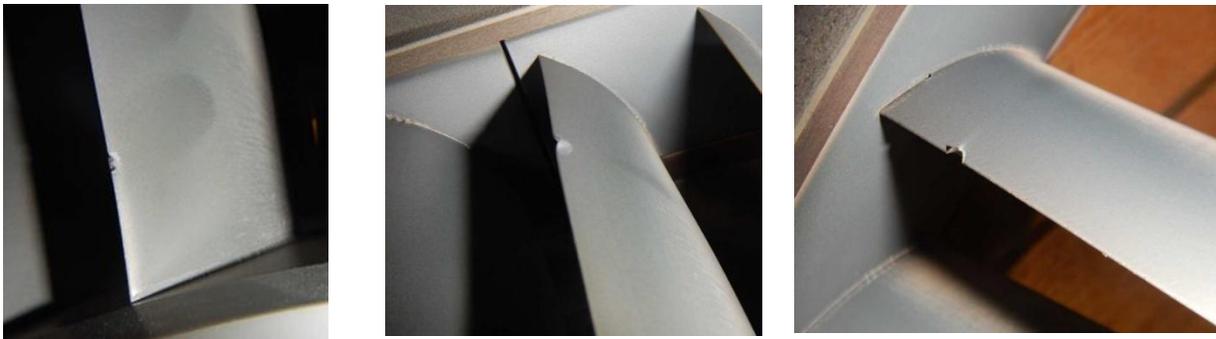


Figure II.14 : Dommage des ailettes du compresseur axial (Etages 03, 04 et 05)

II.3.1.5. Augmentation du jeu de la pointe (frottement des aubes)

Le jeu de la pointe des aubes fait référence à une augmentation de la distance entre les pointes des aubes en mouvement et le stator ou pointes des aubes fixes et le moyeu rotatif en raison de l'enlèvement de matériaux causé par la pénétration de particules, dilatation thermique et centrifuge et érosion [70].

Cela peut également être causé par les vibrations de l'ensemble du rotor dues à une vitesse excessive pendant le démarrage [57] ou les frottements entre l'ensemble stator et rotor dû aux dilatations thermiques et centrifuges. Cela implique une dégradation des performances non récupérable. La détérioration des performances due à ce défaut peut être représentée par des réductions d'efficacité et de capacité de débit [72]. Pour améliorer les performances des turbines à gaz, Fabian et al. [73] ont étudié un système de commande utilisé pour maintenir un jeu de bout d'aube constant tout au long du fonctionnement de la machine.

II.3.1.6. Distorsion thermique

À la sortie de la chambre de combustion, des changements dans la configuration radiale et circumférentielle de la température pourraient entraîner une déformation temporaire ou permanente. Ce problème, qui pourrait se produire en raison de défauts dans les sprays des buses de carburant et les composants enveloppés de la chambre de combustion, entraîne l'endommagement des aubes du premier étage de la turbine [74].

II.3.2. Défauts liés aux propriétés mécaniques

II.3.2.1. Défauts d'alignement

Le défaut d'alignement est un phénomène mécanique, il apparaît lors du mouvement de rotation de l'arbre avec les paliers. Deux types de désalignements existent : angulaire et parallèle, comme il est montré sur la Figure II.10.

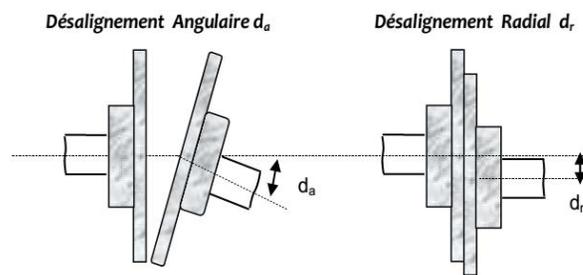


Figure II.15 : Défauts d'alignement d'arbres

Le désalignement angulaire survient lorsque les axes des arbres se croisent. La vibration est radiale et axiale, un arbre courbé se comporte de façon identique. Lorsque le désalignement angulaire est critique, l'amplitude de la vibration axiale est supérieure à l'amplitude de la vibration radiale. Il provoque des vibrations à la fréquence de rotation, ainsi qu'aux fréquences double, triple ou quadruple de la fréquence de rotation. La composante axiale de la vibration est particulièrement importante pour l'harmonie.

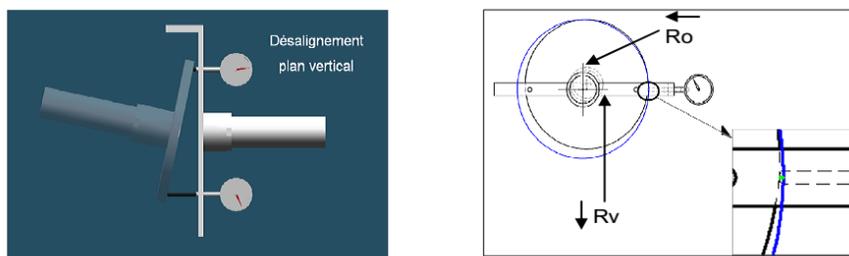


Figure II.16 : Désalignement sur le plan vertical et horizontal

Le désalignement sur le plan vertical et horizontal peut affecter à la fois deux paliers du même arbre d'une machine ; les axes des deux paliers de même corps ne sont pas concentriques. Cette anomalie peut être la conséquence d'un défaut de montage d'un palier, mais également d'un mauvais calage des pattes de fixation ou d'une déformation de châssis (par exemple à la suite de contraintes thermiques), qui se traduit par une flexion de l'arbre du rotor [51] [75].

Plusieurs causes pouvant être à l'origine des défauts d'alignement, tels que :

- **Mauvais serrage mécanique sur les paliers** : Cela, provoque des vibrations radiales à une fréquence radiale égale à deux fois la vitesse de rotation. Cette vibration se traduit sous l'effet de balourd initial et elle peut prendre une amplitude élevée en fonction du degré de serrage du palier,
- **Excitation hydrodynamique** : Les variations de pression engendrée par les ailettes d'une turbine passant devant des ailettes fixes vont créer des vibrations, dont la fréquence sera égale à la vitesse de rotation multipliée par le nombre d'ailettes tournantes et le nombre d'ailettes fixes,
- **Tourbillonnement de film d'huile** : Ce phénomène apparaît sur les paliers lisses faiblement chargés, lubrifiés en graissage hydrodynamique. Il se produit légèrement en dessous de la moitié de la fréquence de rotation de l'arbre (de 0.42 à 0.48 fois la fréquence suivant les caractéristiques du palier). Ceci, associé à un balourd du rotor et à une fréquence de résonance voisine de la vitesse de rotation, conduit au phénomène de fouettement du rotor.

La Figure II.12 montre le spectre réel d'un défaut de désalignement entre l'arbre de turbine et l'arbre de compresseur, d'ordre 2 de la fréquence de rotation.

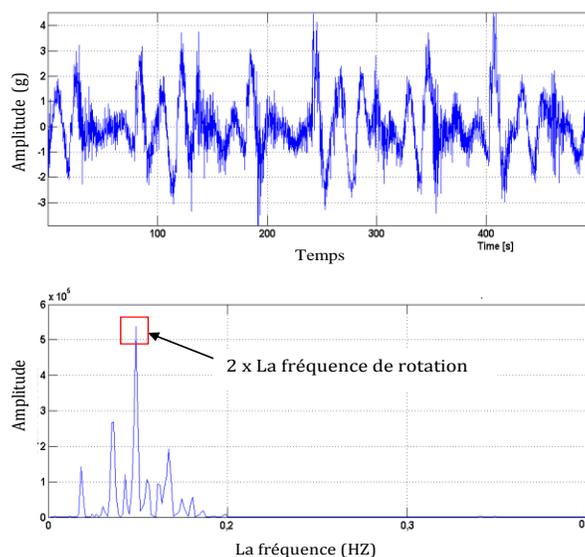


Figure II.17 : Spectre vibratoire d'un défaut d'alignement

II.3.2.2. Déséquilibre du rotor (balourd)

Quel que soit le soin apporté à la construction des machines, il n'est pas possible de faire coïncider l'axe de rotation avec le centre de gravité de chaque tranche élémentaire du rotor. A cet effet, il résulte des forces centrifuges proportionnelles à la vitesse de rotation qui déforme le rotor, on dit que le rotor présente un phénomène de balourd [51] [75].

Le balourd est constitué d'une masse ponctuelle m_b , (balourd discret), qui n'est pas dans un même plan mais dans différents plans normaux à l'axe Oy , du repère R contenant les sections droites de l'arbre non déformé comme illustré sur la Figure II.13. Et son énergie cinétique doit être prise en compte.

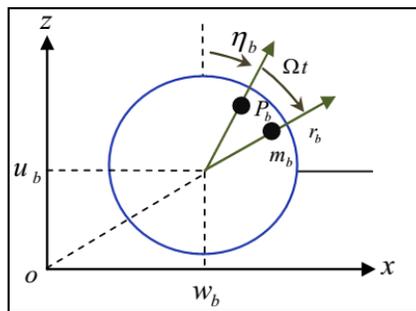


Figure II.18 : Force centrifuge due au Balourd

Ce déséquilibre génère de fortes vibrations à la vitesse de rotation de la turbine, il apparaît lorsque l'axe de gravité du rotor (axe d'équilibre des masses) ne correspond pas à son axe de rotation. Ce déséquilibre est provoqué par une répartition non homogène des masses autour de l'axe de rotation. Des nombreux défauts, autres que ceux du balourd, s'expriment par une composante d'amplitude élevée à la fréquence de rotation ; C'est l'analyse des phases qui permet de les différencier.

Comme il est illustré dans la Figure II.14, le spectre du balourd est constitué d'une seule raie [7,100]. On observe sur le spectre de la Figure II.15 un pic ($1x F_{rot}$) à la fréquence de 2667 Hz traduisant donc la présence d'un balourd qui mesuré sur une vitesse de rotation 5850 tr/min, ainsi la présence d'un défaut qui mesuré sur une vitesse de rotation 5850 tr/min.

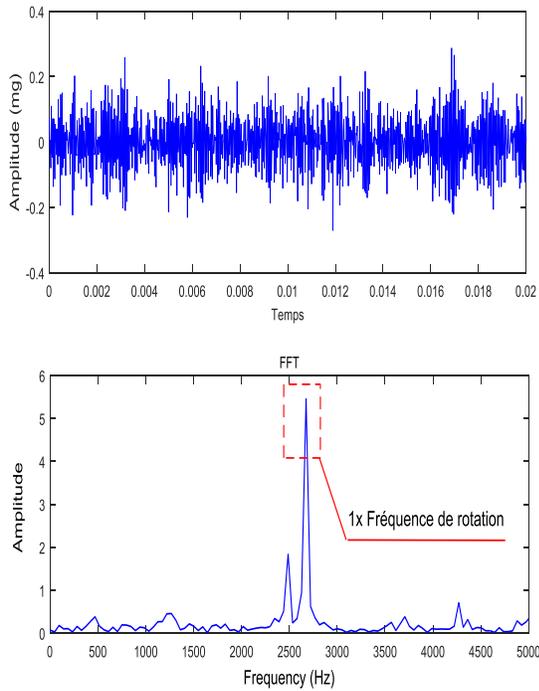


Figure II.19 : Défaut de balourd

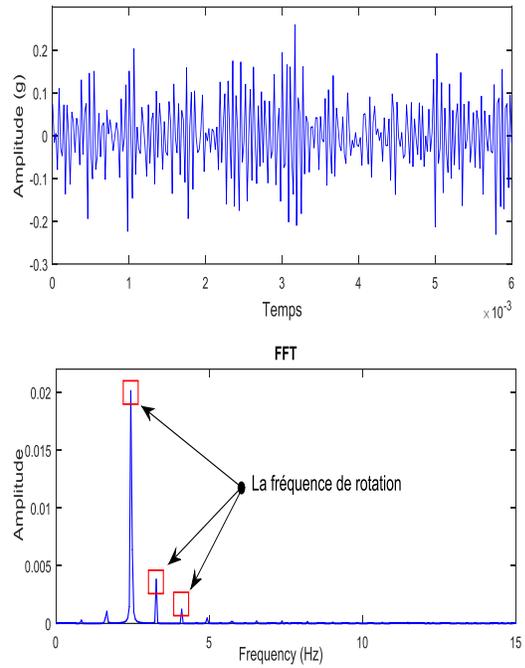


Figure II.20 : Défaut de balourd avec jeu de palier

Le spectre du palier à la direction horizontale présente un pic qui présenté sur la Figure II.15 dépasse le seuil de danger à une fréquence caractéristique ≈ 2.5 Hz qui concorde à la vitesse de rotation de l'arbre. Ce dernier traduit l'apparition d'un balourd associé à un jeu de palier. Son spectre est constitué d'un peigne de raies d'amplitude décroissante.

II.3.2.3. Défaits de roulements

Dans le cas des turbocompresseurs en mouvement stationnaire, le rôle des roulements est de guider l'arbre en rotation, la charge radiale est faible et résulte essentiellement du balourd, qui peut être réduit si nécessaire. Les détériorations des roulements à billes, c'est le résultat de plusieurs facteurs principaux, tels que :

- **La fatigue superficielle des matériaux :** sous l'effet des consent rations de contraintes qui produit écaillage et fissuration, cette fatigue superficielle peut être aggravée par plusieurs effets, comme la lubrification insuffisante, l'état des surfaces, les chocs,... etc.
- **L'usure des matériaux en contact :** usure qui est aggravée par des phénomènes comme la nature ou la contamination de l'huile, la charge des roulements, la vitesse, les vibrations...etc.
- **La corrosion de contact,**
- **Le grippage et l'échauffement.**

II.4. Analyse des défaillances des turbines à gaz

L'analyse des défaillances dans les turbomachines est complexe, mais à l'aide des paramètres de fonctionnement et signaux mécaniques, un ensemble de défaillances peuvent être identifiées et localisées.

II.4.1. Analyse des défaillances du compresseur

L'analyse des défaillances du compresseur se fait en surveillant les paramètres à savoir : la pression atmosphérique, la pression d'aspiration et de refoulement, la température ambiante, la température d'aspiration et de refoulement, les vibrations au niveau de chaque palier et la pression et température du système de lubrification. Le tableau II.1 montre l'effet des divers paramètres sur les défaillances majeurs rencontrés dans un compresseur. La surveillance de ces paramètres permet de détecter:

- 1. Filtre à air colmaté :** Un filtre à air colmaté peut être détecté en notant une augmentation de la chute de pression à travers le filtre.
- 2. Pompage du compresseur :** le pompage peut être détecté en notant une augmentation rapide dans les vibrations de l'arbre, avec une instabilité de la pression de refoulement.
- 3. Encrassement du compresseur :** ceci est indiqué par une diminution du rapport de pression et débit accompagné d'une augmentation de la température de refoulement avec le temps. La variation du rapport de température et de pression a tendance à montrer une diminution d'efficacité. Si un changement de vibration s'est produit, l'encrassement est critique, car il indique une accumulation excessive de dépôts sur le rotor.
- 4. Défaillance d'un palier :** les symptômes de troubles du palier comprennent une perte de la pression du lubrifiant. Une augmentation de la différence de température à travers le palier, et une augmentation des vibrations.

Tableau II.1. Défaillances du compresseur

	η_c	P_2/P_1	T_2/T_1	Débit massique	Vibration	ΔT Palier	Pression palier
Filtre colmaté		↓		↓			
Pompage	↑	Variable		↓		↑	↑
Encrassement	↓	↓	↑	↓	↑		
Endommagement des aubes	↓	↓	↑	↓	↑		
Défaillance des paliers					↑	↑	↓

II.4.2. Analyse des défaillances de la chambre de combustion

Dans la chambre de combustion, les deux seuls paramètres qui peuvent être mesurés sont la pression du carburant et la régularité du bruit de combustion. Les températures d'entrée de la turbine ne sont généralement pas mesurées en raison de températures très élevées et d'une durée de vie limitée des sondes.

Le tableau II.2 montre l'effet de divers paramètres sur les fonctions importantes de la chambre de combustion.

Tableau II.2. Défaillances de la chambre de combustion

	Pression fuel gaz	Combustion non uniforme	T_2/T_1	Débit massique
Colmatage	↑	↑	↑	↑
Encrassement	↑ ou ↓	↑	↑	↓
Défaillance du tube crossover	↑ ou ↓		↑	
Liner détaché ou fissuré	↑ ou ↓	↑	↑	

La mesure des deux paramètres permet de détecter :

- Nozzle bouché** : ceci est indiqué par une augmentation de la pression de carburant conjointement avec une inégalité de combustion accrue. C'est un problème lorsque des combustibles résiduels sont utilisés.
- Liner fissurée ou détachée** : ceci est indiqué par une augmentation de bruit et grande dispersion de la température d'échappement.

II.4.3. Analyse des défaillances de la turbine

Pour analyser les défaillances d'une turbine, il est nécessaire de mesurer les pressions et températures de la turbine, des vibrations de l'arbre, la température et la pression du système de lubrification. **Le tableau II.3** montre l'effet de divers paramètres sur les fonctions importantes des turbines. L'analyse de ces paramètres aidera dans la prédiction de:

1. **Encrassement des turbines** : Ceci est indiqué par une augmentation de la température d'échappement de la turbine. Un changement de l'amplitude des vibrations se produira lorsque l'encrassement est excessive et provoque un déséquilibre du rotor.
2. **Aubes de turbine endommagées** : Il en résulte une forte augmentation des vibrations accompagnée d'une augmentation de la température d'échappement.
3. **Nozzle courbé** : La température d'échappement augmentera et il peut y avoir une augmentation des vibrations de la turbine.

Tableau II.3. Défaillances de la turbine

	η_t	P_3/P_4	T_3/T_4	Vibration	ΔT Palier	P du système de refroidissement	T° Espace roues	Pression palier
Encrassement	↓		↓	↑			↑	
Endommagement des aubes	↓		↓	↑				
Nozzle courbé	↓	↓	↓	↑			↑	
Défaillance des paliers				↑	↑			
Défaillance du système de refroidissement					↑	↓	↑	

4. **Défaillance du palier** : les symptômes des défauts de palier pour une turbine sont le même que pour un compresseur.

5. **défaillance dans le système d'air de refroidissement** : les défauts associés au système de refroidissement des aubes peut être détectés par une augmentation de la chute de pression dans la ligne de refroidissement.

II.4.4. Analyse des défaillances mécaniques

Le tableau ci-après est considéré comme une ligne directrice approximative pour le diagnostic des défaillances mécaniques.

Tableau II.4. Défaillances mécaniques

Fréquence prédominante habituelle	Cause de vibration
Fréquence de 0 à 40%	Desserrage de l'assemblage du liner de palier, boîtier de palier, ou boîtier et support. Tourbillon induit par la friction Dommages au palier de butée Excitation support palier
Fréquence de 40 à 50%	A Desserrage de l'assemblage du liner de palier, boîtier de palier, ou boîtier et support. Tourbillon d'huile Tourbillon résonnant Vibrations induites par le jeu
Fréquence de fonctionnement	Déséquilibre initial Arc de rotor Pièces de rotor perdues Distorsion du casing Distorsion de la fondation Désalignement Forces de tuyauterie excentricité de palier Dommages aux roulements Système de palier de rotor critique Couplage critique Résonances structurelles Dommages des paliers de butée
Fréquence impaire	Desserrage casing et supports Pulsations de pression Transmission des vibrations Imprécision de la boîte (gear) Vibration de vanne
Très haute fréquence	Tourbillon sec Passage d'aube

II.5. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les turbines à gaz industrielles et ses principaux éléments constructifs. Puis, les différents défauts des turbines à gaz qui sont généralement divisés en deux catégories principales : l'une est liée aux propriétés mécaniques, mais n'a pas de relation avec la thermodynamique, comme le désalignement des arbres, le déséquilibre du rotor, les défauts de palier, l'instabilité du film d'huile. Pour tels défauts, de nombreux moyens techniques de diagnostic sont utilisés, tels que l'analyse vibratoire, l'analyse des copeaux d'huile, l'analyse acoustique, l'imagerie thermique, l'analyse de la charge, la température du métal, etc. L'autre catégorie est liée à la thermodynamique, comme l'encrassement, l'érosion et la corrosion des compresseurs et des turbines, distorsion thermique, dommages aux objets, etc. Face à ces défauts, on peut mettre en œuvre une maintenance préventive afin de limiter, voire à empêcher, ces défaillances par le développement d'une approche dans le prochain chapitre pour détecter ces défauts à un stade précoce aux moyens des observateurs flous sans risquer la santé des opérateurs, l'intégrité de la machine et la préservation de l'environnement.

CHAPITRE III

DETECTION DE DEFAUTS A BASE DE LA LOGIQUE FLOUS OBSERVATEURS FLOUS POUR LE DIAGNOSTIC

Ces dernières années, l'utilisation des techniques issues du domaine de l'intelligence artificielle, en général, et l'intérêt porté aux systèmes d'inférence neuro-flou, en particulier, s'est considérablement accrue comme la principale alternative des méthodes classiques de diagnostic. C'est pourquoi ce chapitre vise à concevoir une nouvelle approche pour la surveillance, la détection, la localisation et l'isolement des défauts qui s'appuie sur des observateurs basés sur les systèmes d'inférence neuro-flou adaptatif (ANFIS). Cette approche proposée sera appliqué dans le chapitre IV pour diagnostiquer les systèmes de turbines à gaz industriels afin de résoudre le problème de la génération (optimisation de résidus) et de l'évaluation des résidus (optimisation des seuils d'indication de défauts) par rapport à la notion de robustesse.

III.1. Introduction

L'automatisation des systèmes industriels devient de plus en plus complexe. Cette automatisation est accompagnée par une amélioration des performances en termes de sûreté de fonctionnement. A cet effet, des systèmes de surveillance sont implantés afin de détecter, isoler, voire identifier tout dysfonctionnement.

Les systèmes de diagnostic classiques posent le problème de la génération et de l'évaluation des résidus par rapport à la notion de robustesse. La génération de résidus s'apparente à un problème d'optimisation de structures de résidus tandis que l'évaluation se pose en termes d'optimisation des seuils d'indication de défauts.

L'utilisation de techniques issues du domaine de l'intelligence artificielle apparaît comme la principale alternative pour aborder les problèmes connus comme difficilement modélisables par les méthodes analytiques et qui requièrent souvent l'intervention des experts du domaine ou le traitement d'information de nature qualitative. Dans ce cadre, Nous nous appuyerons sur les systèmes neuro-flous adaptatifs (ANFIS), et nous proposons une approche complète et intégrée de détection, de localisation et d'identification de défauts à base d'observateurs neuro-flous, en vue de son application au diagnostic des systèmes de turbines à gaz. Cette approche permet de résoudre l'ensemble des problèmes rencontrés dans l'utilisation des méthodes classiques de diagnostic.

Les contributions de cette thèse sont développées dans les chapitres 3 et 4. Ces chapitres comprennent une nouvelle méthode de diagnostic des systèmes à base d'observateurs neuro-flous ainsi que l'application de cette méthode au diagnostic d'un système industriel, à savoir la turbine à gaz.

III.2. Logique Floue et diagnostic

La logique floue est un axe de recherche important sur lequel se focalisent de nombreux travaux scientifiques industriels, avec des retombées technologiques et économiques dans le domaine industriel dans des diverses applications (Régulation, diagnostic, classification, aide à la décision....etc). Ce concept a été introduit par le Professeur Lotfi A. Zadeh en 1965, il a introduit la notion de sous-ensemble flou pour fournir un moyen de représentation et de manipulation des connaissances imparfaitement décrites, vagues ou imprécises. Les premières applications des sous-ensembles flous ont vu le jour dès les années 80 avec le contrôle du métro de Sendai au Japon. Elle a été créée pour répondre au besoin de formaliser la représentation et le traitement de connaissances imprécises ou approximatives. Cette méthode intervient donc dans la manipulation de connaissances imparfaites.

L'idée de l'approche floue est de construire un dispositif, appelé système d'inférences floues, capable d'imiter les prises de décision d'un opérateur humain à partir des règles verbales traduisant ses connaissances relatives à un processus donné. Toutefois, les opérateurs humains ayant en charge la maintenance et la conduite du système sont souvent capables, de par leur expérience, de déterminer, sur la base de leurs observations, l'élément défaillant qui est à l'origine d'un comportement qu'ils ont jugé anormal. Ce type de "savoir" peut être exprimé à l'aide de règles de la forme : SI condition ALORS conclusion où la partie condition comporte les symptômes observés et la partie conclusion l'élément défaillant [1].

III.2.1. Modèle de Takagi et Sugeno

C'est un modèle basé sur des règles floues adapté à l'approximation d'une grande classe de systèmes non linéaires introduit par Takagi et Sugeno.

Dans le modèle flou présenté par la Figure III.1, les règles floues sont du type "SI-ALORS" et admettent de représenter les relations entre les différents paramètres d'entrée et de sortie de système, définie sous la forme suivante :

$$\begin{cases} R_i : \text{SI } x(t) \text{ est } A_i \text{ ALORS } y_i = f_i(x(t)) \\ \mu_{A_i}(t) : \mathfrak{R}^p \rightarrow [0,1] \end{cases}, i = 1, \dots, K \quad (\text{III.1})$$

Où $x(t) \in \mathfrak{R}^p$ est la variable d'entrée, $\mu(t)$ est la fonction d'appartenance, $y(t) \in \mathfrak{R}$ est la variable de sortie, R_i désigne la règle i-th, K est le nombre de règles dans la base de règles et A_i est l'ensemble antécédent flou de la i-th règle.

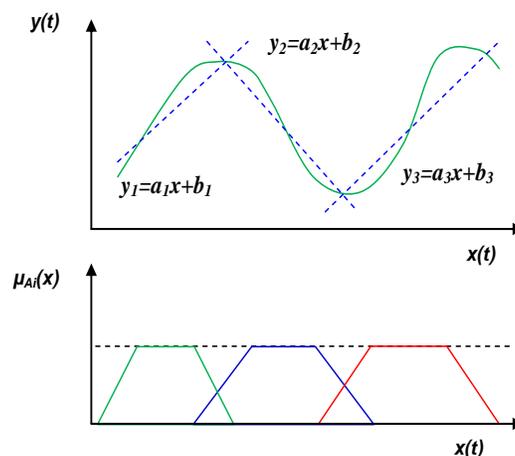


Figure III.1 : Diagramme de modèle flou

Comme dans le modèle linguistique, la proposition antécédente A_i est généralement représentée comme un arrangement logique de prépositions élémentaires avec des compositions flous uni-variés données pour les composantes individuelles de $x(t)$, souvent sous la forme conjonctive:

$$R_i : \text{SI } x_1 \text{ est } A_{i1} \dots \text{SI } x_p \text{ est } A_{ip} \text{ ALORS } y_i = f_i(x(t)), \quad i = 1, \dots, K \quad (\text{III.2})$$

Les fonctions consécutives " f_i " sont typiquement choisies comme une fonction paramétrée appropriée, avec une structure égale pour toutes les règles et sauf les paramètres varient. Une paramétrisation simple et pratiquement utile est la forme linéaire affine :

$$y_i = a_i \cdot x + b_i \quad (\text{III.3})$$

Où a_i est un vecteur de paramètre et b_i est un décalage scalaire.

Dans le modèle de Takagi-Sugeno, l'inférence est réduite à une simple expression algébrique, similaire à la formule de défuzzification moyenne floue :

$$y = \frac{\sum_{i=1}^K \mu_i(x) y_i}{\sum_{i=1}^K \mu_i(x)} \quad (\text{III.4})$$

En dénotant le degré normalisé d'accomplissement :

$$\lambda_i(x) = \frac{\mu_i(x)}{\sum_{i=1}^K \mu_i(x)} \quad (\text{III.5})$$

Le modèle Takagi-Sugeno est donnée par un arrangement de conséquence unifié et exprimé par un modèle sub-linéaire avec des variables dépendants de l'entrée :

$$y = \left(\sum_{i=1}^K \lambda_i(x) a_i^T \right) x + \sum_{i=1}^K \lambda_i(x) b_i \quad (\text{III.6})$$

III.2.2. Observateur flou et génération de résidus

Le concept général de la génération de résidus reste le même que pour les modèles analytiques. Par analogie avec la théorie des observateurs, les modèles flous génèrent des observateurs flous. Il consiste à comparer les sorties du procédé à leurs estimées, mais dans ce cas, les estimées sont calculées par un modèle flou, comme il est montré sur la Figure III.2.

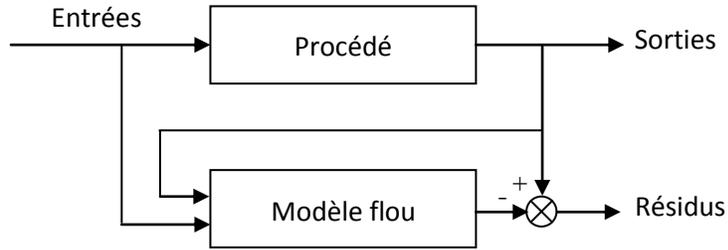


Figure III.2 : Observateur de sortie floue pour la génération de résidus

Pour construire les résidus dans un système de diagnostic, il s'agit d'estimer les valeurs de sortie $y(.)$ du processus. La sortie estimée $\hat{y}(.)$ est comparée avec la sortie $y(.)$ pour former les valeurs de résidus $r(.)$ donnée par:

$$r(k) = y(k) - \hat{y}(k) \quad (III.7)$$

Avec présence de défauts, le résidu $r(.)$ s'écartera à la valeur zéro et sera égale à zéro lorsque le système ne possède pas de défauts de fonctionnement, donnée par:

$$\begin{cases} r(k) \leq \varepsilon \Rightarrow d(k) = 0 \\ r(k) > \varepsilon \Rightarrow d(k) \neq 0 \end{cases} \quad (III.8)$$

Où $d(.)$ représente le vecteur des défauts.

Cette section traite le problème de la détection des défauts sur la base de la connaissance des séquences d'entrée mesurée $u(t)$ et sortie $y(t)$ en utilisant des observateurs de sortie dynamiques. Les défauts au niveau du contrôleur d'actionneur " $f_a(t)$ " et du processus " $f_c(t)$ " peuvent être décrits comme suit:

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + B(u(t) + f_a(t)) + f_c(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (III.9)$$

De plus, les dysfonctionnements des capteurs d'entrée et de sortie sont modélisés comme suit:

$$\begin{cases} u(t) = f_u(t) + u^*(t) \\ y(t) = f_y(t) + y^*(t) \end{cases} \quad (III.10)$$

Où $u(t)$ et $y(t)$ représentent respectivement l'entrée et la sortie, $f_u(t)$ et $f_y(t)$ sont les défaillances des capteurs d'entrée et de sortie.

III.3. Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones est défini comme une structure constituée de plusieurs entités de calcul interconnectées appelées neurones. Par analogie aux neurones biologiques, un neurone artificiel est sensible à un certain nombre de paramètres d'entrée de telle sorte que sa sortie soit active lorsque la somme pondérée de ses signaux d'entrée dépasse un certain seuil appelé "seuil d'activation". Les réseaux de neurone utilisés pour le diagnostic sont classés selon deux critères : l'architecture du réseau (sigmoïde, radial...etc.) et la stratégie d'apprentissage (supervisé ou non supervisé), comme il est montrée sur la Figure III.3 suivante.

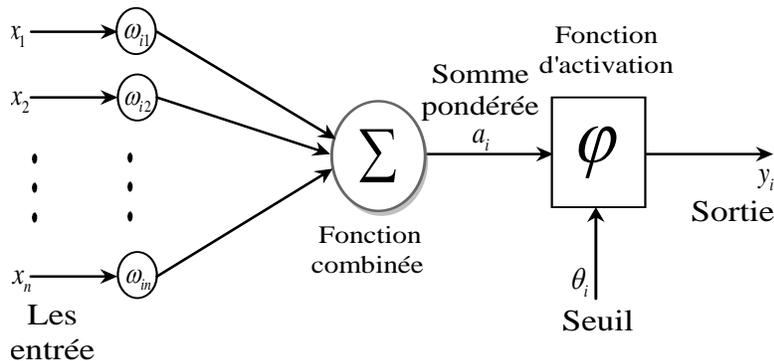


Figure III.3 : Modèle non linéaire d'un neurone formel

La règle d'apprentissage pour minimiser l'erreur carrée donnée par l'équation suivante :

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - y_i)^2 = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - \sum w_{ij} x_j)^2 \quad (III.11)$$

Lorsque le changement de chaque poids (w_{ij}) d'une quantité (Δw_{ij}) proportionnelle au gradient d'erreur

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{dE}{dw_{ij}} = \eta \sum_i (d_i - y_i) x_i \quad (III.12)$$

Avec d_i c'est la sortie désiré et y_i est la sortie calculé.

III.4. Système d'inférence neuro floue

En pratique, une approche de diagnostic est conçue pour améliorer l'efficacité des systèmes en termes de performances et de durée de vie, afin d'approximer et de prédire la dégradation des composants du système grâce à des procédures de détection et d'isolement de défauts, ces procédures FDI sont au cœur d'un système de diagnostic de défaut.

Dans ce contexte, ce chapitre vise à concevoir un système de diagnostic basé sur un système d'inférence neuro-floue adaptatif ANFIS, pour la prédiction des dysfonctionnements d'une turbine à gaz. Cependant, la mise en œuvre d'un outil de prédiction doit tenir compte des spécificités des systèmes industriels surveillés.

Pour le cas de la turbine à gaz étudié, la première étape nécessite l'identification d'informations via un ensemble d'observations et de mesures collectées à partir de capteurs installés sur cette machine tournante. Plus précisément, les mesures résultant de la durée des observations sur différents modes et conditions de fonctionnement de cette machine. Par la suite, construire un système ANFIS pour le traitement des données, afin d'extraire ou générer des indicateurs qui permettront d'identifier l'occurrence des pannes et des mécanismes de dégradation et de quantifier les défauts et leur impact de dégradation sur la machine. Ensuite, développer un algorithme de diagnostic capable de traiter les données de fonctionnement de la turbine et est conçu pour estimer le moment et l'intervalle d'occurrence et de variation des défauts en utilisant un système d'inférence neuro flou adaptatif avec seuils de détection adaptatifs. Cependant, le but de ce travail est de proposer une architecture appropriée du système ANFIS pour soutenir l'activité de prédiction du processus de diagnostic d'une turbine à gaz, qui peut être appliquée à d'autres systèmes industriels. Cette étude est menée expérimentalement et vise à répondre à un objectif de minimisation de l'erreur de prédiction du système ANFIS quel que soit l'horizon de prédiction de défaillance dans ce type de machine tournante.

La planification des actions de diagnostic pour maintenir la disponibilité du système de turbine, tout en assurant un compromis entre la sécurité et les coûts d'exploitation, est basée sur le module de l'architecture du système ANFIS présenté à la figure III.4, associé à un système d'aide à la décision pour augmenter la disponibilité du système de turbine. Pour explorer l'approche adaptative combinée à la méthode d'inférence neuro-floue sur le cas de turbine examiné, une formulation du problème de contrôle de l'erreur de prédiction du diagnostic est proposée, en déterminant les modèles associés, sur la base d'un processus d'identification floue de type Takagi Sugeno. Ainsi, différentes architectures de prédiction ANFIS sont proposées et testées expérimentalement, avec les décisions d'action à prendre après l'apparition ou la propagation de défauts. Ceci est réalisé par des mesures correctives pendant le fonctionnement de la machine ou par des arrêts de fonctionnement imprévus de la turbine en cas de pannes graves, pour assurer une disponibilité optimale, évitant ainsi toute panne ou défaillance des composants de la machine.

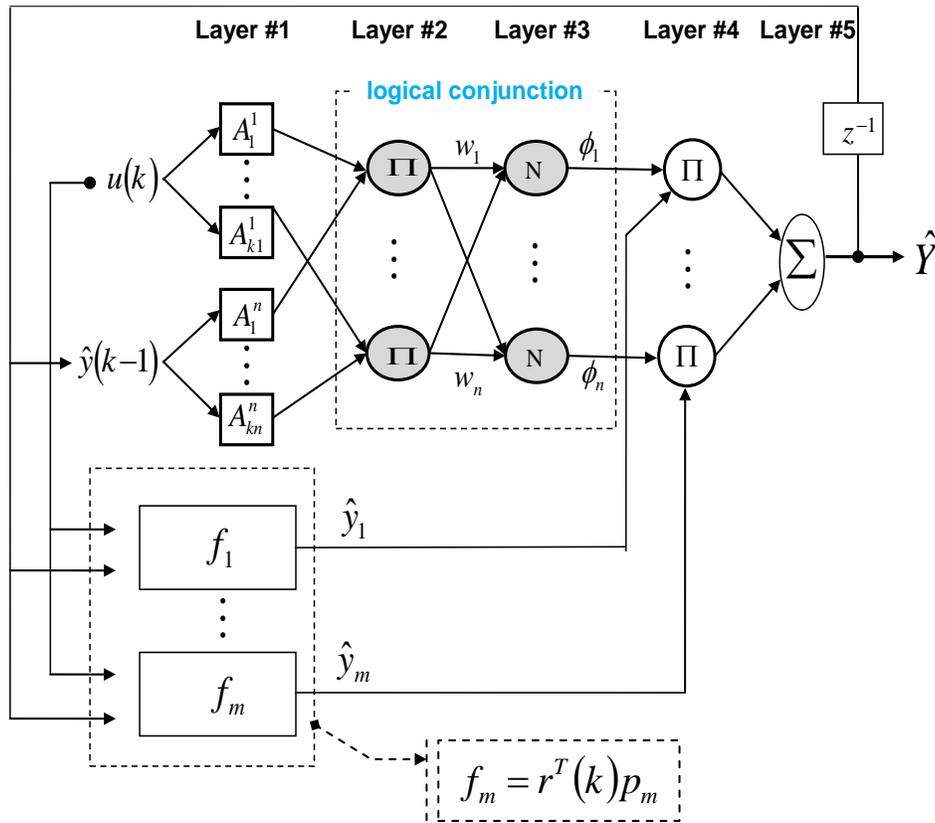


Figure III.4 : Architecture du système ANFIS proposée

Une approximation linéaire des variables de sortie du système est réalisée par la structure ANFIS en décomposant l'espace d'entrée en différents espaces flous, ce modèle est décrit par un réseau de neurones flou donné par [119]:

$$\hat{y}(k) = F(u(k), \dots, u(k - n_u)) \quad (\text{III.13})$$

La structure du système ANFIS proposée est composée de 5 couches, avec deux ensembles flous sont associés à chaque variable d'entrée, puis le système présente 16 règles d'inférence R_j . Ces inférences sont du type Sugeno du premier ordre du type SI_ALORS [101, 108]:

$$\begin{aligned} R_j : & \text{if } u(k) \text{ est } A_1 \text{ et } u(k - n_u) \text{ est } A_{n_u} \\ & \text{Then } y(k) = r^T(k)p \end{aligned} \quad (\text{III.14})$$

Où p est le vecteur des paramètres conséquents, $u(k) = [u(k), \dots, u(k - n_u)]$ et $r(k)$ est une relation floue définie dans l'espace linguistique d'entrée / sortie ($r(k) = [u(k), \dots, u(k - n_u), \hat{y}(k), \dots, \hat{y}(k - n_y - 1)]$).

Cependant, la relation R_{ij} peut être définie par la matrice suivante :

$$R_{ij} = \begin{pmatrix} r_{11} & r_{12} & \cdots & r_{2m} \\ r_{21} & r_{12} & \cdots & r_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{1n} & r_{n2} & \cdots & r_{nm} \end{pmatrix}_{n \times m} \quad (III.15)$$

Le classificateur ANFIS intégré a été développé à partir de la technique de décomposition, appartient à la classe des systèmes d'extraction de règles avec partition de l'espace d'entrée en quatre régions floues, comme le montre la figure III.5, d'où ces règles sont extraites au niveau des nœuds individuels dans le réseau neuronal et doivent être optimisés pour réduire la complexité de l'apprentissage tout en garantissant une bonne efficacité du système ANFIS.

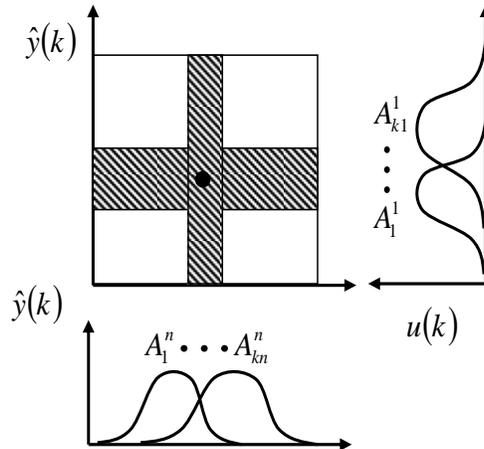


Figure III.5 : Partition de l'espace d'entrée ANFIS en quatre régions floues

La sortie du nœud de la première couche est la couche de fuzzification, chaque nœud génère un degré d'appartenance de la variable linguistique, se comporte comme une fonction d'appartenance où la sortie globale de la première couche est donnée par [114]:

$$Out_n^1 = \mu_{A_i}(k) \text{ et } i = 1, \dots, n \quad (III.16)$$

Avec $\mu_{A_i}(k)$ est la fonction d'appartenance et $A = \{(k, \mu_A(k)) | k \in K, 0 \leq \mu_A(k) \leq 1\}$.

Dans ce travail, la fonction d'appartenance de nœud du $i^{\text{ème}}$ nœud est une fonction d'appartenance de type gaussien généralisée, donnée par [90]:

$$Out_n^1 = \mu_{A_i}(k) = \frac{1}{1 + \left| \frac{x_i - c_i}{a_i} \right|^{2b_i}} \quad (III.17)$$

où A_i est la variable linguistique associée à la $i^{\text{ème}}$ position de la variable d'entrée et (a_i, b_i, c_i) sont l'ensemble des paramètres qui modifient la forme de la fonction d'appartenance, appelés paramètres de prémisse.

Dans la deuxième couche, chaque nœud réalise une T-norm floue, d'où l'opérateur produit est généralement utilisé. Dans cette couche, la sortie représente les degrés d'activation de la $n^{\text{ème}}$ règle floue calculés comme le produit des degrés d'appartenance, représentés par l'équation suivante [91]:

$$Out_n^2 = w_n = \mu_{A_1} \times \mu_{A_2} \times \dots \times \mu_{A_n} \quad (III.18)$$

$$w_n = \prod_{i=1}^n \mu_{A_i}(k)$$

Dans la troisième couche les degrés d'activation de chaque règle sont normalisés, ici le $i^{\text{ème}}$ nœud calcule le rapport du $n^{\text{ème}}$ degré d'activation sur la somme de tous les degrés d'activation des règles, exprimé comme suit [95]:

$$Out_n^3 = \phi_n(k) = \frac{w_n(k)}{\sum_{j=1}^n w_n(k)} \quad (III.19)$$

Où w_n est le degré d'adhérence.

La quatrième couche est le produit du niveau de déclenchement normalisé et de la sortie de règle individuelle de la règle correspondante. Dans cette couche chaque nœud est adaptatif, la sortie est constituée d'une combinaison linéaire des entrées, multipliée par les degrés d'activation normalisés ϕ , les paramètres de cette couche sont appelés paramètres conséquents et il calcule les sorties des règles en exécutant la fonction suivante :

$$Out_n^4 = \phi_n(k) f_m \quad (III.20)$$

Où ϕ_n est la sortie de la troisième couche et les paramètres de la fonction f_m désignent un ensemble de paramètres conséquents.

La cinquième couche fait la défuzzification, elle calcule les résultats globaux comme la somme de tous les signaux entrants, donc la sortie prédite est obtenue dans cette couche par une moyenne pondérée des sorties des différentes règles, ce nœud est représenté comme suit:

$$Out_n^5 = \sum_{i=1}^n \phi_n(k) f_m \quad (III.21)$$

De nombreux paramètres influencent potentiellement l'erreur de prédiction d'un système de type ANFIS et la recherche d'un réseau efficace dépend de toutes les données d'entrée et de sortie du système à étudier.

Pour réduire l'erreur en phase d'apprentissage, lors du processus de modélisation, un algorithme hybride combinant la méthode de descente de gradient et la méthode des moindres carrés est utilisé pour ajuster les paramètres linéaires et non linéaires du système ANFIS [91]. En utilisant l'estimateur des moindres carrés (LS), les paramètres conséquents seront déterminés, à partir desquels le modèle ANFIS peut être évalué et mis à jour via l'erreur de somme des carrés (SSE), donnée par:

$$\begin{cases} J = e^T e \\ et \\ e = y - \hat{y} \end{cases} \quad (III.22)$$

La sélection des variables d'entrée vise à déterminer l'ensemble le plus adéquat d'entrées pour se rapprocher de la relation entrée / sortie du système étudié. Cette approche repose sur la construction de groupes d'entrées partiellement disjoints et sur l'évaluation rapide des architectures ainsi que cette méthodologie basée sur la prédiction permet de déterminer les paramètres optimaux \hat{p} , comme suit:

$$\hat{p} = (R^T R)^{-1} R^T y \quad (III.23)$$

Les paramètres conséquents sont maintenus fixes dans le pas en arrière pendant que l'erreur est propagée et les paramètres de la prémisse sont modifiés à l'aide de l'algorithme de gradient. Cette sortie est également la sortie du réseau, est déterminée par l'expression suivante:

$$Out_n^5 = \hat{y}(k) = \sum_{i=1}^n \phi_i(k) \hat{y}_i(k) \quad (III.24)$$

Le modèle décrit par la formule (III.15) pourrait être considéré comme un système linéaire en paramètres, donné par [90, 95]:

$$\hat{y}(k) = x^T(k)\hat{p} \quad (III.25)$$

D'où :

$$x^T(k) = \begin{pmatrix} \phi_1(k) r_1(k) \\ \phi_2(k) r_2(k) \\ \vdots \\ \phi_n(k) r_n(k) \end{pmatrix} \quad \text{et} \quad \hat{p} = \begin{pmatrix} \hat{p}_1 \\ \hat{p}_2 \\ \vdots \\ \hat{p}_n \end{pmatrix} \quad (III.26)$$

L'apprentissage du système ANFIS est réalisé à partir des données d'entrées / sorties observées à partir du processus industriel étudié, pendant cette phase d'apprentissage seules les valeurs observées de $y(k)$ sont prises en compte, d'où la sortie du système est donnée par:

$$y(k) = x^T(k)\hat{p} + \varepsilon(k) \quad (III.27)$$

À partir des valeurs observées, l'erreur de sortie $\varepsilon(k)$ peut être calculée par l'expression suivante:

$$\varepsilon(k) = y(k) - x^T(k)\hat{p} \quad (III.28)$$

Où les erreurs $\varepsilon(k)$ sont limités par les conditions suivantes:

$$\varepsilon^{MIN}(k) \leq \varepsilon(k) \leq \varepsilon^{MAX}(k) \quad (III.29)$$

Supposer que:

$$\begin{cases} \text{Upper bound : } \varepsilon^{MAX}(k) = +\varepsilon + \psi \\ \text{Lower bound : } \varepsilon^{MIN}(k) = -\varepsilon - \psi \end{cases} \quad (III.30)$$

Où ψ est la constante de seuil.

La région recherchée peut être représentée par l'ensemble suivant de paramètres pour les N points de données en ligne avec les mesures et les limites, donnés par [96, 106]:

$$\mathbf{P} = \left\{ p \in \mathbf{R}^{n_p} \mid y(k) - \varepsilon^{MAX}(k) \leq x^T(k)p \leq y(k) - \varepsilon^{MIN}(k), k = 1, \dots, N \right\} \quad (III.31)$$

Ensuite, l'intervalle de seuil de détection adaptative des défauts, pour la sortie du système industriel est donné par:

$$x^T(k)p^{MIN} - \varepsilon^{MIN}(k) \leq x^T(k)p \leq x^T(k)p^{MAX} + \varepsilon^{MAX}(k) \quad (III.32)$$

Dans cette partie, une méthodologie d'évaluation des performances d'un système industriel est présentée. Cette méthodologie est basée sur l'utilisation d'un réseau de neurones flou de type ANFIS. Cet outil permet d'intégrer des connaissances partielles d'expertise et des connaissances issues des données d'exploitation et du fonctionnement du procédé étudié. L'utilité d'un système de diagnostic est liée à la capacité de détection, de prédiction et d'évolution de l'apparition de défauts dans les processus industriels. En effet, l'utilisation d'une connaissance experte du type de règles floues permet ainsi de résoudre partiellement les problèmes d'exhaustivité des comportements représentés par un ensemble de données. En revanche, les capacités d'apprentissage du système ANFIS permettent de combler le manque de précision résultant de l'expertise. Il s'agit donc d'un système fiable avec deux sources de connaissances (règles et données d'exploitation) qui permettent de résoudre les problèmes de représentation du système à des fins de surveillance et de diagnostic dans les processus industriels.

III.5. Système d'inférence neuro floue coactive

Dans le système d'inférence neuro-floue coactive, les règles floues sont combinées avec des algorithmes de réseaux de neurones, c'est un réseau solide qui présente une grande fiabilité pour une approximation de fonctions non linéaires. Cette structure présente l'avantage d'intégrer des réseaux de neurones avec des systèmes d'inférence floue dans la même approche et permet de générer des fonctions d'appartenance localement linéaires. Fondamentalement, un système d'inférence floue coactive est composé de cinq blocs fonctionnels, où l'architecture et le fonctionnement du réseau CANFIS sont les mêmes que le système ANFIS, jusqu'à la couche 4. En effet, dans un système CANFIS, la sortie de règle floue $\mathcal{G} - th$ de la quatrième couche affectant la sortie du réseau à la $n^{ième}$ sortie, s'écrit comme suit [94, 105]:

$$Out_n^4 = \phi_n(k) f_m = \phi_n(k) \left(a_{1,\mathcal{G}}^n u(k)_1^1 + a_{2,\mathcal{G}}^n u(k)_2^1 + \dots + a_{N_{inputs},\mathcal{G}}^n u(k)_{N_{inputs}}^1 + a_{0,\mathcal{G}}^n \right) \quad (III.33)$$

$\mathcal{G} = 1, \dots, NumRules$

Les paramètres $a_{1,\mathcal{G}}^n, a_{2,\mathcal{G}}^n, \dots, a_{N_{inputs},\mathcal{G}}^n, a_{0,\mathcal{G}}^n$ sont les paramètres conséquents du système CANFIS system qui représentent la contribution de la règle $\mathcal{G} - th$ à la sortie $n - th$.

De plus, la $n^{ième}$ sortie du réseau de cinquième couche est calculée comme la somme algébrique des entrées du nœud, cette sortie est donnée par [92, 115]:

$$Out_n^5 = \sum_{\mathcal{G}=1}^{N_{Rules}} Out_{\mathcal{G}n}^4 = \sum_{\mathcal{G}=1}^{N_{Rules}} \phi_n(k) f_m, \quad n = 1, \dots, NumOutVars \quad (III.34)$$

Dans ce travail, le problème de la détection et de la localisation de défauts dans une turbine à gaz par des méthodes basées sur le modèle mathématique se résume aux problèmes d'identification de modèles fiables pour ce type de machine, pour la génération de résidus de diagnostic pour ce type de machines tournantes. La solution dépend donc de la structure des systèmes ainsi que des types de défauts que l'on souhaite détecter. Cependant, pour identifier les modèles de turbine à gaz examinés, qui est un système multi-entrées / multi-sorties (MIMO), le modèle CANFIS est proposé pour modéliser le système de turbine à gaz et construire des observateurs d'état utilisés dans la phase génération de résidus de défauts. Cette approche permet d'analyser l'impact des défauts sur le comportement de la turbine et d'en déduire les signatures permettant de retracer la cause de la défaillance de la turbine.

Par conséquent, le système CANFIS, comme le montre la figure III.6, est construit à partir d'un ensemble de règles floues de type si-alors et de fonctions d'appartenance localement linéaires, qui définissent la relation entre les variables d'entrée et de sortie du système, en utilisant les données de fonctionnement réel de la turbine. Ce système proposé peut être considéré comme une structure de réseau de neurone à action directe agrégée pour produire les sorties de la turbine et détecter les défauts avec des seuils adaptatifs pour les différentes variables de cette machine tournante.

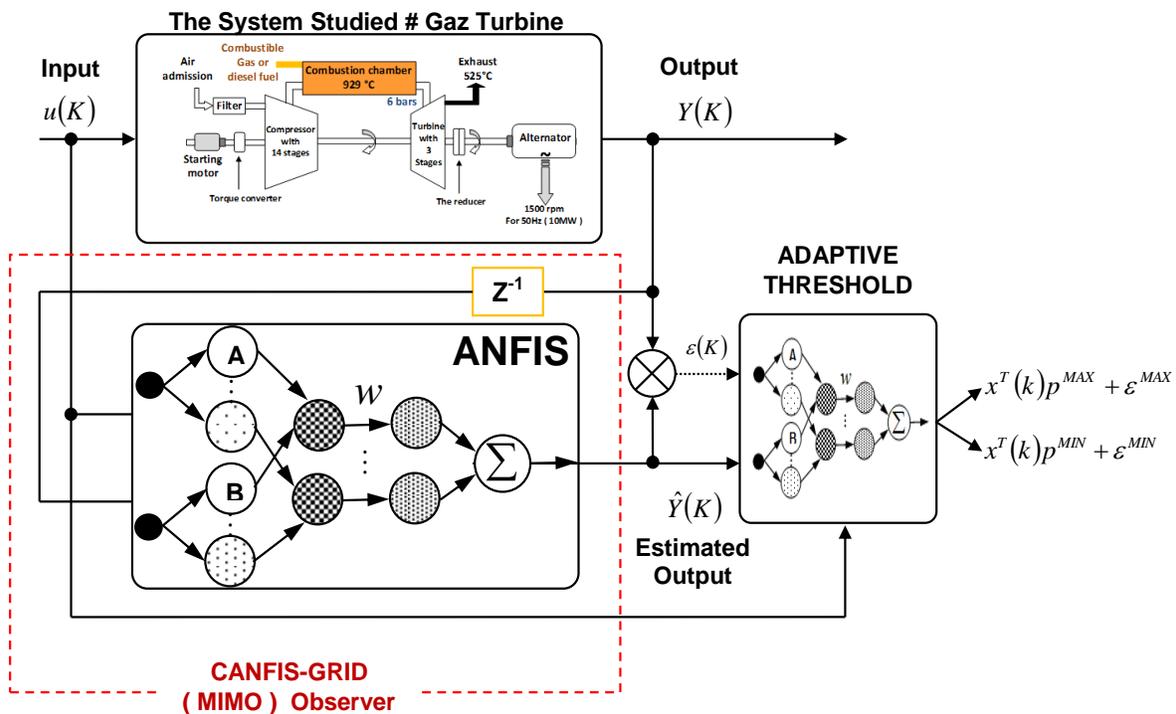


Figure III.6 : Architecture de système CANFIS proposée avec seuil de détection adaptatif

Dans cette configuration de système CANFIS, le mécanisme d'adaptation extrait les informations de l'erreur d'apprentissage en utilisant l'algorithme de rétro-propagation. La mise à jour des règles floues adaptatives est formulée pour modifier les paramètres de la première couche. Ces paramètres de prémisses sont mis à jour pour minimiser la fonction d'erreur instantanée $E(k)$ à chaque itération, c'est-à-dire après avoir reçu chaque paire de données d'entrée-sortie pendant l'apprentissage, cela est donné comme résultat:

$$\begin{cases} E(k) = \sum_{n=1}^{NOV} E_n(k) \text{ and } E_n(k) = \frac{1}{2} [y_n(k) - Out_n^s(k)]^2 \\ w(k+1) = w(k) + \eta \left(-\frac{\partial E}{\partial w} \right) \end{cases} \quad (III.35)$$

Où $\eta (0 < \eta < 1)$ est le taux d'apprentissage des paramètres du réseau.

III.5. Conclusion

Dans ce chapitre, un modèle de prédiction de type ANFIS et CANFIS est fourni pour son application à la détection de défauts dans un système de turbine à gaz. Ceci dans le but de résoudre le problème de la détection et de la localisation des défauts dans une turbine à gaz par des méthodes basées sur des modèles utilisant des variables d'entrée / sortie mesurables du système de turbine. En effet, ces deux configurations de systèmes neuro flous combinent les principes du raisonnement flou, la capacité d'apprentissage et la structure connexionniste des réseaux de neurones. Cette approche basée sur des modèles de prédiction de type ANFIS et CANFIS fera l'objet du chapitre suivant, afin d'identifier et de modéliser la dynamique des défauts affectant une turbine à gaz, à partir de l'identification et de la modélisation floue à partir de données expérimentales pour approcher les variables de ce système non linéaire en intégrant l'imprécision du raisonnement humain sous forme de règles et de variables linguistiques. Il s'agit de parvenir à un fonctionnement efficace de ce système qui repose sur l'utilisation des modèles obtenus dans leur stratégie de surveillance.

CHAPITRE IV

RESULTATS D'APPLICATIONS

AMELIORATION D'EFFICACITE DE TURBINE A GAZ

L'industrie moderne nécessite le développement de nouvelles procédures de surveillance et de diagnostic, qui permettent la détection, la localisation et l'isolement des défauts à un stade précoce et de manière efficace. Dans ce contexte, nous avons mis en place, à travers ce chapitre, la stratégie de diagnostic des défauts basée sur des observateurs neuro-flous, proposée dans le chapitre précédent, et leur mise en œuvre en temps réel pour la surveillance d'une turbine à gaz afin d'améliorer leurs performances en termes de sécurité opérationnelle et de disponibilité et de prévenir la dégradation des différents composants de cette turbine. En outre, l'application de l'approche basée sur les observateurs neuro-flous permet d'augmenter la durée de vie de cette machine tournante et de maintenir une meilleure fiabilité du système de surveillance. Finalement, nous avons discuté les résultats suite à la mise en œuvre de l'approche développée à travers une turbine à gaz examinée et nous avons tiré les conclusions qui s'imposent quant à l'exploitation des résultats.

IV.1. Introduction

Les turbines à gaz occupent une place très importante dans l'industrie gazière moderne, car elles sont le maillon principal de toute la chaîne de production et de transport de gaz. Ainsi, le défi d'aujourd'hui se concentre sur la rentabilité et les rendements de ce type de machine tournante, contribuant au développement de la société et garantissant un progrès technologique satisfaisant, tout en assurant la sécurité de toutes les capacités humaines et matérielles des installations de transport de gaz naturel. Dans ce contexte, ce travail propose d'examiner et d'illustrer l'application de l'approche d'inférence neuro-floue au diagnostic des défauts des turbines à gaz, utilisée dans l'industrie du transport de gaz, en utilisant des observateurs d'état pour améliorer leur efficacité. En effet, du fait de leur utilisation fréquente dans diverses applications industrielles, les turbines à gaz ont connu un développement croissant, notamment en termes de potentiel d'activités et de performances, ces dernières années. Afin de surveiller ce type de machine, il est nécessaire de sélectionner un certain nombre d'indicateurs à partir de mesures de variables de turbine et établis en continu pendant le fonctionnement en temps réel. Pour ce faire, la dynamique des turbines et l'étude de leur stabilité, servent de base de données importante nécessaire aux modèles conduisant à l'amélioration de la sécurité et des performances de ces systèmes.

En effet, l'utilisation de techniques modernes de diagnostic et la classification des défauts des systèmes industriels sont largement utilisées pour caractériser le fonctionnement de ces systèmes en identifiant le type et l'origine de leurs défauts. Avec le développement de ces procédures de diagnostic basées sur des modèles analytiques, il nécessite la synthèse des modèles décrivant le comportement de ces systèmes industriels, de manière plus exacte et plus fine en intégrant leur dynamique de fonctionnement. Ces méthodes proviennent principalement du domaine de l'ingénierie utilisant l'intelligence artificielle et supposent une connaissance a priori du système industriel. Généralement, ces approches se caractérisent par le fait qu'elles comportent un grand nombre de variables, qui doivent être prises en compte lors de la réalisation de la surveillance en ligne du système tout en intégrant les mécanismes de l'expertise. A cet effet, plusieurs travaux ont été réalisés dans la littérature industrielle pour accompagner ces méthodes avancées de surveillance et de diagnostic des défauts ; tels que les réseaux de neurones artificiels, le concept de la logique floue, les transformations en ondelettes, les estimateurs bayésiens et les approches basées sur les techniques de Monte Carlo [77-79, 82, 89, 91, 99, 106, 109, 112-113, 120, 123, 125, 127, 132].

Récemment, en 2021, Farayi Musharavati et al. dans [92] ont proposé un système de refroidissement intermédiaire pour une turbine à gaz dans le but de récupérer la chaleur résiduelle dans le processus

énergétique d'une turbine à gaz. Cela permet d'obtenir un système à haute efficacité thermique ainsi que de meilleures performances économiques et une production plus propre. Mohamed Ben Rahmoune et al. dans [109] ont développé un système de surveillance de turbine à gaz utilisant un réseau de neurone dynamique non linéaire autorégressif avec modélisation d'entrée exogène externe. Ce travail est développé dans le but de fournir un outil de surveillance en temps réel efficace, basé sur des réseaux de neurones artificiels, permettant la protection et la sécurité dans les installations de turbines à gaz et de la modélisation de son comportement dynamique, tandis que Wanhui Liu et al. dans [130] ont présenté une étude non linéaire d'un rotor rigide d'une turbine à gaz supporté par des paliers à gaz à chevrons rainurés. Par conséquent, ils ont proposé des modèles de prédiction non linéaires du système de rotor à roulement à gaz rainuré à chevrons (HGJB), ces modèles ont été validés par des résultats expérimentaux à différentes vitesses de fonctionnement pour le système de rotor à gaz étudié. En outre, Ji-Yan Wu et al. dans [96] ont proposé une méthode de classification pour la prédiction de la durée de vie utile restante (RUL) en plusieurs étapes pour améliorer la disponibilité et la productivité des systèmes de fabrication industrielle. Cela a permis d'évaluer les performances du système de fabrication et que la durée de vie utile restante prévue à plusieurs étages (MS-RUL) révèle des améliorations de précision d'environ 6,5% par rapport aux autres algorithmes de prédiction RUL.

Mehrdad Kiaee et Tousi Abolghassem Mesgarpour dans [105] ont déterminé l'indice de détérioration en modélisant le pronostic du trajet du gaz des turbines à gaz, afin d'améliorer les connaissances sur la surveillance de l'état des turbines. Cela a été appliqué à une micro turbine à gaz de 100 kW, basée sur des concepts liés à la dégradation des performances des centrales utilisant ce type de machines, pour l'analyse du mode défaillant à puissance variable, d'où l'augmentation de la consommation annuelle de carburant de 3,29%. et la durée de vie utile moyenne restante de la turbine a été réduite de 88% sur un an de fonctionnement. David A. Quintanar-Gago et al. dans [87] ont évalué les mécanismes de défaillance et d'endommagement des aubes de turbine à vapeur à l'aide d'un réseau bayésien, pour gérer les interactions entre les mécanismes de dommages courants et les modes de défaillance des machines rotatives d'aubes de cette machine à vapeur. Ce modèle permet de planifier la maintenance et les inspections pour mieux prédire quelles parties de la turbine devront être réparées lors d'une révision planifiée. Ainsi que Zhongsheng Chen et al. dans [133] ont réalisé une synthèse complète de la surveillance de l'état des turbines à gaz basée sur la technique avancée de synchronisation des pales, pour une surveillance en ligne des vibrations des pales. Jiayi Sun et al. dans [95] ont fait une synthèse des travaux menés sur la surveillance en ligne des machines tournantes avec une analyse détaillée au cours des dernières décennies. Cet ouvrage fournit des études détaillées sur l'avancement du suivi en ligne de

l'état de santé des machines tournantes et est présenté pour répondre aux enjeux techniques du suivi en ligne des turbines à gaz.

Par conséquent, Dengji Zhou et al. dans [88] ont proposé une stratégie de diagnostic des défauts de turbines à gaz avec une analyse thermodynamique basée sur l'interférence des conditions aux limites de fonctionnement de cette machine. Ce travail peut permettre une détection des défauts avec précision en convertissant différentes conditions aux limites en conditions de fonctionnement réelles de la turbine, par rapport à la méthode traditionnelle, la précision de détection des défauts est augmentée de 2,92% en utilisant la méthode proposée, ce qui améliore la précision du diagnostic à 5,24% de la turbine examinée. Et Milad Rezamand et al. dans [106] ont amélioré l'estimation de la durée de vie utile restante des paliers de transmission des éoliennes dans des conditions de fonctionnement variables. Ceci, dans le cadre de montrer l'efficacité de cette approche, par rapport aux algorithmes bayésiens et de déterminer les impacts de la dynamique de défaillance, provoqués par des phénomènes vibratoires, dans les processus de pronostic du système étudié.

En 2020, Alejandro Silva et al. dans [82] ont construit un système de détection de défaut en un seul point dans les turbines à gaz avec accéléromètres sur le carter basé sur la transformation en ondelettes continue. Cette approche a été validée sur un rotor expérimental à carter cylindrique flexible, pour surveiller la turbine dans diverses conditions et éviter les pannes de la machine en fournissant une image très claire du frottement du carter du rotor. Et Rongzhuo Sun et al. dans [121] ont proposé une méthode de diagnostic de couplage des défauts de capteur dans un système de commande de turbine à gaz, pour éviter toute erreur d'appréciation du système de commande de turbine à gaz due à des pannes de capteur. Basé sur des transformées en ondelettes combinées à la méthode de support de régression vectorielle, pour le diagnostic de défaut du capteur de commande d'une turbine à gaz de 7000 kW dans différentes conditions de fonctionnement. Aussi, Milad Rezamand et al. dans [107] ont intégré une méthode de pronostic des pannes basée sur le traitement du signal et un algorithme bayésien adaptatif, pour détecter la dynamique de diverses défaillances de la fonctionnalité des roulements d'éoliennes. L'efficacité de cette méthode a été évaluée à l'aide de données provenant de trois parcs éoliens différents et offre une plus grande précision pour la prédiction de la durée de vie utile restante par rapport à d'autres méthodes basées sur les caractéristiques et à la technique de fusion complète des parcs éoliens.

En outre, Daniel Sławiński et al. dans [86] ont analysé les défaillances thermiques au deuxième étage du rotor dans une turbine à gaz avec une élévation de température excessive de 70 ° C. En appliquant une analyse numérique non linéaire, les autres ont confirmé que la quantité vibratoire d'aubes de turbine avec

l'augmentation de la température constitue une grande menace pour la défaillance de ces composants. Et Aliakbar Fallah Sheykhari et al. dans [83] ont analysé le comportement en cas de défaillance de l'aube de turbine à gaz au cinquième étage après 500 heures de fonctionnement, avec une analyse de la microstructure du pied à l'intérieur et à l'extérieur des aubes de cette machine. Ceci permet d'analyser et de localiser l'amorçage des fissures d'aube pour éviter leur détérioration. En outre, Dengji Zhou et al. dans [90] ont proposé un modèle de diagnostic des défauts de turbine à gaz basé sur des changements de profils d'aubes de turbine, utilisant leurs paramètres thermodynamiques pour établir le modèle de diagnostic de la trajectoire des gaz de cette turbine. Les résultats indiquent que le modèle de diagnostic proposé est efficace pour détecter les défauts dans le circuit de gaz, afin de protéger et garantir un fonctionnement sûr et stable de la turbine.

Dans le même contexte, Saeed Amirkhani et al. dans [123] ont proposé une approche robuste de diagnostic de défaut non linéaire d'une turbine à gaz installée dans la centrale électrique en utilisant l'approche de seuil adaptatif basée sur les techniques de Monte Carlo. Analyser et évaluer les performances de sensibilité aux défauts de la méthode de diagnostic proposée, avec des estimateurs basés sur des réseaux de neurones, pour estimer les défauts de la turbine à gaz étudiée. Muhammad Baqir Hashmi et al. dans [114] ont proposé une géométrie variable des aubes d'admission d'air combinée à un refroidissement et un encrassement sur les performances des turbines à gaz industrielles. Dans cette étude, un modèle en régime permanent non conçu pour une turbine à gaz industrielle à arbre unique de type Taurus 70 à géométrie variable a été développé, pour analyser un effet cumulatif de l'encrassement et des conditions ambiantes variables sur les performances de cette turbine à gaz. Cependant, d'autres applications ont été faites dans ce contexte ; Jeongsu Lee et al. dans [94] ont conçu un système de détection de défauts basé sur l'apprentissage en profondeur pour les applications de fabrication afin d'extraire les fonctionnalités du système à partir de données chronologiques pour réaliser un module de détection de défauts. Ce système a montré de meilleures performances dans la détection des défauts dans le processus de production. Et Juan José Montero Jimenez et al. dans [97] ont proposé une synthèse sur les méthodes de diagnostic et de pronostic basées sur des approches multi-modèles, pour le développement de stratégies de maintenance prédictive pour plusieurs domaines d'applications industrielles. Cette étude présente les tendances actuelles en matière de diagnostic et de pronostic à l'aide d'approches multi-modèles et synthétise les défis et opportunités de recherche actuels dans ce domaine industriel.

Bien que d'autres recherches sur la supervision des machines tournantes aient été menées, pour résoudre les problèmes de modélisation, d'optimisation et de prise de décision de diagnostic, sur la base des

concepts de la logique floue et les réseaux de neurones artificiels. Mojtaba Kordestani et al. dans [111] ont proposé une nouvelle méthode hybride, pour le pronostic des défauts des systèmes, basée sur des réseaux de neurones distribués combinés à un algorithme bayésien récursif prédisant la durée de vie utile restante des systèmes de spoiler d'avion multifonctionnels. Ils ont validé l'efficacité de la méthode proposée pour résoudre le problème de défaillance avec un algorithme bayésien récursif, avec une grande précision de la structure distribuée par rapport à un réseau centralisé. Adel Alblawi dans [77] a proposé une stratégie de dépannage d'une turbine à gaz industrielle basée sur le modèle thermodynamique couplé à un multi-réseau de neurones artificiels avec une architecture feed-forward. Le modèle proposé a été construit en utilisant les points de fonctionnement de la turbine, pour la détection de la dégradation de la turbine à gaz et pour améliorer l'efficacité énergétique de cette machine. Ainsi que Dengji Zhou et al. dans [89] ont réalisé une approche de diagnostic de défauts de turbine à gaz basée sur des réseaux de neurones convolutifs, pour optimiser l'influence du séquençage des paramètres de mesure d'entrée de la turbine. Cette approche a permis d'atteindre 95,52% de taux de précision de diagnostic après optimisation par rapport à d'autres méthodes. Mingliang Bai et al. dans [108] ont fait une détection de défauts de turbine à gaz basée sur une extraction du modèle normal de turbine à gaz, basée sur un réseau autorégressif non linéaire avec des entrées exogènes et une fusion de connaissances antérieures pour découvrir les carences. Cette technique permet d'obtenir une précision de détection de 99,96% des données de défaut et une précision de détection de 98,67% des données normales, avec des combinaisons optimales de paramètres de turbine.

Shabnam Yazdani et Morteza Montazeri Gh dans [125] ont proposé une nouvelle stratégie de détection et d'identification des défauts dans une turbine à gaz basée sur une réduction de dimensionnalité hybride combinée à une logique d'intervalle flou de type 2, pour préserver l'efficacité opérationnelle et la durée de vie de la machine tournante. La mise en œuvre de cette approche permet de traiter de plus grandes dimensions des données de mesure en ligne avec précision, en utilisant une optimisation multi-objectifs, pour estimer l'état de santé de la turbine dans les différentes conditions d'exploitation. En outre, Morteza Montazeri-Gh et Shabnam Yazdani dans [112] ont appliqué un système de la logique floue à intervalle de type 2 pour le diagnostic des défauts de turbine à gaz, ils ont utilisé les données de test de train pour générer les signatures de défauts mécaniques basées sur des modèles mathématiques de la turbine à gaz étudiée. Ainsi, dans ce travail, les auteurs ont confirmé que la méthode proposée démontre une performance prometteuse en termes de précision et de fiabilité face à l'incertitude des mesures en ligne.

Cependant, les avantages de ces méthodes sont le suivi fiable de l'évolution des paramètres caractéristiques du système étudié en temps réel avec précision, à l'aide de techniques d'optimisation.

Néanmoins, ces méthodes présentent l'inconvénient de prendre du temps lors de leur utilisation en ligne, ce qui reste un défi actuel. Sinon, le suivi des turbines à gaz, basé sur leur diagnostic, représente un enjeu scientifique et économique, motivé par les objectifs de sécurité opérationnelle et de continuité de production de ces installations. En effet, les conséquences de la survenue de dysfonctionnements dans le système de turbine à gaz, dans une installation de transport de gaz, peuvent être catastrophiques financièrement et humainement. D'où la nécessité de développer des outils capables d'améliorer les performances de supervision de ce type d'installation, tout en maintenant un niveau de performance adapté, afin de tolérer les dysfonctionnements dans ces installations à turbine à gaz.

L'originalité de ce travail consiste à mettre en œuvre une stratégie de diagnostic basée sur une approche adaptative d'un système hybride d'inférence neuro floue d'une turbine à gaz, dans le but de trouver des solutions en temps réel, pour assurer l'exploitation de ce type de machine tournante. Cette étude est fondée sur le développement d'outils de diagnostic, utilisant des seuils adaptatifs aux états de fonctionnement, pour contribuer au pilotage du système de turbine examiné. Destiné à atténuer les perturbations qui peuvent influencer et dégrader les performances du système, pour la détection, la localisation et l'identification des défauts dans le processus de fonctionnement de la turbine en utilisant une approche de système d'inférence neuro-floue hybride adaptative. Cela peut occuper une place importante dans le processus de transport du gaz, ce qui engendre de fortes contraintes en termes de fiabilité opérationnelle et de disponibilité, d'où la nécessité d'un diagnostic fiable. La prise en compte des erreurs de mesure et des incertitudes paramétriques, qui peuvent générer des situations de non-détection de défauts et de fausses alarmes, permet par conséquent d'augmenter la confiance dans la décision dans le système de diagnostic et d'améliorer les performances du procédé des turbines à gaz.

De plus, la structure de l'approche de diagnostic proposée permet non seulement de répondre aux performances techniques et économiques, mais aussi de prendre en compte les contraintes environnementales ; Parce que ce secteur de traitement et de transport de gaz n'est jamais à l'abri des accidents industriels majeurs. Un exemple intéressant et hautement symbolique est la violente explosion du complexe gazier de Skikda [104], en Algérie, qui s'est produite en janvier 2004, a fait plus de 23 morts et 74 blessés et une perte de centaines de millions de dollars, et d'autres accidents en l'industrie pétrolière et gazière. Par conséquent, le développement d'une stratégie de surveillance efficace, permet de détecter la gravité des défauts de manière précoce de dégradation, pour aider à obtenir de meilleurs gains techniques, économiques et environnementaux.

En pratique, une approche de diagnostic est conçue pour améliorer l'efficacité des systèmes en termes de performances et de durée de vie, afin d'approximer et de prédire la dégradation des composants du système grâce à des procédures de détection et d'isolement de défauts, ces procédures de détection de défauts constituent le cœur d'un système de diagnostic des défauts. Dans ce contexte, ce chapitre vise à mettre en œuvre le système de diagnostic développé dans le chapitre précédents qui est basé sur un système d'inférence neuro-flou adaptatif guidé par les données de fonctionnement d'une turbine à gaz de type MS5002, pour la prédiction de leurs dysfonctionnements. Cependant, l'amélioration de l'efficacité de ce système de diagnostic proposé dans ce travail reposera sur l'utilisation de l'approche de génération de résidus basée sur des observateurs neuro-flous. Ces observateurs offrent des performances avantageuses sur l'ensemble de la turbine à gaz examinée, qui a pris en compte la dynamique vibratoire de la turbine à gaz, objet de cette étude avec l'influence des conditions de fonctionnement du système de turbine à gaz. Cela nous permettra de développer une méthode originale de maintenance et de suivi des turbines à gaz, en cas de panne ou d'accident alerté en temps réel, et permettra de générer des indicateurs de défauts (résidus), afin de détecter, localiser et caractériser (identifier) les défauts affectant la turbine à gaz examinée.

IV.2. Surveillance des turbines à gaz de l'unité Boosting (SONATRACH DP HRM)

Cette section décrit le système de commande de turbine à gaz Mark VI SPEEDTRONIC™. Ce système est utilisé pour le contrôle et la protection de la turbine à gaz MS5002B.

IV.2.1. Système de contrôle des turbines à gaz

Pour assurer un fonctionnement fiable et sûr, les turbines à gaz de l'unité Boosting Centre au niveau de SONATRACH - Direction Régionale Hassi R'Mel sont dotés d'un système de régulation Mark VI SPEEDTRONIC™, contient un certain nombre de systèmes, de commandes, protections et séquençement comme illustré dans la figure IV.1. Ces fonctions principales sont :

- La commande de la vitesse pendant le démarrage et l'arrêt de la turbine.
- La commande de la charge de la turbine pendant le fonctionnement normal.
- La surveillance et la protection contre d'éventuelles survitesses, réchauffements, vibrations ou pertes de flamme.

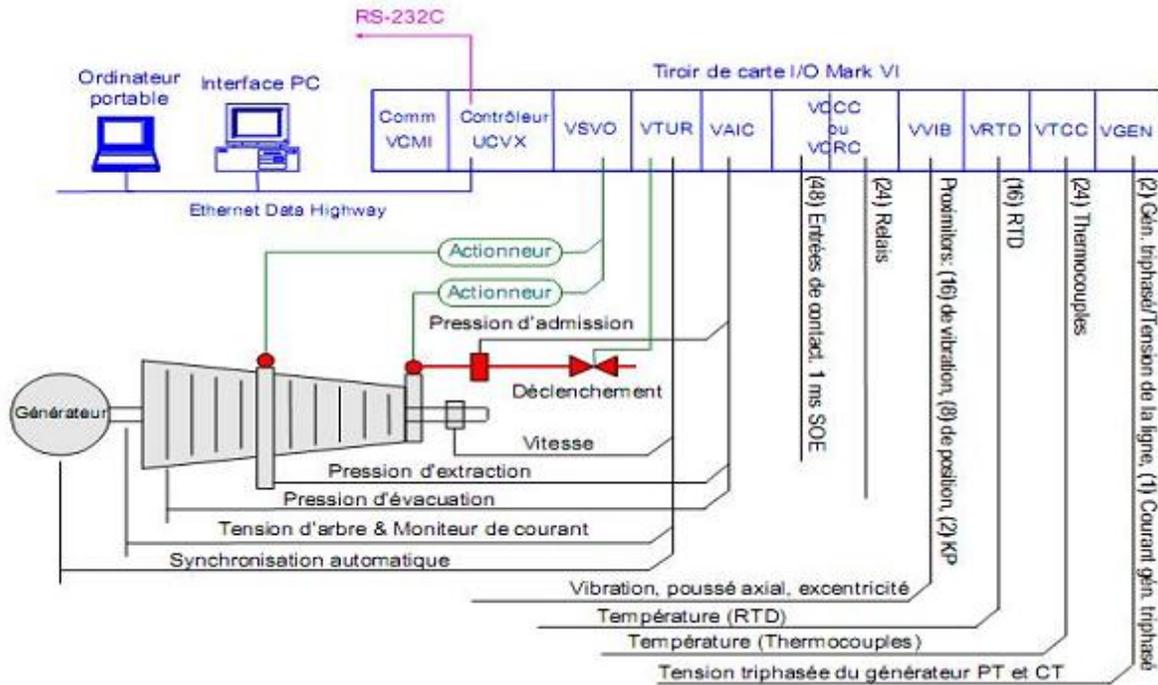


Figure IV. 1 : Système de commande mark VI

La première partie du présent chapitre a pour objectif de décrire comment les besoins de régulation de la turbine à gaz sont satisfaits à travers une turbine à gaz MS5002 au niveau de l'unité Boosting Hassi R'Mel Centre.

IV.2.2. Système de régulation Mark VI SPEEDTRONIC™

La régulation de la turbine à gaz MS5002 se fait par des fonctions de commande de démarrage, d'accélération, de vitesse, de température, d'arrêt et de régulation manuelle. Des capteurs surveillent la vitesse de la turbine, la température d'échappement, la pression de refoulement du compresseur et d'autres paramètres pour déterminer les conditions d'exploitation de l'unité (Voir Figure IV.1).

Lorsqu'il est nécessaire de modifier les conditions de fonctionnement de la turbine en raison de changements dans les conditions de charge ou d'environnement, la régulation module le débit du combustible à destination de la turbine à gaz. Ainsi, si la température d'échappement tend à dépasser sa valeur admissible pour une condition de fonctionnement donnée, le système de régulation de température réduit le combustible envoyé vers la turbine et, par conséquent, limite la température d'échappement.

Les conditions de fonctionnement de la turbine sont détectées et utilisées en tant que signaux de rétroaction vers le système de régulation SPEEDTRONIC. Il y a trois boucles de régulation principales – démarrage, vitesse et température – qui peuvent assurer le contrôle durant le fonctionnement de la turbine. La sortie de ces boucles de régulation est connectée à un portillon électronique à valeur minimale comme représenté en Figure IV.2. Les modes de régulation secondaires de l'accélération, du FSR manuel et de l'arrêt fonctionnent d'une manière similaire.

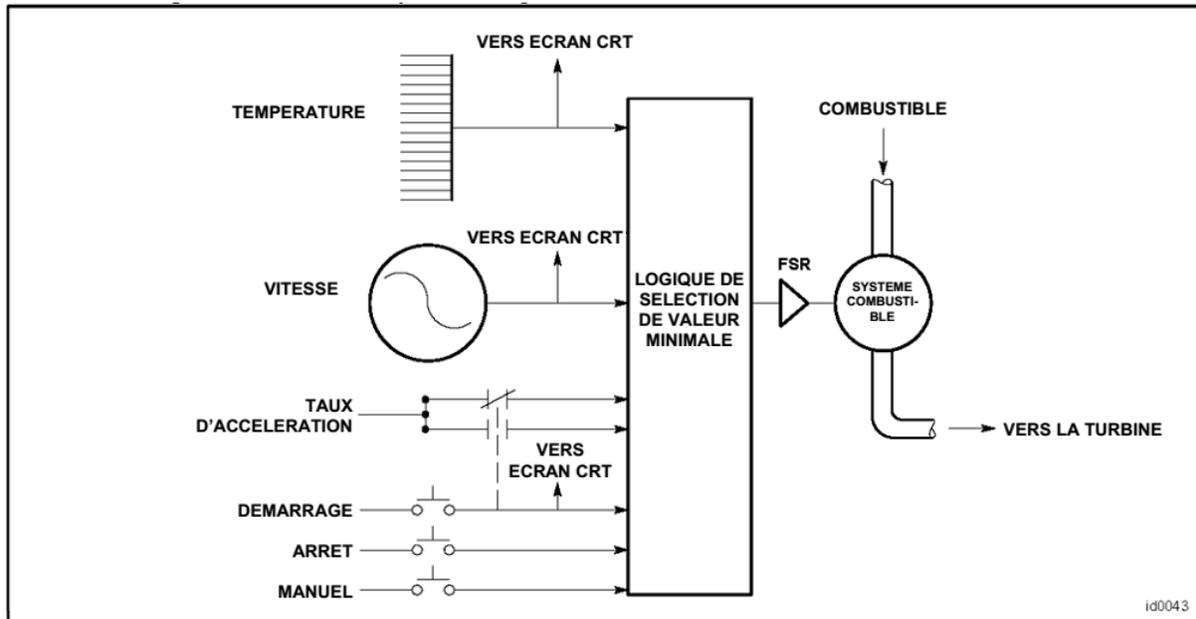


Figure IV.2 : Schéma de régulation simplifié

La référence de course de combustible (FSR) est le signal de commande pour le débit de combustible. Le portillon de sélection à valeur minimale connecte les signaux de sortie des six modes de régulation vers le contrôleur de FST ; la sortie FSR la plus basse des six boucles de régulation est autorisée à traverser le portillon vers le système de régulation de combustible en tant que FSR de contrôle.

Le FSR de contrôle établira l'entrée de combustible vers la turbine à un débit nécessaire par le système qui est contrôlé. Une seule boucle d'asservissement contrôlera à un moment particulier et la boucle d'asservissement qui contrôle le FSR sera affichée sur l'IHM.

Séquence de marche/arrêt et régulation

La régulation de démarrage fait passer la turbine à gaz de la vitesse zéro à la vitesse de fonctionnement de manière sûre en délivrant la bonne quantité de combustible pour établir la flamme, accélérer la turbine et le faire d'une manière qui permet de minimiser la fatigue du cycle bas des parties chaudes durant la

séquence. Ceci implique un séquençage adéquat des signaux de commande vers les accessoires, le dispositif de démarrage et le système de régulation de combustible.

Une partie importante de la régulation de séquence de marche/arrêt de la turbine est la bonne détection de la vitesse, cette vitesse est mesurée par des capteurs magnétiques. Ainsi que, les détecteurs et les relais de vitesse suivants sont en général utilisés :

- L14HR Vitesse zéro (environ 0% vitesse) : fonctionnement à rotation lente
- L14HM Vitesse minimale (environ 16% vitesse) : vitesse d'allumage minimale
- L14HA Vitesse d'accélération (environ 50%) : démarrage de la turbine progresse
- L14HS Vitesse de fonctionnement (environ 95%) : séquence d'accélération est quasiment terminée

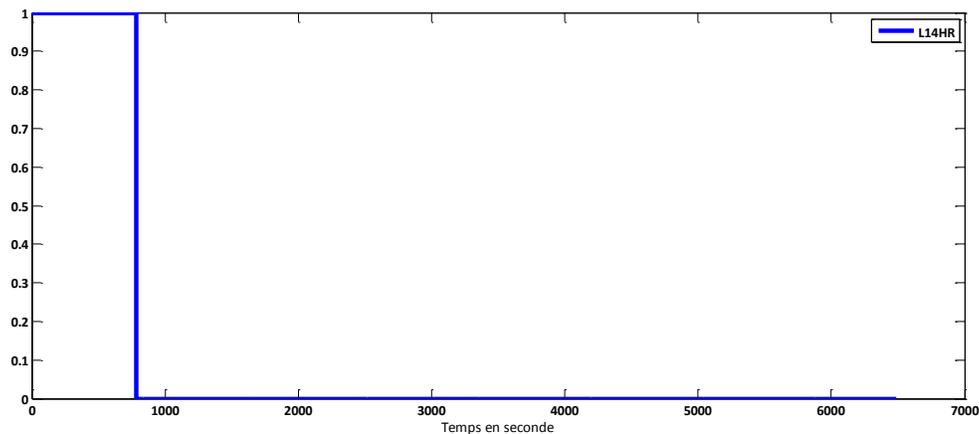


Figure IV.3 : Detection de vitesse 0% (L14HR)

Comme illustré dans la figure IV.3. Le détecteur de vitesse zéro, L14HR délivre le signal lorsque l'arbre de la turbine MS5002 est à l'arrêt jusqu'à l'instant 791 ou l'arbre commence de tourner. Lorsque la vitesse de l'arbre est en dessous de 14HR ou la vitesse zéro, le L14HR s'excite (sécurité intégrée) et la logique permissive initie le vireur ou un fonctionnement à rotation lente durant la séquence de démarrage automatique de la turbine.

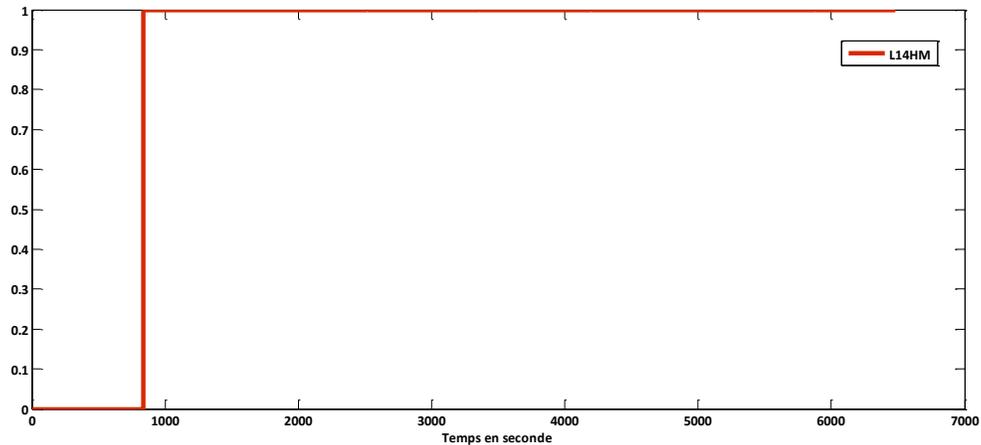


Figure IV.4 : Détection de vitesse minimale 16% (L14HM)

Le détecteur de vitesse minimale L14HM indique à travers la figure IV.4 que la turbine MS5002 a atteint la vitesse d'allumage minimale à l'instant 845 et initie le cycle de purge avant l'introduction du combustible et l'allumage. La retombée du relais de vitesse minimale L14HM assure plusieurs fonctions permissives dans le redémarrage de la turbine à gaz après l'arrêt.

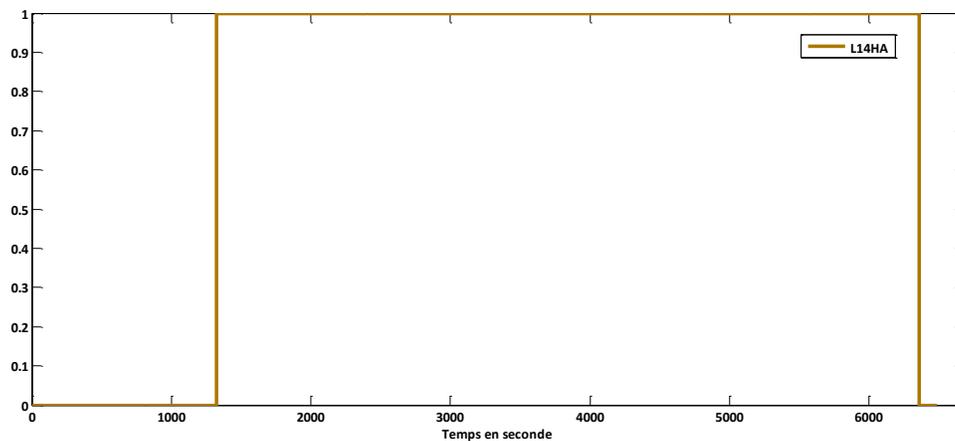


Figure IV.5 : Détection de vitesse d'accélération 50% (L14HA)

L'excitation du relais de vitesse d'accélération L14HA illustré sur la figure IV.5 indique que le moment 1331 la turbine a atteint environ 50 pour cent de la vitesse ; ceci indique que le démarrage de la turbine progresse et enclenche certaines caractéristiques de protection. Par contre, à l'instant 6366 la vitesse de rotation de la turbine continue leur diminution au-dessous de seuil d'accélération qui indique qu'un arrêt est en cours.

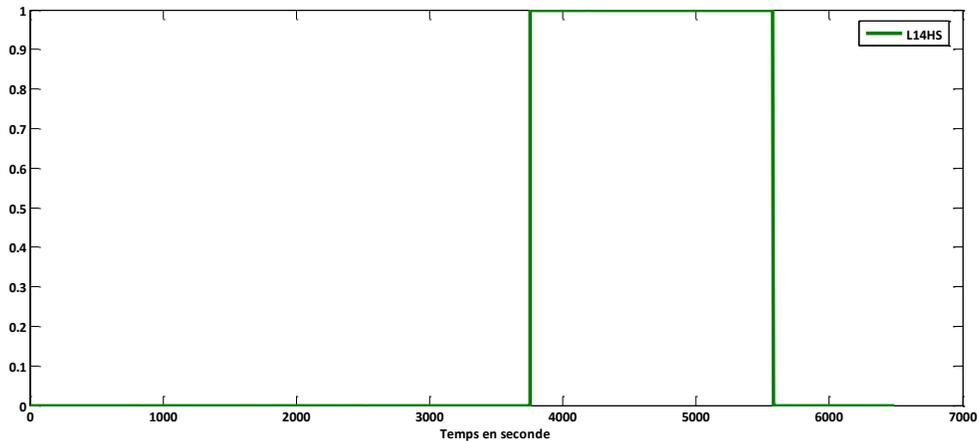


Figure IV.6 : Détection de vitesse de fonctionnement 95% (L14HS)

L'excitation du capteur de grande vitesse L14HS illustré sur la figure IV.6 indique que le moment 3758 la turbine est en vitesse et montre que la séquence d'accélération est quasiment terminée. Ce signal assure la logique pour différentes séquences de régulation telles que l'arrêt des pompes à huile de lubrification auxiliaires et le démarrage des soufflantes du cadre d'échappement / de l'enveloppe de la turbine. En Outre, à l'instant 5583 la vitesse de rotation de la turbine commence à diminuer au-dessous du seuil de fonctionnement qui indique un début d'arrêt.

IV.2.2.1. Régulation de démarrage

La régulation de démarrage fonctionne en tant que régulation en boucle d'asservissement utilisant des niveaux prédéfinis du FSR du signal de commande de combustible. Les niveaux sont : "ZERO", "FEU", "CHAUFFAGE", "ACCELERATION" et "MAX" comme illustré dans la figure IV.7 ci-dessous :

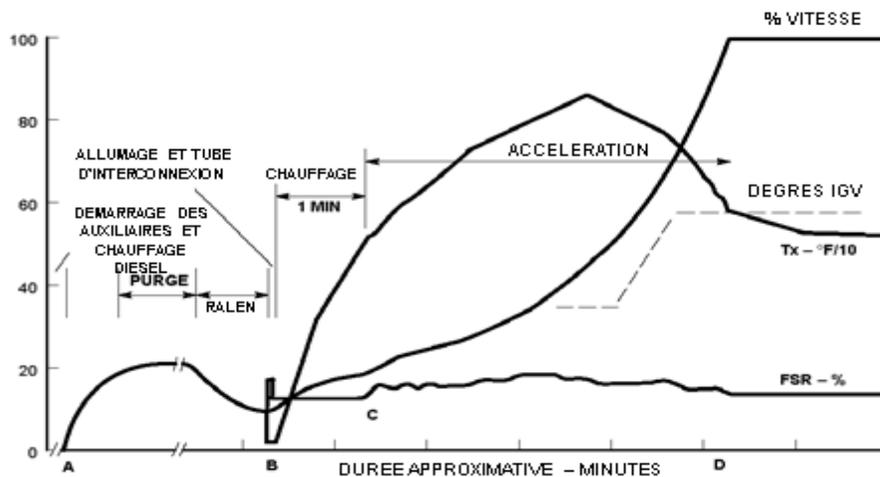


Figure IV.7 : Courbe de démarrage Mark VI

Les signaux FSR de régulation de démarrage fonctionnent à travers le portillon à valeur minimale pour assurer que les autres fonctions de régulation peuvent limiter le FSR en fonction des besoins. La phase de démarrage se termine lorsque l'unité atteint la pleine vitesse-sans charge (voir point "D" en Figure IV.7). Le FSR est ensuite contrôlé par la boucle de vitesse et les systèmes auxiliaires sont automatiquement arrêtés. La courbe de démarrage réel de la turbine MS5002 est présentée dans la figure IV.8 ci-dessous. En plus cette figure englobe aussi la phase de l'arrêt de la turbine (shutdown).

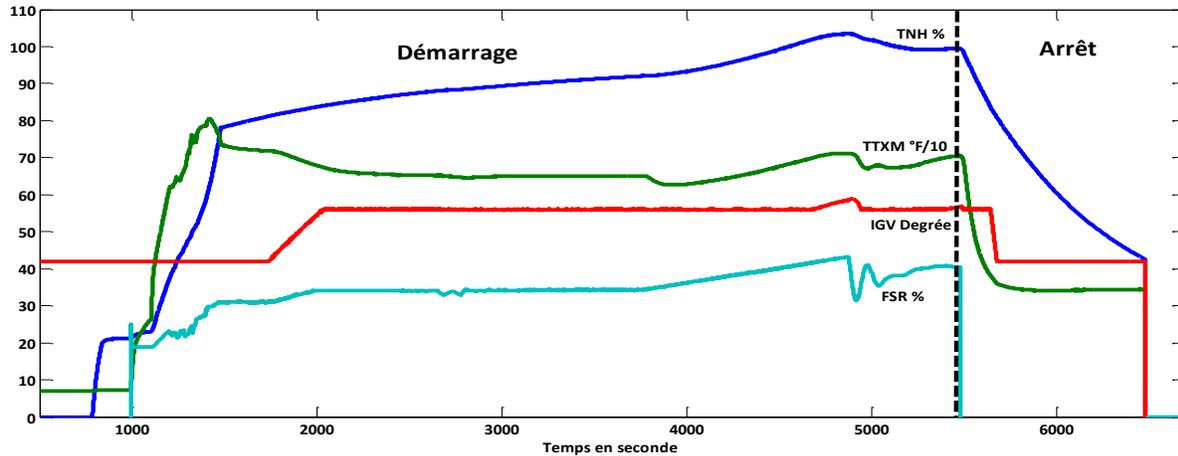


Figure IV.8 : Courbe de démarrage et d'arrêt réel Mark VI (MS5002)

IV.2.2.2. Régulation de vitesse

Le système de régulation de vitesse contrôle la vitesse de la turbine à gaz en réaction au signal de vitesse de turbine réelle et à la référence de vitesse demandée comme illustré dans les figures IV.9 et IV.10 ci-après.

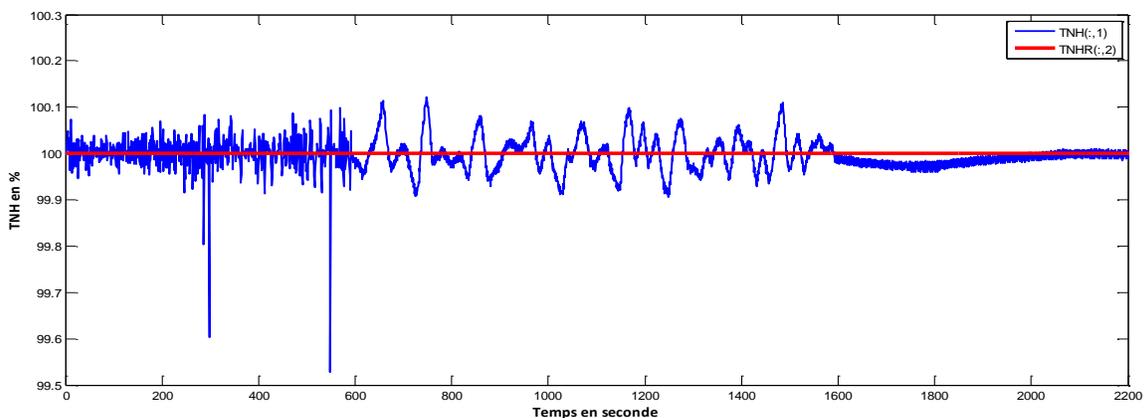


Figure IV.9 : Evolution de la vitesse de l'arbre HP de la turbine à gaz

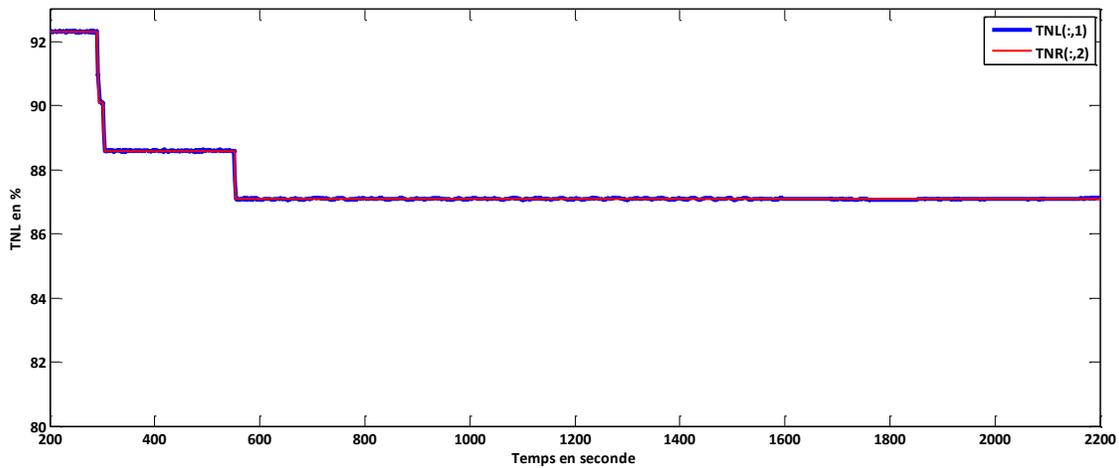


Figure IV.10 : Evolution de la vitesse de l'arbre LP de la turbine à gaz

IV.2.2.3. Régulation de l'accélération

La régulation de l'accélération compare la valeur actuelle du signal de vitesse avec la valeur au dernier moment d'échantillonnage. La différence entre ces deux chiffres est une mesure de l'accélération. Si l'accélération actuelle est supérieure à la référence d'accélération de référence, FSRACC est réduit, ce qui réduit le FSR et, en conséquence, le combustible de la turbine à gaz. Pendant le démarrage, la référence de l'accélération est une fonction de la vitesse de la turbine ; la régulation de l'accélération reprend en général à partir de la régulation de vitesse peu après la période de chauffage et amène l'unité en vitesse. A la "Séquence terminée", la référence d'accélération est une Constante de régulation, normalement 1% vitesse/seconde. La Figure IV.11 montre l'évolution de l'accélération des arbres HP et BP pendant un fonctionnement normal de la turbine MS5002.

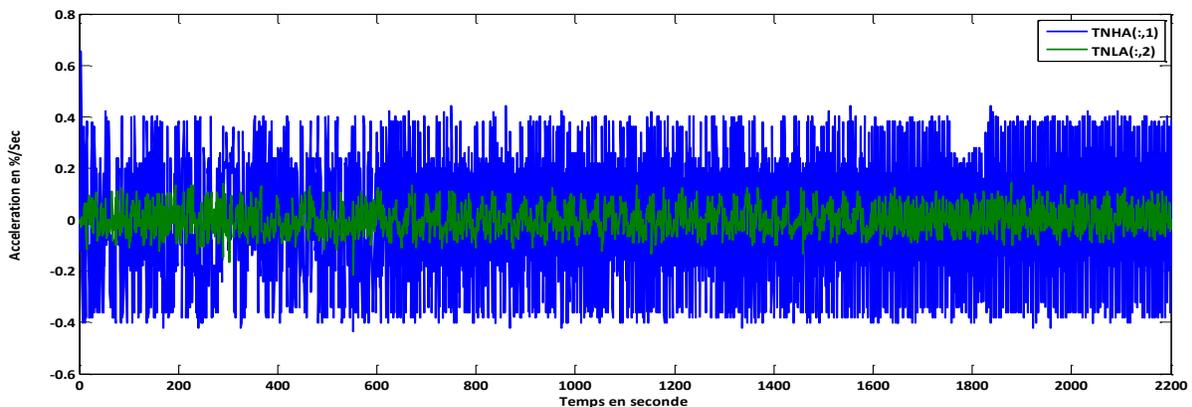


Figure IV.11 : Evolution de l'accélération de l'arbre HP (TNHA) et l'arbre LP (TNLA) de la turbine à gaz

IV.2.2.4. Régulation de température

Le système de régulation de température limitera le débit de combustible vers la turbine pour maintenir les températures d'exploitation internes à l'intérieur des limites théoriques des parties chaudes de la turbine à gaz.

La température la plus élevée dans la turbine intervient dans la zone de flamme des chambres de combustion. Le gaz de combustion dans cette zone est dilué par l'air de refroidissement et s'écoule dans la section de turbine à travers la directrice du premier étage. La température de ce gaz lorsqu'il quitte la directrice premier étage est connue sous le nom de "température d'allumage" de la turbine à gaz ; c'est cette température qui doit être limitée par le système de régulation. A partir de relations thermodynamiques, de calculs de performances de cycle de turbine à gaz et des conditions connues du site, la température d'allumage peut être déterminée en fonction de la température d'échappement et du ratio de pression dans la turbine ; ce dernier est déterminé à partir de la pression de refoulement du compresseur mesurée (CPD). Le système de régulation de température est conçu pour mesurer et contrôler la température d'échappement de la turbine plutôt que la température d'allumage parce qu'il n'est pas pratique de mesurer les températures directement dans les chambres de combustion au niveau de l'admission de la turbine.

Matériel de régulation de température d'échappement

Des thermocouples de température d'échappement Chromel–Alumel sont utilisés et, en général, il y en a 13. Ces thermocouples sont installés de manière circonférentielle à l'intérieur des diffuseurs d'échappement. Ils ont des capots de radiation individuels qui permettent au flux du diffuseur extérieur radial de passer sur ces thermocouples à gaine en acier inoxydable de 1/16" de diamètre (1,6mm) à une vitesse élevée, en minimisant l'effet de refroidissement de la constante de temps la plus longue des parois de caisson du refroidisseur. Les signaux de ces détecteurs individuels non mis à la terre sont envoyés vers le panneau de régulation SPEEDTRONIC Mark VI à travers des câbles des thermocouples blindés et sont répartis entre les contrôleurs <RST>.

La figure IV.12 ci-dessous montre l'évolution de la température d'échappement à travers 13 thermocouples installés dans l'échappement de la turbine MS5002 et ceci pendant le démarrage et l'arrêt de ladite turbine.

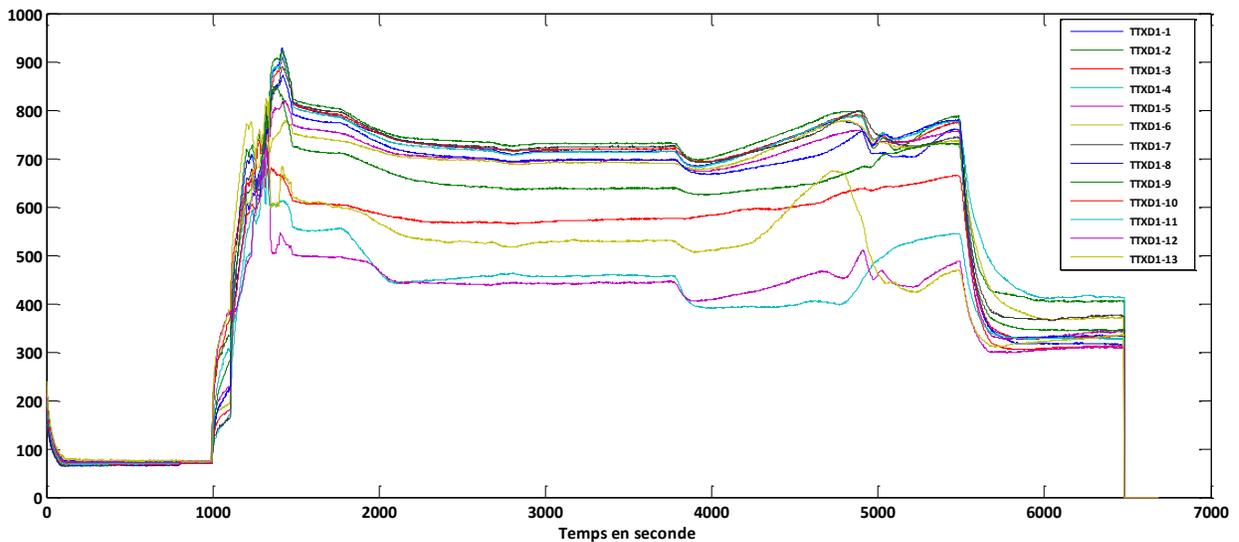


Figure IV.12 : Evolution des températures d'échappement de la turbine à gaz MS5002 (TTDX1-1 à TTDX1-13)

Programme de commande de régulation de température

Le programme de commande de régulation de température compare le point de consigne de régulation de température d'échappement avec la température d'échappement de turbine à gaz mesurée telle qu'obtenue à partir des thermocouples montés dans le caisson d'échappement. Le programme de commande de régulation de température lit les valeurs de température du thermocouple d'échappement et le trie de la plus haute à la plus basse. Cette matrice (TTXD2) est utilisée dans le Programme de surveillance de combustion comme dans le Programme de régulation de température. Dans le Programme de commande de régulation de température, toutes les entrées de thermocouple d'échappement sont surveillées et si un relevé est trop bas comparé à une constante, il sera rejeté. Les valeurs les plus hautes et les plus basses sont ensuite rejetées et une moyenne des valeurs restantes est établie, cette moyenne étant le signal TTXM (voir figure IV.13).

Si un contrôleur est défaillant, ce programme ignorera des relevés venant du contrôleur défaillant. Le signal TTXM sera basé sur les thermocouples de contrôleur restant et une alarme sera générée.

La valeur TTXM est utilisée en tant que rétroaction pour le comparateur de température d'échappement car la valeur n'est pas affectée par les extrêmes qui peuvent être le résultat d'une instrumentation défectueuse. Le programme régulation-commande dans <RST> compare le point de consigne de régulation de température d'échappement (calculé dans le programme température- régulation- polarisation et stocké dans la mémoire d'ordinateur) TTRXB à la valeur TTXM pour déterminer l'erreur de

température. Le programme logiciel convertit l'erreur de température en un signal de référence de course de combustible, FSRT.

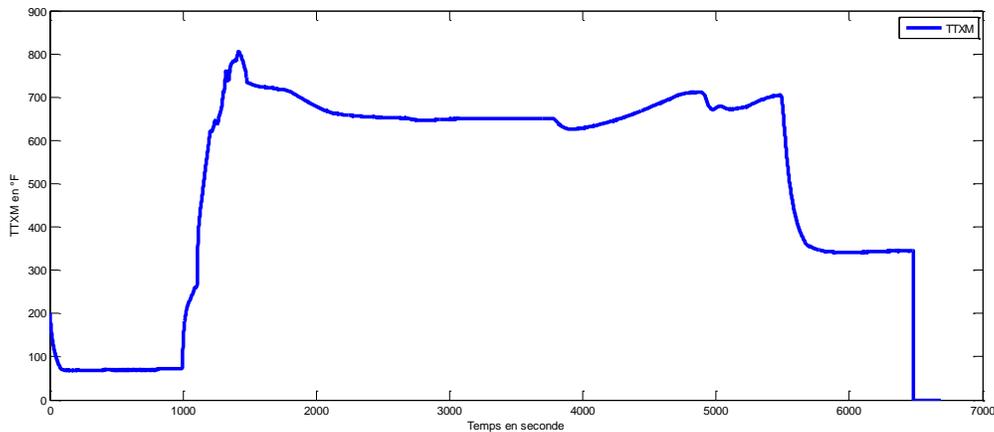


Figure IV.13 : Evolution de la température d'échappement TTXM de la turbine à gaz MS5002

Programme de polarisation de régulation de température

La température d'allumage de la turbine à gaz est déterminée par les paramètres mesurés de la température d'échappement et de la pression de refoulement de compresseur (CPD) ou la température d'échappement et la consommation de combustible (proportionnelle au FSR).

Dans l'ordinateur, la température d'allumage est limitée par une fonction linéarisée de la température d'échappement et avec un secours CPD par une fonction linéarisée de la température d'échappement et du FSR. Le programme de polarisation de régulation de température calcule le point de consigne de régulation de température d'échappement TTRXB basé sur les données CPD stockées dans la mémoire de l'ordinateur et les constantes venant du tableau de référence de température sélectionnées. Le programme calcule un autre point de consigne en fonction du FSR et des constantes venant d'une autre table de référence de température.

IV.2.2.5. Système de régulation de combustible

Le système de régulation de combustible de turbine à gaz changera le débit du combustible vers les chambres de combustion en réaction au signal de référence de course de combustible (FSR).

Régulation de combustible gaz

Le système de régulation de combustion sèche à faible taux d'émission de NOx II (DLN-2) régule la distribution du combustible gaz vers une organisation de chambres de combustion à plusieurs injecteurs.

La distribution du débit de combustible vers chaque ensemble d'injecteurs de combustible est une fonction de la température de référence de combustion (TTRF1) et du mode de régulation de température des IGV. Par une combinaison du séquençement de combustible et du passage de mode de combustion à un autre de la diffusion à l'allumage au pré-mélange des charges supérieures, on obtient de faibles émissions d'oxyde d'azote (NOx).

Le combustible gaz est contrôlé par une vanne d'arrêt et de détente de gaz (SRV), des vannes de régulation de gaz secondaire et quaternaire (GCV) et par la vanne du robinet diviseur de pré-mélange (PMSV). La figure IV.14 illustre l'évolution du pourcentage d'ouverture des vannes SRV et GCV dans les deux (02) phases de démarrage et d'arrêt.

C'est la vanne de régulation de gaz qui contrôle le débit du gaz combustible désiré en réaction au signal de commande FSR. Pour lui permettre de le faire d'une manière prévisible, la vanne d'arrêt et de détente est conçue pour maintenir une pression prédéterminée (P2) à l'admission de la vanne de régulation de gaz en fonction de la vitesse de la turbine à gaz.

A la différence de la SRV et de la vanne de régulation de gaz, le débit à travers la vanne de séparation n'est pas linéaire avec la position de la vanne. Le système de régulation linéarise le point de consigne de séparation de combustible et la commande de position de vanne résultante FSRXPOUT est utilisée en tant que référence de position.

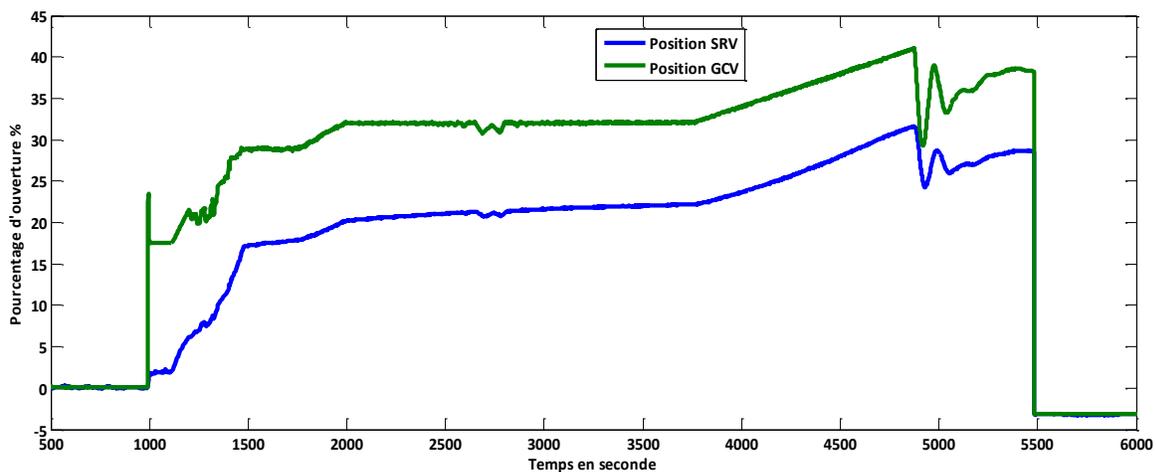


Figure IV.14 : Evolution de la position d'ouverture des vannes SRV et GCV de la turbine à gaz MS5002 pendant le démarrage et l'arrêt

IV.2.2.6. Systèmes de protection

Les systèmes de protection de la turbine à gaz se composent d'un certain nombre de sous-systèmes, dont plusieurs fonctionnent durant chaque arrêt et démarrage normaux. Les autres systèmes et composants fonctionnent strictement en cas d'urgence et dans des conditions de fonctionnement anormales. Le type le plus commun de panne sur les turbines à gaz est la défaillance d'un capteur ou du câblage d'un capteur ; les systèmes de protection sont configurés pour détecter une alarme telle qu'une défaillance. Si la condition est suffisamment grave pour désactiver complètement la protection, la turbine sera déclenchée.

Les systèmes de protection répondent à de simples signaux de déclenchement tels que des pressostats utilisés pour la pression d'huile de lubrification, une pression de refoulement de compresseur de gaz élevée ou des indications similaires. Ils réagissent également à des paramètres plus complexes, tels qu'un dépassement de vitesse, une sur-température, des vibrations élevées, la surveillance de combustion et la perte de flamme.

Chaque système de protection est conçu indépendamment du système de régulation pour éviter le risque d'une défaillance du système de régulation invalidant les dispositifs de protection.

Protection contre les survitesses

Le système de survitesse SPEEDTRONIC Mark VI est conçu pour protéger la turbine à gaz contre d'éventuels endommagements provoqués par une survitesse du rotor de turbine. Dans des conditions de fonctionnement normales, la vitesse du rotor est contrôlée par la régulation de vitesse. Le système de survitesse ne peut pas être demandé sauf après une défaillance des autres systèmes.

Protection contre les sur-températures

Le système de sur-température protège la turbine à gaz contre d'éventuels endommagements provoqués par un dépassement d'allumage. Ce système de secours ne fonctionne qu'après une défaillance du système de régulation de température.

Dans des conditions de fonctionnement normales, le système de régulation de température d'échappement agit pour contrôler le débit de combustible lorsque la limite de température d'allumage est atteinte.

Les points de consigne d'alarme et de déclenchement de sur-température seront déterminés à partir des points de consigne de contrôle de température dérivés du logiciel de Contrôle de température d'échappement.

Déclenchement de sur-température

Un déclenchement de sur-température interviendra si la température d'échappement (TTXM) dépasse la référence de contrôle de température (TTRXB) plus la marge de déclenchement (TTKOT2) ou si elle dépasse le point de consigne de déclenchement isotherme (TTKOT1).

Système de déclenchement et de détection de flamme

Les détecteurs de flamme SPEEDTRONIC Mark VI effectuent deux fonctions, la première dans le système de séquençage et l'autre dans le système de protection. Pendant un démarrage normal, les détecteurs de flamme indiquent à quel moment une flamme a été établie dans les chambres de combustion et permet à la séquence de démarrage de se poursuivre. La plupart des unités ont quatre détecteurs de flamme, certains en ont deux et de très rares en ont huit. En général, si la moitié des détecteurs de flamme indique une flamme et la moitié (ou moins) indique pas de flamme, dans ce cas il y aura une alarme mais l'unité continuera à fonctionner. Si plus de la moitié indique une perte de flamme, l'unité se déclenchera sur "LOSS OF FLAME" (PERTE DE FLAMME). Ceci évite une accumulation éventuelle de mélange explosif dans la turbine et tout équipement de récupération de chaleur d'échappement qui peut être installé. Le système de détecteur de flamme utilisé avec le système SPEEDTRONIC Mark VI détecte la flamme en détectant les radiations ultraviolettes (UV). Ces radiations résultent de la combustion des combustibles hydrocarbonés et sont détectées de manière plus fiable que la lumière visible qui varie de couleur et d'intensité.

Protection contre les vibrations

Le système de protection contre les vibrations d'une turbine à gaz se compose de plusieurs canaux de vibration indépendants. Chaque canal détecte les vibrations excessives à l'aide d'un capteur sismique monté sur un logement de palier ou un emplacement similaire de la turbine à gaz et la charge entraînée. Si un niveau de vibration prédéterminé est dépassé, le système de protection de vibration déclenche la turbine et annonce pour indiquer la cause du déclenchement.

Les deux (02) figures IV.15 et IV.16 montrent que l'évolution des vibrations de la turbine HP et BP est en rapport avec l'augmentation et la diminution de la vitesse des rotors HP et BP.

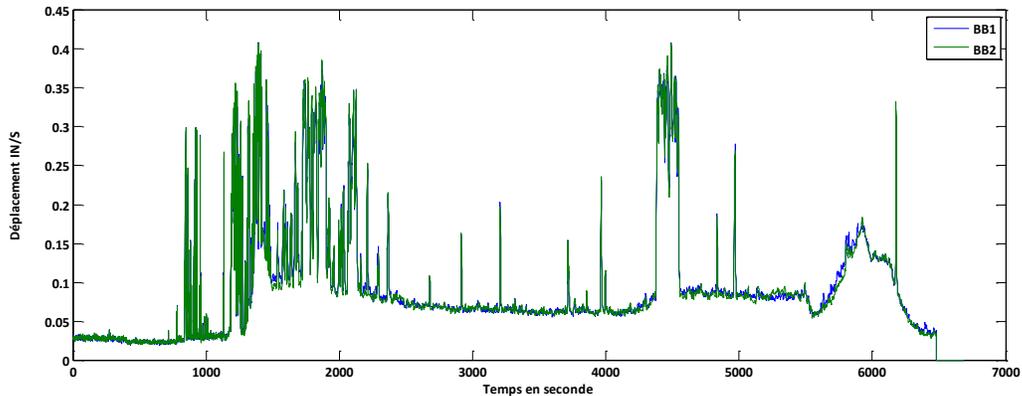


Figure IV.15 : Evolution de la vibration de la turbine HP pendant le démarrage et l'arrêt

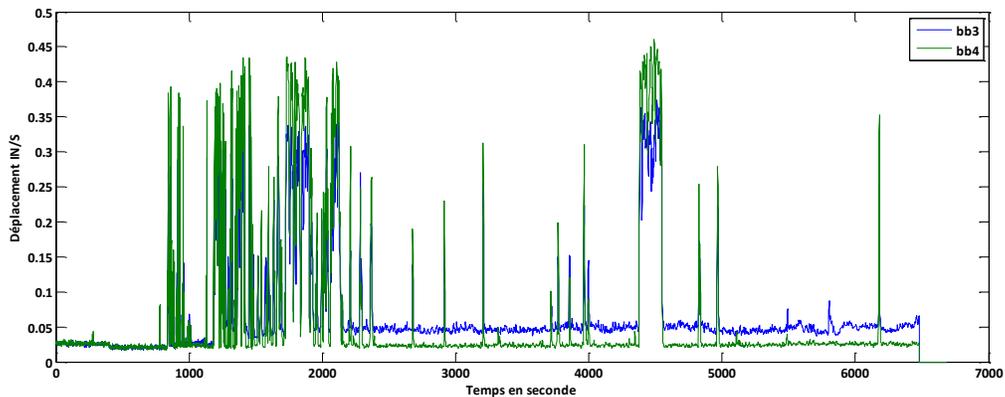


Figure IV.16 : Evolution de la vibration de la turbine BP pendant le démarrage et l'arrêt

Lorsque l'amplitude de vibration atteint le point de consigne de déclenchement programmé, le canal déclenchera un signal de déclenchement, le circuit se verrouillera et un message "HIGH VIBRATION TRIP" (DECLENCHEMENT DE VIBRATION ELEVEE) s'affichera.

Avec l'écran de l'IHM, il est possible de surveiller les niveaux de vibration de chaque canal tandis que la turbine fonctionne sans interrompre le fonctionnement.

Surveillance de la combustion

La fonction primaire de la surveillance de combustion est de réduire le risque d'endommagement excessif de la turbine à gaz si le système de combustion se détériore. La surveillance le fait en examinant les thermocouples de température d'échappement et les thermocouples de température de refoulement du compresseur. A partir des changements qui peuvent intervenir dans le type de relevé du thermocouple,

les signaux d'avertissement et de protection sont générés par le logiciel de surveillance de combustion pour alarme et/ou déclencher la turbine à gaz.

Ceci signifie que la détection d'anomalies dans le système de combustion n'est efficace que lorsqu'il y a un mélange incomplet lorsque les gaz traversent la turbine ; un profil d'admission de turbine inégal provoquera un profil d'échappement inégal. Le profil d'admission inégal peut être provoqué par la perte de combustible ou de flamme dans une chambre de combustion, par une rupture dans une pièce de transition ou par tout autre dysfonctionnement de combustion.

L'utilité et la fiabilité de la surveillance de combustion dépendent de la condition des thermocouples d'échappement. Il est important que chaque thermocouple soit en bon état de fonctionnement.

Logiciel de surveillance de combustion

Les contrôleurs contiennent une série de programmes écrits pour effectuer les tâches de surveillance. Le programme de surveillance principal est écrit pour analyser les relevés de thermocouples et prendre les décisions appropriées. Plusieurs algorithmes différents ont été développés à cet effet en fonction de la série de modèle de turbine et des types de thermocouples utilisés. Les constantes de programme significatives utilisées avec chaque algorithme sont spécifiées dans les Spécifications de régulation pour chaque unité.

L'algorithme le plus avancé qui est standard pour les turbines à gaz avec des capteurs redondants, utilise la dispersion de température et des essais adjacents pour différencier entre les problèmes de combustion réelle et les défaillances de thermocouples.

Les sorties de surveillance de combustion sont :

- Alarme de trouble de thermocouple d'échappement
- Alarme de défaillance de combustion
- Déclenchement de dispersion de température d'échappement haute

IV.2.3. Configuration du système de contrôle Mark VI

Le système de commande Mark VI est constitué de trois processeurs (R, S, et T). La figure IV.17 ci-après représente un contrôleur R.

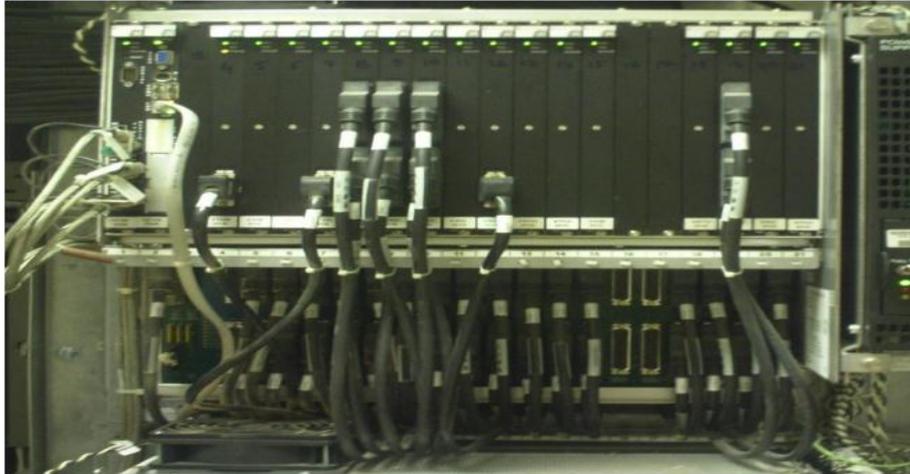


Figure IV.17: Rack "R" Mark VI

Ces trois contrôleurs « R », « S » & « T », communiquent entre eux avec un 4^{ème} module appelé rack « P » (technologie SIFT : Software Implemented Fault Tolerance) pour l'élimination de maximum de déclenchement causés par défaut instrumentation qui contient à son tour 3 cartes redondantes « X », « Y » & « Z ». Ce dernier « P » protège la turbine contre les survitesses.

Le système Mark VI a été créé pour opérer avec deux configurations différentes (Figure IV.18) :

Configuration Simplex : pour applications non redondées, nécessitant une fiabilité normale, telles que le contrôle des auxiliaires et l'équilibre de l'installation.

Configuration TMR : pour les applications exigeantes de contrôle et de protection de la turbine. Ici, la fiabilité la plus élevée garantit un temps d'arrêt minimal de l'installation en raison de problèmes de contrôle. Dans un système TMR, les pannes sont détectées et annoncées, et peuvent être réparées en ligne. Cela signifie que le système de protection de la turbine peut être fiable pour être pleinement opérationnel en cas de problème de turbine.

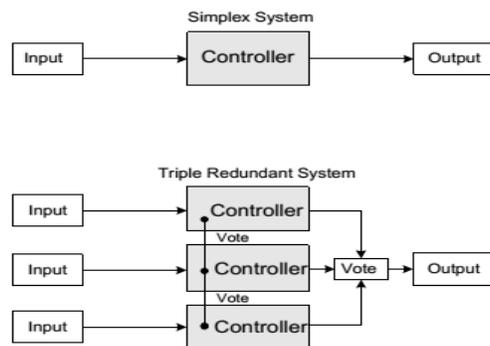


Figure IV.18 : Configuration simplex et TMR (2oo3) du Mark VI

IV.2.4. Système d'interface - Cimplicity

Les Interface homme/Machine (HMI) typique sont des PC sur lesquels est installé un système d'exploitation Windows avec pilotes de communication et logiciel d'affichage de l'opérateur CIMPLICITY. L'opérateur initie les commandes depuis les affichages graphiques en temps réel (voir figure IV.19) sur et peut visualiser les données et les alarmes de la turbine en temps réel sur les affichages graphiques CIMPLICITY. Les diagnostics détaillés E/S et la configuration du système sont réalisés à l'aide d'un logiciel (TOOLBOX).

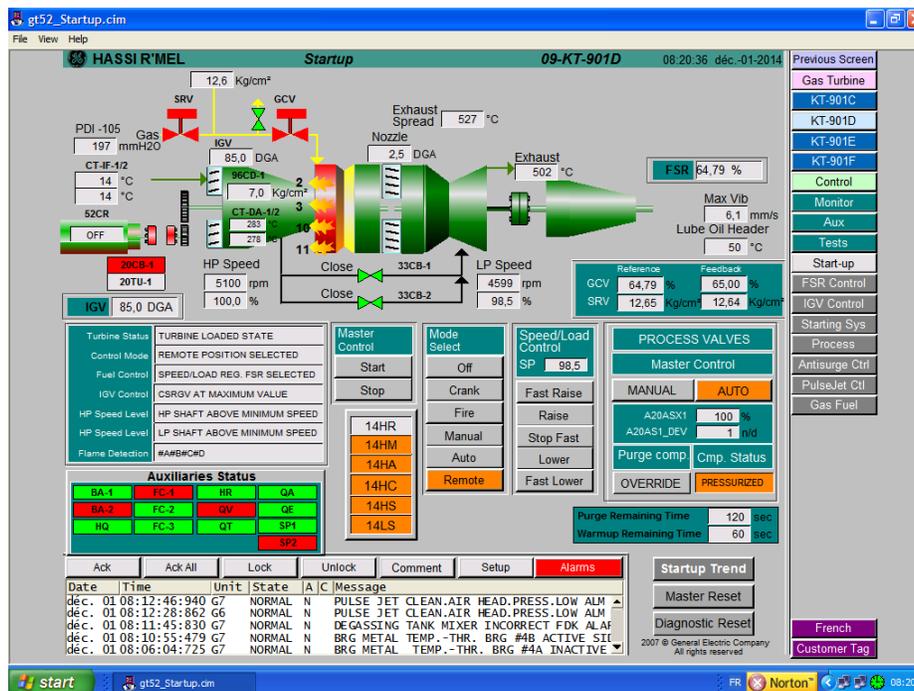


Figure IV.19 : Exemple d'affichage graphique CIMPLICITY

IV.2.5. Maintenance et diagnostic du système de contrôle Mark VI

Le système Mark VI doit être inspecté toutes les 30 000 heures (3,4 ans) pour s'assurer que les composants fonctionnent correctement.

Les alarmes générées par le système Mark VI sont les suivants :

Les alarmes de processus sont provoquées par des problèmes de machines et de processus et alertent l'opérateur au moyen de messages sur l'écran HMI.

Les alarmes de diagnostic sont causées par des problèmes d'équipement Mark VI et utilisent des paramètres programmés en usine dans les cartes. Les alarmes de diagnostic identifient le module

défectueux pour aider l'ingénieur de maintenance à réparer rapidement le système. Pour plus de détails sur la panne, l'opérateur peut demander un affichage sur l'écran de la boîte à outils.

IV.3. Application de la méthode FDI à base d'observateurs flous aux turbines à gaz de l'unité Boosting

Le secteur de l'énergie du gaz naturel occupe une place prépondérante dans l'économie mondiale, cette énergie est utilisée dans plusieurs industries et à des fins domestiques ainsi dans les centrales électriques [76, 80-81, 115-116, 124]. Néanmoins, les turbines à gaz occupent une place très importante dans les installations à gaz du secteur des hydrocarbures, qui sont considérées comme des équipements principaux jouant un rôle stratégique dans les installations de compression et de transport de gaz ainsi que dans les centrales électriques, et dans diverses techniques utilisées dans la conversion de l'énergie, en fonction du domaine d'utilisation de la turbine.

Dans ce chapitre, une turbine à gaz de type GE MS5002 est étudiée dans le but d'améliorer les techniques, qui permettent de faire leur diagnostic en temps réel, ainsi que de proposer une procédure de suivi pour ce type de machine tournante. Le système de turbine examiné est composé d'une turbine de puissance utile appelée turbine basse pression (BP) et d'une turbine de compresseur appelée turbine haute pression (HP) entraînant une machine réceptrice qui est le compresseur centrifuge, comme le montre la figure IV.20. Par conséquent, le réglage de fonctionnement de cette installation est réalisé en faisant varier la vitesse du générateur de gaz du débit du compresseur entraîné par la turbine HP. Pour une vitesse constante, la puissance et le couple de la turbine BP peuvent varier largement et, dans le cas où la turbine BP est arrêtée, son couple atteint la valeur maximale, ce qui assure une traction pour le transport du gaz qui nécessite un couple important au début.

Dans le but d'effectuer une approche de détection de défaut pour le système de turbine à gaz MS5002 examiné, avec un changement de configuration du système de surveillance et de contrôle. L'approche proposée permet d'identifier les causes des défauts en proposant différents tests de modélisation et de validation. La turbine à gaz à étudier est installée dans l'unité boosting centre de la région de Hassi R'mel dans le sud de l'Algérie, ce champ Hassi R'Mel est l'un des plus grands gisements de gaz à l'échelle mondiale, il a une forme elliptique répartie sur plus de 3500 km², 70 km du nord au sud et 50 km d'est en ouest, il est situé à une profondeur de 2200 m, la capacité du gisement est de l'ordre de 3000 milliards de mètres cubes récupérables. La production du champ Hassi R'mel peut atteindre les capacités suivantes :

- 100 milliards de m³ de gaz sec,
- 12 millions de tonnes de condensat,

- 3,5 millions de tonnes de gaz propane liquéfié GPL.

Le modèle de turbine à gaz MS5002 aux spécifications données dans le tableau IV.1 est utilisé pour entraîner un compresseur centrifuge à plusieurs étages.

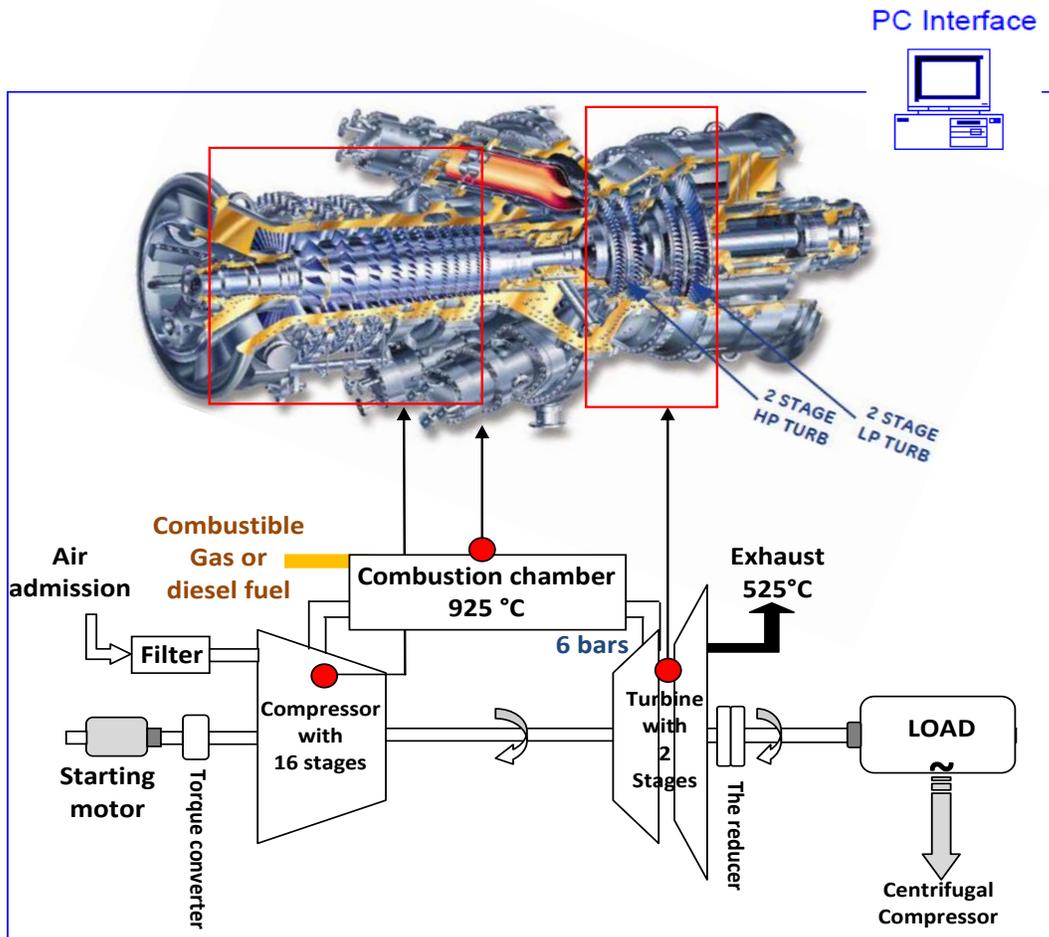


Figure IV.20 : Principe de fonctionnement d'une turbine à gaz MS5002

Tableau IV.1 : Spécifications générales de la turbine à gaz MS5002

Description	Compresseur		Turbine	
	Type	Axial	Type	Axial
MS5002	Nombre d'étage	16	Vitesse d'arbre (HP)	5100 rpm
	Pression de refoulement	6 bars	Vitesse d'arbre (LP)	4670 rpm
	Nombre d'injecteurs	12	Nombre d'étage	2

La modélisation de la turbine examinée permettra de connaître les différentes caractéristiques de cette machine et de proposer des modèles fiables, avec certaines hypothèses, pour leur suivi. Pour mettre en

œuvrer cette procédure de supervision de turbine à gaz MS5002, une approche de diagnostic basée sur les observateurs d'un système d'inférence neuro-floue est appliquée dans la section suivante. Cette approche fournit une estimation complète de l'état à partir des mesures de données d'entrée / sortie de la turbine à gaz MS5002. Ainsi, l'estimation d'état constitue une étape préliminaire pour la synthèse de méthodes de diagnostic avec des seuils adaptatifs dans la phase de détection et de localisation des défauts de cette machine tournante en temps réel.

IV.4. Résultats et discussion

Pour mettre en œuvre l'approche de détection de défaut basée sur l'observateur du système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS, COANFIS), une procédure de traitement des données de mesure d'entrée / sortie de turbine est élaborée pour identifier les modèles dynamiques des variables de la machine et identifier leurs causes de défaillance avec la sélection d'une architecture ANFIS et COANFIS appropriée au système de surveillance des turbines; Nombre de MF par nœud d'entrée, type de MF et nombre d'itérations optimales à apprendre pour les architectures ANFIS et COANFIS développées dans ce travail. Ceci afin de quantifier les dégradations dans le système de turbine à gaz MS5002 examiné, présenté dans ce chapitre. Cette section présente les résultats expérimentaux obtenus lors des tests et essais réalisés sur le système de turbine à gaz MS5002 à l'unité boosting centre de la région de Hassi R'mel, en Algérie.

L'application de la méthode de diagnostic de défaut basée sur l'approche du système d'inférence adaptative neuro-flou est proposée en quatre étapes, comme le montre la figure IV.21; Phase d'acquisition des données, phase de génération des résidus, phase d'évaluation des résidus puis phase de décision. Cependant, la station de compression de gaz est équipée d'une salle de contrôle et d'équipements informatiques, qui ont permis de prendre des mesures d'entrée / sortie, sur le système de turbine à gaz étudié, de manière à appliquer l'approche de diagnostic flou en temps réel, à partir des stations de données implémentées dans l'installation. L'ensemble des données d'entrée / sortie collectées du système de turbine examiné est utilisé dans la phase de génération des résidus pour développer et déterminer des indicateurs de défaut pour chaque variable du système de turbine à gaz.

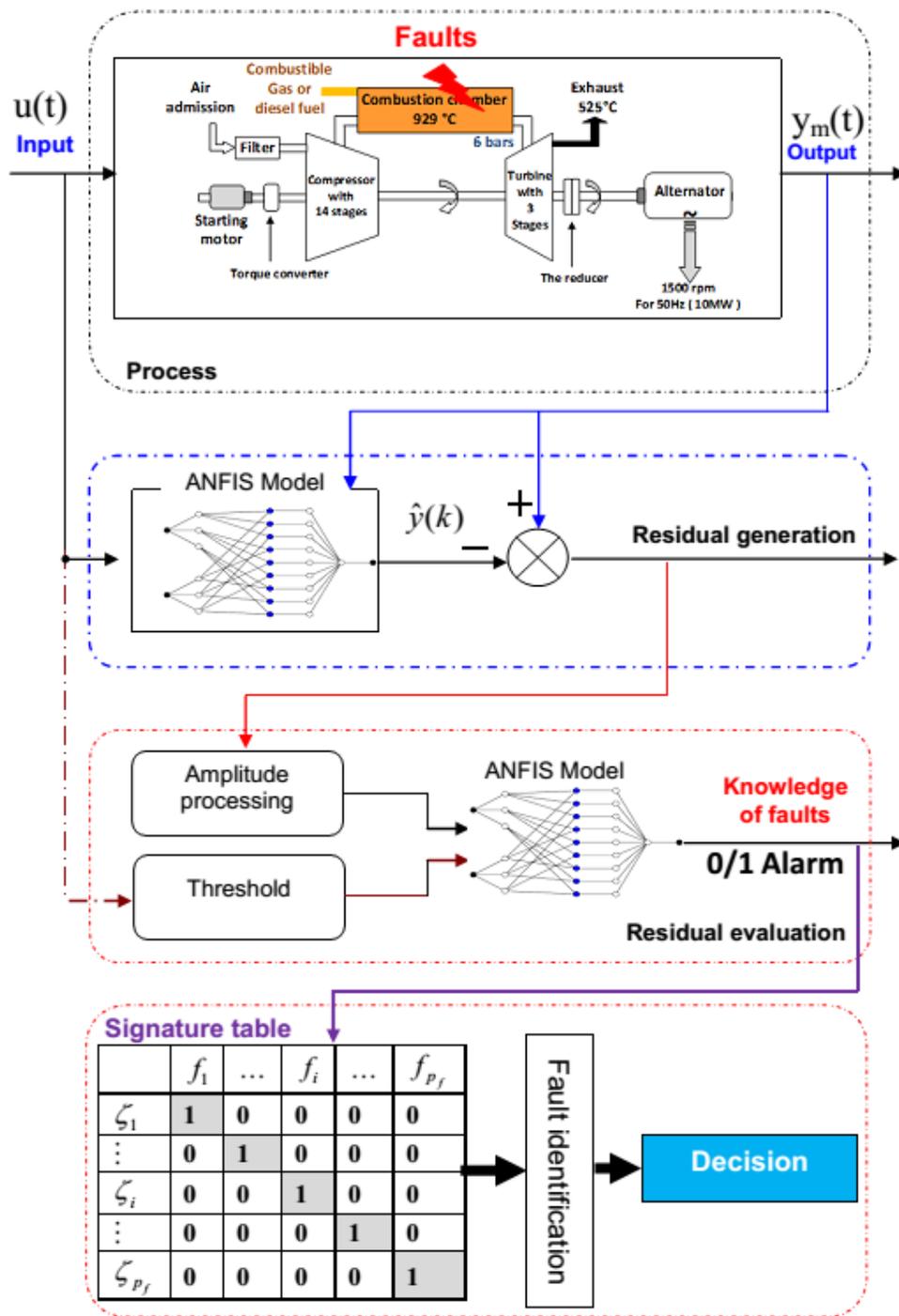


Figure IV.21 : Etapes de la méthode de diagnostic basée sur le système ANFIS

Par conséquent, leur principe réside dans la génération d'indicateurs de défaut, basés sur un système de réseau neuro-flou, utilisant le système d'inférence flou Takagi-Sugeno à 5 couches. Ceci est basé sur la comparaison des symptômes significatifs de défauts avec des mesures, prises directement à partir du

système de turbine, toute différence entre les mesures et les estimations donne des informations sur l'apparition de défauts. Néanmoins, ces mesures contiennent des perturbations et des inexactitudes avec des valeurs aberrantes et des entrées inconnues, ce qui nécessite leur traitement pour faire un découplage entre ces données inexactes et les défauts affectant le système turbine, par le mécanisme d'évaluation des résidus. Ceci afin de rendre la détection et l'isolation des défauts robustes et fiables, en minimisant les taux de non-détection et de fausses alarmes. En pratique, pour évaluer ces résidus, des seuils adaptatifs sont définis, ces seuils varient en fonction des variables d'entrées du système turbine, pour améliorer la robustesse de la stratégie de diagnostic, en termes de minimisation des taux de fausses alarmes. Au cours de la procédure d'évaluation de ces résidus (localisation des défauts), qui est sensible à l'apparition de défauts. Ceci correspond à un découplage entre les défauts générés par les perturbations et imprécisions des données de mesure et les défauts de fonctionnement affectant la turbine, réalisé de manière à structurer ces résidus. Après cela, une procédure de décision est développée qui transforme la connaissance du système d'inférence floue en une décision sur les actions à prendre pour le fonctionnement de la turbine. Celui-ci, résultant des trois étapes précédentes, permet de décider de l'action à entreprendre sur le système turbine, il se traduira par une décision soit de maintenir la turbine dans le même mode de fonctionnement, de corriger son fonctionnement ou de l'arrêter complètement (emergency shutdown).

Cependant, l'approche du système d'inférence neuro floue adaptative développée est configurée par un réseau multicouche dont les connexions de nœuds constituent une hybridation de logique floue et de réseaux de neurones pour exploiter la richesse de ces deux approches. Par conséquent, la structure du système d'inférence neuro floue adaptative est établie sur la base de données obtenues à partir des mesures réelles effectuées sur les entrées / sorties de la turbine à gaz examinée. Lors de l'apprentissage de l'algorithme d'inférence neuro floue adaptative, la méthode d'optimisation hybride est utilisée pour déterminer les valeurs optimales des paramètres du type de système d'inférence floue Takagi-Sugeno-Kang (TSK). Les résultats des tests expérimentaux lors de la génération des résidus de défaillance de turbine examinés sont obtenus à l'aide d'un algorithme d'apprentissage hybride basé sur une combinaison de la méthode des moindres carrés et de la descente de gradient de rétropropagation. Dans cette section, les résultats expérimentaux obtenus sont présentés, lors du test en temps réel sur la machine tournante examinée. Ainsi, l'objectif est de reconstruire des observateurs à partir d'un système d'inférence neuro floue adaptative, dont l'état des variables de turbine est déterminé en fonction de mesures de données d'entrées et de sorties dans les différents modes de fonctionnement de la machine. Cette estimation est

nécessaire pour détecter les défauts du système, analyser le comportement dynamique et générer les résidus de défauts de la turbine examinée.

IV.4.1. Résultats de l'analyse du comportement en cas de défaillance des turbines à gaz

Afin d'illustrer l'application de l'approche proposée, basée sur les observateurs du système d'inférence neuro-floue adaptative (ANFIS, COANFIS), cette partie présente les résultats de l'analyse du comportement de défaillance de turbine examinée. En effet, le modèle de turbine est subdivisé en trois parties à savoir ; le compresseur axial, la turbine haute pression (HP) et la turbine basse pression (BP). Cela permet de définir les trois modèles structurels du système comme suit :

$$COM_{out}(T_2, P_2) = F_{CANFIS}(T_1, P_1, IGV) \quad (IV.1)$$

$$TUB_{out}(T_4, N_{HP}) = F_{CANFIS}(T_3, P_2, Gas_{fuel}) \quad (IV.2)$$

$$TUB_{out}(T_5, N_{LP}) = F_{CANFIS}(T_4, N_{HP}, GCV) \quad (IV.3)$$

Afin de mettre en place la méthodologie de surveillance du système de turbine basée sur des observateurs de système d'inférence adaptative neuro floue, trois configurations d'observateurs sont considérées, selon le sous-modèle de système de turbine. La première partie du modèle de système de turbine à gaz se compose de trois entrées; La température ambiante T1, la pression ambiante P1 et les aubes de guidage d'entrée IGV, avec deux sorties qui sont la température de sortie du compresseur axial T2 et la pression de refoulement du compresseur axial P2, comme le montre la figure IV.22. Par conséquent, les fonctions d'appartenance des entrées T1, P1 et IGV du compresseur axial de type gaussien sont présentées sur la figure IV.23. Ces fonctions permettent de définir ces entrées en langage naturel (petit, moyen et grand) pour l'élaboration des liens entre les différents variations de ces trois variables linguistiques du système flou, et la surface de sortie du modèle obtenu est donnée par la figure IV.24. Cette surface représente la variation des sorties en fonction des entrées manipulées, elle représente la performance en qualité de stabilité en décrivant le comportement souhaité du système flou.

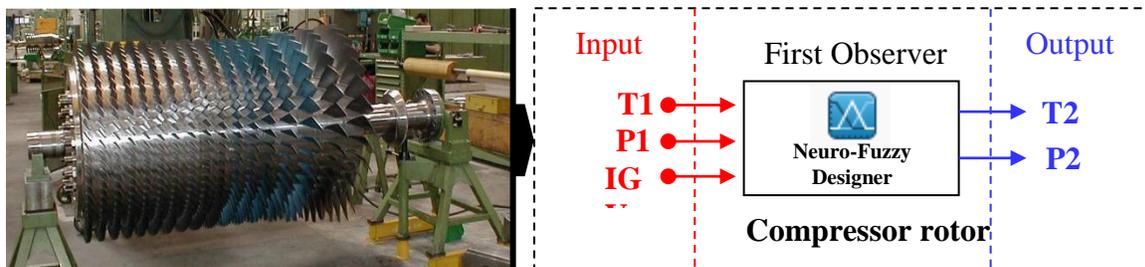


Figure IV.22 : Observateur Co-ANFIS du compresseur axial

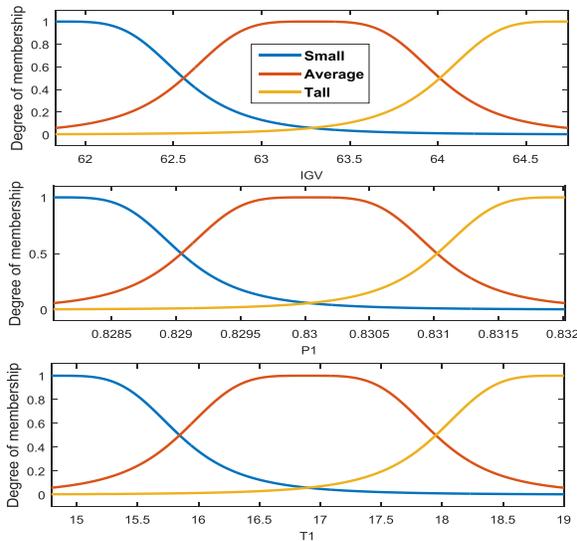


Figure IV.23 : Différentes fonctions d'appartenance des entrées (T1, P1 et IGV)

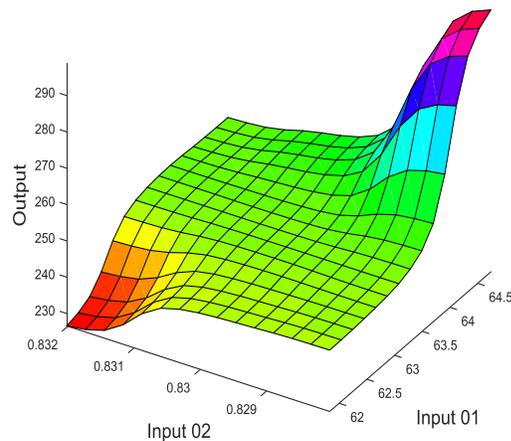


Figure IV.24 : Surface de l'output du modèle de compresseur axial

Pour tester la robustesse du système d'inférence adaptative proposé, un ensemble de résidus générés pour la variation de température de sortie T2 et la pression de refoulement du compresseur axial P2, par le modèle cité ci-dessus. Ainsi, la figure IV.25 montre la variation de la température de sortie du compresseur axial T2 avec seuil de détection adaptative et la figure IV.26 montre la variation des résidus de détection associés à cette température de sortie T2. La figure IV.27 montre la variation de pression de refoulement du compresseur axial P2 avec un seuil de détection adaptatif et la variation de son résidu de détection associé est représentée sur la figure IV.28.

Dans ces tests de validation, à chaque variation des sorties du modèle de compresseur axial (T2, P2) pendant le fonctionnement du système de turbine, la réaction résiduelle obtenue suit fidèlement le changement de mode de fonctionnement. De plus, la matrice d'incidence des défauts est conçue pour déterminer en temps réel sur quel composant du système ce défaut se produit. Par conséquent, l'analyse des résidus se résume à comparer les caractéristiques de chaque sous-modèle de système de turbine avec ce qui est attendu en fonctionnement nominal de la turbine. Avec comparaison, les erreurs convergent vers des zéros avec une très bonne précision entre le modèle de système d'inférence adaptatif proposé en couleur rouge et le modèle de comportement réel obtenu directement par les mesures de sortie des variables (T2, P2) en couleur bleue. Utilisation de seuils de détection adaptatifs, choisis pour obtenir un compromis idéal entre le taux de fausses alarmes et le taux de non-détection.

Cela se rapporte généralement à une modification de la moyenne du résidu, qui devrait être statistiquement proche de zéro dans des conditions normales. Pour cette raison, les seuils d'alarme doivent être réglés sur la valeur de l'écart mesuré entre le comportement réel et le comportement de référence du système de turbine à gaz.

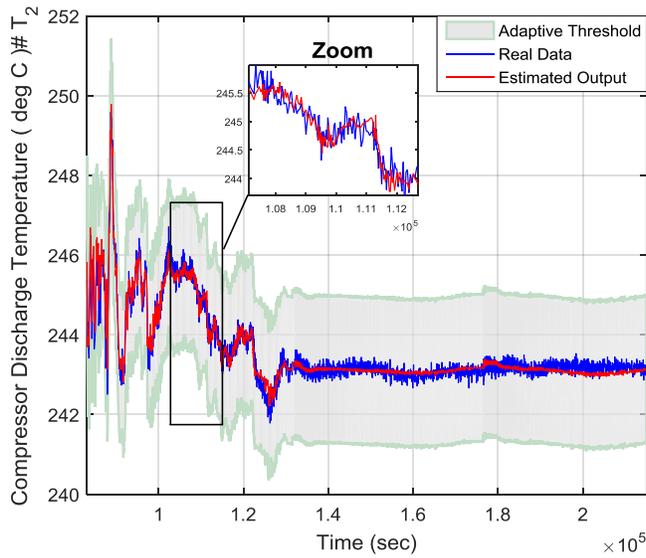


Figure IV.25 : Variation de la température de refoulement T2 du compresseur axial avec le seuil de détection adaptatif

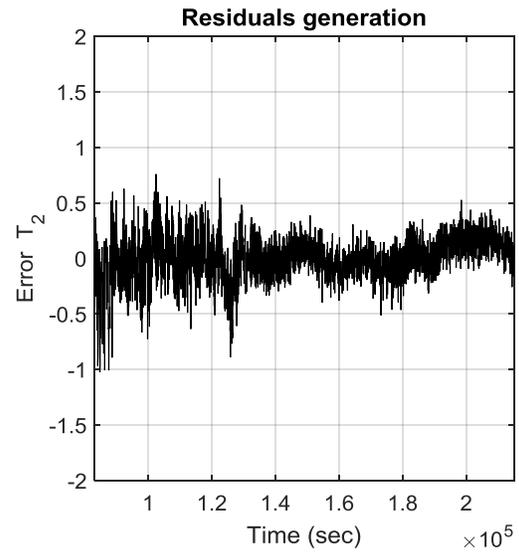


Figure IV.26 : Variation des résidus de la température de refoulement T2 du compresseur axial

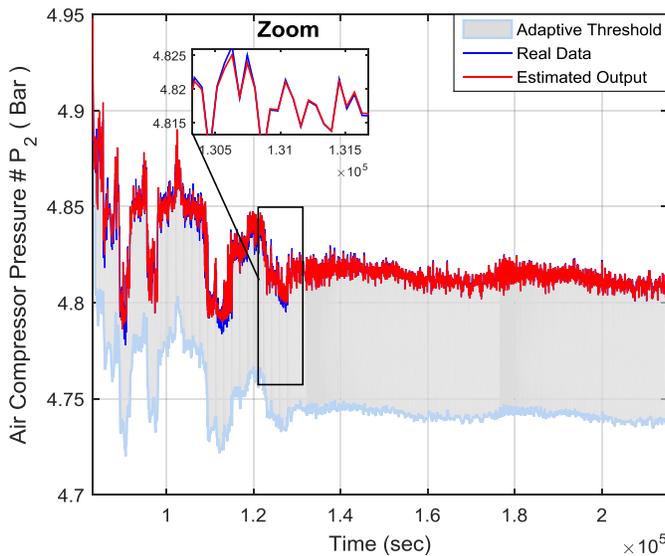


Figure IV.27 : Variation de la pression de refoulement P2 du compresseur axial avec le seuil de détection adaptatif

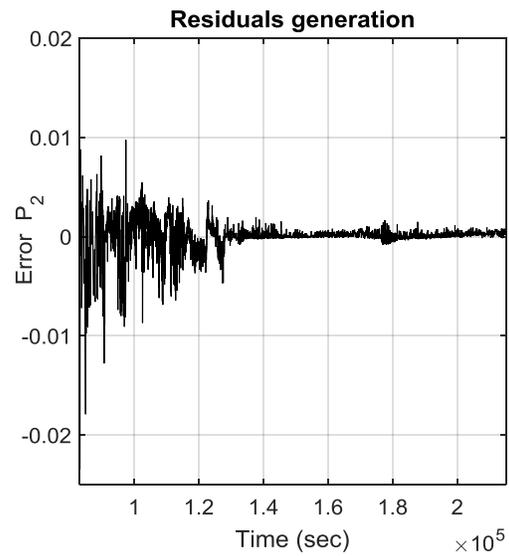


Figure IV.28 : Variation des résidus de la pression de refoulement P2 du compresseur axial

L'utilisation de connaissances des experts permet ainsi de résoudre partiellement les problèmes de complétude des comportements représentés par un ensemble de données d'entrée / sortie du système. En revanche, les capacités d'apprentissage de l'ANFIS permettent de combler le manque de précision résultant de l'expertise. C'est donc un système gagnant où les deux sources de connaissances (règles et données) permettent de combler les lacunes de l'autre.

La deuxième configuration, représentée sur la figure IV.29, de l'observateur Co-ANFIS est considérée pour la surveillance des variables de fonctionnement de la turbine haute pression (HP). En effet, les tests de détection de défaut réalisés sur la turbine haute pression (HP), composée de trois entrées ; La température de la chambre de combustion T3, la pression de refoulement du compresseur axial P2 et le gaz combustible entrant dans la chambre de combustion GF, avec deux sorties ; La température de sortie de la turbine haute pression T4 et sa vitesse de rotation à haute pression NHP. Avec les fonctions d'appartenance des différentes entrées T2, P2 et GF de la turbine haute pression (HP) qui sont de type gaussien présentées à la figure IV.30, composées de cinq variables linguistiques (très petite, petite, moyenne, grande, très grande) et la surface de sortie du modèle obtenue est donnée par la figure IV.31, elle permet d'effectuer les calculs pour obtenir les valeurs d'action du système flou de manière plus rapide.

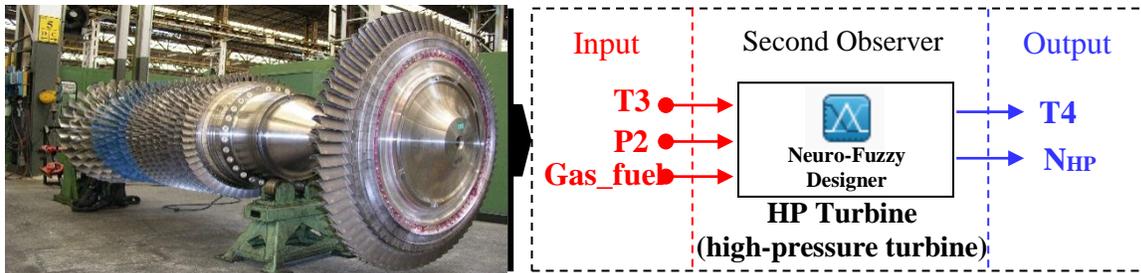


Figure IV.29 : Observateur Co-ANFIS de la turbine HP

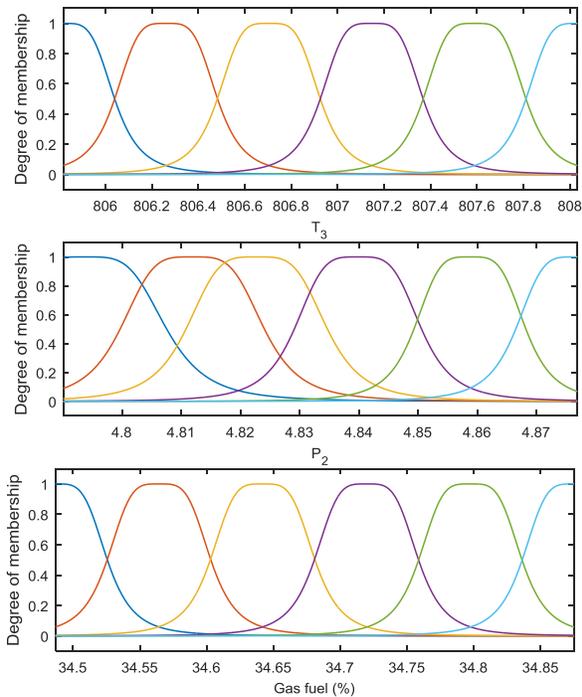


Figure IV.30 : Différentes fonctions d'appartenance des entrées (T2, P2 et Fuel gas)

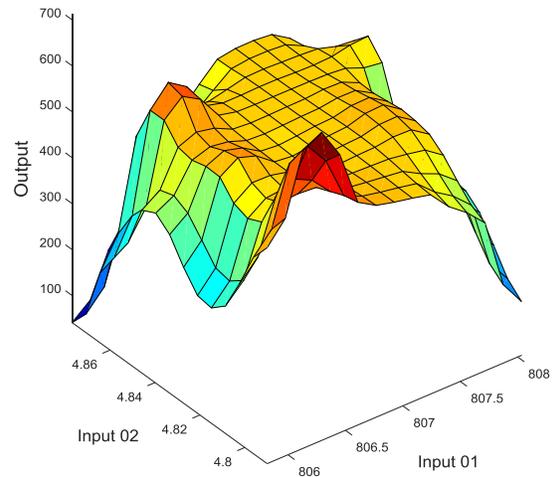


Figure IV.31 : Surface de l'output du modèle de turbine HP

La deuxième configuration permet de détecter et d'isoler les défauts affectant les composants de la turbine haute pression (HP) et d'identifier la présence et l'origine de ces défauts. Ceci est présenté sur la figure IV.32 qui montre la variation de la température de sortie de turbine haute pression T4 avec seuil de détection adaptative. Sur cette figure, la modulation d'amplitude se manifeste de manière plus accentuée dans la phase de démarrage de la turbine puis se réduit pendant l'établissement de la vitesse dynamique de la turbine. La variation de ces séquences d'événements de l'indicateur de défaut de température de sortie (résidus) T4 est illustré à la figure IV.33.

À la vitesse de rotation 5100 [tr / min], une alarme est déclenchée par le système de surveillance sur la vitesse de rotation NHP de la turbine haute pression, comme le montre la figure IV.34. Sur cette figure apparaissent des oscillations de la vitesse de démarrage, qui peuvent suivre les défauts de vibration du rotor de turbine. Cependant, une augmentation considérable des oscillations (+ 40%) serait difficile à supporter en entraînant la turbine, un tel comportement pouvant créer des conditions de fonctionnement graves pour l'ensemble de l'installation. La prise en compte de ce type de défaut nécessite la réduction de la vitesse de rotation NHP par pas de (-10%), jusqu'à atteindre la vitesse établie de la machine. Confirmés par la variation du résidu de détection de vitesse de rotation NHP de la turbine haute pression

représentée sur la figure IV.35. Ces tests ont montré que dans ce cas, les vibrations de forte amplitude peuvent provoquer de graves dysfonctionnements de la machine tournante. Il faut donc intervenir sur la machine dès l'apparition de ce type de défaut.

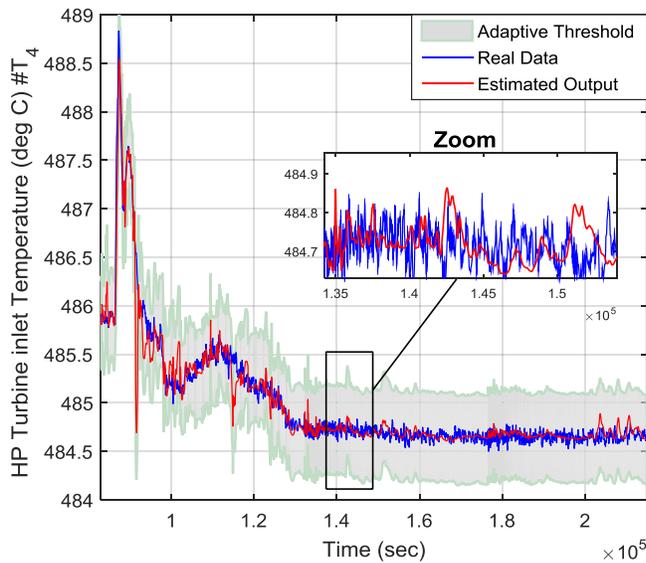


Figure IV.32 : Variation de la température T4 de sortie turbine HP avec le seuil de détection adaptatif

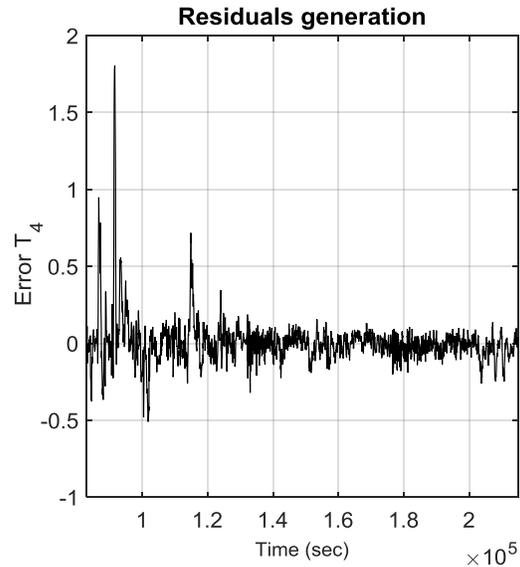


Figure IV.33 : Variation des résidus de la température T4 de sortie turbine HP

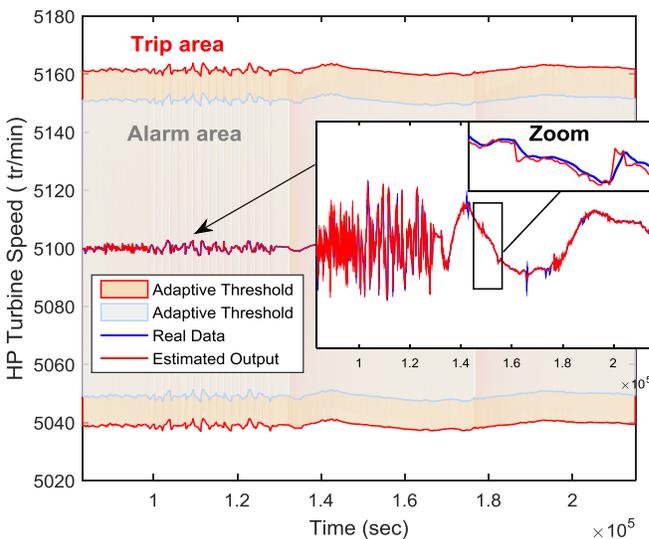


Figure IV.34 : Variation de la vitesse de rotation NHP de la turbine HP avec le seuil de détection adaptatif

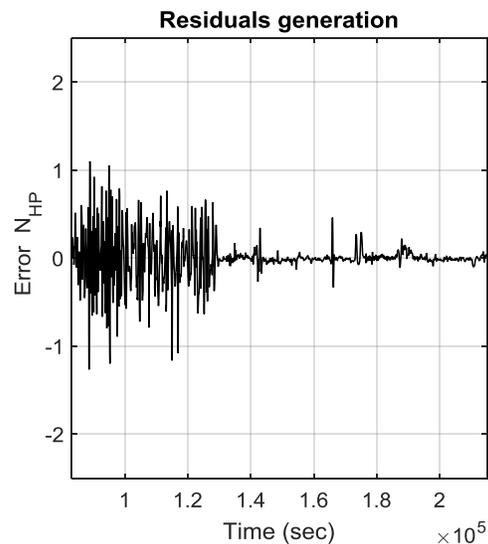


Figure IV.35 : Variation des résidus de la vitesse de rotation NHP de la turbine HP

La troisième configuration, illustrée à la figure IV.36, de l'observateur Co-ANFIS est considérée pour la surveillance des variables de fonctionnement de la turbine basse pression (BP). En effet, les tests de détection de défaut réalisés sur la turbine basse pression (LP), composée de deux entrées ; La température de sortie de la turbine haute pression T4 et vitesse NHP haute pression, avec deux sorties ; La température d'échappement T5 et la vitesse de rotation NLP de la turbine basse pression (BP). Avec les fonctions d'appartenance des différentes entrées T4 et NHP qui sont de type gaussien présentées par la figure IV.37, composées de trois variables linguistiques (petite, moyenne et grande) et la zone de sortie du modèle obtenue est donnée par la figure IV.38, exploitant le lien entre les entrées / sorties de cette troisième configuration du sous-système de turbine à gaz.

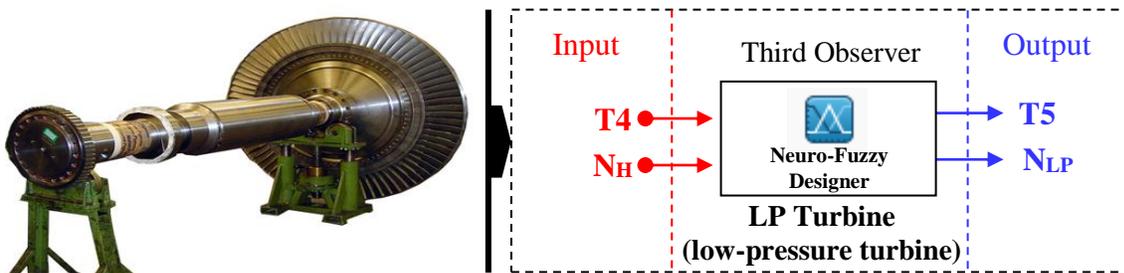


Figure IV.36: Observateur Co-ANFIS de la turbine LP

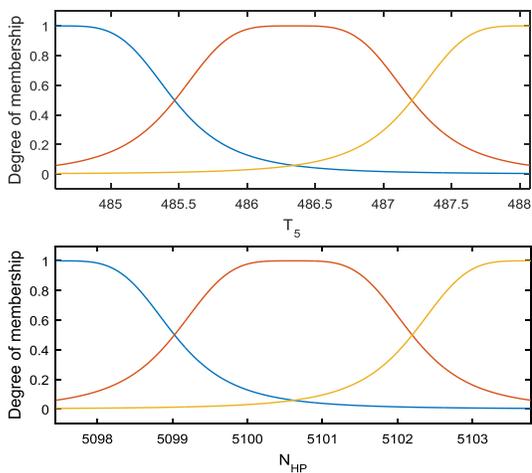


Figure IV.37 : Différentes fonctions d'appartenance des entrées (T4 et NHP)

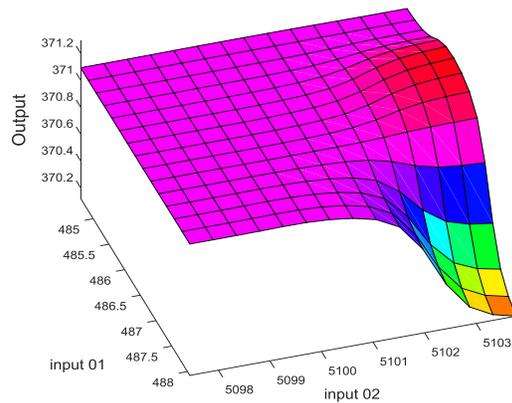


Figure IV.38 : Surface de l'output du modèle de turbine LP

Lors de l'apparition de fortes vibrations dans le régime de démarrage ou d'un couple élevé dans le régime statique du système de turbine à gaz, l'approche de détection de défaut basée sur l'observateur du système d'inférence neuro-floue adaptatif permet de surveiller différentes variables de la machine, en

fonction de la vitesse de la turbine pour éviter les vibrations lors de décélérations rapides et lors du démarrage. Sur la figure IV.39, la variation de la température de sortie de turbine basse pression T5 avec un seuil de détection adaptative est représentée et la figure IV.40 montre la variation du résidu de température de sortie de turbine basse pression T5.

Afin d'illustrer les performances de l'approche de détection de défaut basée sur l'observateur du système d'inférence adaptative neuro-floue, les résultats de la figure IV.41 montrent la variation de la vitesse de rotation PNL de turbine basse pression avec seuil de détection adaptatif avec une comparaison entre des mesures réelles en couleur bleue , de la variable de vitesse de rotation NLP de turbine basse pression et du modèle estimé par l'approche d'inférence adaptative neuro floue en couleur rouge. Comme la figure IV.42 montre la variation du résidu de vitesse de rotation NLP de la turbine basse pression.

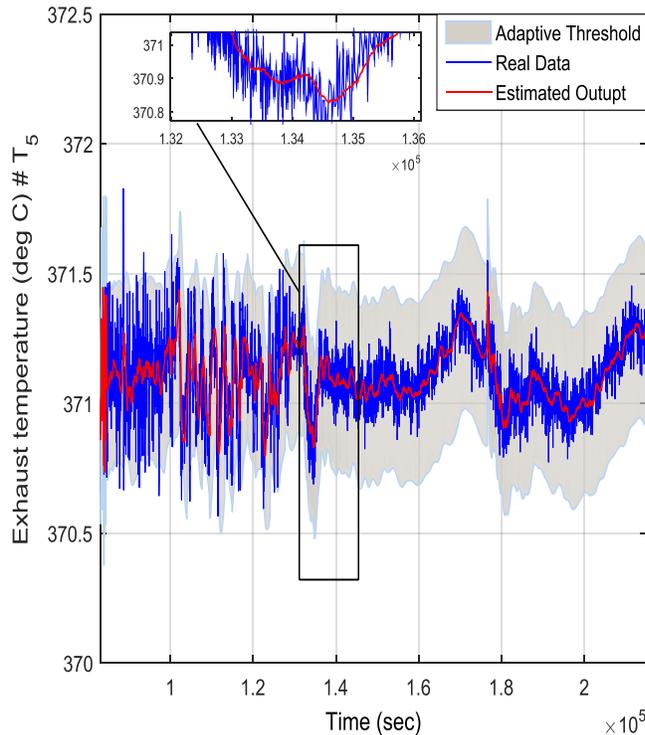


Figure IV.39 : Variation de la température d'échappement T5 avec le seuil de détection adaptatif

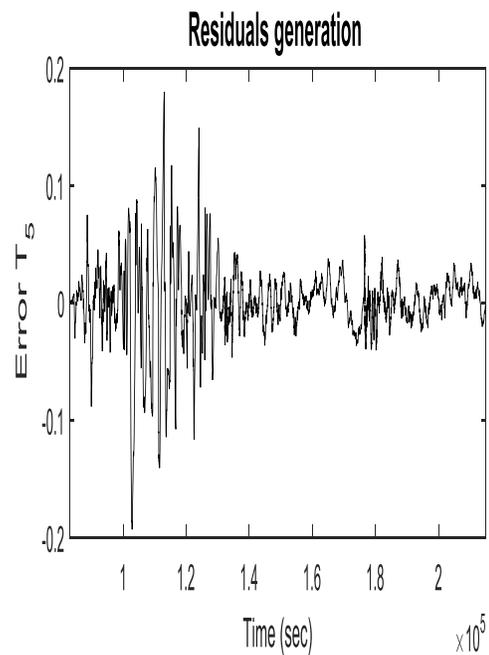


Figure IV.40 : Variation des résidus de la température d'échappement T5

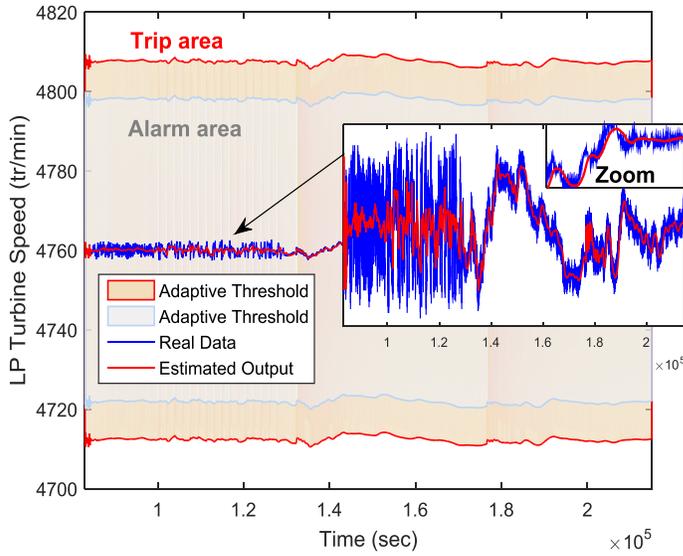


Figure IV.41 : Variation de la vitesse de rotation de la turbine LP avec le seuil de détection adaptatif

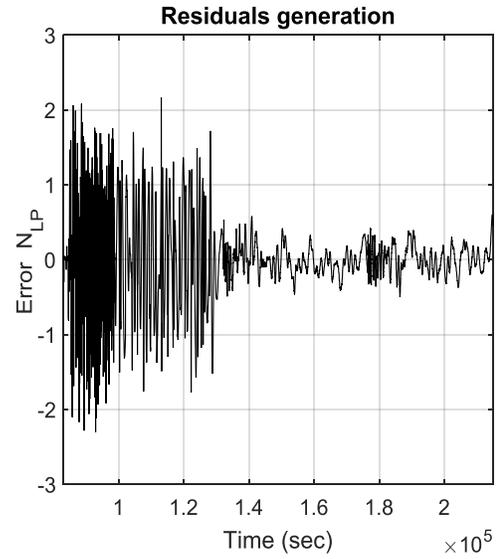


Figure IV.42 : Variation des résidus de la vitesse de rotation de la turbine LP

IV.4.2. Résultats de l'analyse des défauts de vibration de la turbine

La possibilité de construire un système d'information interne sur le procédé de la turbine à gaz en utilisant les grandeurs d'entrée / sortie mesurées est très utile pour le développement de l'approche de surveillance hybride proposée, basée sur des observateurs neuro-flous avec des seuils de détection adaptatifs, pour assurer le diagnostic de la turbine examinée en temps réel.

En effet, les observateurs adaptatifs constituent la base principale des résultats obtenus dans cette section. Ces observateurs sont synthétisés sous la forme d'un système dynamique de détection et de localisation des défauts, appliqué à observer l'état interne de la turbine à gaz étudiée. Ainsi, la détection de défaut permet de confirmer que le système est soumis à un défaut $F_n(k)$, qui doit être déterminé par la matrice H_y et localisé à partir du tableau des signatures de défauts, cette matrice est définie par:

$$\underbrace{\begin{pmatrix} \zeta_1(k) \\ \zeta_2(k) \\ \vdots \\ \zeta_n(k) \end{pmatrix}}_{\zeta(k)} = \underbrace{\begin{pmatrix} G_{11}(k) & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & G_{12}(k) & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \cdots & & G_{nm}(k) \end{pmatrix}}_{H_y(k)} \underbrace{\begin{pmatrix} F_1(k) \\ F_2(k) \\ \vdots \\ F_n(k) \end{pmatrix}}_{F(k)} \quad (IV.4)$$

La matrice de sortie du système de turbine H_y est déterminée, pour une utilisation dans l'étape d'évaluation des résidus, avec le raisonnement suivant :

$$G = \underbrace{\begin{pmatrix} G_{11}(k) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & G_{12}(k) & & \vdots \\ \vdots & & \ddots & \\ 0 & \dots & & G_{nm}(k) \end{pmatrix}}_{H_y(k)} \rightarrow \begin{cases} \text{if } G=0 \text{ then } G \rightarrow \text{no fault} \\ \text{else } G=1 \text{ then } k = \frac{\sum \text{Out}(D) * \max(k)}{\text{length}(D) * \max(k)} \\ \quad \text{if } k < 0.3 \text{ then } G \rightarrow \text{False alarm} \\ \quad \text{else } k \geq 0.3 \text{ then } G \rightarrow \text{With faults} \\ \text{end} \end{cases} \quad (\text{IV.5})$$

L'apport et la nouveauté de ce travail consiste à mettre en œuvre une stratégie de diagnostic basée sur une approche adaptative d'un système hybride d'inférence neuro floue à une turbine à gaz, permettant de contrôler les comportements dynamiques de ce système de turbine. Ainsi, en combinant les avantages des réseaux de neurones par leur capacité d'apprentissage, avec un raisonnement conceptuel flou, par leur capacité à traiter des informations incertaines et imprécises. Afin d'améliorer la robustesse de cette stratégie de diagnostic floue. En effet, le spot de diagnostic permet de détecter un défaut, de localiser son origine et d'identifier ses causes, afin de détecter rapidement les défauts potentiels, avant même qu'ils n'apparaissent. Ainsi, planifiez les actions de diagnostic précisément avant que ces défauts ne deviennent graves et puissent dégrader considérablement la sécurité du système de turbine. Dans cette perspective, afin d'améliorer la productivité de l'installation de compression de gaz, une stratégie de détection de dysfonctionnements est mise en œuvre sur une turbine à gaz, basée sur l'approche du système d'inférence neuro floue adaptative, comme le montre l'organigramme de la figure IV.43, avec l'objectif de trouver des solutions en temps réel, aux problèmes liés au fonctionnement de ce type de machine tournante.

Cet organigramme illustre la structure de la stratégie de diagnostic des défauts développée dans ce travail, en utilisant la génération de résidus obtenus à partir des données d'entrée / sortie collectées sur la turbine examinée, en découplant les effets des incertitudes des données et les effets néfastes du fonctionnement sur les résidus déterminés. Ce découplage permet de générer des seuils de détection adaptative des défauts, pourrait être une solution pour évaluer les résidus générés par les observateurs du système d'inférence adaptative neuro floue proposé.

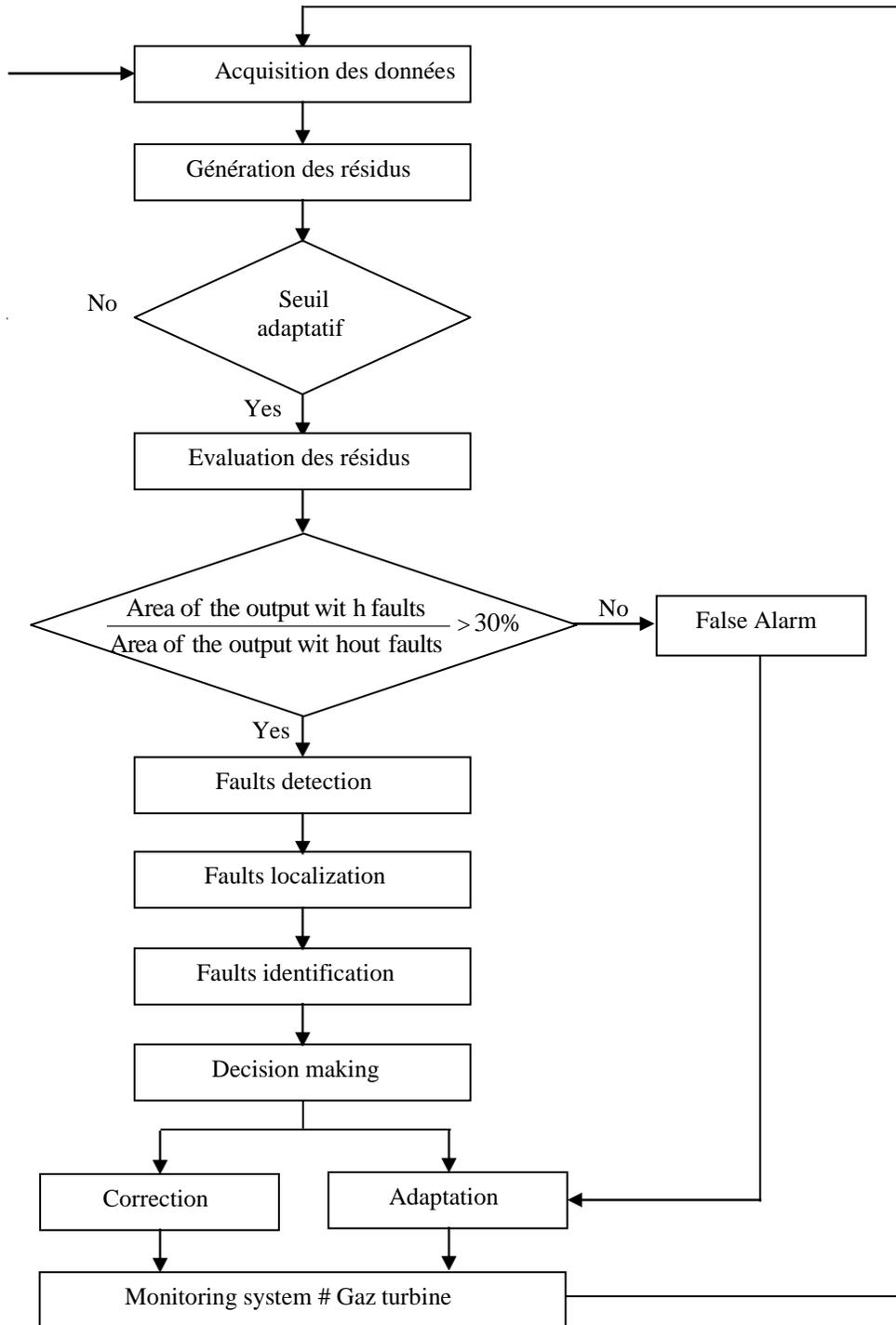


Figure IV.43 : Stratégie de diagnostic basée sur l'approche du système d'inférence neuro floue adaptative

Afin de constituer l'état de défaillance du système de turbine à gaz, les observateurs proposés s'appuient sur la comparaison du comportement de la turbine entre le modèle de référence déterminé par le système d'inférence neuro floue et le modèle de fonctionnement réel développé à partir des mesures des variables d'entrée / sortie du turbine, qui rend compte de cet état, à savoir une représentation du

système de détection sous forme de génération de résidus décrivant le comportement de cette turbine. Par conséquent, pour augmenter les performances de l'algorithme de diagnostic de défaut affectant le système de turbine à gaz, la structure de la figure IV.44 est appliquée en utilisant des observateurs neuro flous avec des seuils de détection adaptatifs.

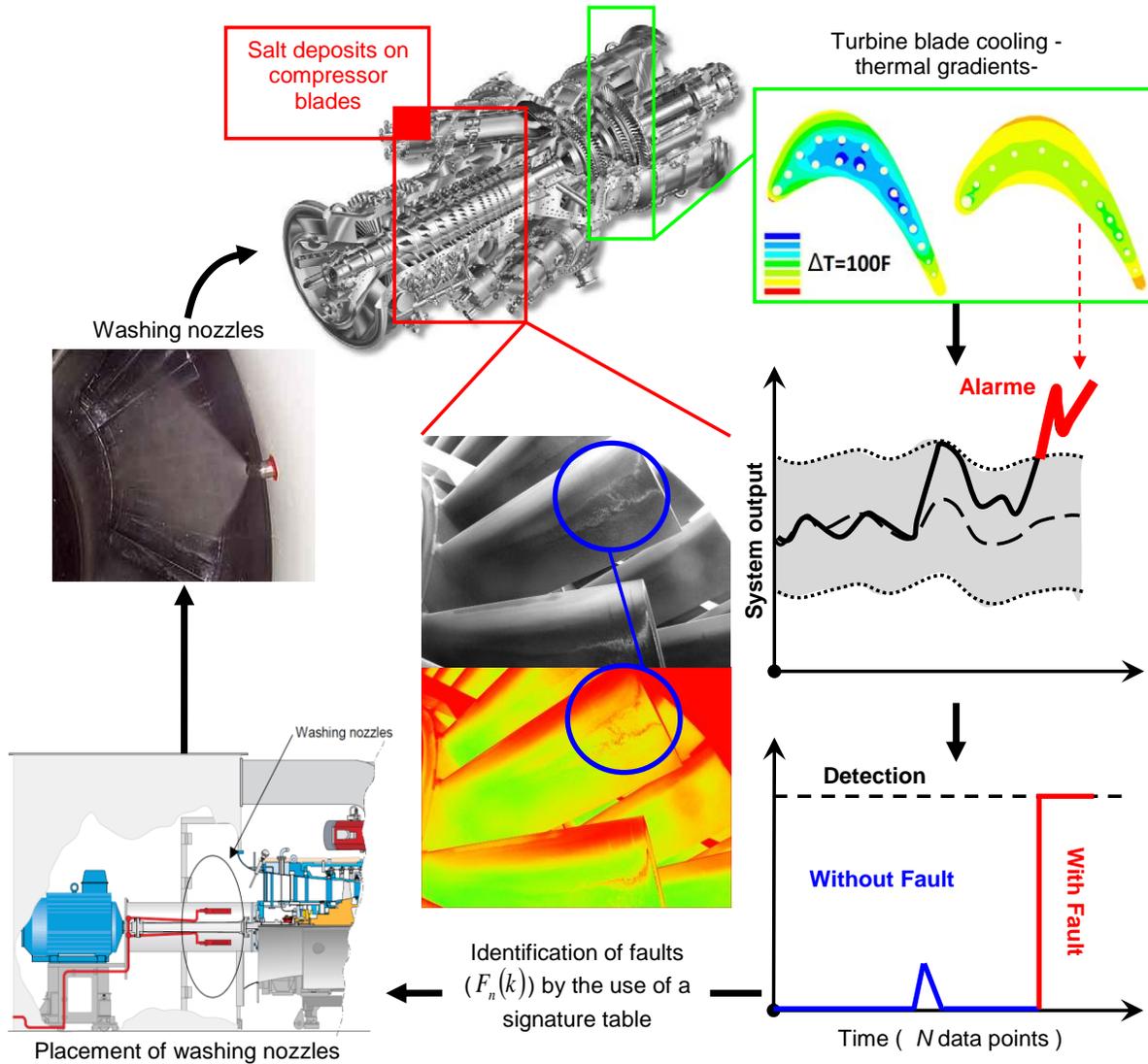


Figure IV.44 : Structure de diagnostic et identification des défauts de turbine à gaz examinés

Modéliser au mieux la dégradation et les défauts affectant un système de turbine à gaz, afin d'en augmenter la sûreté et la sécurité. Une carte de cycle de défaillance est développée, appliquée à l'évaluation de la température d'échappement T5 avec l'emplacement des capteurs sont montrées sur la figure IV. 45, sur cette figure des capteurs sont répartis sur le dernier étage de la turbine pour calculer la température (T5) sur différents points et pour maintenir la température en équilibre. En effet, cette

cartographie des cycles de défaillance est adaptée pour surveiller en temps réel les défauts de vibration des turbines.

De plus, lorsqu'un défaut vibratoire apparaît sur le système turbine, la cartographie temps / fréquence utilisant la méthode du spectrogramme 3D des vibrations de sortie (axiale / radiale) permet de détecter la présence de ce type de défauts, comme le montrent les figures IV.46 et IV.47. Par conséquent, la figure IV.46 montre la surveillance des vibrations des paliers de turbine HP avec analyse FFT et la figure IV.44 des paliers de turbine BP.

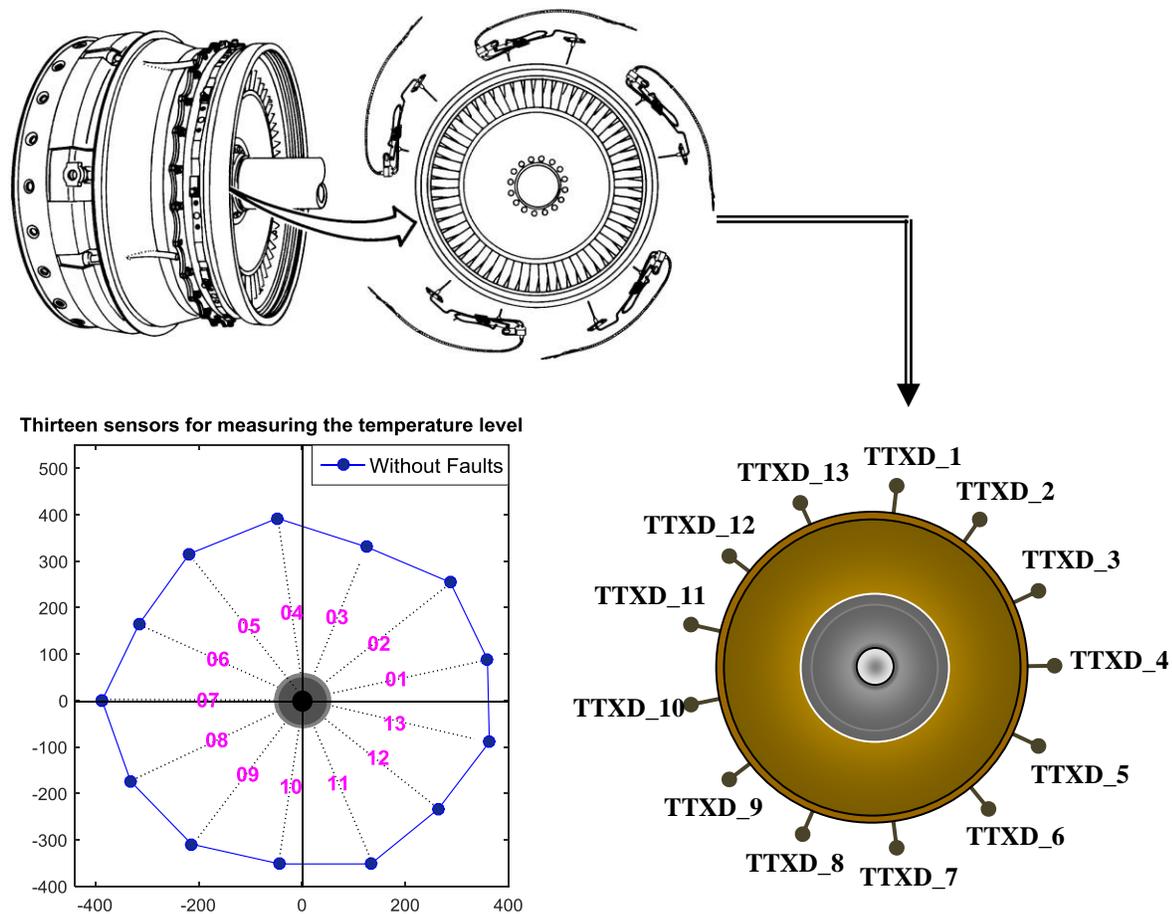


Figure IV.45 : Cycle map avec emplacement du capteur pour le diagnostic de la température d'échappement

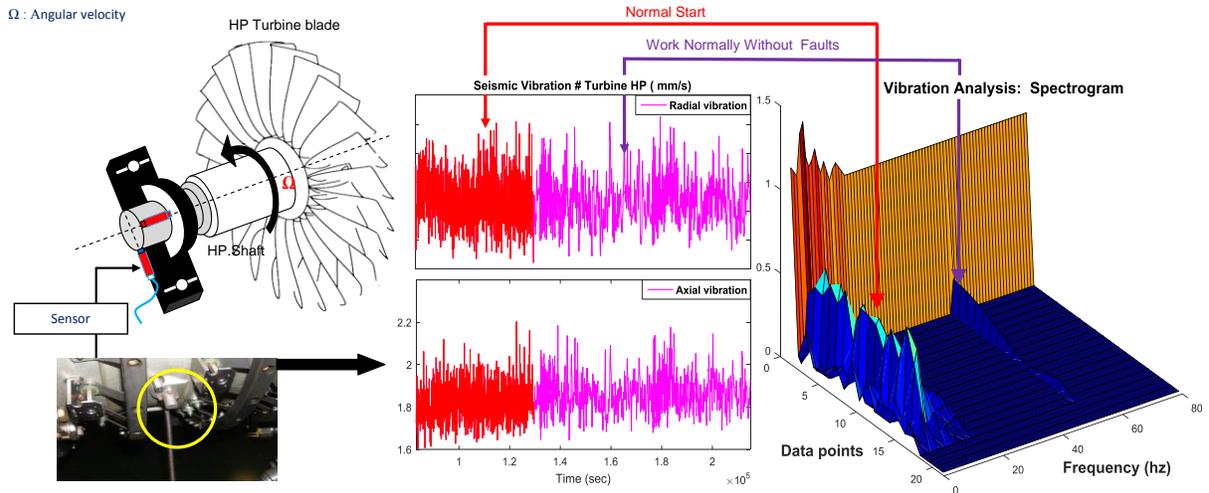


Figure IV.46 : Surveillance des vibrations des paliers de turbine HP avec analyse FFT

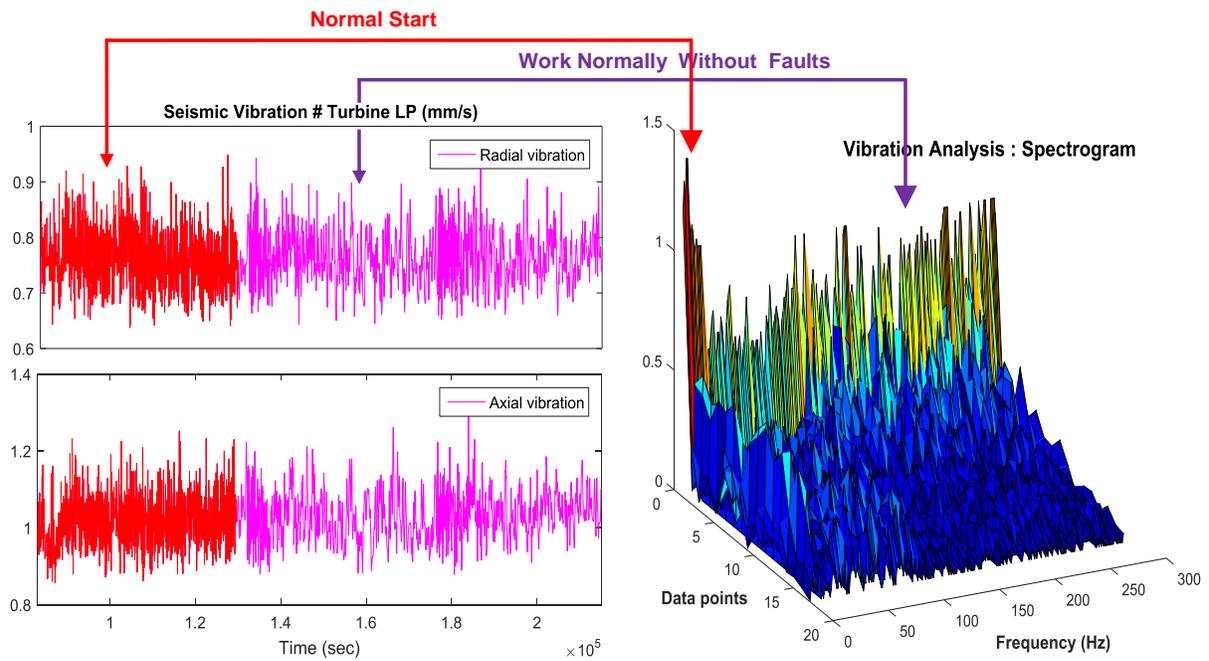


Figure IV.47 : Surveillance des vibrations des paliers de turbine BP avec analyse FFT

La figure IV.48 montre les résultats de la détection de défaut de température d'échappement T5 avec évaluation des résidus à l'aide de la carte du cycle de défaut et la figure IV.49 montre l'analyse des défauts de vibration causés par cette température d'échappement HP T5. En effet, cela se traduit par une diminution du rapport pression et débit suivie d'une augmentation de la température de sortie lors du fonctionnement de la turbine. Par conséquent, s'il y a eu un changement de vibration, l'encrassement est critique, car il indique une accumulation excessive de dépôts sur le rotor de la turbine.

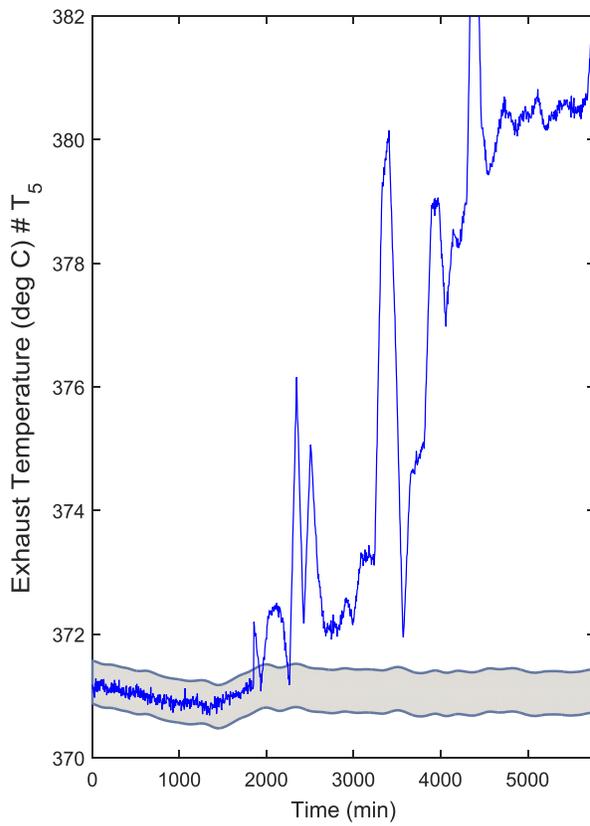


Figure 48A: Exhaust temperature variation

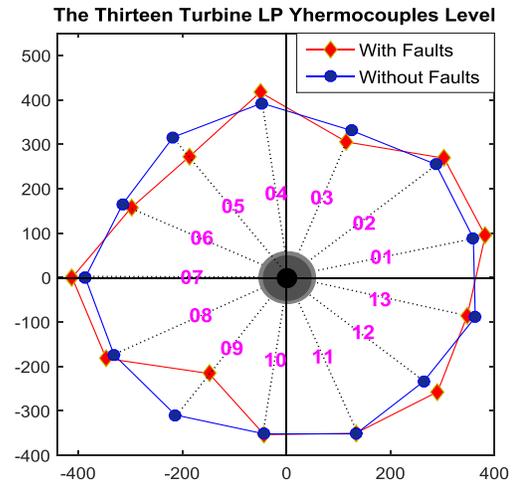


Figure 48B: Fault cycle map

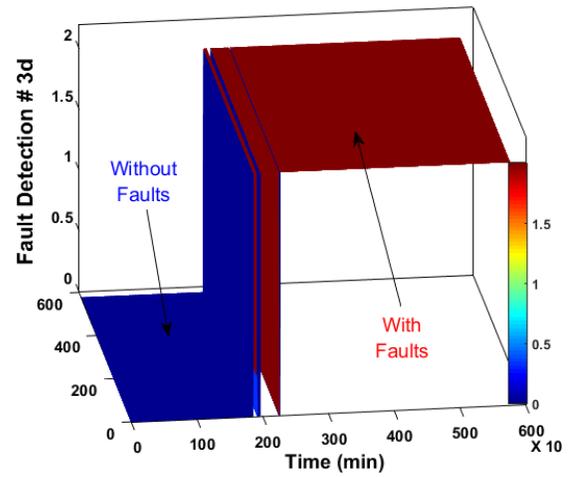


Figure 48C: Fault detection

Figure IV.48: Détection de défaut de température d'échappement T5 avec évaluation des résidus par fault cycle map

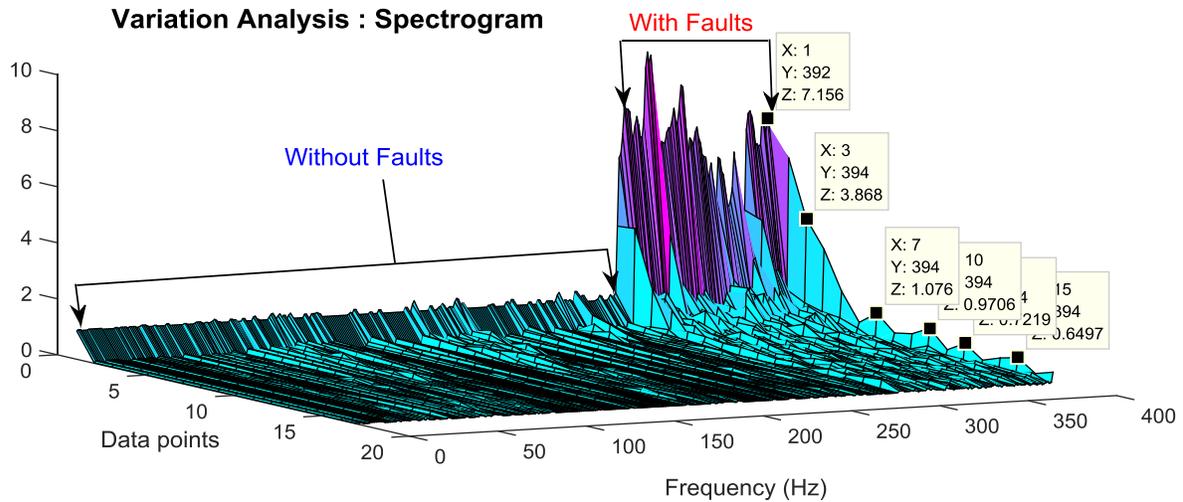


Figure IV.49 : Analyse des défauts de vibration causés par la température d'échappement T5

Selon ces résultats, le spectre des vibrations des paliers de la turbine dans le sens vertical présente un pic très important (Amplitude > 11 mm / s), qui dépasse le seuil de danger à une fréquence caractéristique \approx 300 Hz. Ceci, implique l'accélération de l'arbre tournant à des vitesses critiques, ce qui provoque l'apparition d'un balourd d'origine thermique associé à un jeu de palier dans cette turbine.

En effet, la complexité et le comportement dynamique des systèmes de turbines à gaz augmentent la difficulté d'obtenir un modèle de dégradation de ce type de machine et d'obtenir le temps nécessaire pour avoir des données et utiliser le retour d'expérience. Cela permet de proposer une méthode de diagnostic utilisant les données d'entrée / sortie en temps réel. Ce travail propose d'intégrer les outils de l'intelligence artificielle basés sur la logique floue, afin de garantir la supervision des turbines à gaz. Cette approche de diagnostic a l'avantage de ne pas nécessairement utiliser des modèles de défaillance analytiques pour détecter le développement de défauts indésirables dans cette turbine et pour surveiller leur comportement en fonctionnement.

IV.5. Conclusion

Le contrôle de la sécurité de fonctionnement des installations industrielles est un élément important des systèmes technologiques modernes. En pratique, la sécurité opérationnelle améliore la fiabilité du système et augmente la qualité et la robustesse de la stratégie de surveillance. Dans ce contexte, une approche de détection de défaut appliquée à un système de turbine à gaz MS5002b est réalisée dans ce travail, en développant une approche de diagnostic robuste à haute protection en identifiant les pannes de turbine à gaz basée sur une approche de surveillance par inférence neuro-floue, et avec un changement de configuration dans le système de surveillance à l'aide d'observateurs du système d'inférence neuro-floue adaptatif. Les travaux menés dans cet article concernent le développement d'une nouvelle stratégie de diagnostic et sa mise en œuvre, par des approches méthodologiques de diagnostic de pannes pour une turbine à gaz MS5002. L'objectif est de développer divers outils d'analyse et de configuration, ainsi que des méthodologies associées pour maintenir la continuité de service de la turbine en cas de fonctionnement acceptable ou tolérable en mode dégradé, assurant une haute protection en identifiant les pannes de turbine à gaz sur la base de l'approche d'inférence neuro-flou.

Cette approche permet d'identifier les défauts affectant cette machine tournante et de faire leur diagnostic en temps réel. Ainsi, la planification des actions de diagnostic pour maintenir la disponibilité du système turbine est assurée, tout en assurant un compromis entre sécurité et coûts d'exploitation. Ceci est réalisé par des mesures correctives pendant le fonctionnement de la machine ou par des arrêts opérationnels non planifiés de la turbine en cas de pannes graves, pour assurer une disponibilité optimale, en évitant toute panne ou défaillance des composants de la turbine.

Conclusion générale

Arrivés au terme de ce travail, force est de constater que nombre d'idées et de voies de recherche s'ouvrent à nous, concernant notamment le développement des méthodes de diagnostic des défauts à base de model des turbines à gaz industrielles en s'appuyant sur les techniques de l'intelligence artificiel.

Les travaux présentés dans cette thèse portent essentiellement sur le développement et la validation des techniques de diagnostic à base de modèle appliquées à une turbine à gaz.

L'intérêt majeur de la recherche des travaux de cette thèse est d'améliorer la sûreté de fonctionnement des processus industriel en prenant l'exemple d'une turbine à gaz, afin de garantir la continuité de production et de fonctionnement. En effet, les approches classiques posent des problèmes de modélisation et d'efficacité des stratégies de diagnostic, notre contribution réside dans le développement d'une technique de diagnostic à base d'observateur neuro flou, qui utilise les modèles de comportements sain et défectueux combiné avec la méthode de seuillage pour isoler les défauts. Par la suite l'accent est mis en particulier la conception d'approches d'intelligence artificielle, qui est considérée comme des solutions prometteuses pour les besoins de prévention et de surveillance. Notre travail s'est orienté vers l'étude de la tache de diagnostic de défauts dans un système industriel réel (turbine à gaz) en se basant sur la méthode à base d'observateur neuro flou. Le choix est porté sur une approche hybride entre la logique floue et les réseaux de neurones artificiels qui est appelée ANFIS. On a utilisé le modèle Neuro-Flou type ANFIS pour les différentes étapes de diagnostic, la modélisation des variables de turbine à gaz, la génération des résidus comme des indicateurs de défauts et pour la classification de ces derniers.

Les résultats obtenus pour les différentes étapes montrent l'efficacité des systèmes conçus. Le système de diagnostic global est capable de détecter le défaut et de le classer grâce à la capacité d'approximation et de généralisation de ces systèmes intelligents. Les avantages d'utiliser un tel système neuro-flou sont dans leur capacité de traiter les informations incertaines avec l'extraction automatique de la base de règle. Aussi, ce système permet de localiser les défauts affectant la turbine avec une capacité d'apprentissage fiable. Pour cela, il suffit de surveiller la valeur de la sortie du classificateur neuro-flou, puisque les performances du système ANFIS sont plus précises, grâce à l'adaptation entre la capacité d'approximation des réseaux de neurones et la rapidité d'exécution des algorithmes flous.

Notre application est centrée sur la turbine à gaz en raison du fait que les instabilités de rotors peuvent causer de graves dégâts, c'est pour ça que l'étude du comportement dynamique global et les amplitudes vibratoires de cette machine permettant de résoudre divers problèmes liés à leurs fonctionnements et d'augmenter à la fois leurs performances et leur rendement en les faisant fonctionner dans des gammes de vitesse de rotation de plus en plus élevées.

Dans **le premier chapitre**, après avoir évoqué le contexte et l'état de l'art des besoins d'un système de diagnostic, nous avons proposé une démarche globale de diagnostic des défauts ; nous nous sommes basés sur la mise en œuvre d'une stratégie de détection de défauts d'une turbine à gaz permettant de maîtriser les comportements dynamiques de ce système complexe. L'utilisation d'un système hybride adaptatif d'inférence neuro flou a permis de combiner les avantages de deux techniques pour maintenir les performances souhaitées de système de turbine à gaz en présence de défauts. Cette dernière approche a fait l'objet de la dernière partie de travail dans cette thèse, dans le but détecter et localiser les défauts d'une turbine à gaz, avec la bonne représentation des connaissances floues dans l'apprentissage de réseaux de neurones fournissent des améliorations significatives dans leur capacité d'apprentissage, pour diagnostiquer le système étudié.

Le deuxième chapitre a été consacré à l'exposition des défauts et défaillances des turbines à gaz.

Le troisième chapitre a fait l'objet de l'élaboration d'une approche de détection des défauts à base d'observateur neuro-flou dans un système industriel nécessite l'utilisation de modèles fiables et exploitables.

Le quatrième chapitre est dédié à l'étude de cas que nous avons menée dans le cadre de ce projet de thèse, et a permis d'illustrer la mise en œuvre de l'approche de diagnostic à base d'observateur neuro flou du système de turbine à gaz avec les données prélevées des mesures entrées/sorties de la turbine. Ces données, nous ont permis d'appliquer une approche de diagnostic à base d'observateur neuro flou sur les données réelles de ce système. Les résultats ont par ailleurs exhibé l'efficacité de ce système de surveillance des processus complexe en l'occurrence le système de turbine à gaz.

Par ailleurs, ce travail est loin d'être achevé, plusieurs perspectives sont envisagées :

1. La possibilité d'améliorer les performances de l'observateur Co-ANFIS par l'optimisation à l'aide des algorithmes génétiques (GA-ANFIS) ;
2. La possibilité de réalisation d'un diagnostic de défauts par l'observateur Co-ANFIS pour les systèmes auxiliaires de la turbine à gaz ;

3. La prévention de la propagation des défauts dans le système de contrôle-commande de la turbine à gaz par la mise en œuvre de la tolérance aux défauts à travers un modèle ANFIS.

Annexes

Annexe A: Méthode d'analyse des vibratoires

		Principaux avantages	Principales limitations
Méthodes d'analyse vibratoire qualitatives	Analyse temporelle	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Adaptée aux faibles vitesses de rotation ✓ Permet d'analyser des phénomènes non périodiques (chocs aléatoires, chocs répétitifs à vitesses variable) 	- Diagnostic souvent difficile
	Analyse fréquentielle	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Permet de localiser les défauts et de réaliser le diagnostic fiable ✓ Ne nécessite pas de mesures supplémentaires 	<ul style="list-style-type: none"> - Interprétation des spectres parfois difficile - Détection tardive - Inopérant à vitesse ou charge variable
	Analyse d'enveloppe	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Détection de défauts à un stade précoce ✓ Permet de déterminer de manière fiable et rapide les fréquences de répétition des chocs 	<ul style="list-style-type: none"> - Interprétation des spectres parfois difficile - Nécessite de connaître le domaine fréquentiel d'intérêt - Inopérant si vitesse ou charge variable - Généralement associée à d'autres indicateurs (le Kurtosis par exemple)
	Analyse spectrale	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Met en évidence les composantes périodiques d'un 	- Utilisation en complément

		<p>spectre</p> <ul style="list-style-type: none"> ✓ Permet de localiser et déterminer l'origine des défauts induisant les chocs périodiques ✓ Interprétation des spectres complexes 	d'autres techniques
Indicateurs vibratoires simples	Niveau global (mesures d'accélération)	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Indicateur simple et fiable 	<ul style="list-style-type: none"> - détection tardive - diagnostic difficile - peu adapté aux faibles vitesses de rotation - détermination des seuils empiriques
	Kurtosis (moment statique d'ordre 4)	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Adapté à la surveillance des roulements des arbres tournant à de faibles vitesses de rotation (<600 t/min) ✓ Détection à stade précoce ✓ Grande sensibilité aux chocs périodiques et non périodiques 	<ul style="list-style-type: none"> - décroissance de l'indicateur en fin de vie du roulement - diagnostic souvent difficile
	Facteur de crête (rapport entre la valeur crête et la valeur efficace)	<ul style="list-style-type: none"> ✓ Indépendant des conditions de fonctionnement (dimensions des roulements, charge, vitesse de rotation) 	<ul style="list-style-type: none"> - décroît lorsque les défauts se développent

Tableau V.1 : Les différents méthodes d'analyse vibratoire

A) Le capteur de déplacement

Les capteurs de déplacement mesurent la distance comprise entre la surface surveillée (généralement celle d'un arbre tournant) et l'élément détecteur du capteur, c'est l'on retrouve des capteurs de déplacement installés sur la plupart des turbines à gaz.

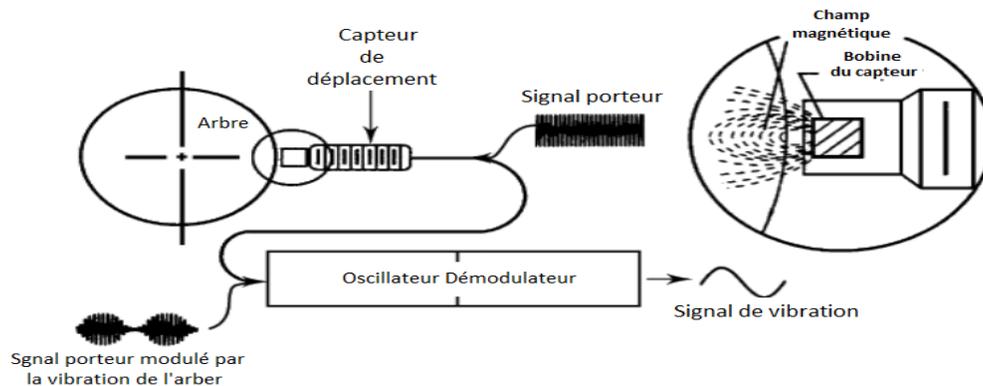


Figure V.1 : Fonctionnement d'un capteur de déplacement

A partir des connaissances des jeux radiaux réels d'un palier ou des jeux axiaux rotor/stator, il est beaucoup plus facile de déterminer des seuils d'alerte et de danger en terme de déplacement qu'en terme de vitesse ou d'accélération .

B) Capteur de vibration (Accéléromètre)

Le rôle des capteurs est de transformer l'énergie mécanique dispensée par la turbine en un signal électrique proportionnel mesurable de manière reproductible. Le capteur piézo-électrique ou l'accéléromètre sont les plus utilisés en raison de leur large gamme de fréquences d'utilisation, comme il est présenté sur la Figure II.6.

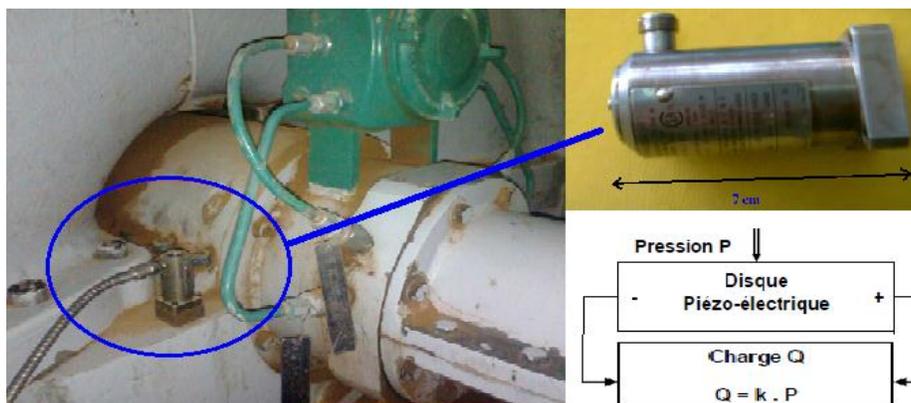


Figure V.2 : La structure de capteur Accéléromètre

Il est constitué principalement d'un matériau piézo-électrique (habituellement une céramique ferroélectrique artificiellement polarisée). Lorsque le capteur est soumis à une vibration, les masses exercent une pression alternative sur les disques qui, grâce à leur effet piézo-électrique, créent une variation de charge électrique proportionnelle à la force appliquée et donc à l'accélération des masses.

$$\left. \begin{array}{l} Q = k.P \\ P = \frac{F}{S} \\ F = M.a \end{array} \right\} \Rightarrow Q = K.a \quad (\text{A.1})$$

Avec : Q : Charge électrique générée par l'effet piézo-électrique [Pc] , P : Pression exercée sur la céramique [N/m^2] , F : Force exercée sur la céramique [N] , S : Surface de contact entre la masse sismique et la céramique [m^2] , M : masse sismique [kg], a : Accélération du capteur [m/s^2] , k : Constante [pC/N/m^2] , K : Facteur de transmission [pC/m/s^2] .

C) Le capteur de vibration (vélocimétrie)

Les capteurs vélocimétries sont constitués d'une sonde à contact dite sonde sismique qui mesure le mouvement absolu de l'organe sur lequel elle est fixée. Les vélocimétries les plus courants sont constitués d'une masse sismique reliée au boîtier par un ressort et solidaire d'une bobine qui se déplace dans un champ magnétique permanent crée par un barreau aimanté vibration du palier sur lequel est fixé le capteur, génère une tension proportionnelle à la vitesse de mouvement de la bobine.

Annexe B : Reconnaissance des principales anomalies

Type d'anomalie	La nature de signal Vibratoire		
	Fréquence	Direction	Remarques
Balourd	$1 \times f_{rot}$	Radiale	<ul style="list-style-type: none"> - Amplitude proportionnelle à la vitesse de rotation. - Déphasage de 90° sur 2 mesures orthogonales
Défaut d'alignement	$2 \times f_{rot}$	Axiale et radiale	<ul style="list-style-type: none"> - Vibration axiale est en général plus important si le défaut d'alignement comporte un écart angulaire
Tourbillon d'huile	De 0,42 à 0,48 x f_{rot}	Radiale	<ul style="list-style-type: none"> - Uniquement sur paliers lisses hydrodynamique à grande vitesse
Défaut de fixation	1, 2, 3, 4 x f_{rot}	Radiale	<ul style="list-style-type: none"> - Aucun déphasage sur 2 mesures orthogonales
Excitation électrique	1, 2, 3, 4x 50Hz	Axiale et radiale	<ul style="list-style-type: none"> - Vibration disparaît dès coupure de l'alimentation
Vitesse critique de rotation	Fréquence critique de rotor	Radiale	<ul style="list-style-type: none"> - Vibration apparaissant en régime transitoire et s'atténuant ensuite
Courroie en mauvais état	1, 2, 3, 4 x f_p	Radiale	<ul style="list-style-type: none"> - Peigne de raies dont le pas correspond à la fréquence de passage de courroies avec forte émergence des composantes dont les fréquences sont voisines d'une

			fréquence propre de structure
Engrenage endommagé	Fréquence d'engrènement $f_e = z \times f_{rot}$	Axiale et radiale	- Bandes latérales autour de la fréquence d'engrènement.
Faux-rond d'un pignon	$f_e \pm f_{rot}$	Axiale et radiale	- Bandes latérales autour de la fréquence d'engrènement dues au faux-rond
Excitation hydrodynamique	Fréquence de passage des aubes	Axiale et radiale	- Présence de bandes latérales de modulation espacées de la fréquence de rotation dans le cas où l'entrefer pales volute n'est pas constant
Détérioration de roulement	Hautes fréquences	Axiale et radiale	- Ondes de choc dues aux écaillages. Aide possible par
<p>f_{rot} : fréquence de rotation, f_e : fréquence d'engrènement ; f_p : fréquence de passage de la croie et z : nombre de dents de l'engrenage.</p>			

Tableau V.2 : Reconnaissance des principales anomalies

Bibliographie

- [1]. A. Hafaifa, Diagnostic et Surveillance des Processus Industriels Complexes par FDI Floue (Fuzzy Fault Detection and Isolation), Université de Boumerdes, 2010.
- [2]. S. M. F. R. Cassar J.P., «Multivaluated voting scheme for residual evaluation in failure detection and isolation systems,» chez Proceedings of the AIRTC'92, IFAC Symp. on Artificial Intelligence in Real- Time Control, pp. 573-579, 1992.
- [3]. S. M. Cassar J.P., «Advanced design of the decision procedure in failure detection and isolation systems,» chez SAFEPROCESS'94, Proceedings of the IFAC Symp. on Fault Detection, Supervision and Safety for Technical Processes, Espoo, Finland, 1994.
- [4]. F. P. Ding X., «Comparison of observer-based fault detection approaches,» chez SAFEPROCESS'94, Proceedings of the IFAC Symposium on Fault Diagnostic, Supervision and Safety for Technical Processes, Espoo, vol. 2, Finland, 1994.
- [5]. F. P. Ding X., «Frequency domain approach and threshold selector for robust model-base fault detection and isolation,» chez Proceedings of the IFAC Symp. SAFEPROCESS'91, vol. 1, pp. 307-312, Baden-Baden, Germany, 1991.
- [6]. K. N. Frank P.M., «Residual evaluation for fault diagnosis using adaptive fuzzy thresholds and fuzzy inference,» chez Proceedings of the IFAC 13th World Congress, pp. 115-120, San Francisco, California, USA, 1996.
- [7]. G. S. a. L. S., «A Distributed algorithm for on-line diagnosis of place bordered Petri nets,» chez Proceedings of the IFAC'05 conference, 2005.
- [8]. G. J.J., «Structured residuals for fault isolation, disturbance decoupling and modeling error robustness,» chez Proceedings of the IFAC Symp. on-line Fault Detection and Supervision in the chemical Process Industries, pp. 111-119, Newark, Delaware, 1992.
- [9]. G. J., «Survey of model based-based failure detection and isolation in complex plants,» IEEE Control System Magazine, pp. 3-11, 1988.
- [10]. S. G. Gertler J. J., «A new structural framework for parity equation-based failure detection and isolation,» Automatica Journal, vol. 26, n° 12, pp. 381-388, 1990.
- [11]. B. H. a. P. R.J., «Fault diagnosis using quantitative and qualitative knowledge integration,» Proceeding of UKACC International Conference on Control, vol. 2, pp. 849-854, 1996.

- [12]. C. W. a. S. M., «Adaptive actuator fault detection, isolation and accommodation in uncertain systems,» *International Journal of Control*, vol. 80, n° 11, pp. 45-63, 2007.
- [13]. F. P. M. a. D. X., «Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems,» *Journal of Process Control*, n° 16, pp. 403-424, 1997.
- [14]. G. J. a. K. M.K., «Optimal residual decoupling for robust fault diagnosis,» *International Journal of Control*, vol. 61, n° 12, pp. 395-421, 1995.
- [15]. I. R. a. B. P., «Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes,» *Control Engineering Practice*, vol. 5, n° 15, pp. 709-719, 1997.
- [16]. R. J. a. M. J. Lunze J., «Reconfigurable fault tolerant control: A Tutorial introduction, discussion and commentary,» *European journal of control*, vol. 14, n° 15, pp. 359-390, 2008.
- [17]. Q. J. M. R. Guasch A., «Fault diagnosis for gas turbines based on the control system,» *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, vol. 13, n° 14, pp. 477-484, 2000.
- [18]. A. M. B. P. M. P. Nikpey H., «Experimental evaluation and ANN modeling of a recuperative micro gas turbine burning mixtures of natural gas and biogas,» *Applied Energy*, vol. 117, pp. 30-41, 2014.
- [19]. Z. Y. C. M. V. J. Z. Pak Kin Wong, «Real-time fault diagnosis for gas turbine generator systems using extreme learning machine,» *Neurocomputing*, vol. 128, pp. 249-257, 2014.
- [20]. W. N. a. B. C. Shin J.-Y., «Adaptive linear parameter varying control synthesis for actuator failure,» *Journal of Guidance Control and Dynamics*, vol. 27, n° 15, pp. 787-794, 2004.
- [21]. A. O., «Diagnostic à base de modèles incertains utilisant l'analyse par intervalles: L'approche bornante,» Thèse de doctorat de l'Institut National Polytechnique de Lorraine, France, 2000.
- [22]. L. R.-G. C. V. S. M. Cassar J.P., «Approche structurelle de la conception de systèmes de surveillance pour les procédés industriels,» *Journal de diagnostic et sûreté de fonctionnement*, vol. 4, n° 12, pp. 179-202, 1994.
- [23]. B. A., «Contribution à la surveillance distribuée des systèmes à événements discrets complexes,» Thèse de l'université Paul Sabatier, Toulouse, 2003.
- [24]. a. W. B. C. De Kleer J., « Diagnosing multiple faults,» *Artificial Intelligence Journal*, vol. 32, pp. 97-130, 1987.
- [25]. C. M., «Commande et surveillance des systèmes à événements discrets complexes: application aux ateliers flexibles,» Thèse de doctorat de l'université de Toulouse, France, 1991.

- [26]. J. Gertler, «Survey of model based-based failure detection and isolation in complex plants,» IEEE Control System Magazine, pp. 3-11, 1988.
- [27]. P. Frank, «Enhancement of robustness in observer based fault detection,» Proceedings of the IFAC Symposium on Fault Detection, Supervision and Safety for technical Industrial Processes, SAFEPROCESS'91, Baden Baden, Germany, vol. 1, pp. 275-287, 1991.
- [28]. S. C. B. H. S. G. a. L. T.-M. B. Celse, «Système de diagnostic d'un pilote de FCC à base de modèles,» Journal of Oil & Gas Science and Technology - Rev. IFP, vol. 60, n° 14, pp. 661-679, 2005.
- [29]. S. M. Darkhovski B., «Theoretic Approach to Decision in FDI,» IEEE Transactions On Automatic Control Journal, vol. 48, n° 15, 2003.
- [30]. L. G. P. P. a. Z. M. Baroni P., «Diagnosis of large active systems. Artificial Intelligence Journal,» pp. 135-183, 1999.
- [31]. W. A. Chow E.Y., «Analytical redundancy and the design of robust failure detection system,» IEEE Transactions. Automatic Control Journal, vol. 29, n° 17, pp. 603-614, 1984.
- [32]. I. R. Füssel D., «Model-based fault detection and diagnosis methods Part A: methods,» Proceedings of the 4th International Conference on Probabilistic Safety Assessment and Management, PSAM 4, New York, USA, 1998.
- [33]. G. S., «Filtrage d'alarmes en temps réel,» Rapport de Recherche convention DRET, 1997.
- [34]. R. Isermann, «Process fault detection based on modeling and estimation methods: a survey,» Automatica Journal, vol. 20, pp. 387-404, 1984.
- [35]. I. R., «Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods - Advanced methods and applications,» Proceedings of the IMEKO world congress, New Measurements - Challenges and Visions, Tampere, Finland, vol. 1, pp. 1-28, 1997.
- [36]. R. J. Maquin D., «Diagnostic de fonctionnement des systèmes à partir de modèles,» Proceedings du 4ème Conférence Internationale de Génie des Systèmes Industriels, GSI 4, France, 1993.
- [37]. C. V. C. J. S. M. R. J. Maquin D., «Generation of analytical redundancy relations for FDI purposes,» Proceedings of the IEEE International. Symposium on Diagnostics for Electrical Machines, SDEMPED'97, France, pp. 270-276, 1997.
- [38]. R. P. F. e. R. C. Patton, «Fault diagnosis in dynamic systems: theory and application,» International Series in Systems and Control Engineering. Prentice Hall, Englewood Cliffs. New Jersey, USA, 1989.

- [39]. W. A.S., «A survey of design methods for failure detection in dynamic systems,» *Automatica Journal*, pp. 601-611, 1976.
- [40]. B. P. Isermann R., «Trends in the application of model based fault detection and diagnosis of technical process,» *Proceedings of the IFAC, 13th Triennial World Congress, San Francisco, USA, vol. 7, pp. 1-12, 1996.*
- [41]. R. J. e. M. D. Sabeh Z., «Modélisation et surveillance de la boucle des gaz dans un moteur diesel suralimenté à injection directe,» *Principes généraux du diagnostic de systèmes . Proceedings du Journée SEE–AAI, 2008.*
- [42]. W. J.L., «Threshold computations for detection of failures in SISO systems with transfer function errors,» *Proceedings of the American Control Conf., pp. 2213-2218, 1988.*
- [43]. P. .. J. a. Z. .. Y. Chen .J, «Design of unknown input observer and robust fault detection filters,» *International Journal of Control*, vol. 63, n° %11, pp. 85-105, 1996.
- [44]. K. .. Gertler .J.J, «Optimal residual decoupling for robust fault diagnosis.,» *International Journal of Control*, vol. 61, n° %12, pp. 195-421, 1995.
- [45]. Y. Y., J. L., Z. C. et J. G., «Study on rolling bearing on-line reliability analysis based on vibration information processing,» *Comput. Elect. Eng*, vol. 69, p. 842–851, 2018.
- [46]. Y. Y. A. C. J. JINGCHAO LI, «Study on Gas Turbine Gas-Path Fault Diagnosis Method Based on Quadratic Entropy Feature Extraction,» *IEEE Acces*, vol. 7, pp. 89118-89127, 2019.
- [47]. A. H. a. A. D. Abdelhafid Benyounes, «Takagi Sugeno models identification based on fuzzy data construction: Gas turbine investigation.,» *The 1st International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics (ICAAID 2015), Djelfa on 29-30 March 2015 Algeria.*
- [48]. A. H. a. K. A. Benrabeh Djaidir, «Monitoring Gas Turbines Using Monitoring Gas Turbines Using,» *Pipeline & Gas Journal*, vol. 242, n° %110, pp. 48-86, October 2015,.
- [49]. R. M. Denver F. Cheddie, «Thermo-economic modeling of an indirectly coupled solid oxide fuel cell/gas turbine hybrid power plant,» *Journal of Power Sources*, vol. 195, n° %124, pp. 8134-8140, 2010.
- [50]. T. S. A. L. S. D. Franck Richecoeur, «Analytical and experimental investigations of gas turbine model combustor acoustics operated at atmospheric pressure,» *Comptes Rendus Mécanique*, vol. 341, n° %11-2, pp. 141-151, 2013.
- [51]. A. H. a. K. A. Benrabeh Djaidir, «Performance control of gas turbines,» *Turbomachinery International Journal*, pp. 10-14, 2015.

- [52]. A. H. a. K. A. Benrabeh Djaidir, «Synthèse et surveillance des défauts de vibrations des turbines à gaz pour la prise de décision de contrôle,» 1er Colloque International sur Hydrocarbures, Energies et Environnement (HCEE), Université de Ouargla, Algeria, 2014.
- [53]. B. K. W. M. Kurz R, «Degradation effects on industrial gas turbines,» Journal of engineering for gas turbines and power, n° 1131, 2019.
- [54]. B. K. Kurz R, «Degradation of gas turbine performance in natural gas service,» Journal of Natural Gas Science and Engineering., vol. 1, pp. 95-102, 2009.
- [55]. S. H. Kurz R, «Aerodynamic instability and life-limiting effects of inlet and interstage water injection into gas turbines,» Journal of engineering for gas turbines and power, pp. 128-617, 2006.
- [56]. C. Meher-Homji, M. Chaker et A. Bromley, «The fouling of axial flow compressors: Causes, effects, susceptibility, and sensitivity,» In Proceedings of the ASME Turbo Expo 2009: Power for Land, Sea, and Air, Orlando, pp. 571-590, June 2009.
- [57]. I. Diakunchak, «Performance deterioration in industrial gas turbines.,» J. Eng. Gas Turbines Power, vol. 114, pp. 161-168, 1992.
- [58]. M. Morini, M. Pinelli, P. Spina et M. Venturini, «Influence of blade deterioration on compressor and turbine performance.,» J. Eng. Gas Turbines Power 2010, 132, 032401., 2010, 132, 032401..
- [59]. F. Melino, M. Morini, A. Peretto, M. Pinelli et P. Spina, «Compressor fouling modeling: Relationship between computational roughness and gas turbine operation time,» J. Eng. Gas Turbines Power , 2012, .
- [60]. G. Aker et H. Saravanamuttoo, «Predicting gas turbine performance degradation due to compressor fouling using computer simulation techniques,» J. Eng. Gas Turbines Power, vol. 111, pp. 343-350, 1989.
- [61]. H. Yang et H. Xu, «The new performance calculation method of fouled axial flow compressor,» Sci. World J., 2014.
- [62]. A. Mezheritsky et A. Sudarev, «The Mechanism of Fouling and the Cleaning Technique in Application to Flow Parts of the Power Generation Plant Compressors,» In Proceedings of the ASME 1990 International Gas Turbine and Aeroengine Congress and Exposition, p. V004T011A003, 11–14 June 1990 .
- [63]. M. Boyce et F. Gonzalez, «A study of on-line and off-line turbine washing to optimize the operation of a gas turbine,» J. Eng. Gas Turbines Power, vol. 129, p. 114–122, 2007.
- [64]. B. Maiwada, N. Mu'az, S. Ibrahim et S. Musa, « Impacts of Compressor Fouling on the Performance of Gas Turbine,» Int. J. Eng. Sci., p. 2118–2125, 2016.

- [65]. M. Wilcox, R. Baldwin, A. Garcia-Hernandez et K. Brun, «Guideline for Gas Turbine Inlet Air Filtration Systems; Gas Machinery Research Council: Dallas, TX, USA,» 2010.
- [66]. M. Singh Grewal, «Gas Turbine Engine Performance Deterioration Modelling and Analysis, Ph.D. Thesis,» Cranfield University, Bedford, UK, 1988.
- [67]. L. Marinai, R. Singh, B. Curnock et D. Probert, «Detection and prediction of the performance deterioration of a turbofan engine,» In Proceedings of the International Gas Turbine Congress, Tokyo, Japan, pp. 2-7, 2003.
- [68]. R. Mishra, «Fouling and Corrosion in an Aero Gas Turbine Compressor,» J. Fail. Anal. Prev., vol. 15, p. 837–845, 2015.
- [69]. A. Varelis, «Technoeconomic Study of Engine Deterioration and Compressor Washing for Military Gas Turbine Engines,» Ph.D. Thesis, Cranfield University, Bedford, UK, 2008.
- [70]. C. Meher-Homji, M. Chaker et H. Motiwalla, «Gas turbine performance deterioration,» In Proceedings of the 30th Turbomachinery Symposium, Houston, TX, USA, p. 17–20, 17–20 September 2001.
- [71]. A. Zwebek, «Combined Cycle Performance Deterioration Analysis,» Ph.D. Thesis, Cranfield University, Bedford, UK, 2002.
- [72]. A. Giebmanns, J. Backhaus, C. Frey et R. Schnell, «Compressor Leading Edge Sensitivities and Analysis With an Adjoint Flow Solver,» In Proceedings of the ASME Turbo Expo 2013: Turbine Technical Conference and Exposition, San Antonio, TX, USA, 2013.
- [73]. P. F. B. G. Fabian T, «Capacitive sensor for active tip clearance control in a palm-sized gas turbine generator,» Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions, 2005.
- [74]. E. L., « Application of gas path analysis, gas path debris monitoring and expert system technology to the Allison T56 Turboprop engine,» MSc Thesis, School of Mechanical Engineering, Cranfield University., 1995.
- [75]. A. H. a. K. A. Djadair Benrabeh, «Modélisation et simulation des vibrations du rotor BP d'une turbine à gaz MS 5002B, et l'effet de réparation de masse sur le roulement à bille,» The first international conference On applied automation and industrial diagnostics (ICAAID 2015), Djelfa on 29-30 March 2015.
- [76]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Gas turbine modelling based on fuzzy clustering algorithm using experimental data. Journal of Applied Artificial Intelligence, 2016, vol. 30, no. 1, pp. 29-51.
- [77]. Adel Alblawi, Fault diagnosis of an industrial gas turbine based on the thermodynamic model coupled with a multi feedforward artificial neural networks. Energy Reports, 2020, vol. 6, pp. 1083-1096.

- [78]. Ahmad Azharuddin Azhari Mohd Amiruddin, Haslinda Zabiri, Syed Ali Ammar Taqvi, Lemma Dendena Tufa, Neural network applications in fault diagnosis and detection: an overview of implementations in engineering-related systems. *Neural Computing and Applications*, 2020, vol. 32, pp. 447-472.
- [79]. Ahmed Hafaifa, Kouider Laroussi, Ferhat Laouad, Robust fuzzy fault detection and isolation approach applied to surge in centrifugal compressor modeling and control. *Fuzzy Information and Engineering*, 2010, vol. 2, pp. 49-73.
- [80]. Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Attia Daoudi, Vibration supervision in gas turbine based on parity space approach to increasing efficiency. *Journal of Vibration and Control*, June 2015, vol. 21, pp.1622-1632.
- [81]. Ahmed Zohair Djeddi, Ahmed Hafaifa, Abdellah Kouzou and Salam Abudura, Exploration of reliability algorithms using modified Weibull distribution: Application on gas turbine. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2017, vol. 8, pp. 1885-1894.
- [82]. Alejandro Silva, Alejandro Zarzo, Jacobo Manuel Machuca González, Juan Manuel Munoz-Guijosa, Early fault detection of single-point rub in gas turbines with accelerometers on the casing based on continuous wavelet transform. *Journal of Sound and Vibration*, 2020, vol. 487, p.115628.
- [83]. Aliakbar Fallah Sheykhleri, Saeed Khani Moghanaki, Mastaneh Moattari, Ali Shafiei, Mostafa Amirjan, On the failure behavior of fifth stage gas turbine blade. *Engineering Failure Analysis*, 2020, vol. 116, p.104766.
- [84]. Arcady V. Dyskin, Hakan Basarir, James Doherty, Mohamed Elchalakani, Grand R. Joldes, Ali Karrech, Barry Lehane, Karol Miller, Elena Pasternak, Igor Shufrin, Adam Wittek, Computational monitoring in real time: review of methods and applications. *Geomechanics and Geophysics for Geo-Energy and Geo-Resources*, 2018, vol. 4, pp. 235-271.
- [85]. Cristiano Hora Fontes, Otacilio Pereira, Pattern recognition in multivariate time series – A case study applied to fault detection in a gas turbine. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, vol. 49, pp. 10-18.
- [86]. Daniel Sławiński, Paweł Ziółkowski, Janusz Badur, Thermal failure of a second rotor stage in heavy duty gas turbine. *Engineering Failure Analysis*, 2020, vol. 115, p.104672.
- [87]. David A. Quintanar-Gago, Pamela F. Nelson, Ángeles Díaz-Sánchez, Michael S. Boldrick, Assessment of steam turbine blade failure and damage mechanisms using a Bayesian network. *Reliability Engineering & System Safety*, 2021, vol. 207, p. 107329.
- [88]. Dengji Zhou, Dawen Huang, Jiarui Hao, Hang Wu, Chuchen Chang, Huisheng Zhang, Fault diagnosis of gas turbines with thermodynamic analysis restraining the interference of boundary conditions based on STN. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2021, vol. 191, p. 106053.
- [89]. Dengji Zhou, Qinbo Yao, Hang Wu, Shixi Ma, Huisheng Zhang, Fault diagnosis of gas turbine based on partly interpretable convolutional neural networks. *Energy*, 2020, vol. 200, p.117467.
- [90]. Dengji Zhou, Tingting Wei, Dawen Huang, Yuanfu Li, Huisheng Zhang, A gas path fault diagnostic model of gas turbines based on changes of blade profiles. *Engineering Failure Analysis*, 2020, vol. 109, p.104377.
- [91]. Ehsan Mohammadi, Morteza Montazeri-Gh, A fuzzy-based gas turbine fault detection and identification system for full and part-load performance deterioration. *Aerospace Science and Technology*, 2015, vol. 46, pp. 82-93.

- [92]. Farayi Musharavati, Shoaib Khanmohammadi, Amirhossein Pakseresht, Saber Khanmohammadi, Waste heat recovery in an intercooled gas turbine system: Exergo-economic analysis, triple objective optimization, and optimum state selection. *Journal of Cleaner Production*, 2021, vol. 279, p.123428.
- [93]. Imed Kaid, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Nadji Hadroug, Abdellah Kouzou and Lakhdar Mazouz, Photovoltaic system failure diagnosis based on adaptive neuro fuzzy inference approach: South Algeria solar power plant. *Journal of Cleaner Production*, 2018, vol. 204, pp. 169-182.
- [94]. Jeongsu Lee, Young Chul, Lee Jeong, Tae Kim, Fault detection based on one-class deep learning for manufacturing applications limited to an imbalanced database. *Journal of Manufacturing Systems*, 2020, vol. 57, pp. 357-366.
- [95]. Jiayi Sun, Liming Wang, Jianfeng Li, Fangyi Li, Jianyong Li, Haiyang Lu, Online oil debris monitoring of rotating machinery: A detailed review of more than three decades. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, vol. 149, p. 107341
- [96]. Ji-Yan Wu, Min Wu, Zhenghua Chen, Xiaoli Li, Ruqiang Yan, A joint classification-regression method for multi-stage remaining useful life prediction. *Journal of Manufacturing Systems*, 2021, vol. 58, pp. 109-119.
- [97]. Juan José Montero Jimenez, Sébastien Schwartz, Rob Vingerhoeds, Bernard Grabot, Michel Salaün, Towards multi-model approaches to predictive maintenance: A systematic literature survey on diagnostics and prognostics. *Journal of Manufacturing Systems*, 2020, vol. 56, pp. 539-557.
- [98]. Karim Salahshoor, Mojtaba Kordestani, Majid S. Khoshro, Fault detection and diagnosis of an industrial steam turbine using fusion of SVM (support vector machine) and ANFIS (adaptive neuro-fuzzy inference system) classifiers. *Energy*, 2010, vol. 35, no. 12, pp. 5472-5482.
- [99]. Kiakojoori S., Khorasani K., Dynamic neural networks for gas turbine engine degradation prediction, health monitoring and prognosis. *Neural Computing and Applications*, 2016, vol. 27, pp. 2157-2192.
- [100]. Kolagar A.M., Tabrizi N., Cheraghzadeh M., Shahriari M.S., Failure analysis of gas turbine first stage blade made of nickel-based superalloy. *Case Studies in Engineering Failure Analysis*, 2017, vol. 8, pp. 61-68.
- [101]. Kryukov O.V., Methodology and tools for neuro-fuzzy prediction of the status of electric drives of gas-compressor units. *Russian Electrical Engineering*, 2012, vol. 83, pp. 516-520.
- [102]. Lilia Tightiz, Morteza Azimi Nasab, Hyosik Yang, Abdoljalil Addeh, An intelligent system based on optimized ANFIS and association rules for power transformer fault diagnosis. *ISA Transactions*, 2020, vol. 103, pp. 63-74.
- [103]. Mania Navi, Nader Meskin, Mohammadreza Davoodi, Sensor fault detection and isolation of an industrial gas turbine using partial adaptive KPCA. *Journal of Process Control*, 2018, vol. 64, pp. 37-48.
- [104]. Medjden Hanya Kherchi and Khadidja Sadi, Industrial risk management: Modeling from the explosion of the 19/01/04 complex of liquefied natural gas, Skikda (GL1/K). *China-USA Business Review*, 2014, vol. 13, no. 1, pp. 38-46.
- [105]. Mehrdad Kiaee, Tousi A.M., Vector-based deterioration index for gas turbine gas-path prognostics modeling framework. *Energy*, 2021, vol. 216, p. 119198.

- [106]. Milad Rezamand, Mojtaba Kordestani, Marcos E. Orchard, Rupp Carriveau, David S.-K. Ting, Mehrdad Saif, Improved remaining useful life estimation of wind turbine drivetrain bearings under varying operating conditions. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 2021, vol. 17, no. 3, pp. 1742-1752.
- [107]. Milad Rezamand, Mojtaba Kordestani, Rupp Carriveau, David S.-K. Ting, Mehrdad Saif, An integrated feature-based failure prognosis method for wind turbine bearings. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2020, vol. 25, no. 3, pp. 1468-1478.
- [108]. Mingliang Bai, Jinfu Liu, Jinhua Chai, Xinyu Zhao, Daren Yu, Anomaly detection of gas turbines based on normal pattern extraction. *Applied Thermal Engineering*, 2020, vol. 166, p.114664.
- [109]. Mohamed Ben Rahmoune, Ahmed Hafaifa, Abdellah Kouzou, XiaoQi Chen, Ahmed Chaibet, Gas turbine monitoring using neural network dynamic nonlinear autoregressive with external exogenous input modelling. *Mathematics and Computers in Simulation*, 2021, vol. 179, pp. 23-47.
- [110]. Mohsen Shabaniyan, Mohsen Montazeri, A neuro-fuzzy online fault detection and diagnosis algorithm for nonlinear and dynamic systems. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2011, vol. 9, p.665.
- [111]. Mojtaba Kordestani, M. Foad Samadi, Mehrdad Saif, A New hybrid fault prognosis method for MFS systems based on distributed neural networks and recursive Bayesian algorithm. *IEEE Systems Journal*, 2020, vol. 14, no. 4, pp. 5407-5416.
- [112]. Morteza Montazeri-Gh, Shabnam Yazdani, Application of interval type-2 fuzzy logic systems to gas turbine fault diagnosis. *Applied Soft Computing*, 2020, vol. 96, p. 106703.
- [113]. Moussa Charif, Rezki Haddouche, Mohand Tahar Bensidhoum, Arezki Benfdila, Simplest fuzzy controllers implemented in an industrial micro PLC. *International Journal of Applied Automation and Industrial Diagnostics*, March 2020, Vol. 1, no.1, pp. 47-52.
- [114]. Muhammad Baqir Hashmi, Mohd Amin Abd Majid, Tamiru Alemu Lemma, Combined effect of inlet air cooling and fouling on performance of variable geometry industrial gas turbines. *Alexandria Engineering Journal*, 2020, vol. 59, no. 3, pp. 1811-1821.
- [115]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa, Kouzou Abdellah and Ahmed Chaibet, Dynamic model linearization of two shafts gas turbine via their input / output data around the equilibrium points. *Energy*, 2017, vol. 120, pp. 488-497.
- [116]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa, Nouredine Batel, Kouzou Abdellah and Ahmed Chaibet, Active fault tolerant control based on a neuro fuzzy inference system applied to a two shafts gas turbine. *Journal of Applied Artificial Intelligence*, 2018. vol. 32, no. 6, pp. 515-540.
- [117]. Omar Noureldeen, Hamdan I., A novel controllable crowbar based on fault type protection technique for DFIG wind energy conversion system using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Protection and Control of Modern Power Systems*, 2018, vol. 3, p. 35.
- [118]. Pak Kin Wong, Zhilin Yang, Chi Man Voong, Jianhua Zhong, Real-time fault diagnosis for gas turbine generator systems using extreme learning machine. *Neurocomputing*, 2014, vol. 128, pp. 249-257.

- [119]. Pela eyed S.S., Attaran M., Kermajani M., Abdi A., Failure analysis of gas turbine burner tips. *Engineering Failure Analysis*, 2019, vol. 99, pp. 7-17.
- [120]. Rodrigo Berrios, Felipe Núñez, Aldo Cipriano, Fault tolerant measurement system based on Takagi–Sugeno fuzzy models for a gas turbine in a combined cycle power plant. *Fuzzy Sets and Systems*, 2011, vol. 174, no. 1, pp. 114-130.
- [121]. Rongzhuo Sun, Licheng Shi, Xilian Yang, Yuzhang Wang, Qunfei Zhao, A coupling diagnosis method of sensors faults in gas turbine control system. *Energy*, 2020, vol. 205, p.117999.
- [122]. Roozbeh Razavi-Far, Hadi Davilu, Vasile Palade, Caro Lucas, Model-based fault detection and isolation of a steam generator using neuro-fuzzy networks. *Neurocomputing*, 2009, vol. 72, no. 13/15, pp. 2939-2951.
- [123]. Saeed Amirkhani, Ali Chaibakhsh, Ali Ghaffari, Nonlinear robust fault diagnosis of power plant gas turbine using Monte Carlo-based adaptive threshold approach. *ISA Transactions*, 2020, vol. 100, pp. 171-184.
- [124]. Sandy Rahme, Nader Meskin, Adaptive sliding mode observer for sensor fault diagnosis of an industrial gas turbine. *Control Engineering Practice*, 2015, vol. 38, pp. 57-74.
- [125]. Shabnam Yazdani, Morteza Montazeri-Gh, A novel gas turbine fault detection and identification strategy based on hybrid dimensionality reduction and uncertain rule-based fuzzy logic. *Computers in Industry*, 2020, vol. 115, p.103131.
- [126]. Shimaa Barakat, Magdy B. Eteiba, Wael Ismael Wahba, Fault location in underground cables using ANFIS nets and discrete wavelet transform. *Journal of Electrical Systems and Information Technology*, 2014, vol. 1, no. 3, pp. 198-211.
- [127]. Shi-sheng Zhong, Song Fu, Lin Eneida, A novel gas turbine fault diagnosis method based on transfer learning with CNN. *Measurement*, 2019, vol. 137, pp. 435-453.
- [128]. Silvio Simani, Cesare Fantuzzi, Dynamic system identification and model-based fault diagnosis of an industrial gas turbine prototype. *Mechatronics*, 2006, vol. 16, no. 6, pp. 341-363.
- [129]. Vassilis M. Charitopoulos, Lazaros G. Papageorgiou and Vivek Dua, Nonlinear model based process operation under uncertainty using exact parametric programming. *Engineering*, 2017, vol. 3, no.2, pp. 202-213.
- [130]. Wanhui Liu, Philipp Bättig, Patrick H. Wagner, Jürg Schiffmann, Nonlinear study on a rigid rotor supported by herringbone grooved gas bearings: Theory and validation. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, vol. 146, p.106983.
- [131]. Yaguo Lei, Zhengjia He, Yanyang Zi, Qiao Hu, Fault diagnosis of rotating machinery based on multiple ANFIS combination with GAs. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2007, vol. 21, no. 5, pp. 2280-2294.
- [132]. Yanyan Shen, Khashayar Khorasani, Hybrid multi-mode machine learning-based fault diagnosis strategies with application to aircraft gas turbine engines. *Neural Networks*, 2020, vol. 130, pp. 126-142.
- [133]. Zhongsheng Chen, Hao Sheng, Yemei Xia, Weimin Wang, Jing He, A comprehensive review on blade tip timing-based health monitoring: status and future. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2021, vol. 149, p. 107330.