



Department: Electrical Engineering

Order N° : / 2021

Authorization of presentation N°/2021

DOCTORAL THESIS

3rd Cycle Doctoral (D-LMD)

Presented by

Sid Ali AISSAT

In order to obtain the degree of Doctor in 3rd Cycle D-LMD

Branch: Automatic

Specialty: Industrial diagnosis

Topic

**Fault diagnosis of a gas turbine based on nonlinear parity equations:
investigation of the multi-model approach**

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

Last and first name	Grade	Institution of affiliation	Designation
Mr Kouider LAROUSI	MCA	Djelfa University	President
Mr Ahmed HAFAIFA	Professor	Djelfa University	Supervisor
Mr Mouloud GUEMANA	MCA	Médéa University	Co-Supervisor
Mr Abdellah KOUZOU	Professor	Djelfa University	Examiner
Mr Abdelhalim TLEMCANI	Professor	Médéa University	Examiner
Mr Imad MERZOUK	MCA	Djelfa University	Examiner

Djelfa University, FST - 2021



Département : Génie Electrique

N° d'Ordre : / 2021

Autorisation de Soutenance N°/2021

THESE DE DOCTORAT

Doctorat 3^{ème} Cycle (D-LMD)

Présentée par

Sid Ali AISSAT

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

Filière : Automatique

Spécialité : Diagnostic industriel

Thème

**Diagnostic de défauts d'une turbine à gaz à base des équations non linéaires de
parité: investigation de l'approche multi modèles**

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

Nom et Prénom	Grade	Etablissement de rattachement	Désignation
Mr Kouider LAROUCI	MCA	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 Abdellah KOUZOU	Professeur	Université de Djelfa	Examineur
Mr Abdelhalim TLEMCANI	Professeur	Université de Médéa	Examineur
Mr Imad MERZOUK	MCA	Université de Djelfa	Examineur

Université de Djelfa, FST, 2021

Dédicaces

Je dédie cette thèse à :
Mes très chers parents pour leur amour et leur encouragement,
à ma femme,
à mes frères et sœurs,
à toute ma famille,
à tous mes amis.

Sid Ali AISSAT
Djelfa, Avril 2021

Remerciements

Cette thèse doctorat D-LMD à été réalisée au sein du laboratoire d'Automatique Appliquée et Diagnostics Industriel (LAADI) et dans l'équipe de recherche mixte de turbines à gaz à la faculté des sciences technologiques de l'université de Djelfa, auquel j'ai bénéficié de l'encadrement, des encouragements et du soutien des nombreuses personnes à qui je tiens à exprimer mon profond et sincère remerciement.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance et mes remerciements à mon Directeur de thèse, Monsieur **le Professeur Ahmed HAFIFA**, d'avoir me dirigé avec ses grandes qualités tant sur le plan humain que scientifique, ainsi que pour sa patience jusqu'à l'achèvement de ce travail. Je lui suis reconnaissant de m'avoir fait bénéficier tout au long de ce travail, soyez assuré de mon attachement et de ma profonde gratitude. Je n'oublierai pas mon co-directeur de thèse Monsieur **Dr Mouloud GUEMANA**, Maître de conférences à l'Université de Médéa, à qui j'exprime ma reconnaissance et mon respect le plus profond.

Tous mes remerciements également à Monsieur **Dr Kouider LAROSSI**, Maître de conférences à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté d'examiner mon travail et présider le jury. Aussi, j'exprime toute ma gratitude à Monsieur **Abdellah KOUZOU, Professeur** à l'Université de Djelfa et à Monsieur **Abdelhalim TLEMCANI**, Professeur à l'Université de Médéa et à Monsieur **Imad MERZOUK**, 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.

Sid Ali AISSAT
Djelfa, Avril 2021

تتطلب إدارة الأنظمة الصناعية استخدام أدوات رياضية منمذجة وموثوقة، لأن استخدام القوانين الرياضية لربط علاقات المداخل / المخرج في النظام الصناعي أمر أساسي لتطوير استراتيجيات التحكم أو لتطوير نهج تشخيصي لهذه العمليات الصناعية. يتعلق الموضوع المقترح في عمل الدكتوراه التشخيصي الصناعي هذا بتطوير استراتيجية تشخيصية تعتمد على نهج متعدد النماذج يتم تطبيقه على توربينات الغاز. من أجل تمثيل السلوك الديناميكي لهذا النظام على عدة نماذج محلية حول نقاط التشغيل، بهدف إيجاد حلول لسلوك اللاخطي والتغير المعياري لنموذج التوربينات الغازية. وبالتالي، تقترح هذه الأطروحة دراسة نهج مساحة التكافؤ الذي يعتمد على استخدام التكرار بين مدخلات ومخرجات النظام بشكل مستقل عن حالات النظام، وذلك باستخدام العلاقات الزمنية بين المخرجات ومدخلات النظام من أجل إجراء تشخيص موثوق للأعطال.

الكلمات المفاتيح: التوربينات الغازية، الحالات المنفصلة متعددة النماذج، مساحة التكافؤ، تشخيص الأعطال، تقدير المعاملات .

Abstract

The control of industrial systems requires the use of reliable mathematical modelling tools, because the use of mathematical laws to link the input / output relationships of an industrial system is fundamental for the development of control strategies or for the development of a diagnostic approach for these industrial processes. The theme proposed in this work of Doctorate LMD Industrial Diagnosis, concerns the development of a diagnostic strategy based on a multi-model approach applied to a gas turbine. In order to represent the dynamic behaviour of this system on several local models around the operating points, with the aim of finding solutions to the nonlinearities and parametric variation of gas turbine model. Thus, this thesis proposes to examine the parity space approach which is based on the use of redundancy between the inputs and outputs of the system independently of the system states, using the temporal relationships between the outputs and inputs of the system in order to achieve a reliable failure diagnosis.

Key words: Gas Turbine, Decoupled states multi-models, Parity space, Fault diagnosis, Parameter Estimation.

Résumé

La conduite des systèmes industriels ça demande l'utilisation des outils de modélisation mathématique fiable, car l'utilisation des lois mathématiques pour liées les relations entrées / sorties d'un système industriel est fondamentale pour l'élaboration des stratégies de commande ou encore pour le développement d'une approche de diagnostic pour ces processus industriels. Le thème proposé dans ce travail de Doctorat LMD Diagnostic industriel, porte sur le développement d'une stratégie de diagnostic à base d'une approche multi-modèles appliquée à une turbine à gaz. Afin de représenter le comportement dynamique de ce système sur plusieurs modèles locaux autour des points de fonctionnement, dans le but de trouver des solutions à la nonlinéairtés et la variation paramétriques de modèle de turbine à gaz. Ainsi, cette thèse propose d'examiner l'approche par espace de parité qui repose sur l'utilisation de la redondance entre les entrées et les sorties du système indépendamment des états du système, en utilisant les relations temporelles entre les sorties et les entrées du système dans le but de réalisé un diagnostic de défaillances fiable.

Mots clés : Turbine à gaz, multi-modèles à états découplés, espace de parité, diagnostic des défauts, estimation des paramètres.

TABLE DES MATIÈRES

Liste des Figures	G
Liste des Tableaux	H
Liste des Travaux	I
Introduction Générale	1
CHAPITRE I: identification mutli-modèles flous à états découplés des variables de turbine à gaz.....	4
I.1. Introduction	5
I.2. Principe de fonctionnement d'une turbine à gaz	6
I.3. Différents types de turbines à gaz	7
I.3.1. Turbines à gaz à deux arbres	7
I.3.2. Turbines à gaz à un seul arbre	8
I.4. Défauts des turbines à gaz	8
I.4.1. Défauts des actionneurs	9
I.4.2. Défauts des capteurs.....	9
I.4.3. Défauts de composants de turbine	9
I.4.3.1 L'encrassement.....	9
I.4.3.2 L'érosion.....	10
I.4.3.3 Corrosion.....	10
I.4.3.4 Dommages causés par les objets étrangers / domestiques.....	11
I.4.4. Défauts d'aubes de turbine.....	11
I.5. Installation de turbine à gaz.....	13
I.6. Identification multi-modèles à états découplés.....	20
I.6.1. Modèles flous de type Takagi-Sugeno.....	22
I.6.2. Analyse et validation de multi-modèles flous à états découplés	26
I.7. Résultats de modélisation des variables de turbine à gaz.....	29
I.7.1. Identification des variables multi-modèles de turbine à gaz	29
I.7.1.1. Avec fonction d'appartenance d'antécédent générer par les entrées de turbine	30
I.7.1.2. Avec fonction d'activation générer par les entrées et les sorties de turbine.....	31
I.7.2. Résultats d'identification des variables de turbine à gaz.....	34
I.8. Conclusion.....	38

CHAPITRE II: Identification multi modèles découplé hybride avec l'algorithmme génétique de turbine à gaz a deux arbres	39
II.1. Introduction.....	40
II.2. Approche multi modèles.....	41
II.2.1. Approche multi modèles découplés.....	42
II.3. Algorithmes génétiques.....	45
II.4. Résultat d'investigations et applications	47
II.4.1. Résultats de validations et comparaisons	56
II.5. Conclusion.....	59
CHAPITRE III: Diagnostic de défauts de turbine à base d'espace de parité utilisant les multi-modèles à états découplés	60
III.1. Introduction.....	61
III.2. Système de turbine à gaz.....	62
III.3. Identification de variables de turbine avec une approche multi-modèles	65
III.3.1. Estimation paramétriques de variables de turbine.....	67
III.4. Algorithmes d'estimation paramétrique	68
III.4.1. Particle Swarm Optimisation.....	72
III.5. Résultats d'identification de turbine avec une approche multi-modèles.....	73
III.6. Détection de défauts de turbine à gaz utilisant les sous-modèles d'états découplés.....	84
III.6.1. Génération de résidus par l'approche d'espace de parité.....	87
III.7. Résultats de détection de défauts de turbine	90
III.8. Conclusion.....	97
CHAPITRE IV: Diagnostic de défauts d'une turbine à gaz à base des multi-observateurs et validé par espace de parité	98
IV.1. Introduction.....	99
IV.2. Diagnostic de défauts à base de mutli-modèles découplés	99
IV.3. Génération de résidus par l'approche d'espace de parité	100
IV.4. Génération de résidus par observateur de Luenberger	108
IV.5. Résultats de la détection des défauts des turbines	110
IV.5.1. Résultats de diagnostic de système de turbine à gaz	110
IV.5.2. Résultats de robustesse de l'approche de diagnostic proposée.....	118
IV.6. Conclusion.....	124

Conclusion générale 125
Annexes..... 128
Bibliographie 132

Liste des Figures

Figure I.1 : Schéma d'une turbine a gas à un seul arbre.....	7
Figure I.2 : Schéma d'une turbine à gas a deux arbres.....	8
Figure I.3 : Turbine Solar TITAN 130	13
Figure I.4 : Acquistion de données opérationnelles de turbine Solar TITAN 130	14
Figure I.5 : Configuration de surveillance proposé de turbine solar TITAN 130.....	15
Figure I.6 - Figure I.7: Variation de signaux d'entées de turbine.....	16-17
Figure I.8 - Figure I.11 : Variation de signaux de sortie de turbine	18-19
Figure I.12 : Structure d'identification multi modèles à états découplés.....	22
Figure I.13 : Espaces d'entrée partition par Grid-Type partition	26
Figure I.14 : Produit de deux fonctions d'appartenance.....	26
Figure I.15 : Variation de vitesse de rotation NGP de turbine HP avec son erreur d'identification	34
Figure I.16 : Variation de vitesse de rotation NPT de turbine LP avec son erreur d'identification.....	35
Figure I.17 : Variation de température T5 de turbine HP avec son erreur d'identification.....	36
Figure I.18 : Variation de température d'échappement T7 avec son erreur d'identification.....	37
Figure II.1 : Structure d'un système multi modèle découplés.....	43
Figure II.2 : Fonction d'appartenance et la fonction d'activation.....	44
Figure II.3 : Structure multi modèles appliquée au turbine à gaz	48
Figure II.4 : Variation de fonction de coût de NGP dans les déférent models locaux de turbine.....	50
Figure II.5 : Variation de fonction de coût de NPT dans les déférent models locaux de turbine	50
Figure II.6 : Paramètres de sous-modèles optimal pour les déférent models locaux de turbine.....	51
Figure II.7 : Variation de fonction de coût de T5 dans les déférent models locaux de turbine.....	52
Figure II.8 : Variation de fonction de coût de T7 dans les déférent models locaux de turbine	52
Figure II.9 - Figure II.16 : Résultats d'identification mutli-modèles flous à états découplés.....	53-58
Figure III.1: Principe de fonctionnement de turbine à gaz à deux arbres.....	64
Figure III.2 : Variation d'entrée de débit de carburant de turbine.....	66
Figure III.3 : Flowchart for Particle Swarm Optimization (PSO)	73
Figure III.4 - Figure III.15 : Résultats de variation de sous modèle à états découplés	75-82
Figure III.16 : Stratégie de diagnostic utilisant les multi-modèles avec espace de parité.....	86
Figure III.17 - III.28: Résultats de variation de résidus de défauts de turbine à gas	91-95
Figure IV.1 : Diagnostic de défauts à base de mutli-modèles découplés	101
Figure IV.2 : Approche de l'espace de parité avec une structure entrée / sortie.....	102

Figure IV.3 : Configuration de la méthode d'espace de parité.....	106
Figure IV.4 : Configuration de multi-observateurs pour une turbine a gas avec multi modèles.....	109
Figure IV.5 - Figure IV.35: Résultats de diagnostic de défauts de turbine par espace de parité	111-122

Liste des tableaux

Tableau I.1 : Défaut des turbines a gas et leurs effets sur le changement de performance	12
Tableau I.2 : Caractéristiques de la turbine à gaz Solar TITAN 130	14
Tableau I.3 : Résultats obtenus par fonction d'appartenance d'antécédent de turbine.....	31
Tableau I.4 : Résultats obtenus par les entrées et les sorties de turbine.....	33
Tableau I.5: Erreur quadratique avec l'écart type d'identification.....	37
Tableau II.1. Paramètres des algorithmes génétiques.....	49
Tableau II.2: Résultats obtenus à partir de différents sous-modèles avec fonctions d'activation.....	56
Tableau III.1: Résultats obtenus de l'approche multi modèles d'états découplés	83
Tableau III.2: Résultats obtenus de l'approche Hybride Relais et Team work MM-PSO.....	84
Tableau IV.1: Seuils de détection obtenus par l'approche espace de parité.....	120

Liste des Travaux

Publications internationales

- [1]. **Sidali Aissat**, Ahmed Hafaifa, Abdelhamid Iratni, Mouloud Guemana and XiaoQi Chen, Exploitation of multi-models identification with decoupled states in twin shaft gas turbine variables for its diagnosis based on parity space approach. International Journal of Dynamics and Control, 2021, URL: <https://doi.org/10.1007/s40435-021-00804-5>
- [2]. **Sidali Aissat**, Ahmed Hafaifa, Abdelhamid Iratni and Mouloud Guemana, Identification of two-shaft gas turbine variables using a decoupled multi-model approach with genetic algorithm. Periodica Polytechnica Mechanical Engineering, 2021, vol. 65, no. 3. URL: <https://pp.bme.hu/me/issue/archive>

Conférences internationales

- [1]. Sid Ali Aissat, Ahmed HAFIFA, Mourad BACHENE and Abudura SALAM, Identification of a two-shaft gas turbine using stable multi model approach with optimal parametric estimation. The First International Conference on Materials, Environment, Mechanical and Industrial Systems (ICMEMIS'19), June 29-30 2019, Djelfa, Algeria. URL: <http://www.univ-djelfa.dz/icmemis19/>
- [2]. Sid Ali Aissat, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Abdellah Kouzou, Identification of a two shaft gas turbine using multi model with single input and multiple output: Decoupled state approach. The International Conference on Applied Smart Systems ICASS'18, 24- 25 November 2018, Medea Algeria. URL: <http://www.univ-medea.dz/en/icass2018>
- [3]. Sid-Ali Aissat, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Ahmed Chaibet, Identification and linearization of two shaft gas turbine by multi model coupled state approach. The 2nd International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics ICAAID2017, 16-17 September 2017, Djelfa, Algeria. URL: <http://www.univ-djelfa.dz/icaaid17>

Projets de Recherches

1. Membre de projet PRFU : Surveillance vibratoire pour la prise de décision en diagnostic des machines tournantes : Modélisation et détection des défaillances. Code: A01L08UN260120190001, agréé à partir du 01/01/2019 à l'université de Médéa
2. Membre de projet PRFU : Modélisation floue de systèmes complexes en utilisant une approche multi modèles découplés: Contribution à l'identification des variables de modèle d'une turbine à gaz. Code: A01L08UN170120210001, agréé à partir du 01/01/2021 à l'Université de Djelfa.

Introduction générale

Les turbines à gaz sont soumises à plusieurs problèmes de leurs états dynamiques de fonctionnement entraînant des instabilités et des vibrations, pouvant être dangereuses pour leur tenue mécanique provoquant des dysfonctionnements dans la totalité de l'installation de turbine. Il est donc essentiel de maintenir le fonctionnement de ce type de machines tournantes en dehors de la zone d'instabilité. Dans ce travail de thèse, à travers des différentes implémentations et tests d'investigation sur un système de turbine à gaz d'une installation de compression de gaz, propose le développement d'une stratégie de diagnostic de défaillances floue, en utilisant des multi-observateurs locaux permettant de reconstituer et validé l'approche d'espace de parité d'état de turbine. Cela, est pour remplir les objectifs de performances de ce système de turbine en sécurité, fiabilité, disponibilité et sûreté de fonctionnement, basée sur une identification mutli-modèles flous à états découplés des variables de modèle de turbine à gaz examinée. D'où, à travers les différents résultats obtenus, cette approche montre clairement comment se sont reproduites les dynamiques de turbine à gaz lors d'utilisation des multi-modèles flous proposés, permettant ainsi des performances meilleures lors de son exploitation pour la synthèse de la stratégie de diagnostic de défaillances pour cette machine tournante.

En effet, cette thèse est dédiée à l'implémentation de sous-modèles obtenus dans la méthode de détection de défauts de système de turbine, utilisant des indicateurs de défauts, révèlent l'occurrence de défaillances. Plusieurs travaux dans la littérature ont été réalisés récemment dans ce domaine de diagnostic de défaillances des systèmes industriels, dans [1] ont proposé une stratégie de diagnostic de défaillances d'un système de turbine à gaz avec une approche de surveillance par inférence neuro floue. Ce travail à permet d'augmenter la disponibilité de turbine examinée avec une fiabilité élevé de leurs composantes, pour des impacts environnementales et technico-économiques rentables. Aussi, Zhao Dong et al. Dans [2] ont proposé une approche d'estimation d'états basée des modèles flous de type Takagi – Sugeno pour des finalités de détection de défauts et Jingchao Li et al. Dans [3] ont réalisé un diagnostic d'une turbine à gaz dans des conditions de fonctionnement transitoires avec optimisation locale, utilisant des prés modèles de performances souhaités de cette turbine.

Ce travail à permet d'améliorer la disponibilité et la fiabilité de cette machine en réduisant les coûts d'exploitation et de production de l'installation. Bien avant, d'autre applications de diagnostic de défaillances ont été réalisés dans le but de préciser et surveiller l'état de fonctionnement des systèmes industriels, utilisent des connaissances sur ces systèmes représenté par des modèles mathématique [4]–[10].

Dans ce cadre, cette thèse a pour but, d'une part de modéliser les différents comportements dynamiques d'une turbine à gaz, permettant leur surveillance. Pour ce faire, des modules de diagnostic sont associés à ce système de turbine, servant à détecter tout écart de comportement par rapport au comportement souhaité et même dans certaines situations à reconfigurer le fonctionnement du système de turbine. D'où, ces modules de diagnostic sont élaborés à base des basée des mutli-modèles flous à états découplés de cette machine tournante, avec des multi-modèles flous décrivant linguistiquement la dynamique de turbine. Cependant, la logique floue offre des performances avantageuses en modélisation du processus considéré. Cela, sera montré dans les quatre chapitres de ce travail de thèse, à travers les différents résultats obtenus. Ces résultats montrent clairement comment se sont reproduites les principales caractéristiques dynamiques de turbine à gaz u lors de l'utilisation des multi-modèles flous proposés, permettant ainsi des performances meilleures lors de son exploitation pour la synthèse de la stratégie de diagnostic de défauts.

Cette thèse est composée de quatre chapitres organisés de la façon suivante :

Le **premier chapitre** est consacré à l'élaboration d'une stratégie d'identification mutli-modèles flous à états découplés, exploité en temps réel, afin de concevoir la surveillance d'état dynamique de cette machine tournante, avec estimation robuste des erreurs d'identification et de mesures de variation paramétriques sur la turbine examinée. En vue de son application par la suite dans ce travail de thèse, avec des multi-observateurs locaux, pour reconstituer l'espace de parité du vecteur d'état de turbine, utilisant le mutli-modèles flous à états découplés obtenus dans ce premier chapitre. Dans ce chapitre, les résultats obtenus montrent une très bonne efficacité de mutli-modèles flous à états découplés obtenus, en termes de stabilité et sensibilité adéquate aux perturbations affectants la turbine à gaz examinée.

Le **deuxième chapitre** est consacré à la validation de l'identification multi-modèles flous à états découplés obtenus dans le premier chapitre, avec la représentation de la dynamique non linéaire de turbine, par des sous-modèles reliant leurs différentes variables de fonctionnement. Donc, ce chapitre propose l'identification de variables d'une turbine à gaz à deux arbres basée sur une approche multi-modèles découplé hybride, validé par une approche basée sur les algorithmes génétiques, d'où les multi-modèles de turbine sont déterminés sous forme d'une combinaison pondérée des sous-modèles d'espace d'état locaux linéaires découplés, avec optimisation d'une fonction objective de coûts, dans différentes modes de fonctionnement de cette machine. Cela, permet d'avoir des modèles robustes et fiables, en utilisant des données d'entrée/sortie recueillies sur le système de turbine examiné, en limitant l'influence des erreurs et de bruits d'identification.

Pour la prise en compte de la complexité du système de turbine à gaz dans un large domaine de fonctionnement, le **troisième chapitre** est destiné à l'application de l'approche de détection de défauts de turbine à gaz utilisant ces sous-modèles d'états découplés, afin d'illustrer, à travers les résultats obtenus, la mise en œuvre des techniques de modélisation et d'estimation d'états découplés de turbine examinée, avec une approche multi-modèles obtenus au diagnostic de fonctionnements de cette machine tournante, à base d'une approche d'espace de parité. Cela, permet d'évaluer les performances de l'approche proposée de la phase modélisation par multi-modèles jusqu'à la phase de mise en œuvre d'une stratégie de diagnostic à base de l'approche d'espace de parité.

Le **quatrième chapitre** est consacré à la présentation des différentes implémentations et tests d'investigation de diagnostic de défauts d'une turbine à gaz à base des multi-observateurs et validé par espace de parité. Cela, est pour remplir les objectifs de performances de ce système de turbine en sécurité, fiabilité, disponibilité et sûreté de fonctionnement, basée sur une identification multi-modèles flous à états découplés des variables de modèle de turbine à gaz examinée. Donc, ce chapitre est dédiée à l'implémentation de sous-modèles obtenus dans la méthode de détection de défauts de système de turbine, utilisant des indicateurs de défauts, révèlent l'occurrence de défaillances dans ce type de machine.

Enfin, nous terminons ce travail de thèse par une conclusion générale ainsi que des perspectives.

CHAPITRE I

IDENTIFICATION MUTLI-MODELES FLOUS A ETATS DECOUPLES DES VARIABLES DE TURBINE A GAZ

Dans ce chapitre, une stratégie d'identification mutli-modèles flous à états découplés sera exploiter en temps réel, afin de concevoir la surveillance d'état dynamique de cette machine tournante, avec estimation robuste des erreurs d'identification et de mesures de variation paramétriques sur la turbine examinée. En vue de son application par la suite dans ce travail de thèse, ces multi-observateurs locaux permettant de reconstituer l'espace de parité du vecteur d'état de turbine, utilisant le mutli-modèles flous à états découplés. Les résultats obtenus montrent une très bon efficacité de la stratégie de diagnostic proposée avec un taux de détection très élevé avec sensibilité adéquate aux perturbations et aux causes de défaillances de turbine à gaz examinée. D'où, à travers les différentes résultats obtenus, cette approche montre clairement comment se sont reproduites les dynamiques de turbine à gaz lors d'utilisation des multi-modèles flous proposés, permettant ainsi des performances meilleures lors de son exploitation pour la synthèse de la stratégie de diagnostic de défaillances pour cette machine tournante.

I.1. Introduction

Ce chapitre propose le développement d'une stratégie d'identification des variables de modèle d'une turbine à gaz par une approche mutli-modèles flous à états découplés, en vue de son implémentation pour la détection de défauts et la surveillance de cette machine, en terme de diagnostic par l'approche d'espace de parité non linéaire. Cependant, la première partie sera dédiée à l'élaboration de la modélisation de système non linéaires de turbine, pour déterminé le modèle dynamique de cette turbine à partir des mesures entrées/sorties de leur exploitation et de représenter leurs différentes modes de fonctionnement. Cela est basée sur le développement d'une structure originale multi-modèles flous à états couplés de type Takagi-Sugeno, dans le but d'appréhender le comportement dynamique de turbine (non linéaire) par un ensemble de sous-modèles locaux (linéaires), caractérisant le fonctionnement de modèle globale dans différentes zones de fonctionnement. Avec une analyse préliminaire sur la stabilité des sous-modèles obtenus, pour assurer un fonctionnement stable de modèle globale de turbine à gaz examinée.

Récemment, plusieurs travaux dans la littérature ont été réalisés dans ce domaine de modélisation et identification des systèmes industriels; D'où, Tengfei Chen et al. Dans [11] ont appliqué un modèle ARMA découplé à l'identification modale d'un système linéaire variable dans le temps basé sur la variation linéaire à court terme. Cette nouvelle approche à pour but d'identifier les paramètres modaux variant dans le temps pour simplifier le modèle et de réduire la difficulté de calcul. Et Yu Zhi Chen et al. Dans [12] ont proposé une approche de modélisation séquentielle utilisant des modèles d'états pour le diagnostic de dégradation d'une turbine à gaz. D'où, ce travail à met en évidence une nouvelle méthode de diagnostic divisé en une série d'étapes pour réduire les gravités de la dégradation des composants de turbine. Ainsi que Guolian Hou et al. Dans [13] ont proposé une modélisation floue pour des finalité de contrôle prédictif basée sur des modèles rapide du système de turbine à gaz. Cela, à permet d'obtenir des précisions en modélisation et d'assurer des meilleurs performances de contrôleurs utilisés pour cette turbine. Et Theoklis Nikolaidis et al. Dans [14] ont fait une modélisation des régimes transitoire avec des simulations sur les comportement dynamique d'une turbine à gaz. D'où, la validité de ces modèles de composant de turbine est vérifiée par rapport aux données d'exploitation de cette machine. Bien que d'autre travaux ont été réalisés dans ce sens pour plusieurs application industrielles[15]–[21].

En effet, la modélisation de comportements dynamiques des turbines à gaz est un défi très important, afin de maîtriser leur fonctionnement et surveillances en temps réel. Cela, permet l'implémenter la stratégie de contrôle des variables de turbine, pour assurer efficacement la supervision des effets indésirables et de minimiser les vibrations et les perturbations dans leur fonctionnement. Dans ce chapitre de travail de thèse, les résultats d'investigations et d'application de la méthode d'identification multi-modèles à états découplés des variables de turbine à gaz seront présentés. Cette approche de modélisation multi-modèles consiste à repartis la dynamique de modèle globale sur des modèles locaux, représentent le fonctionnement du système dans différentes zones de fonctionnement sous un espace d'état découplé. Dans le but de fournir une approximation précise de système de turbine à gaz examiné, utilisant une approche multi-modèles floue à états découplés de type Takagi-Sugeno, ayant une estimation d'état précision vis-à-vis des incertitudes paramétriques de modèles dynamique. Cette approche permet l'utilisation d'un vecteur d'état de dimension différente pour chaque sous-modèle avec des fonctions de pondération de type de fonctions d'appartenances.

I.2. Principe de fonctionnement d'une turbine à gaz

Une turbine à gaz typique, ou également une turbine à un seul arbre, se compose principalement de trois éléments : Le compresseur, la chambre de combustion et la turbine. D'où, le compresseur absorbe l'air et augmente sa pression, cet air comprimé est ensuite introduit dans la chambre de combustion, où la chaleur est ajoutée par la combustion du combustible. Ces gaz chauds et à haute pression sont ensuite détendus dans une turbine pour produire une puissance utile.

Une partie de la puissance de la turbine est absorbée par le compresseur, qui fournit la puissance nécessaire au processus de compression par l'intermédiaire de l'arbre reliant le compresseur et la turbine, et la puissance de sortie restante de la turbine est utilisée pour entraîner une charge telle qu'un générateur. Dans les années passées, des cycles complexes de turbines à gaz ont été développés, comprenant des d'autres composants tels que des refroidisseurs intermédiaires pour réduire la puissance de compression absorbée, des réchauffeurs pour augmenter la puissance de la turbine et des échangeurs de chaleur pour réduire l'apport de chaleur. Mais dû aux niveaux élevés de performance atteints par les composants du moteur tels que le compresseur, la turbine et la chambre de combustion, aujourd'hui, les turbines à gaz à cycle simple dominant.

I.3. Différents types de turbines à gaz

Divers arrangements des composants des turbines à gaz ont évolué au cours des années. Certains sont mieux adaptés à certaines applications telles que la production d'énergie (fonctionnement à vitesse constante de la charge, c'est à dire le générateur) et d'autres sont plus adaptés aux applications d'entraînement mécanique où la turbine à gaz est utilisé pour conduire un compresseur de processus ou une pompe (où la vitesse de la conduite l'équipement peut varier avec la charge).

I.3.1. Turbines à gaz à un seul arbre

Une turbine à gaz à arbre unique se compose d'un compresseur, d'une chambre de combustion et d'une turbine comme il est montré sur la Figure I.1. Ces turbines à gaz à arbre unique sont les plus adaptées au fonctionnement à vitesse fixe, comme la production d'énergie. C'est type des turbine ont l'avantage de prévenir les conditions de survitesse en raison de la puissance élevée requise par le compresseur et peut agir comme un frein efficace en cas de perte de charge.

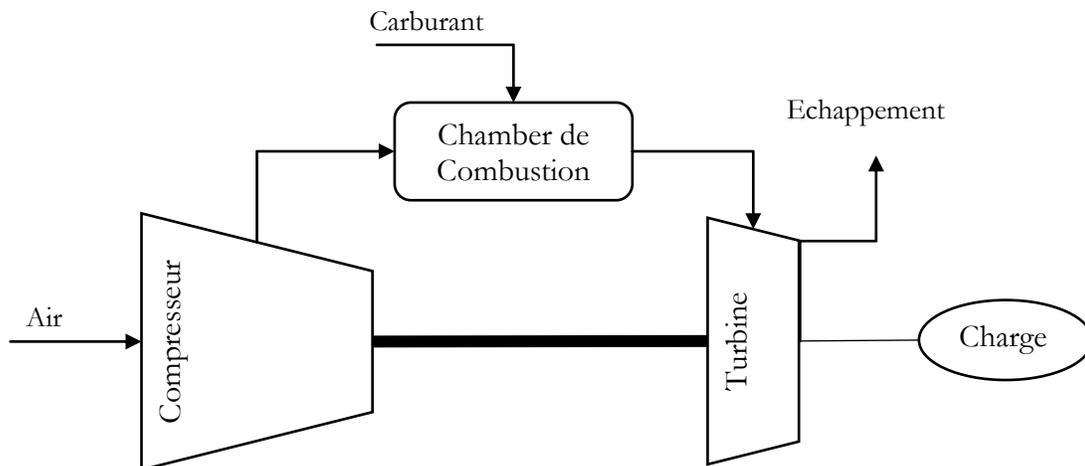


Figure I.1 : Schéma d'une turbine a gaz à un seul arbre

I.3.2. Turbines à gaz à deux arbres

Comme on l'a déjà mentionné, la turbine à gaz à deux arbres avec une turbine de puissance peut entraîner une survitesse si la charge est délestée lors de l'entraînement de générateur. Ces types de la turbine, montré sur la Figure I.2 permet de surmonter ce problème. La configuration est très similaire à celle d'une turbine à gaz à trois arbres, ou la turbine de puissance fait maintenant partie intégrante de la turbine à basse pression et entraîne à la fois le compresseur basse pression et la charge.

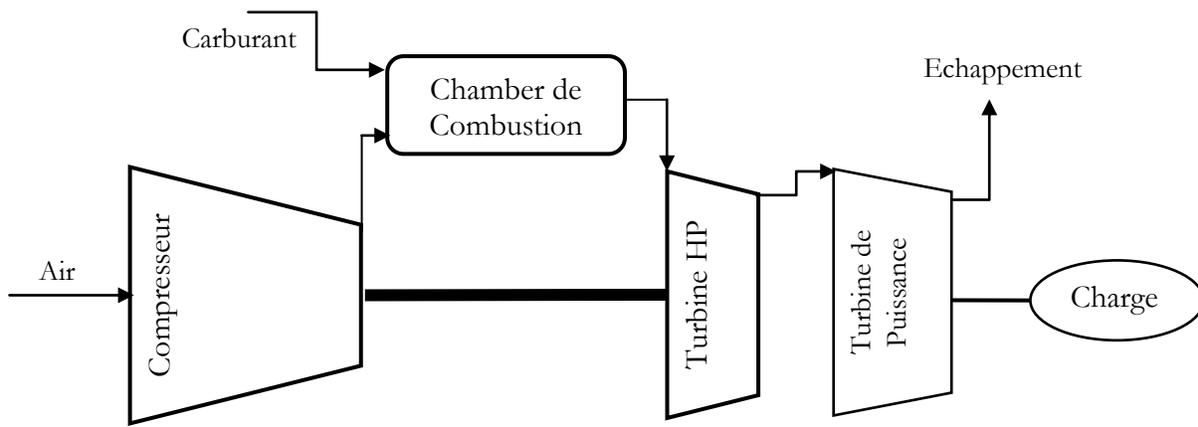


Figure I.2 : Schéma d'une turbine à gaz a deux arbres

En cas de délestage de la charge, la compresseur basse pression agirait comme un frein, offrant ainsi un moyen utile de protection contre les survitesses. Cependant, les besoins en puissance de démarrage sont faibles car il suffit de tourner l'arbre Haute Pression lors du démarrage de la turbine à gaz.

I.4. Défauts des turbines à gaz

Dans la littérature, la détection et l'isolation des défauts (FDI) des turbines à gaz est principalement basée sur la procédure la plus populaire appelée Analyse de la trajectoire du gaz (GPA). Cette méthode permet d'observer des mesures telles que la vitesse de rotation du rotor, les températures et pressions du moteur ainsi que le débit de carburant afin de réaliser un diagnostic de défaut des actionneurs, des capteurs et des composants du moteur. Dans ce contexte, les algorithmes de diagnostic des défauts des capteurs sont basés sur des approches basées sur des données ou sur des modèles [22], [23].

I.4.1. Défauts des actionneurs

Ces défauts représentent la perte partielle ou totale de la fonction du système, alternativement, ceux-ci peuvent être observés comme n'importe quelle faille dans le système qui actionne le système.

I.4.2. Défauts des capteurs

Celles-ci peuvent être visualisées comme certaines variations sérieuses dans les mesures effectuées dans le système et apparaissent sous forme d'écarts entre les valeurs réelles et mesurées des variables de processus.

I.4.3. Défauts de composants de turbine

Les performances de la turbine à gaz peuvent être dégradées de façon temporaire ou permanente; Le premier peut être partiellement récupéré pendant l'exploitation et la révision du moteur, tandis que le second doit être remplacé. L'encrassement, l'érosion, la corrosion et le dégagement de l'extrémité des lames sont parmi les causes de dégradation temporaire, tandis que la distorsion de la lame et les déformations de la plate-forme entraînent une détérioration permanente.

I.4.3.1 L'encrassement

L'encrassement est l'adhérence de différents contaminants (tels que le sable, la poussière, la saleté, la cendre, les gouttelettes d'huile, les brouillards d'eau, les hydrocarbures et les produits chimiques industriels) à la surface des composants de Gas Path [24], [25].

Elle entraîne une augmentation de la rugosité de la surface et une modification des formes de l'aile [26], ensuit une détérioration des performances. Selon [6], l'encrassement du compresseur peut entraîner une perte de débit 5% et une perte d'efficacité isentropique de 2,5 %. Cependant, toutes les études ont conclu que l'encrassement influence plus la capacité de débit que l'efficacité [27]–[29].

L'encrassement du compresseur est responsable de 70 à 85% de la perte totale de performance d'un GT, et une réduction de capacité de débit de 5% et de l'efficacité isentropique de 1,8% due à l'encrassement du compresseur, pourrait entraîner une perte de puissance de 7% et une augmentation du rendement à 2,5% [28]. Ce résultat est en accord avec les résultats [30].

Ces changements sont immédiatement corrigés en augmentant la consommation de carburant par le système de contrôle automatique du moteur. D'après [31], une augmentation de 2,5% de la consommation de carburant en raison d'une réduction de 5% de la capacité de débit. L'encrassement du compresseur peut également diminuer le jeu en bout d'aube [32] et la marge de pompage [33] et augmenter la température d'entrée de la turbine [34].

I.4.3.2 L'érosion

L'érosion est la perte progressive de matériaux de la surface des composants du GP causée par la ingestion de contaminants tels que sable, poussière, saleté, cendres, particules de carbone et gouttelettes d'eau. Parmi ces causes, le sable est le plus courant en raison de sa présence sur la plupart des applications GT domaines. Les particules qui provoquent l'érosion ont généralement un diamètre de 20 ou plus [28].

Érosion peut attaquer tous les composants GP bien que le degré d'influence soit plus élevé pour les turbines que compresseurs. Il peut en résulter une perte de performance globale d'environ 5% selon [35]. L'efficacité diminue au lors de l'érosion du compresseur et de turbine en raison d'une augmentation de la rugosité de surface de lame et le jeu d'extrémité et des changements dans le profil de surface portante. Tandis que la capacité d'écoulement diminue lors de l'érosion du compresseur et augmente lors de l'érosion de la turbine [36].

I.4.3.3 Corrosion

La corrosion est une détérioration irréversible des composants résultant d'une réaction d'oxydation ou l'interaction chimique avec les contaminants de l'air d'admission (sels de sodium et de potassium, acides minéraux et autres les éléments chimiquement réactifs, y compris le sodium, le potassium, le plomb et le vanadium) et la combustion [37], [38]. Le sel est la principale cause de corrosion des composants du compresseur et de la turbine [39].

Il diminue La capacité d'écoulement du compresseur, le rendement isentropique du compresseur et le rendement isentropique de la turbine augmente la capacité de débit de la turbine [40]. Les effets de la corrosion peuvent être évités par un revêtement approprié.

I.4.3.4 Dommages causés par les objets étrangers / domestiques

Les composants GP sont soumis à des dommages dus aux corps étrangers injectés dans le moteur (tels que les pierres, la neige, la glace et le gravier de la piste) ou aux objets domestiques (pièces moteur cassées).

Les dommages causés par les corps étrangers varient d'une détérioration irrécupérable à une défaillance catastrophique, comme dans le cas d'une aube détachée ou de l'ingestion d'un gros objet dans le moteur [28]. De plus, les vibrations du moteur peuvent provenir d'une perte de matériau déséquilibrée due à la déformation des aubes due à la FOD [41].

Les DOD ont une influence plus importante sur le rendement isentropique des composants que sur la capacité d'écoulement en raison de leur impact sur la rugosité et la distorsion de la surface des aubes [40]. La perte dépend du type et de la nature des FOD/DOD. Si le dommage cause une perte matérielle sur la surface de la lame, la capacité de débit augmentera, ou si le corps étranger bloque le trajet du gaz, le contraire se produira [42].

I.4.3.5 Défauts d'aubes de turbine

Le Jeu des extrémités d'aubes désigne l'augmentation du jeu entre les extrémités des lames mobiles et le châssis ou entre les extrémités des lames fixes et le moyeu en rotation en raison de l'élimination des matières causée par l'ingestion de particules, la dilatation thermique et centrifuge et l'érosion [41], [43].

Peut être également causé par les vibration de rotor dues à l'excès de vitesse pendant le démarrage de cycle [28], ou par le frottement entre ensemble de stator et de rotor due au thermique et centrifuges [44].

Où une détérioration de performance non récupérable peut être créée. L'augmentation des jeux augmentera les fuites et donc la détérioration des performances. La détérioration des performances due à ce défaut peut être représentée par des réductions de rendement et de capacité de débit [45]. Dans [46], il a été signalé qu'une augmentation de 0,8% du dégagement de la pointe pourrait entraîner une réduction de 3% et de 2% de la capacité d'écoulement et de l'efficacité isentropique, respectivement. Selon [47], une augmentation de 1% du jeu de l'extrémité de la pale entraînerait une perte de plus de 1% de la puissance de sortie et du rendement global.

Et selon [37], une augmentation de 1% à 3,5 % du jeu de l'extrémité de la pale entraînerait également une baisse de 15% du rapport de pression de l'étage.

Dans les turbines à gaz industrielles, la détérioration des composants de turbine, contribuent à la dégradation globale des performances de la turbine à gaz. La principale contribution de la dégradation est l'encrassement qui est causée par l'adhérence des particules au compresseur ou les surfaces de la turbine. Cette dernière conduit à une augmentation de la rugosité du rotor et des surfaces du stator. D'autres types de dégradation sont résumés, la corrosion causée par l'air d'admission ou les contaminants de carburant, l'érosion qui est l'élimination abrasive du matériau des surfaces d'écoulement par des particules dures ou incompressibles, et l'abrasion causée par une surface en rotation frotte sur une surface stationnaire. Alors que certains de ces effets (comme l'encrassement) peuvent être inversés en nettoyant ou en lavant le moteur, d'autres nécessitent une réparation ou un remplacement des composants.

Tableau I.1 : Défaut des turbines à gaz et leurs effets sur le changement de performance

Défaut Physique	Changement de performance	Conséquence	Référence
Encrassement	↓ Rapport de pression ↓ Débit ↓ Efficacité isentropique η	Perte de puissance ↑ Température d'échappement	[17], [19], [41] -[43]
Erosion	↓ Débit de compresseur ↓ Rapport de pression ↓ η de compresseur et turbine ↑ Débit de la turbine	Perte de puissance ↑ Température d'échappement	[28], [51], [52]
Corrosion	↓ Débit et η de Compresseur ↑ Débit de la turbine ↓ η de la turbine	Perte de puissance ↑ Température d'échappement	[28], [37], [40], [51]
Jeu des extrémités d'aubes	↓ η e débit ↓ Surge margin	Perte de puissance ↑ Température d'échappement	[44], [47]
FOD/ DOD	↓ η de compresseur et Turbine ↓ / ↑ Débit ↓ Rapport de Pression	Perte de puissance ↑ Température d'échappement	[49], [51]

I.5. Installation de turbine à gaz

Les turbines à gaz sont des machines tournantes très complexes et leurs fonctionnement est fortement non linéaire, sont soumis à plusieurs problèmes de leurs états dynamique de fonctionnement entraînant des instabilités et des vibrations, pouvant être dangereuses pour leur tenue mécanique provoquant des dysfonctionnements dans la totalité de l'installation de turbine [16], [53], [54]. Il est donc essentiel de maintenir le fonctionnement de ce type de machines tournantes en dehors de la zone d'instabilité. En effet, dans ce travail, à travers de l'implémentation et l'investigation sur un système de compression de gaz, dans la station de compression de gaz SC3 / SONATRACH situé dans la région de Djelfa en Algérie vise à remplir les objectifs de performances de ce système de compression de gaz en sécurité, fiabilité, disponibilité et sûreté de fonctionnement.

La turbine à gaz examinée dans ce travail est de type TITAN solaire 130 à deux arbres, installée dans station de compression de gaz SC3 / SONATRACH, Djelfa en Algérie, comme il est montré sur les Figures I.3 et I.4, les caractéristiques de cette turbine à gaz, sont présentées dans le Tableau I.2, est conçu pour les applications d'entraînement mécanique d'un compresseur centrifuge avec une plage large de vitesse de fonctionnement pour répondre aux conditions de fonctionnement de l'équipement entraîné.



Figure I.3 : Turbine Solar TITAN 130

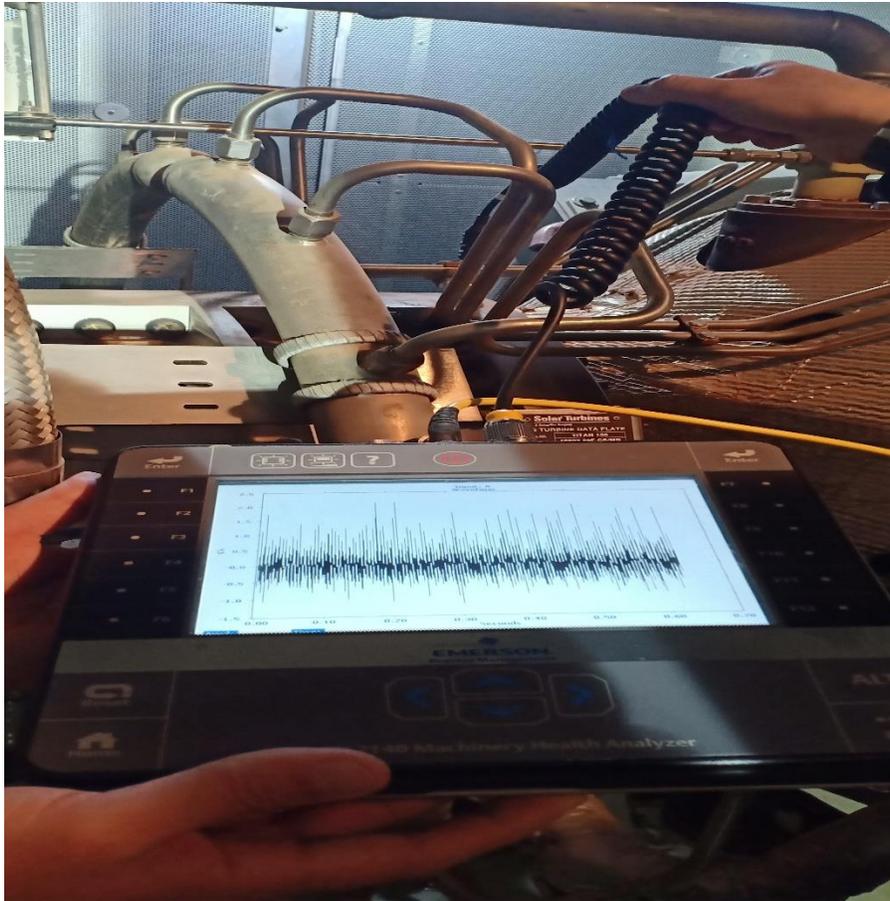


Figure I.4 : Acqution de données opérationnelles de turbine Solar TITAN 130

Tableau I.2 : Caractéristiques de la turbine à gaz Solar TITAN 130

Quantity	Value
Output Power	15 290 kW(20,500 hp)
Heat Rate	9940 kJ/kW-hr (7025Btu /hp-hr)
Exhaust Flow	180050 kg/hr (396,940 lb/hr)
Exhaust Temperature	505°C (940°F)
Max Speed	8855 rpm

Pour remédier les problèmes de fonctionnement de cette machine tournante, il est nécessaire d'intégrés de nouvelles techniques de diagnostic basée sur des modèles fiables, pouvant permettre de protéger la turbine en temps réel. Cette exigence de robustesse peut être remplie on adaptions une stratégie d'identification des variables de modèle avec une approche mutli-modèles flous à

états découplés, reproduisant d’une manière assez suffisante les principales caractéristiques dynamiques de la turbine examinée. Cependant, les paramètres du modèle de la turbine à gaz examinée ont été identifiés avec une série de données opérationnelles au démarrage, à l’arrêt et lors des phases de fonctionnement normal. Cette identification est nécessaire pour la décomposition globale du système de turbine à gaz en plusieurs sous-systèmes, y compris le compresseur axial, turbine à haute pression (HP) et base pression (BP) et la système d’échappement, comme il est montré sur la Figure I.5.

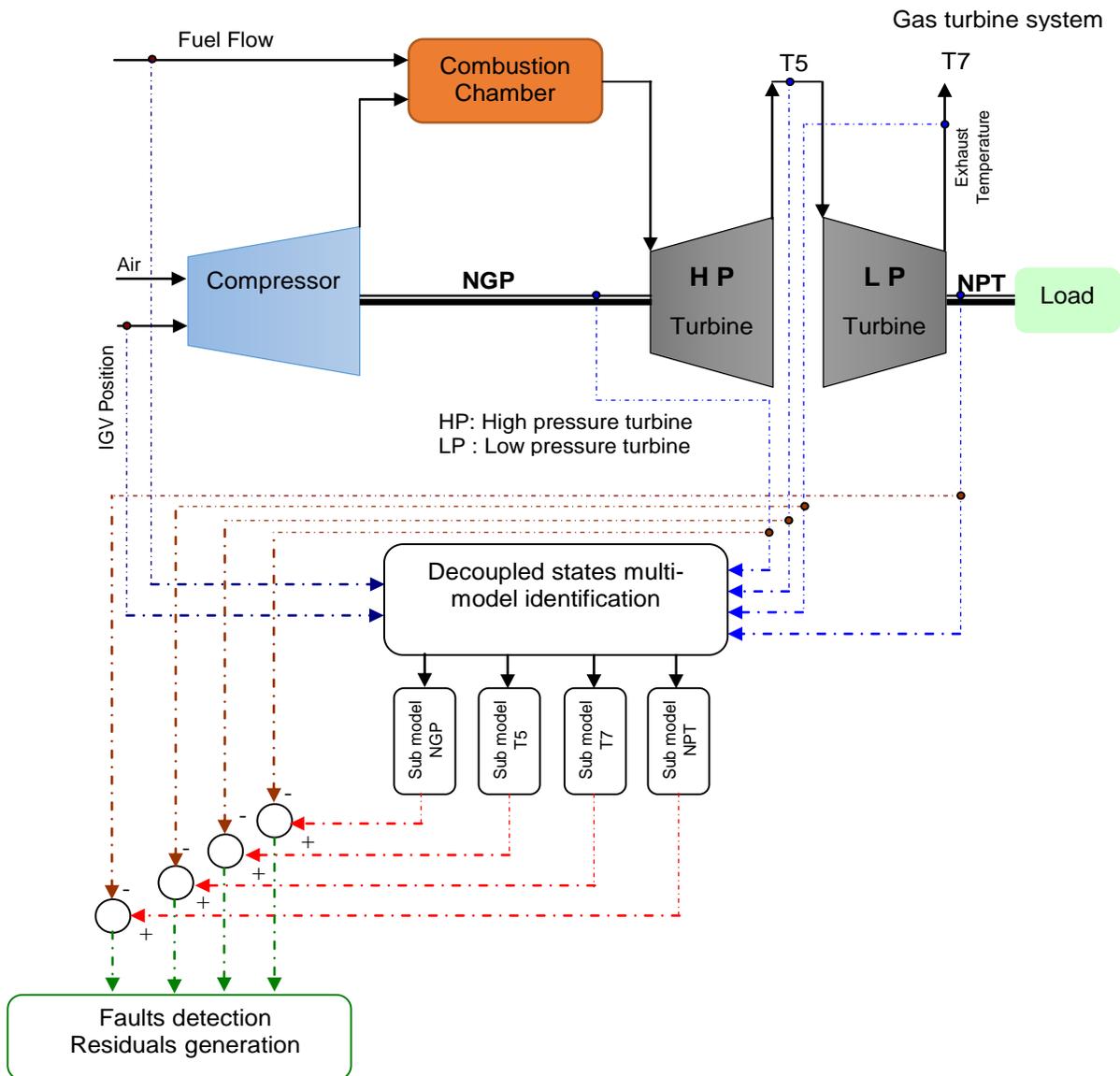


Figure I.5 : Configuration de surveillance proposé de turbine solar TITAN 130

Dans ce travail, des données réelles de fonctionnement de la turbine à gaz examinée sont utilisés pour l'identification des variables de leurs multi-modèles à états découplés, puis ces données seront utilisées pour la validation de l'approche de détection de défauts de cette machine tournante. Ce qui a mènera à étudier l'influence des différents facteurs de performances qui peuvent engendrés des problèmes lors du fonctionnement de cette turbine. En effet, le modèle globale de la turbine examinée est proposé de type multi entrée / multi sortie (système MIMO), avec le débit de carburant w_f , montré sur la Figure I.6 et l'Inlet guide valve *IGV* , montrée sur la Figure I.7, sont considéré comme des entrés de système avec le vecteur de mesures des entrées donnée par $u = [IGV \quad w_f]$.

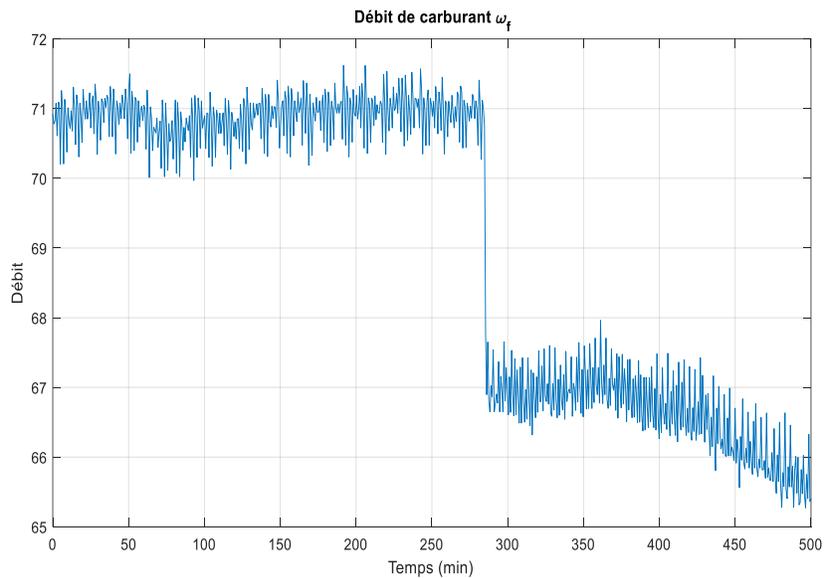


Figure I.6 : Variation de signal d'entrée du débit de carburant w_f

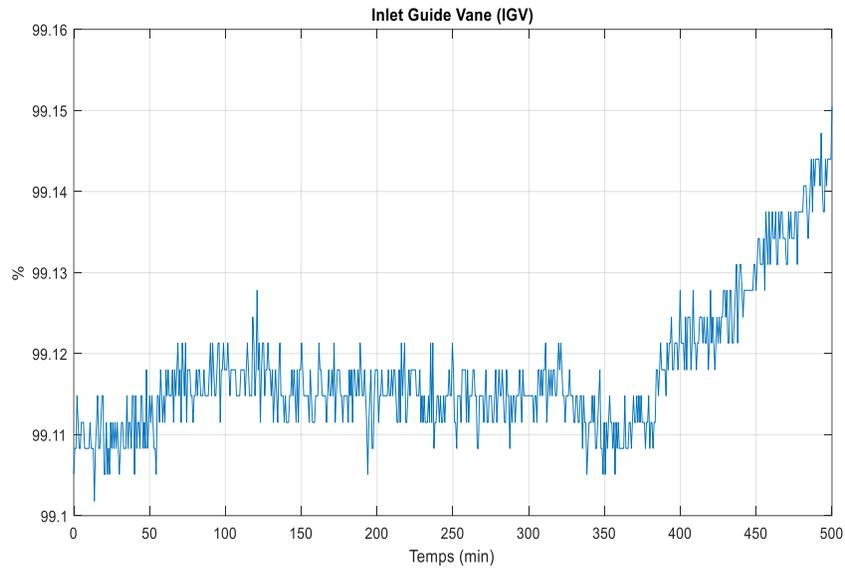


Figure I.7 : Variation de signal d'entrée d'Inlet guide vane *IGV*

Par ailleurs, les sorties de turbine à gaz examinée sont les sorties mesurable; La vitesse de rotation de la turbine à haute pression N_{ngp} et la vitesse de rotation de turbine basse pression N_{npt} , comme ils sont montrés sur les Figures I.8 et I.9 respectivement avec la température de la turbine haute pression T_5 et la température d'échappement T_7 montrés sur les Figures I.10 et I.11 respectivement. D'où, le vecteur de mesures de sortie sera $y = [N_{ngp} \quad N_{npt} \quad T_5 \quad T_7]^T$. Afin de concevoir la surveillance d'état dynamique de cette machine tournante, avec identifications robuste des modèles flous sur toute leur plage de fonctionnement de manière à exciter les dynamiques de la turbine à gaz, une campagne d'acquisition de mesures de 727 échantillons sur chacune des variables manipulées, ce jeu de données serviront à l'identification des paramètres des multi-modèles de turbine et pour tester leurs validité.

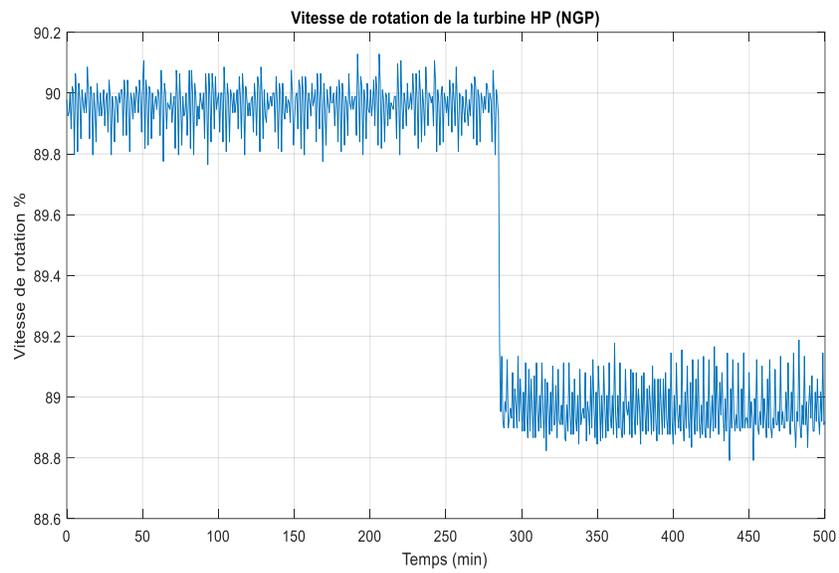


Figure I.8 : Variation de signal de sortie de vitesse de rotation *NGP* de turbine HP

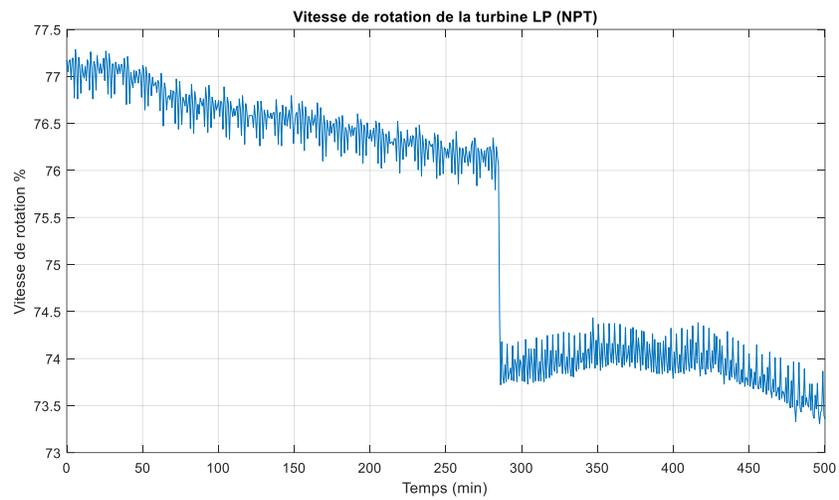


Figure I.9 : Variation de signal de sortie de vitesse de rotation *NPT* de turbine LP

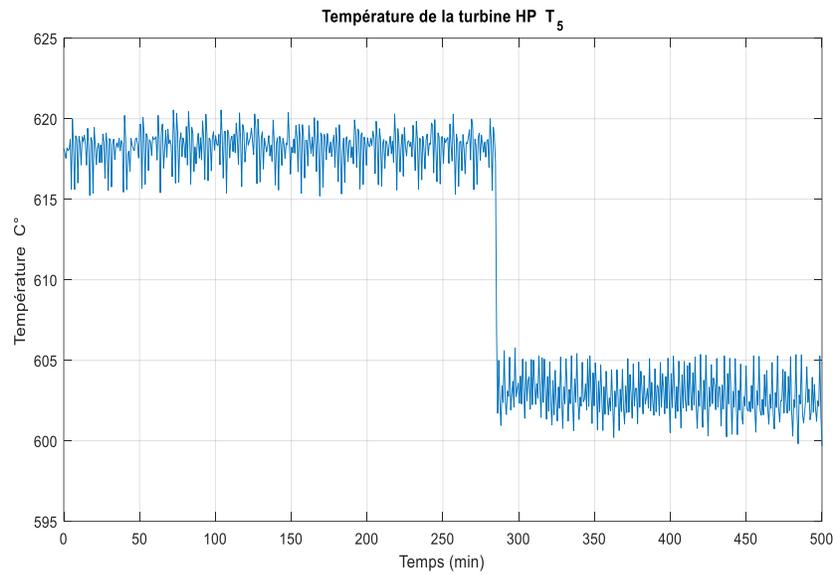


Figure I.10 : Variation de signal de sortie de la température T_5 de turbine HP

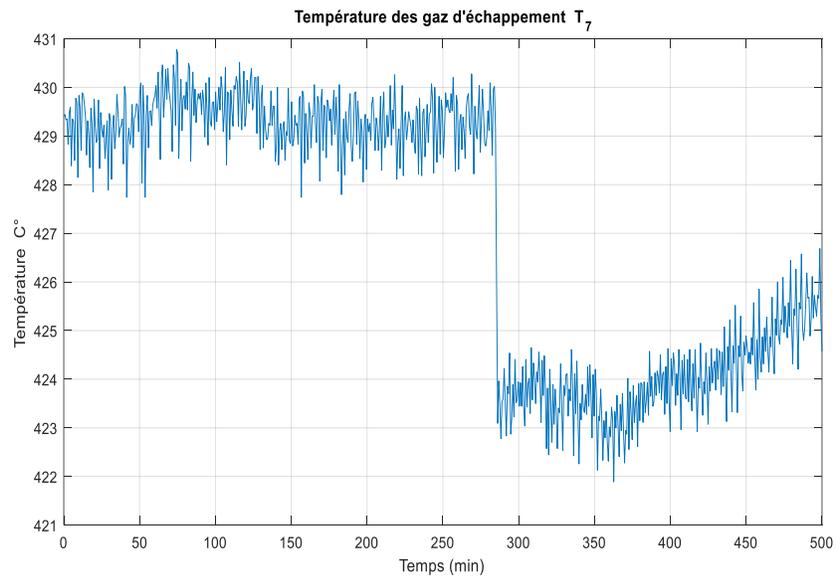


Figure I.11 : Variation de signal de sortie de la température T_7 d'échappement de turbine HP

I.6. Identification multi-modèles à états découplés

Afin d'aborder les problématiques de complexité dynamique non linéaires des systèmes industriels et d'appréhender leurs comportement, plusieurs approches ont été élaborés dans la littérature de modélisation des systèmes [13], [16], [17], [55]–[59]. Cependant, l'approche multi modèles à états découplés repose sur la décomposition de modèle globale de système non linéaire en sous-modèles locales plus simples à manipulés pour large domaine de fonctionnement de système, cette approche est basée sur la décomposition de l'espace d'états de fonctionnement du système non linéaire en sous-modèles locaux linéaires sur des différents zone de fonctionnement. D'où, cette approche multi-modèles consiste à la décomposition de leur espace de fonctionnement par un ensemble des sous-modèles partiels ($i = \overline{1, L}$), caractérisant le fonctionnement du système dans différentes zones opérationnelles, chaque zone étant caractérisée par un sous-modèle f_i , décrivant la dynamique de système en temps réel et permettant de caractériser les variations de leurs entrées et sorties.

D'où, la forme mathématique du modèle non linéaire d'un système industriel linéarisé autour de différents zones de fonctionnement est donnée par [5], [15], [60], [61] :

$$\begin{cases} x(k+1) = F(x(k), u(k)) \\ y(k) = G(x(k), u(k)) \end{cases} \quad (1.1)$$

Avec $x(k)$ est le vecteur d'état, $y(k)$ est le vecteur de sortie, $u(k)$ est le vecteur d'entrée, F et G sont des fonctions non linéaires.

En effet, la représentation d'états de modèle non linéaire d'un système industriel, caractérisant le comportement dans un zone de fonctionnement de système est donnée par:

$$\begin{cases} x_i(k+1) = A_i x_i(k) + B_i u_i(k) \\ y_i(k) = C_i x_i(k) + D_i u_i(k) \end{cases} \quad (1.2)$$

où $x(k)$ est le vecteur d'état, $y(k)$ est le vecteur de sortie, $u(k)$ est le vecteur d'entrée et A_i , B_i , C_i et D_i sont les matrices d'états de système.

Afin de mettre en évidence le mécanisme de l'approche multi-modèles, utilisé dans chaque sous-modèles, pour réduire la complexité de modèle non linéaire de l'équation (1.2) du système, en

décomposant ce modèle globale son zone de fonctionnement. D'où, l'apport de chaque sous-modèle est caractérisé par une fonction de pondération associée à chaque espace de fonctionnement de système, pour résoudre le problème de non linéarité de modèle globale. Cependant, une représentation multi-modèles en espace états découplés est donnée par la forme suivante [60], [62], [63]:

$$\begin{cases} \hat{x}_i(k+1) = A_i \hat{x}_i(k) + B_i u(k) \\ \hat{y}_i(k) = C_i \hat{x}_i(k) + D_i u(k) \\ \hat{y}(k) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) \hat{y}_i(k) \end{cases} \quad (1.3)$$

Avec L est le nombre de modèles locaux, $\xi(k)$ est le vecteur des variables de décision (normalisation) et $\mu_i(\cdot)$ sont les fonctions d'activation des sous-modèles locaux.

En fonction de la zone d'évolution du système non linéaire, la sortie de chaque sous-modèle contribue plus ou moins à l'approximation du comportement global du système non linéaire, comme il est montré sur la Figure I.12, où le nombre de modèles locaux L dépend de la précision de modélisation souhaitée, définie par les fonctions de pondération φ_i , donné par :

$$\hat{y}(k) = \sum_{i=1}^L \varphi_i(k) f_i(k) \quad (1.4)$$

D'où, la sortie globale de modèle non linéaire est la somme pondérée des sorties de sous-modèles à états découplés avec l'ordre de sous-modèles peut être différent.

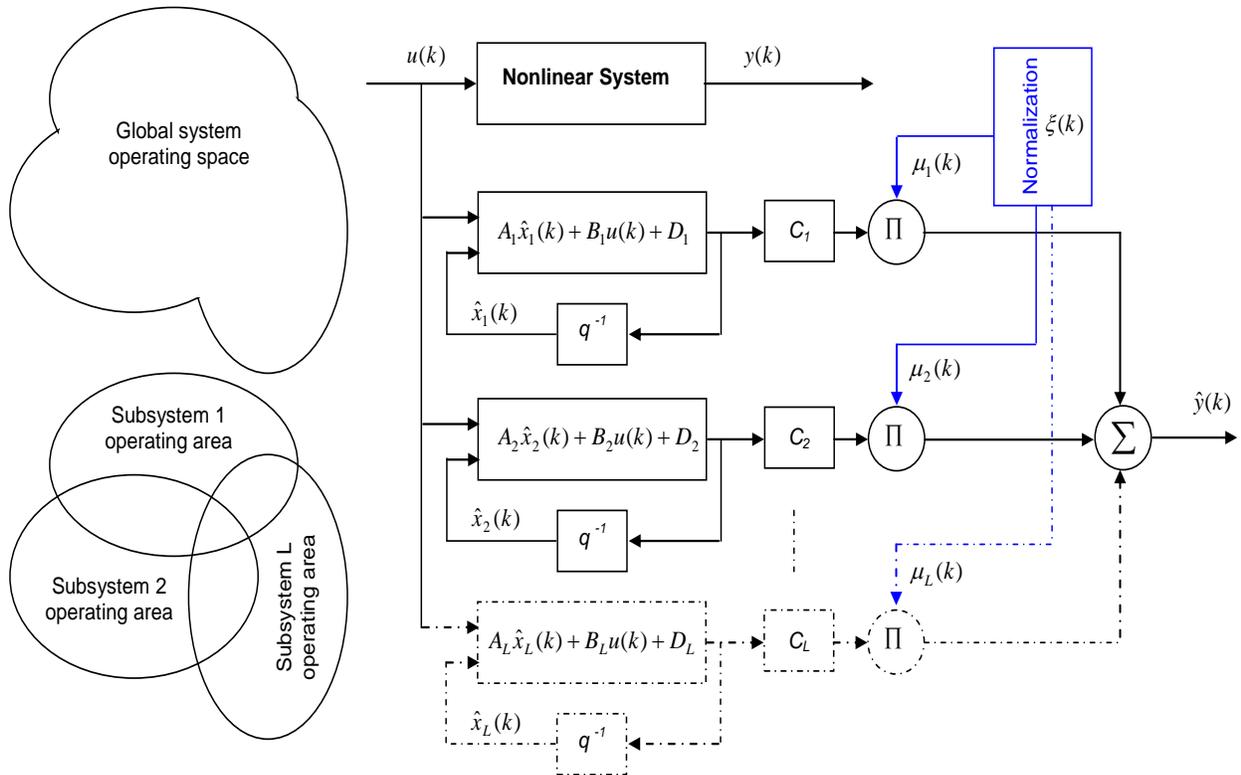


Figure I.12 : Structure d'identification multi modèles à états découplés

Par ailleurs, le choix de la structure du multi-modèles consiste à identifier les paramètres des modèles locaux permettant une représentation fiable du comportement dynamique du système globale, avec une précision qui impose d'augmenté le nombre de sous-modèles [15], [60], [64], [65]. Par la suite de ce travail, l'approche multi-modèles à états découplés à base des techniques de la logique floue sera appliquée dans le but d'identifier et de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz, à partir de données expérimentales pour approximer les variable de ce système non linéaire avec une décomposition en plusieurs zones de fonctionnement, en intégrant le concept flou de type Takagi-Sugeno.

I.6.1. Modèles flous de type Takagi-Sugeno

La modélisation Takagi-Sugeno floue est une approximation universelle des systèmes réels, visent à représenter la dynamique des systèmes non linéaires complexes sur des différents zones de fonctionnement bien définis, utilisant les mesures d'exploitation de système industriel recueillies sur leurs entrées / sorties, pour l'identification de leurs variables sous des modèles linéaire locaux.

Cette approche de modélisation utilise les propriétés des ensembles flous et l'utilisation des règles pour décrire le comportement global d'un système non linéaire, utilisant l'approche multi-modèles, dans lequel les sous-modèles sont linéaires et sont combinées entre eux avec des fonctions de pondération. Cette approche de modélisation Takagi-Sugeno a montré ces efficacités dans plusieurs applications dans la littérature industrielles, contrairement aux approches conventionnelles utilisent les modèles complexes non linéaires [60], [65]. Dans cette section de travail, l'identification et la modélisation floue de type Takagi-Sugeno à partir de données d'entrée / sortie d'exploitation d'un système sera développée pour estimer les systèmes non linéaires, pour son application par la suite la modélisation et l'identification des variables de fonctionnement d'un système de turbine à gaz. Pour cela, cette partie décrire les concepts Takagi-Sugeno flou, ainsi que les différents étapes associés pour la construction des multi-modèles de Takagi-Sugeno à états découplés. La représentation multi-modèles flous en espace états découplés de type Takagi-Sugeno est donnée par la forme suivante [64], [65]:

$$\begin{cases} x_i(k+1) = A_i x_i(k) + B_i u(k) \\ \hat{y}_i(k) = C_i x_i(k) + D_i u(k) \\ \hat{y}(k) = \sum_{i=1}^L \varphi_i(k) \hat{y}_i(k) \end{cases} \quad (1.5)$$

avec L est le nombre de modèles locaux, $\xi(k)$ est le vecteur des variables de décision (normalisation) et $\mu_i(\cdot)$ sont les fonctions d'activation des sous-modèles locaux.

La modélisation floue de type Takagi-Sugeno est décrit par des règles floues du type "Si_Alors", pour représenter la dynamique d'un système sous forme des d'états localement linéaires, avec des relations entre les entrées et les sorties du système. Utilisant l'identification multi modèles à états découplés, la fonction inconnue $f_i(k)$ sera estimée par une représentation Takagi-Sugeno flou. D'où, l'espace de données est répartie par des fonctions d'appartenance triangulaire ω_i et la modélisation Takagi-Sugeno floue est constitué par des règles décrivant l'ensemble des sous-modèles L , dont la partie conclusion est mise de la forme suivant [61]:

$$R_i : \text{Si } Z \text{ est } A_i \text{ alors : } \hat{y}_i = f_i(k, \theta), \quad i = 1, 2, \dots, L. \quad (1.6)$$

D'où Z est un ensemble de valeurs $(m_a + m_b)$ permises, donnée par :

$$Z = \{y(k) \quad y(k-1) \quad \cdots \quad y(k-m_a+1), \quad u(k) \quad u(k-1) \quad \cdots \quad u(k-m_b+1)\} \quad (1.7)$$

Et :

$$A_i = \{\alpha_{i,1} \quad \alpha_{i,2} \quad \cdots \quad \alpha_{i,m_a} \quad \beta_{i,1} \quad \beta_{i,2} \quad \cdots \quad \beta_{i,m_b}\} \quad (1.8)$$

Avec A_i est l'ensemble multidimensionnel des fonctions d'appartenance associées à la $i^{\text{ème}}$ règle, l'indice $i = 1, 2, \dots, L$ désigne qu'une variable conséquent est liée à la $i^{\text{ème}}$ règle et L est le nombre de règles dans la base de règles.

Les modèles décrits par la méthode Takagi-Sugeno flou est efficace pour la modélisation des systèmes complexes, mais exige la stabilité d'au moins un modèle local dans l'identification multi modèles à états découplés. Compte tenu la représentation multi modèles à états découplés des différents sous-modèles \hat{y}_i , les modèles flous de type Takagi-Sugeno seront évalués comme suit:

$$\hat{y}(k+1) = \sum_{i=1}^L \varphi_i(k) \hat{y}_i(k+1) \quad (1.9)$$

où φ_i indique le degré d'activation de l'antécédent de la $i^{\text{ème}}$ règle R_i .

Pour construire les modèles flous de type Takagi-Sugeno à partir de données expérimentales de système non linéaire, comme c'est le cas de cette étude sur la turbine à gaz, il est nécessaire de réaliser une représentation entrée-sortie, pour obtenir les modèles flous ayant un nombre réduit de règles, en assurant la stabilité de sous-modèles flous locaux de systèmes. Dans ce sens, l'état du système est représenté par un nombre fini d'entrées n_u et de sorties n_y du système. Cependant, la représentation entrée / sortie du modèles flous de type Takagi-Sugeno de l'équation (1.5), peut être réécrit à nouveau comme suit[66] :

$$R_i : \text{Si } Z \text{ est } A_i \text{ alors : } \hat{y}_i(k+1) = \sum_{j=1}^{na} a_{i,j} y(k-j+1) + \sum_{j=1}^{nb} b_{i,j} u(k-j+1) + c_i. \quad (1.10)$$

Avec $a_{i,j}, b_{i,j}$ et c_i sont les paramètres conséquents à estimer donnée par le vecteur de paramètres, donnée par:

$$\theta_i = [a_{i,1} \quad \cdots \quad a_{i,na} \quad b_{i,1} \quad \cdots \quad b_{i,nb} \quad c_i]^T \quad (1.11)$$

D'où θ_i est le vecteur paramètre de l' $i^{\text{ème}}$ sous-modèle locaux linéaire à temps invariant.

Ces sous-modèles locaux linéaire à temps invariant de type Takagi-Sugeno flou, donnée par l'ensemble multi-dimensionnel de l'équation (I.10) évoluent indépendamment les uns des autres. On définit l'ensemble $\psi(k)$ des valeurs d'entrée n_b et de sortie n_a utilisées dans la régression conséquente, comme suite :

$$\psi(k) = [y(k) \ \dots \ y(k - n_a), \ u(k) \ \dots \ u(k - n_b + 1)] \quad (I.12)$$

Ainsi, en modélisation floue des systèmes, l'antécédent de chaque règle définit une région floue de validité pour les sous modèles correspondant du conséquent. Le modèle global est composé par des sous-modèles linéaires locaux et peut être vue comme une approximation des zones de fonctionnement correspondant à la sortie du système globale. Dans cette modélisation floue de type Takagi-Sugeno proposé dans ce travail, les fonctions d'appartenances ω_i sont de type triangulaires avec une partition de type grille (Grid-type partition), comme il est montré sur les Figures I.13 et I.14. Ces fonctions d'appartenances sont définie par :

$$f(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0 & 0 \leq x \end{cases} \quad (I.13)$$

D'où, le produit donnée par l'équation (I.5) de ces deux fonction d'appartenances est montré sur la Figure I.14. D'où, à chaque règle R_i est accordé par un poids indique le degré d'activation de l'antécédent de la $i^{\text{ème}}$ règle. Ce poids est en fonction du degré d'appartenance des variables de prémisses des sous-modèles Takagi-Sugeno flous, donnée par :

$$\varphi_i(k) = \frac{\mu_i(k)}{\sum_{j=1}^L \mu_j(k)} \quad (I.14)$$

La fonction d'activation de règles de sous-modèle flou (fonctions d'appartenance), sont évaluant en fonctions des variables de chaque zones de fonctionnement de système, permettent de représenté la contribution de sous-modèle locaux linéaire à temps invariant, correspondant à la

zone de fonctionnement du système. Aussi, ces fonctions d'appartenance assurent le passage entre les différents sous-modèles locaux linéaires à temps invariants. Ces fonctions d'appartenance sont donnée par la forme suivante :

$$\mu_i(k) = \prod_{i=1}^{L_i} \omega_i(k) \quad (1.15)$$

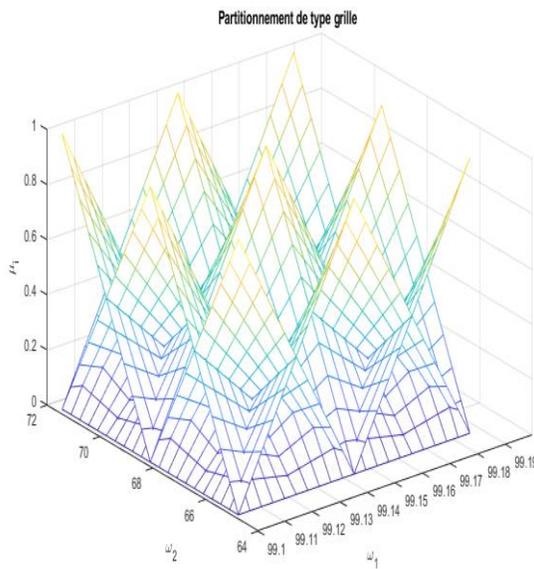


Figure I.13 : Espaces d'entrée partition par Grid-
Type partition

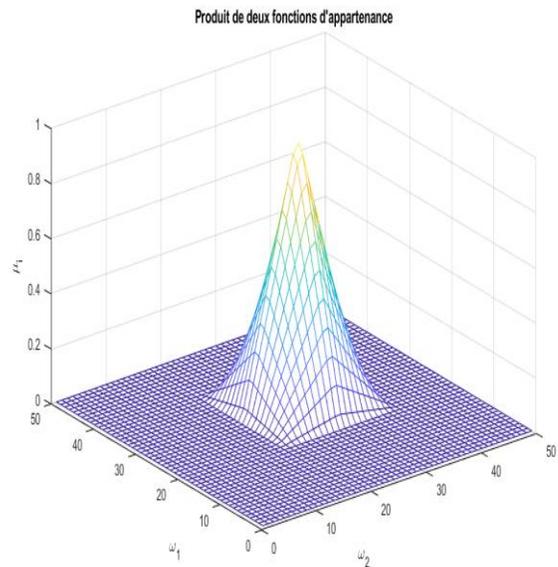


Figure I.14 : Produit de deux fonctions
d'appartenance

I.6.2. Analyse et validation de multi-modèles flous à états découplés

La méthode multi-modèles flous à états découplés permet de modélisé un système non linéaire sur des zone de fonctionnement, décomposée en plusieurs sous-modèles pour chaque zone de fonctionnement. Cependant, l'utilisation des systèmes flous permet de modéliser les incertitudes d'identification de variables de système, en se basant sur les fonctions d'appartenance pour prendre en charge ces incertitudes. Cette section vise à analyser l'apport de l'application de l'approche multi-modèles à états découplés, pour identifier et modéliser la dynamique de cette machine tournante, à partir de leurs données d'entrée / sortie d'exploitation. Et la validation de multi-modèles obtenus sera guidée par des critères de validation construits pour assurer la

stabilité et l'observabilité de sous-modèles flous à états découplés. Cela, pour développer une diagnostic efficace de ce système, basé sur l'utilisation des multi-modèles flous à états découplés obtenus.

Dans ce sens, la mise en œuvre de cette approche originale de multi-modèles flous à états découplés permet de caractériser plus précisément le comportement dynamique de système sur plusieurs zones de fonctionnement. D'où, les paramètre des conséquences θ_i des règles floues obtenus seront estimés avec la technique de moindre carré récursif, comme suit :

$$\begin{cases} K_i(k) = P_i(k-1)\chi(k)[I + \chi^T(k)P_i(k-1)\chi(k)]^{-1} \\ \hat{\theta}_i(k) = \hat{\theta}_i(k-1) + K_i(k) [y(k) - \chi^T(k)\hat{\theta}_i(k-1)] \\ P_i(k) = [I - K_i(k)\chi^T(k)]P_i(k-1) \end{cases} \quad (1.16)$$

Où $K(k)$ est la matrice de gain, $P(k)$ est la matrice de covariance des paramètres estimés, $\hat{\theta}(k)$ est le vecteur des paramètres conséquent à estimer et $\chi(k)$ est le vecteur de régression.

Le vecteur des paramètres conséquent à estimer est donnée par :

$$\hat{\theta}(k) = [\hat{\theta}_1 \quad \hat{\theta}_2 \quad \dots \quad \hat{\theta}_L] \quad (1.17)$$

Et le vecteur de régression est donnée par :

$$\chi(k) = [\varphi_1(k)y(k) \quad \dots \quad \varphi_1(k)u(k-nb+1) \quad \dots \quad \varphi_L(k)y(k) \quad \dots \quad \varphi_L(k)u(k-nb+1)] \quad (1.18)$$

Dans le but de validation de multi-modèles flous à états découplés obtenus, deux critères seront utilisés, la première consiste au calculs des écarts type en pourcentage de la variance entre la sortie mesurée et la sortie estimée, donnée par le critère VAF (Variance Accounting For), donnée par :

$$VAF = 100\% \left[1 - \frac{Var(y - \hat{y})}{Var(y)} \right] \quad (1.19)$$

Toutefois, cette variance est la moyenne des carrés des écarts par rapport à la moyenne, permet de calculer en pourcentage l'écart normalisé de la variance entre la sortie mesurée et la sortie estimée de système, servant à validé les différents mesures effectuées sur le système.

Par ailleurs l'analyse de multi-modèles flous à états découplés obtenus sera faite par le deuxième critère, qui est le critère d'information d'Akaike (AIC), cette critère est une mesure qui permet

d'évaluer le degré d'adéquation de sous-modèles obtenus, pour comparer ces sous-modèles ayant le même nombre de variables manipulés. D'où, le critère d'information d'Akaike (AIC) est donnée par la formule suivante :

$$AIC = N * \log \left(\frac{\left(\sum_1^N \varepsilon(k, \theta) (\varepsilon(k, \theta))^T \right)}{N} \right) + 2n_p + N(n_y \log(2\pi) + 1) \quad (1.20)$$

Ainsi que le critère d'information d'Akaike corrigé est défini comme suite :

$$AICc = AIC + 2n_p \frac{n_p + 1}{N - n_p - 1} \quad (1.21)$$

Avec N est le nombre de valeurs dans l'ensemble des données d'estimation, ε l'erreur ($y - \hat{y}$) entre la sortie réelle et la sortie estimée, n_y et les sorties de model, n_p est le nombre de paramètres à estimés.

D'où, le nombre de paramètres à estimés est donnée par :

$$n_p = L \cdot \sum_{j=1}^{n_y} n_{a,j} + n_y L \sum_{i=0}^{n_u} (n_{b,i} + 1) + L \quad (1.22)$$

Pour plus d'analyse de sensibilité de multi-modèles flous à états découplés, l'erreur quadratique moyenne (MSE) est utilisé pour présenter les écarts entre les valeurs de variables observées (mesurés) et les valeurs de variables modélisés en utilisant le concept flou, donnée par:

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_1^N (y(k) - \hat{y}(k))^2 \quad (1.23)$$

D'autres critères de validation peuvent être utilisés, d'où la plupart sont basée sur les moyennes et les écarts-types des erreurs de modélisation. Ces critères servent à améliorer la qualité de sous-modèles obtenus pour représenter adéquatement le modèle non linéaire de système. Par la suite de ce travail, il est possible de constater l'amélioration de performances obtenues sur l'ensemble de résultats d'investigation sur la turbine à gaz examinée dans ce travail.

I.7. Résultats de modélisation des variables de turbine à gaz

En effet, pour réduire la complexité de dynamique de turbine à gaz examiné, leur modèle globale à identifier est décomposé en quatre sous-modèles, représentent les sorties de cette machine tournante; La vitesse de rotation N_{ngp} de turbine haute pression HP, la vitesse de rotation N_{npt} de turbine basse pression LP, la température T5 de turbine haute pression HP et la température d'échappement T7 de turbine. En fonction de la zone de sortie de turbine, la sortie de chaque sous-modèle est mise à contribution à travers un mécanisme d'interpolation utilisant une fonction de pondération de type fonctions d'appartenances et des règles floues, pour surveiller et d'approximé le comportement global de turbine en prenant en considération la contribution de chaque sous-modèles. Avec une modélisation par multi-modèles de type Takagi-Sugeno à partir des données entrées sorties, qui sur base d'un ensemble des règles « Si et Alors » donnent une meilleure approximation de variation des paramètres de modèles de turbine.

Pratiquement, pour identifier les modèles flous de turbine à gaz examinée, un jeu de données de 727 échantillons est constitué sur un intervalle de dans 500 min, pour deux variables d'entrée et quatre variables de sortie manipulées. D'où, 75 % de ces données est utilisé pour l'indentification des modèles flous de turbine et 25% pour tester la validité de ces modèles obtenus, sur toute la plage de fonctionnement de cette machine tournante, de manière à exciter leurs dynamiques. En effet, les multi modèles obtenus constituent un outil adapté à la modélisation de turbine à gaz examinée avec une précision optimale imposée avec quatre sous-modèles de sortie, en fonction de la structure des fonctions de pondération.

Dans ce contexte de modélisation floue, l'approche multi-modèles de Takagi-Sugeno développés dans ce travail, permet d'identifier les dynamiques non linéaires de turbine sous forme des sous modèles, capables d'être utilisé pour l'analyse et la synthèse des systèmes de contrôle et diagnostic de cette machine tournante, avec convergence de l'erreur d'estimation de leurs états de fonctionnement, pour assurer la stabilité de la machine en boucle fermée.

I.7.1. Identification des variables multi-modèles de turbine à gaz

L'approche développé dans ce travail est basée l'utilisation de multi-modèles flous de Takagi-Sugeno à états découplées, pour un système de turbine à gaz de type TITAN 130, dans laquelle le

système flou est utilisés pour approximer les dynamiques des quatre sorties de cette turbine, la stabilité a été assurée en utilisant les multi-modèles flous d'états découplées obtenus par la suite de ce travail à l'élaboration d'une stratégie de diagnostic de défaillances de cette turbine. Cependant, les résultats obtenus sont approuvés par les différentes erreur quadratique moyenne (MSE) obtenus pour chaque sous modèles, qui représente la moyenne carré de la différence entre les valeurs de sortie réelles de variables de modèle globale de turbine et les sous modèle estimées par l'approche multi-modèles à états découplées, comme il est montré sur les Tableaux I.3 et I.4. En effet, à cause de grand nombre du paramètre de turbine n_p dans la matrice de variables de multi-modèles flous $\hat{\theta} = [\theta_1 \ \dots \ \theta_L]$, le choix de la meilleure structure de modèle non linéaire d'états de turbine est fait à l'aide de critère d'information Akaike (AIC) (Akaike information criteria). Cette critère permet d'évaluer l'adéquation des multi-modèles obtenus aux données de fonctionnement de turbine (données entrée /sortie) à partir des quelles ces multi-modèles sont développées.

Les paramètres de multi-modèles flous de Takagi-Sugeno sont définit par le vecteur α qui contient les variables d'exploitation de turbine, donnée par :

$$\alpha = [n_{a,1} \ n_{a,2} \ n_{a,3} \ n_{a,4} \ n_{b,1} \ n_{b,1} \ d] \quad (1.24)$$

Utilisant les fonctions d'appartenance de pondération donnée par l'équation (I.15) et le vecteur de régression définit par l'équation (18), l'identification de multi-modèles flous de turbine sera obtenu par deux façons distingues

I.7.1.1. Avec fonction d'appartenance d'antécédent générer par les entrées de turbine

L'identification de multi-modèles flous à partir fonction d'appartenance d'antécédent générer par les entrées de turbine permet d'évaluer les règles en fonction de deux entrées choisi de système de turbine. D'où, les opérateurs flous correspondants sont utiliser pour combiner les règles de multi-modèles obtenus. Si une règle a plusieurs antécédents, l'opérateur flou est utilisé pour obtenir un seul valeur qui représente la conclusion de mécanisme floue. Cette conclusion est ensuite appliquée à la fonction d'appartenance de la conséquence. D'où, le vecteur ϕ contient les degrés d'activations de l'antécédent dans l'instant k , définie par :

$$\phi_j(k) = [\varphi_{1,j}(k,u) \ \dots \ \varphi_{L,j}(k,u)] \quad (1.25)$$

Avec le vecteur de régression pour la sortie j^{th} est donnée comme suit :

$$\chi'_j(k) = [\varphi_{1,j}(k,u)y(k) \quad \dots \quad \varphi_{1,j}(k,u)u(k-nb+1) \quad \dots \quad \dots \quad \varphi_L(k)u(k-nb+1)] \quad (1.26)$$

Le tableau I.3 présente les résultats obtenus par fonction d'appartenance d'antécédent générer par les entrées de turbine, avec une précision imposée sur n'importe quel comportement dynamique de turbine, sur des différentes zones de fonctionnement. Aussi, en fonction de la zone où le système évolue, en fonction de pondération associée à chaque zone de fonctionnement de turbine, la sortie de chaque sous-modèle des quatre sortie de turbine est mise à contribution à l'estimation de comportement global de cette machine tournante.

Tableau I.3 : Résultats obtenus par fonction d'appartenance d'antécédent générer par les entrées de turbine

Local models	MSE_{NGP}	MSE_{NPT}	MSE_{T_5}	MSE_{T_7}	AIC	[IGV, mf]
L=2	0.0427	28.6983	15.5693	14.9989	[1, 1, 1, 1, 1, 0, 2]	[1 2]
L=2	0.0031	12.0734	0.7915	2.9623	[1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[2 1]
L=3	0.0007	8.9348	0.8906	1.5174	[1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[3 1]
L=3	0.0769	86.2899	43.6401	65.2546	[1, 1, 1, 2, 0, 0, 0]	[1 3]
L=4	0.0179	5.970×10^4	14.1331	181.7159	[1, 1, 1, 1, 0, 3, 3]	[2 2]
L=6	41.4580	3.794×10^4	691.4622	494.3467	[1, 1, 1, 1, 1, 0, 0]	[3 2]
L=6	3.7576	2.552×10^5	1.234×10^5	9.487×10^7	[1, 2, 1, 2, 1, 1, 2]	[2 3]
L=8	Inf	Inf	Inf	Inf	[1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[4 2]
L=8	3.1373	4.757×10^{43}	9.186×10^{19}	2.507×10^{56}	[1, 1, 1, 1, 1, 1, 2]	[2 4]
L=9	17.2699	1.257×10^{43}	2.571×10^4	9.459×10^{41}	[1, 2, 1, 1, 2, 0, 2]	[3 3]

1.7.1.2. Avec fonction d'activation générer par les entrées et les sorties de turbine

L'identification de multi-modèles flous à partir fonction d'activation générer par les entrées et les sorties de turbine permet d'évaluer les règles en fonction de des variables de décision de système de turbine, sont associées aux différentes zones de fonctionnement et quantifier par

l'appartenance du point de fonctionnement optimale de turbine à une zone de fonctionnement donnée. D'où, le vecteur ϕ contient les degrés d'activations de l'antécédent dans l'instant k est définie comme suit :

$$\phi_j(k) = [\varphi_{1,j}(k, u, y_j) \cdots \varphi_{L,j}(k, u, y_j)] \quad (1.27)$$

Avec le vecteur de régression pour la sortie j^{th} est donnée comme suit :

$$\chi'_j(k) = [\varphi_{1,j}(k, u, y_j)y_j(k) \cdots \varphi_{1,j}(k, u, y_j)u(k-nb+1) \cdots \varphi_L(k, u, y_j)u(k-nb+1)] \quad (1.28)$$

Le tableau I.4 présente les résultats obtenus par fonction d'activation générer par les entrées et les sorties de turbine, cette représentation d'état du multi-modèles possède l'avantage d'être compacte, simple et plus générale qu'une présentation sous la forme d'une équation de régression entrée/sortie. Cette structure du multi-modèles à états découplés avec fonction d'activation générer par les entrées et les sorties de turbine est certainement la structure avec fonction d'appartenance d'antécédent générer par les entrées de turbine, utilise les entrées et les sorties pour générer la fonction d'activation de la façon dont les sous-modèles sont combinés par cette fonction de pondération, utilise le regroupement des données entrée-sortie de turbine pour construire des multi-modèles, chacune possèdent un vecteur d'état indépendant de l'autre sous-modèles.

L'ensemble de sous modèles agrégés par le mécanisme de l'approche multi-modèles floue à états découplés de type Takagi-Sugeno permettant de caractériser le comportement dynamique global de turbine. D'où l'intégration des leurs sorties réelles à la génération de la fonction d'activation, donnée avec fonction d'activation générer par leurs entrées et sorties est meilleurs et optimale pour les nombre des modèle locaux $L=4$, ce qui est adopté par le critère de AIC. En effet, les résultats de l'approche floue de Takagi-Sugeno garantit la construction multi-modèles à états découplés représentant exactement le comportement de modèle globale de turbine sur les quatre espaces de fonctionnement de sortie de turbine et permet de traiter d'une manière efficace le comportement non linéaires de turbine et de vérifient les performances désirées en qualité de fiabilité de multi-modèles obtenus.

Tableau I.4 : Résultats obtenus par fonction d'activation générer par les entrées et les sorties de turbine

Local models	MSE_{NGP}	MSE_{NPT}	MSE_{T_5}	MSE_{T_7}	AIC	[y_i , IGV, wf]
L=2	2.852×10^{-4}	2.399×10^{-4}	8.6954×10^{-4}	3.3405×10^{-4}	[1, 1, 1, 1, 0, 3, 2]	[2 1 1]
L=2	0.0031	12.0749	0.7915	2.9622	[1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[1 2 1]
L=2	0.0428	28.5199	15.6105	14.9994	[1, 1, 1, 1, 1, 0, 2]	[1 1 2]
L=3	1.179×10^{-5}	8.540×10^{-4}	0.0011	0.0019	[1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[3 1 1]
L=4	5.481×10^{-13}	6.98×10^{-12}	4.830×10^{-11}	3.931×10^{-11}	[1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[2 2 1]
L=4	4.100×10^{-8}	4.05×10^{-8}	1.862×10^{-7}	1.206×10^{-6}	[1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[2 1 2]
L=6	6.682×10^{-11}	2.027×10^{-11}	5.570×10^{-11}	7.484×10^{-11}	[1, 1, 2, 1, 0, 0, 0]	[3 2 1]
L=6	3.715×10^{-7}	1.604×10^{-7}	3.263×10^{-7}	1.111×10^{-6}	[1, 1, 2, 1, 0, 0, 0]	[3 1 2]
L=8	8.700×10^{-11}	1.409×10^{-12}	1.617×10^{-10}	3.123×10^{-10}	[2, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[2 2 2]
L=9	4.085×10^{-9}	5.946×10^{-11}	9.497×10^{-9}	7.245×10^{-9}	[1, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[3 3 1]
L=9	6.856×10^{-8}	4.954×10^{-8}	3.644×10^{-7}	7.207×10^{-8}	[2, 1, 1, 1, 0, 0, 0]	[3 1 3]

D'où, la structure optimale validé par le critère AIC est pour L=4, comme il est indiqué sur le Tableau I.3, avec deux fonction d'appartenance pour chaque sortie de sous-modèle et deux pour l'entrée de système de turbine IGV et une fonction d'appartenance pour le débit de carburant. Finalement, les multi-modèles floue à états découplés représente la turbine à gaz est sous une forme composée comme un ensemble de modelés de type multi entrées avec une seule sortie (MISO) découplés, ces multi-modèles L=4, est présenté sous sa forme d'espace d'états suivante :

$$\begin{cases} x_i(k+1) = A_i x_i(k) + B_i u(k) \\ \hat{y}_i(k) = C_i x_i(k) + D_i u(k) \\ \hat{y}(k) = \sum_{i=1}^L \varphi_i(k) \hat{y}_i(k) \end{cases} \quad (1.29)$$

Avec A_i , B_i , C_i et D_i sont les matrices d'états de système de turbine avec $i = 1, \dots, 4$ sont données en annexe.

I.7.2. Résultats d'identification des variables de turbine à gaz

Afin d'illustrer les performances de multi-modèles flous obtenus, des résultats d'implémentation en temps réel ont été réalisées sur un jeu de données expérimental sur la turbine à gaz examinée, par identification autour de plusieurs zones de fonctionnement, dans le cadre de l'approche multi-modèles à états découplés. D'où, les différents résultats obtenus sont montrés sur les Figures I.13 jusqu'à I.16 et pour valider l'exactitude du multi-modèles obtenus, la variation des erreurs d'identification sont associées à chaque réponse de variables de turbine identifiées. La Figure I.15 montre la variation de vitesse de rotation N_{ngp} de turbine haute pression HP avec son erreur d'identification, utilisant les données de variation réelle en couleur rouge et le modèle en multi-états découplés (L4) en bleue, avec une erreur d'identification acceptable à l'ordre de 10^{-4} , comme le montre l'analyse des résultats présentés dans le tableau 2, qui permet de constater que la méthode d'identification mise en œuvre permet d'obtenir une bonne précision pour l'estimation de variation de la de vitesse de rotation N_{ngp} de turbine haute pression HP.

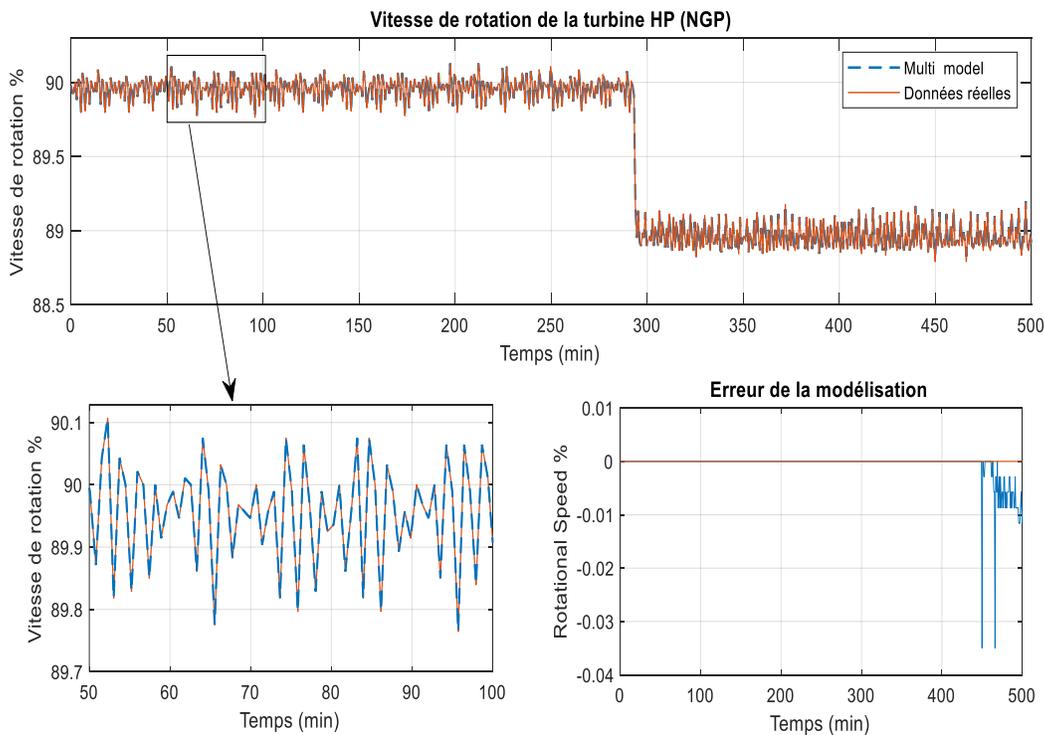


Figure I.15 : Variation de vitesse de rotation NGP de turbine HP avec son erreur d'identification

La Figure I.16 présente la variation de vitesse de rotation N_{npt} de turbine basse pression LP avec sa sortie de comportement réelle de turbine en couleur rouge et le modèle en multi-états découplés (L4) en bleue avec son erreur d'identification associée, cette erreur est à l'ordre de 3×10^{-4} ce qui est acceptable. D'où, à l'instant 295 min la turbine à subit une changement de dynamique de fonctionnement à l'ordre de 3% et l'identification de variables de turbine basse pression LP est réalisé avec sous-modèles L4 d'un multi-modèles découplé à partir des données entrée/sortie de vitesse de rotation N_{npt} , avec une zone de fonctionnement stable.

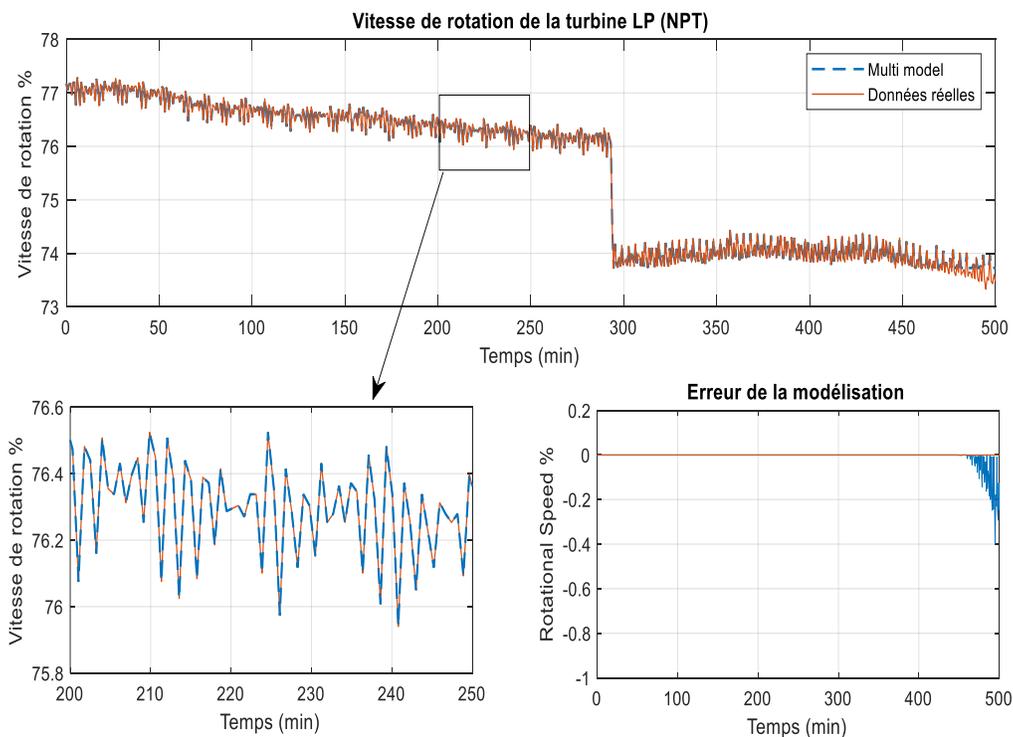


Figure I.16 : Variation de vitesse de rotation NPT de turbine LP avec son erreur d'identification

Ainsi que la Figure I.17 montre la variation de température T5 de turbine haute pression HP avec son erreur d'identification, avec une bonne estimation des états de variation de température T5 de sous-modèle L4 montré par l'erreur d'identification de la sortie T5 en présence de bruit, comparé avec cette sortie mesurée. Donc, cette sortie est bien estimée avec une précision satisfaisante même en cas de présence de bruit, ces résultats montrent une très bonne adéquation entre les réponses de références et les réponses identifiés estimées, de même la variation réelle

de température T5 de turbine sont très proches aux sous-modèle obtenus. En effet, ces résultats ont permis de mettre en évidence la capacité de la méthode d'identification choisie d'identifier efficacement la dynamique des systèmes de turbine à gaz même en présence d'un pourcentage important de bruit de mesures.

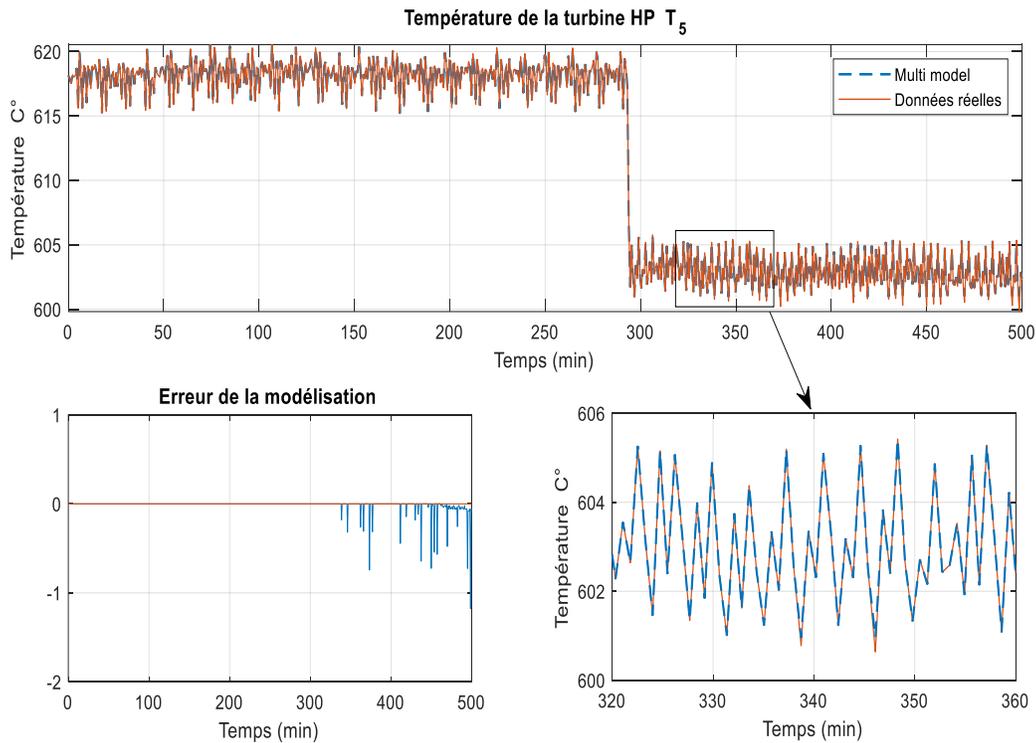


Figure I.17 : Variation de température T5 de turbine HP avec son erreur d'identification

La Figure I.18 présente la variation de température d'échappement T7 avec son erreur d'identification, utilisant l'approche multi-modèles floue à états découplés par la méthode à erreur de sortie associée à l'algorithme d'identification. D'où, le modèle de température d'échappement T7 est testé composé de sous-modèles (L=4) pour différents variations de température d'échappement, qui convient à la représentation réelle de température d'échappement de turbine, illustré par l'erreur acceptable de prédiction. Ces résultats illustrent la capacité de l'approche multi-modèles floue à états découplés de modéliser différents dynamiques et d'identifier efficacement la dynamique de turbine même en présence du bruit de mesures.

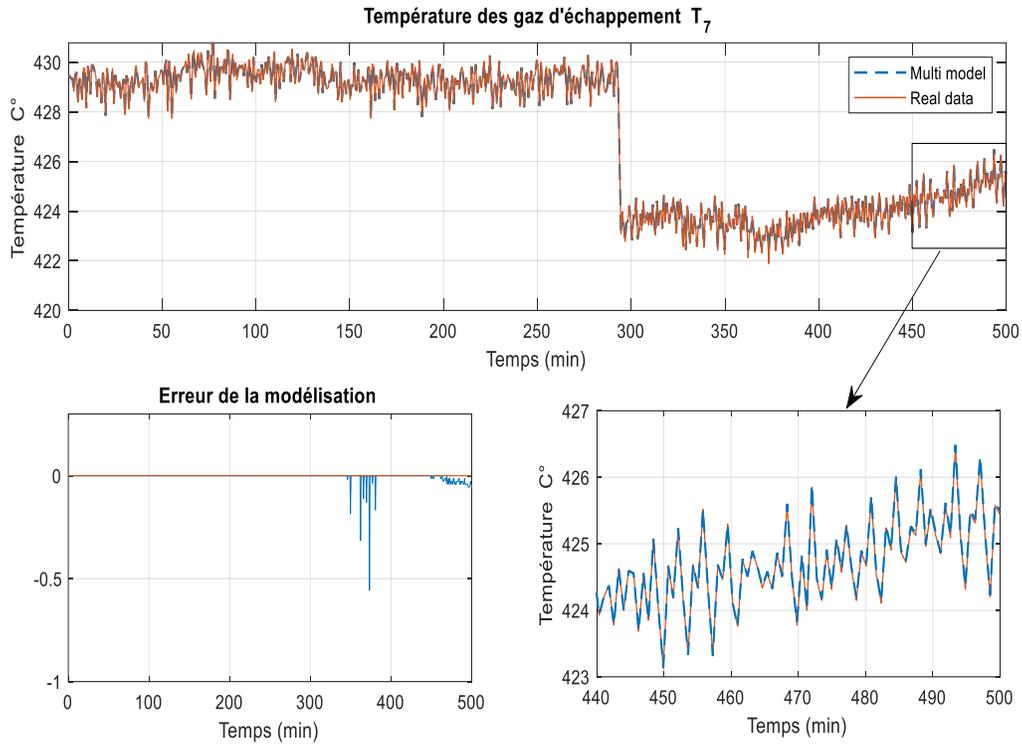


Figure I.18 : Variation de température d'échappement T7 avec son erreur d'identification

Cependant, l'augmentation du nombre de modèles locaux permet la prise en compte de la complexité plus ou moins grande du système avec espace d'état des sous-modèle indépendant et permet également d'atteindre la précision souhaitée de comportement dynamique de modèle global de système de turbine, comme il est montré sur le tableau I.5.

Tableau I.5: Erreur quadratique avec l'écart type en pourcentage obtenus d'identification de multi-modèles de sortie de turbine

y_i	NGP	NPT	T_5	T_7
MSE	1.2568e-05	0.0031	0.0104	9.2301e-04
VAF	99.9972 %	99.9894 %	99.9271 %	99.9876 %

I.8. Conclusion

Les résultats illustrés par ce chapitre permettent de constater que les multi-modèles de sortie de turbine examinée obtenus représentent au mieux le comportement dynamique réelle de turbine. Cela, est validé par l'erreur quadratique avec l'écart type en pourcentage obtenus par identification de multi-modèles de sortie de turbine qui comporte $L=4$ sous-modèles et la dimension des sous-modèles est de $n=4$, en effectuant une décomposition du comportement dynamique de turbine en quatre zones de fonctionnement représentent les quatre variables de sortie de cette machine tournante, chaque zone étant caractérisée par un sous-modèle floue à états découplés.

CHAPITRE II

IDENTIFICATION MULTI MODELES DECOUPLE HYBRIDE AVEC L'ALGORITHME GENETIQUE DE TURBINE A GAZ A DEUX ARBRES

En pratique industrielle, la représentation la dynamique de systèmes non linéaire par des modèles reliant leurs différentes variables de fonctionnement nécessite une procédure d'identification pour caractériser leurs comportements à partir de données expérimentales. Ce Chapitre propose l'identification de variables d'une turbine à gaz a deux arbre basée sur une approche multi modèles découplé hybride avec l'algorithme génétique, d'où le modèle multi est déterminé sous forme d'une combinaison pondérée des sous modèles d'espace d'état locaux linéaires découplés, avec optimisation d'une fonction objective de coûts, dans différentes modes de fonctionnement de cette machine. Cela, permet d'avoir des modèles robustes et fiables, en utilisant des données d'entrée/sortie recueillies sur le système examiné, en limitant l'influence des erreurs et de bruits d'identification.

II.1. Introduction

La surveillance et la compréhension du comportement des turbines à gaz est un enjeu industriel dont l'importance n'a cessé d'augmenter durant ces dernières années, dans la plupart des secteurs industriels qui utilisent ces machines tournantes. En effet, ces équipements industriels sont à grande échelle et représente des non linéarités importantes avec des incertitudes dans leur modélisation, ils sont aussi sujets de plusieurs défauts spécifiques, qui violent leur observabilité. Cela, peut entraîner un vieillissement prématuré des composants, ou encore des nuisances sonores et vibratoires non acceptables. Ce travail est orienté dans ce sens pour illustrer et montrer comment, dans une politique de surveillance, les variables sont mesurés, traités, surveillés sous forme des sous modèles et servent pour l'élaboration d'un modèle globale de une turbine à gaz. Ce travail soulève l'un des problèmes majeurs quand vous cherchez une représentation mathématique fiable pour ce type de machine tournante.

Cependant, plusieurs travaux ont été réaliser dans ce domaine, pour pallier les problèmes de modélisation des turbines à gaz et leur utilisation en contrôle et diagnostic [6], [59], [67]–[75]. En 2020, Ceri Evans et al. dans [76] ont réalisés une identification de la dynamique des turbines à gaz à l'aide de techniques d'analyse des signaux dans le domaine fréquentiel pour des finalité de contrôle des turbines et Saeed Amirkhani et al. dans [77] ont proposés une approche de diagnostic de défaut robuste non linéaire d'une turbine à gaz utilisant une approche de seuil adaptatif basée sur une modélisation de Monte Carlo. Aussi, en 2019, Lacopo Rossi et al. dans [78] ont appliqué un système hybride pour la simulation dynamique d'une turbine à gaz et Manuel Colera et al. dans [79] ont proposés une schéma numérique pour l'analyse thermodynamique des turbines à gaz dans le but d'améliorer l'efficacité de ce type de machines, Nadji Hadroug, et al. dans [80] ont fait une linéarisation du modèle dynamique de turbine à gaz à deux arbres autour des points de fonctionnement en utilisant les données d'entrée / sortie de turbine. D'autre travaux comme Mohamed Benrahmoune et al. dans [7] et Mohammadreza Tahan et al. dans [8] ont réalisés un système de détection et de modélisation du comportement vibratoire d'une turbine à gaz basée sur l'approche des réseaux de neurones dynamiques en temps réel basé sur les performances de turbines à gaz industriels et Cuneo A. et al. dans [81] et Asgarshamsi A. et al. dans [82] ont proposés

des approches d'optimisation sur les modèles de turbine à gaz dans un système hybride prenant en compte la dégradation de leurs composantes.

Le but est de ce travail est l'identification d'un modèle non linéaire de turbine à gaz sous contraintes en utilisant les algorithmes génétiques avec l'approche multiples modèles (sous modèles), dans un environnement d'exploitation réel, utilisant des bases de données d'entrée / sortie de l'historique d'exploitation de cette de turbine examinée, dans le but d'assurer une bonne fonctionnement de cette machine tournante.

II.2. Approche multi modèles

Dans la littérature industrielle, plusieurs structures permettent de regrouper des différents sous-modèles, afin de générer la sortie globale du multi modèles. Ces approches peuvent être distinguées selon leurs utilisation et leurs forme, dans le but d'appréhender le comportement non linéaire d'un système par un ensemble de modèles locaux ($i = \overline{1, L}$), caractérisant le fonctionnement du système dans différentes zones opérationnelles [17], [62], [83]. D'où, chaque zone étant caractérisée par un sous-modèle f_i , l'approche multi modèle vise à remplacer la recherche d'un modèle unique $F(\cdot)$ souvent difficile à obtenir, par la recherche d'une famille de sous-modèles $f_i(t)$ et de fonctions de pondération $\mu_i(\xi(k))$ qui assurent la transition entre ces sous-modèles. En fonction de la zone d'évolution du système non linéaire, la sortie de chaque sous-modèle contribue plus ou moins à l'approximation du comportement global du système non linéaire, donné par [62]:

$$F(\cdot) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) f_i(\cdot) \quad (II.1)$$

Avec les $\mu_i(\xi(k))$ sont les fonctions de pondération qui assurent la transition entre les sous-modèles, elles possèdent les propriétés suivantes [84], [85]:

$$\begin{aligned} \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) &= 1, \quad \forall k \\ 0 \leq \mu_i(\xi(k)) &\leq 1, \quad \forall i = 1 \dots L, \forall t \end{aligned} \quad (II.2)$$

d'où ξ est la variable d'indexation qui dépend des variables d'état mesurables d'entrée ou de sortie du système.

Les multi modèles possèdent une très bonne capacité pour représenter les comportements dynamiques complexes dans plusieurs applications industrielles, se révèlent tout à fait adaptés à la modélisation des systèmes à partir de données réelles de leur exploitation [17], [86], [87]. D'où, la contribution de chaque sous-modèle est définie par les fonctions de pondération, qui repose sur la décomposition d'un modèle complexe en sous modèle plus simples à résoudre, dont les solutions individuelles conduisent à la résolution du problème global. Ces multi modèles constituent des approximations universelles, un système non linéaire peut être approximé avec une précision imposée en augmentant le nombre de sous-modèles [84], [88], [89].

Analytiquement, trois méthodes distinctes peuvent être utilisées pour obtenir un modèle multiple, par identification si les mesures des entrées et sorties des systèmes non linéaires sont disponibles, par linéarisation autour de différents points de fonctionnement ou par transformation poly convexe de modèles locaux et fonctions d'activation. Cependant, les sous-modèles peuvent être présentés de différentes façons, donnant toutes lieu à différentes classes de multi-modèles. Deux grandes familles de multi-modèles sont données dans la littératures scientifiques; multi-modèles couplés et les multi modèles découplés. Dans ce travail, l'approche multi modèles découplés sera utilisée pour la modélisation des variables de turbine à gaz, la représentation d'état dans cette structure suppose que le processus est composé de modèles locaux découplés et admet des vecteurs d'états indépendants.

II.2.1. Approche multi modèles découplés

Le problème de l'identification non linéaire des systèmes se réduit à l'identification de sous-systèmes définis par des modèles locaux linéaires pondérés par des fonctions d'activation, comme il est montré sur la Figure II.1. La forme d'un un multi modèle issu de l'agrégation des sous-modèles sous la forme d'une structure à états découplés, donnée par la représentation d'état suivante [62], [84], [85]:

$$\begin{aligned} \hat{x}_i(k+1) &= A_i(\theta)\hat{x}_i(k) + B_i(\theta)u(k) + D_i \\ \hat{y}_i(k) &= C_i(\theta)\hat{x}_i(k) \\ \hat{y}_i(k) &= \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k))\hat{y}_i(k) \end{aligned} \quad \text{avec} \quad \hat{y}_i(k) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) = 1, \quad \forall k \quad (II.3)$$

Où $x_i \in \mathfrak{R}^n$ est le vecteur d'état du ième sous-modèle, $u \in \mathfrak{R}^m$ est le vecteur de contrôle, $y_i \in \mathfrak{R}^n$ est le vecteur de mesures, les matrices A_i , B_i , C_i et D_i sont les matrices d'état des sous-modèles, ξ est l'index des fonctions de pondération μ_i , et θ est le vecteur de paramètre.

La construction d'un modèle multiple à partir d'entrées et de sorties nécessite la définition d'une structure à modèles multiples avec la définition des fonctions de pondération et l'estimation des paramètres de la fonction d'activation des modèles locaux. Notamment, dans ce cas la sortie globale du multi modèle est donnée par la somme pondérée des sorties locales et que chaque sous-modèle possède son propre espace d'état et ce varier en fonction du signal de contrôle indépendamment [84], [85].

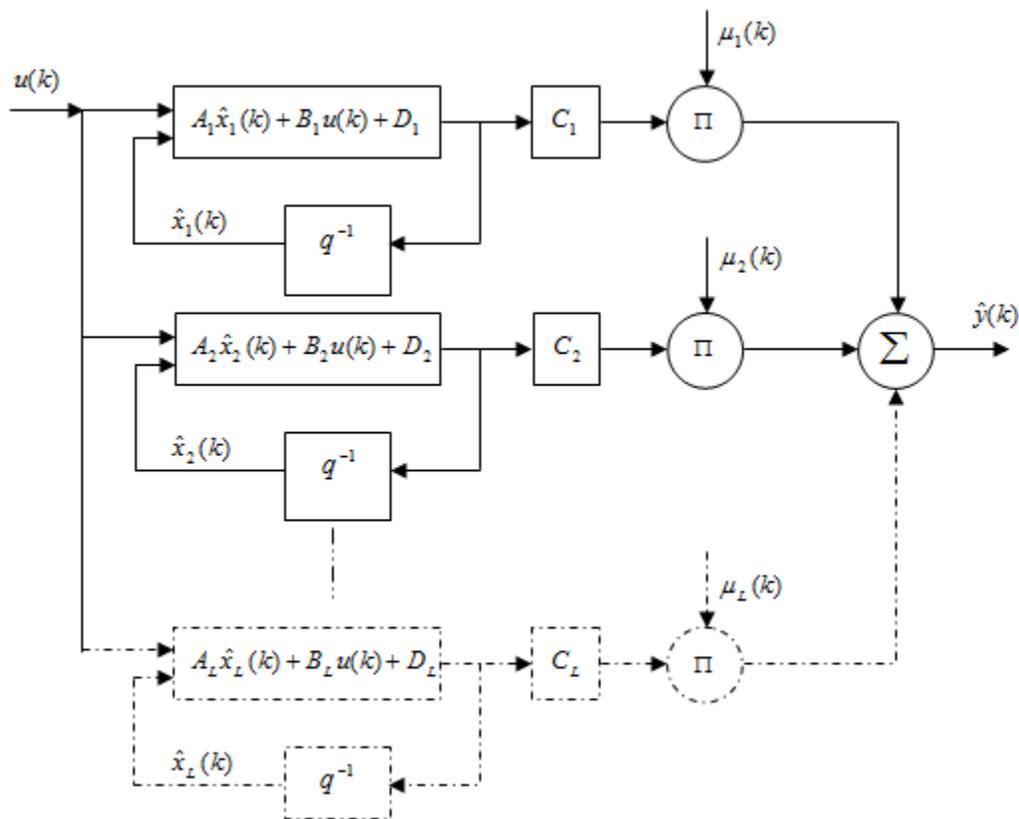


Figure II.1 : Structure d'un système multi modèle découplés

La transition d'un sous modèle à l'autre est assurée par les fonctions de pondération μ_i , montré sur la Figure II.2, correspond au cas des modèles linéaires par morceaux, dans ce travail des fonctions de pondération sont de type gaussienne, donnée par [90], [91]:

$$\omega_i(\xi) = \exp\left(-\frac{(\xi - c_i)^2}{\sigma^2}\right) \quad (II.4)$$

où $\omega_i(\xi)$ est une fonction du centre c_i , σ est la dispersion commune à toutes les fonctions de pondération

La variable d'indexation ξ sera définie par le signal d'entrée, le débit de carburant, avec la condition donnée par l'équation (II.2) doit être rempli. Afin de respecter la condition donnée par la relation (II.5) les fonctions $\omega_i(\xi)$ sont normalisées et enfin les fonctions d'activation sont calculées par [17], [84]:

$$\mu_i(\xi) = \frac{\omega_i(\xi)}{\sum_{j=1}^L \omega_j(\xi)} \quad (II.5)$$

La fonction d'activation μ_i détermine le degré d'activation du i ème modèle local associé, selon la zone où évolue le système, cette fonction indique la contribution plus ou moins importante du modèle local correspondant dans le modèle global. Aussi, elle assure un passage progressif de ce modèle aux modèles locaux voisins.

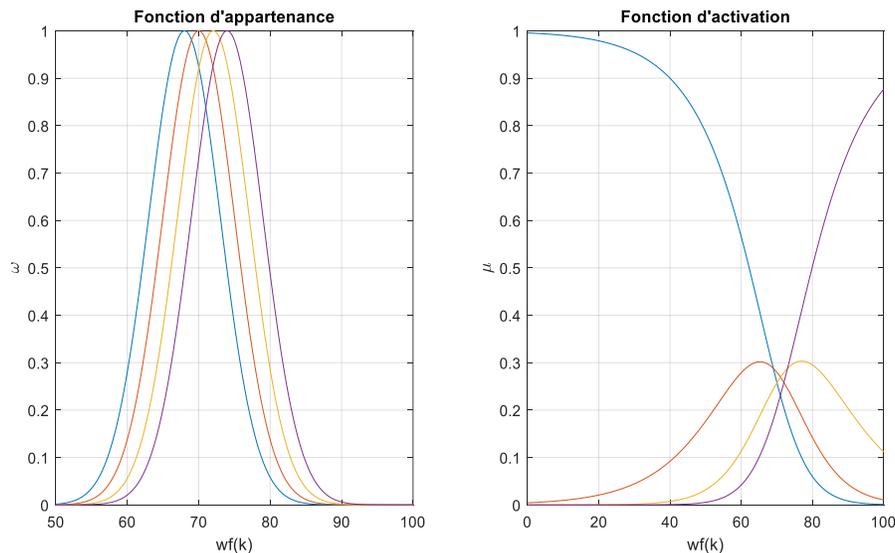


Figure II.2 : Fonction d'appartenance et la fonction d'activation

Pour la stabilité des multi modèles, elle dépend de l'existence d'une matrice commune, symétrique et définie positive, qui garantit la stabilité de tous les modèles locaux. Ces conditions de stabilité

peuvent être exprimées en utilisant des inégalités linéaires matricielles, il s'agit de chercher une matrice symétrique et définie positive et sa fonction de Lyapunov associée telles que certaines conditions simples garantissent les propriétés de stabilité. Cependant, la stabilité d'un système représenté par l'équation (II.3) peut être vérifiée s'il existe une matrice P symétrique et définie positive et que les conditions suivantes soit vérifiées [84], [85]:

$$A_i^T P + P A_i < 0, \quad \forall i \in \{1, \dots, M\} \quad (\text{II.6})$$

Le multi modèle découplé est stable si et seulement si tous les sous modèles sont stables, c'est à dire la matrice A_i est une matrice bloc diagonale. Donc, la stabilité est assurée si est seulement si les valeurs propres λ_i de \tilde{A}_i sont déterminés.

La construction d'un modèle multiple à partir d'entrées et de sorties de système nécessite une optimisation multi objectifs pour la définition de structure de modèles multiples, tous les objectifs sont formulés sous un ensemble de contraintes. Donc, la détermination de modèle globale peut être alors considérée comme un problème d'optimisation multi objectifs, à savoir déterminer des modèles à états locaux découplés est d'avoir des sous-modèles complètement indépendants. Pour cela, la technique d'algorithme génétique sera utilisé par la suite pour résoudre ce problème d'optimisation multi-objectifs.

II.3. Algorithmes génétiques

L'algorithme génétique est une technique d'optimisation et de recherche par imitation des processus observés et basée sur les principes de la génétique et de la sélection naturelle. Ces algorithmes développent une population de solutions candidates, chaque candidat est une solution, codée sous la forme d'une chaîne binaire appelée chromosome, ou le coût de chaque chromosome est ensuite évalué à l'aide d'une fonction de coût [92], [93]. Après l'évaluation des chromosomes des règles de sélection sont établies pour que le meilleur candidat subisse des opérations génétiques comme le croisement et la mutation.

Le coût des chromosomes nouvellement produits s'avère inférieur à celui de la génération précédente, ils remplaceront les chromosomes les plus faibles. Ce processus se poursuit jusqu'à ce

que les critères d'arrêt soient atteints. Le coût est la différence entre la sortie désirée et la sortie réelle, qui est représentée par le critère global [92], [94], [95]:

$$J_j = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_j(k) - \hat{y}_j(k, \theta)) \quad (II.7)$$

Où $\hat{y}_j(k, \theta)$ est la sortie $j^{ème}$ du multi model, et $y_j(k)$ est la sortie $j^{ème}$ réelle de la turbine à gaz, et N est le nombre de mesures.

Cette critère de l'équation (II.7) favorise une bonne caractérisation du comportement global du système non linéaire par le modèle multiple, d'où $\hat{y}_j(k, \theta)$ est défini par les équations suivantes [15], [18]:

$$\left\{ \begin{array}{l} x_i(k+1) = A_i(\theta)x_i(k) + B(\theta)u(k) \\ \hat{y}_{i,j}(k, \theta) = C_{i,j}(\theta)x_i(k) + D_{i,j}(\theta)u(k) \\ \hat{y}_j(k, \theta) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k))\hat{y}_{i,j}(k) \end{array} \right\} \quad (II.8)$$

d'où, $\theta = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_L]^T$ est définit comme étant le vecteur colonne des paramètres de multi modèle à estimer, qui est partitionné en L blocs.

Les matrices du multi modèle $A_i, B, C_{i,j}$ et $D_{i,j}$ sont données par :

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ a_{i1} & a_{i2} \end{bmatrix}, C_{i,j} = \begin{bmatrix} C_{i,1} \\ \vdots \\ C_{i,p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{i,j} & c'_{i,j} \\ \vdots & \vdots \\ c_{i,p} & c'_{i,p} \end{bmatrix}, D_{i,j} = \begin{bmatrix} D_{i1} \\ \vdots \\ D_{ip} \end{bmatrix} \dots \text{Et... } B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} \quad (9)$$

d'où B est considéré comme vecteur constant dans tous les sous-modèles, p est le nombre de sorties à identifier dans le modèle multiple.

Les sorties à identifier dans le modèle multiple de système turbine à gaz sont; la vitesse de rotation de la turbine à haute pression (HP) et la vitesse de rotation de la turbine à basse pression (LP), la température d'échappement de la turbine à haute pression (T7) et la température d'échappement de la turbine à basse pression (T5). Par conséquence toutes les sorties partagent la même matrice A_i dans tous les sous-modèles puisque B est pris comme constantes. Le grand nombre de

paramètres à rechercher dans le vecteur de paramètre θ , augmente la complexité du modèle multiple, ce qui peut conduire à un écart entre les sorties du modèle multiple et les sorties réelles, dans ce travail nous divisons le vecteur de paramètre en vecteur contient les paramètres de matrice $A_{i=1,L}$, donnée par :

$$\theta_A = [a_{i1} \quad a_{i2} \quad \cdots \quad \cdots \quad a_{L1} \quad a_{L2}] \quad (II.10)$$

Et des vecteurs contient les paramètres de $C_{i=1,L}$ et $D_{i=1,L}$ de chaque sortie donnée par :

$$\theta_j = [C_{i,j} \quad D_{i,j} \quad \cdots \quad \cdots \quad C_{L,j} \quad C_{L,j}] \quad (II.11)$$

Cette division vectorielle n'est pas seulement pour réduire la complexité du modèle multiple mais nous permet d'utiliser des limites pour la surface de recherche des paramètres pour chaque sorties, cependant ces limites peuvent être utilisées pour tous les paramètres ou peuvent être utilisées pour chaque paramètre par une simple boucle.

II.4. Résultat d'investigations et applications

Cette section a pour objectif de présenter les résultats obtenus de l'identification de variables de modèle de turbine à gaz examinée, cette identification est basée sur l'utilisation de modèles multiples de la turbine optimisé par l'algorithme génétique. Le comportement dynamique de la turbine est identifié en utilisant le débit de carburant de la chambre de combustion et la variation de la vanne d'entrée d'air *IGV* (Inlet guid vane) qui est en fonction de la pression et de la température ambiantes d'entrée de la section du compresseur comme des entrées et comme sorties de modèle on considère la vitesse de rotation de la turbine à haute pression HP (NGP), la vitesse de rotation de la turbine à basse pression LP (NPT) et les températures d'échappements de turbines HP et LP donnée par T5 et T7, comme il est montré sur la Figure II.3. La méthode d'identification utilisée est basée sur les algorithmes génétiques avec un mécanisme de la sélection naturelle, il combine une stratégie de suivi de variations de paramètres de turbine très forts avec plus d'information sur la structure de modèle. Cet algorithme est utilisé pour l'identification de paramètres modèles sous forme de modèles multiples de la turbine dans un temps de calcul raisonnable en fonction de son application en commande en temps réel de cette machine tournante.

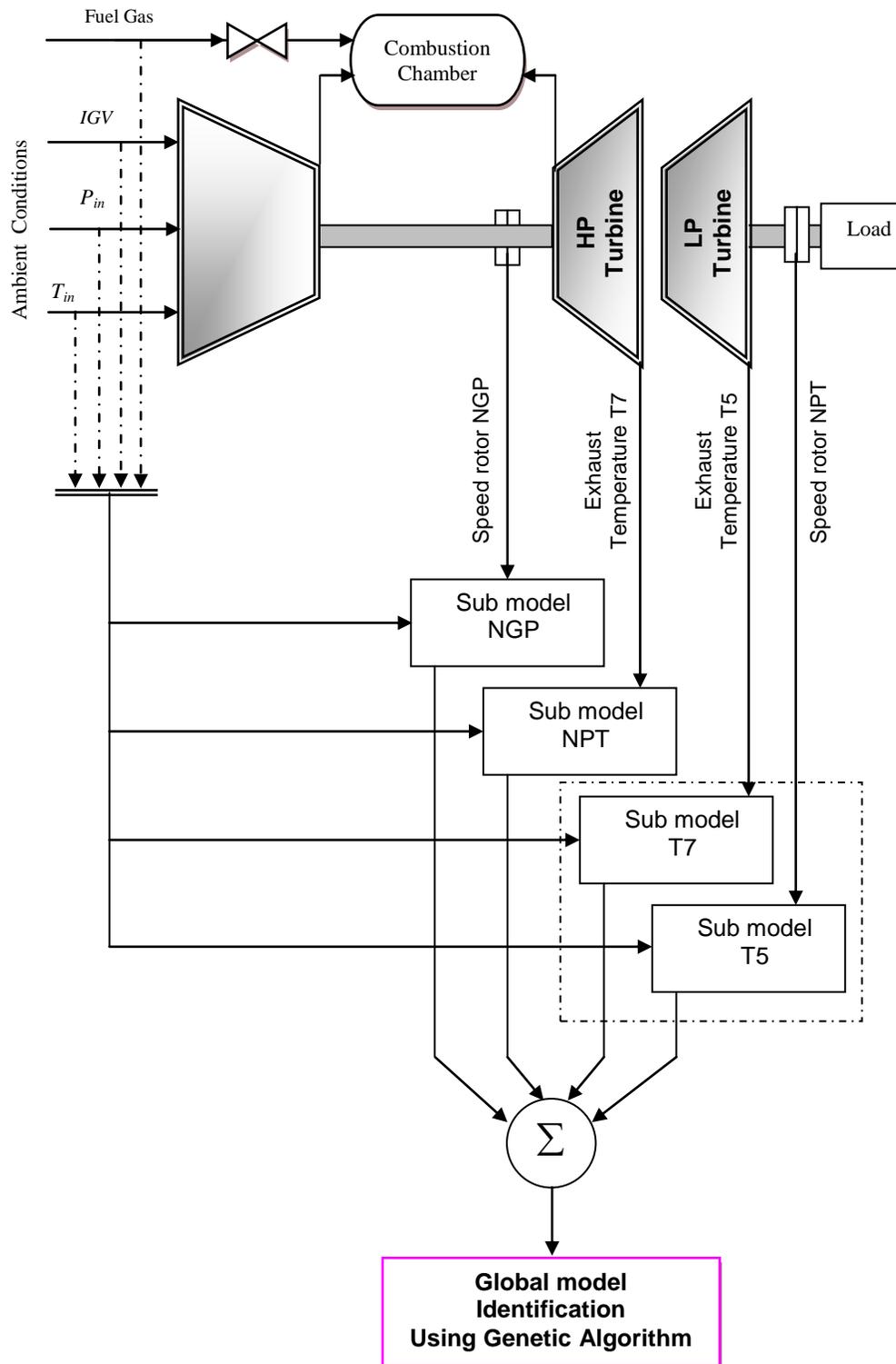


Figure II.3 : Structure multi modèles appliquée au turbine à gaz

Pour faire une analyse du comportement dynamique de turbine à gaz, une décomposition de modèle globale de turbine à trois modèles (L2, L3, L4) est proposé, pour les quatre variables de

sorties de turbine examiné. Pour cela, la générations des algorithme génétique comporte trois opérations qui ne sont pas plus compliquées que des opérations algébriques, avec tous les sous modèles sont indiqués dans le tableau 1.

Tableau II.1. Paramètres des algorithmes génétiques

Générations	1000
Population	100
Mutation rate	0.15
Sélection rate	0.5

La Figure II.4 montre la variation de fonction de coût de NGP de la vitesse de rotation de la turbine à haute pression (HP) dans les différents modèles locaux de turbine et la Figure 5 présente la variation de fonction de coût de NPT de vitesse de rotation de la turbine à basse pression (LP) dans les différents modèles locaux de turbine; Ces fonctions de coût évaluent un ensemble de vitesses admissibles peut faire intervenir différents facteurs, comme par exemple l'amplitude du bruit et la durée de vibrations de chaque vitesse. Il est clair que la variation de la fonction de coût diminue lorsque la nouvelle génération apparaît, avec une recherche globale sur 100 habitants pour 1000 générations, on remarque que la meilleure solution obtenue pour la vitesse NGP est donnée par le modèle locale L=3, et pour la vitesse NPT est donnée par le modèle locale L=4. En effet, ces résultats obtenus montre que la différence entre les deux résultats est petite, cela est à cause du, à cause de la méthode ne fait qu'une recherche globale. Une petite différence dans le nombre des paramètres à rechercher θ peut être jugée plus ou moins coûteuse qu'un grand nombre de rechercher θ , on peut aussi identifier les vecteurs θ_{NGP} et θ_{NPT} tandis que le vecteur θ_A qui contient les paramètres A_i est pris comme un vecteur zéros en utilisant l'équation (II.11).

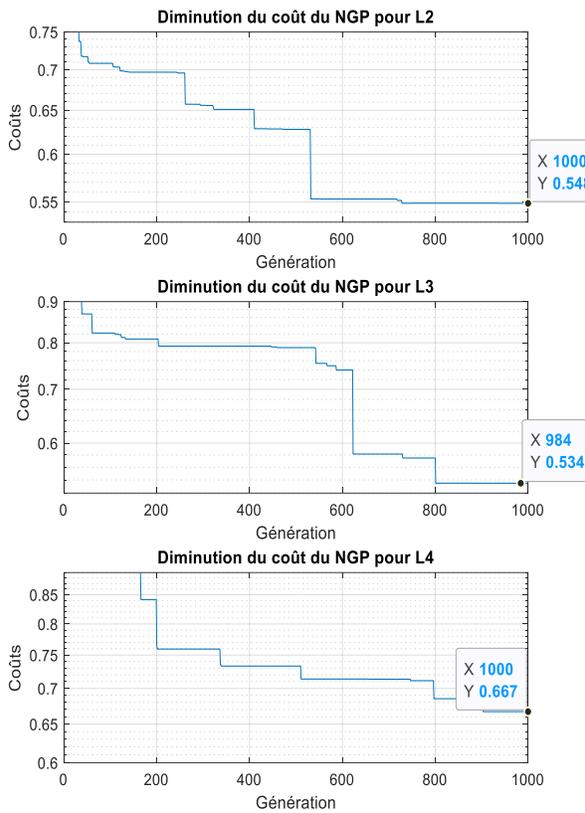


Figure II.4 : Variation de fonction de coût de NGP dans les différents modèles locaux de turbine

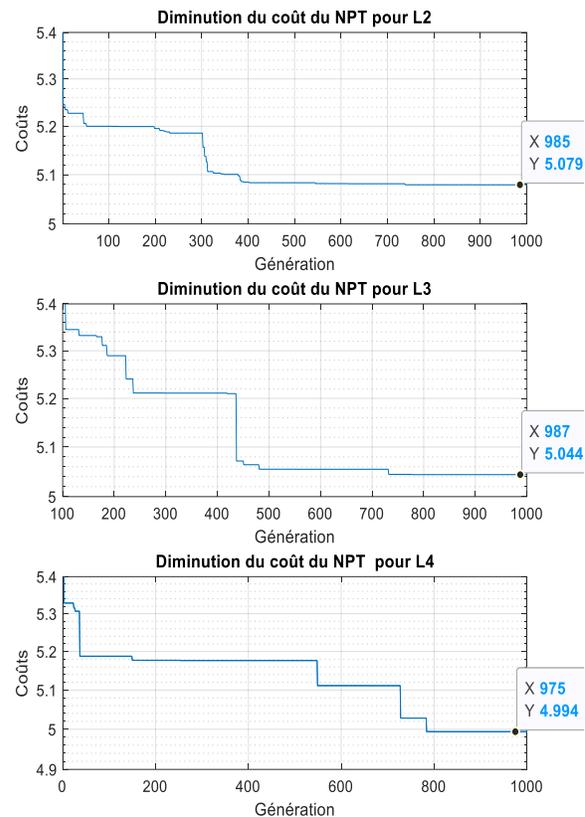


Figure II.5 : Variation de fonction de coût de NPT dans les différents modèles locaux de turbine

La qualité des sous-modèles obtenus laisse entrevoir de réelles possibilités d'application de l'optimisation multi objectif NSGA II pour l'optimisation des opérations des paramètres de la matrice A_i dans les vecteurs d'état θ_A , qui sont en fonctions de deux fonctions de coûts NGP et NPT et de déterminer les sous-modèles optimaux de turbine examinée. Cela est montré sur la Figure II.6, qui montre les paramètres de sous-modèles optimaux basés sur la fonction de coût de NGP en fonction de la fonction de coût de NPT pour les différents modèles locaux de turbine. L'optimisation multi-objectif réalisée montre que pour le modèle locale L=2 possède le meilleur solution pour les fonctions de coût de NPT et NGP est (4.613, 0.4776), pour le modèle locale L=3 est (4.437, 0.6133) et pour le modèle locale L=4 est (5.064, 0.5446). La détermination de la fitness

de sous-modèles optimal de turbine examinée s'effectue en séparant la population en plusieurs groupes en fonction du degré de domination de chaque individu, peut être simplement définie comme le domaine qui recherche un équilibre entre les sous-modèles, pour améliorer la qualité de modèle globale de la turbine.

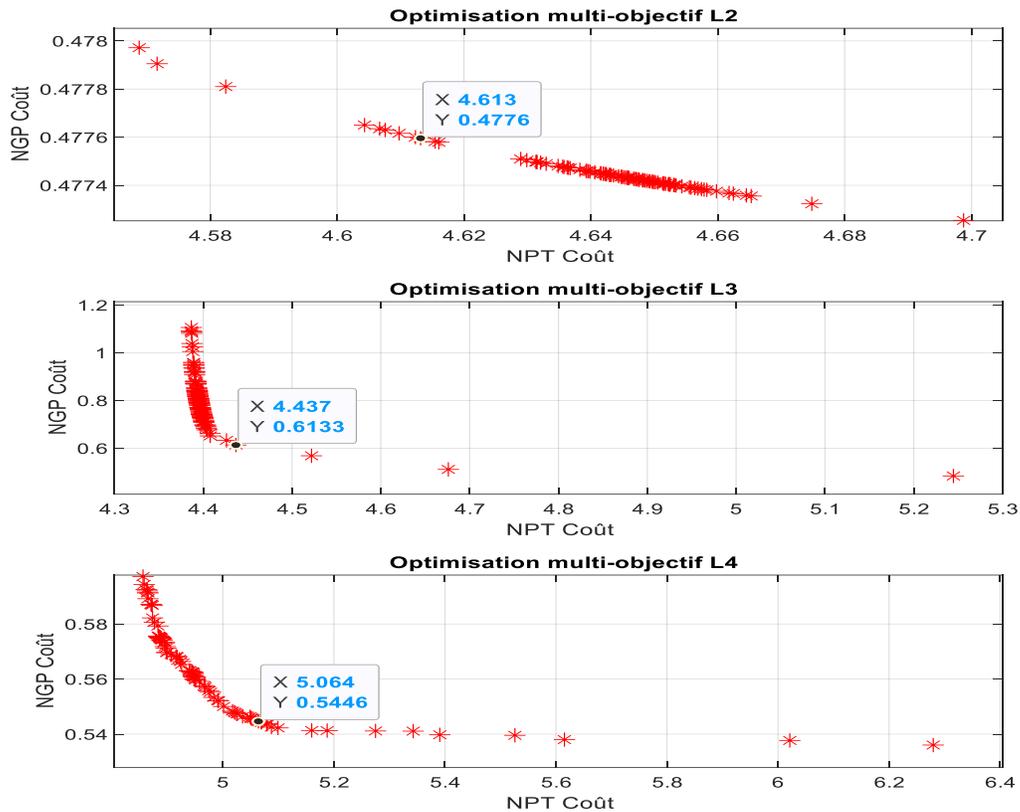


Figure II.6 : Paramètres de sous-modèles optimaux basés sur la fonction de coût de NGP en fonction de la fonction de coût de NPT pour les différents modèles locaux de turbine

Les performances de sous-modèles obtenus suivent parfaitement le comportement dynamique de la turbine et notamment améliore la précision et la rapidité de l'algorithme génétique lui-même par un choix plus affiné des paramètres de départ, par des calculs lors de l'évaluation des fonctions objectives de fonction de coûts et des contraintes de bruit et de vibration de la machine pour chaque individu, et par une prise en compte d'autres contraintes liées à l'interaction de variables de modèles globale de la turbine. Cela est bien montré sur les Figures II.7 et II.8. D'où la Figure II.7 montre la variation de fonction de coût de température d'échappement de la turbine à basse pression (T5) dans les différents modèles locaux de turbine et la Figure II.8 montre la variation de

fonction de coût de température d'échappement de la turbine à haute pression (T7) dans les différent model locaux de turbine. Pour optimiser les sous-modèles locaux du modèle globale de turbine, l'approche d'algorithme génétique génère initialement une population de solutions des paramètres du modèle, après le modèle globale est obtenus pour chaque solution initiale avec le calcul des coefficients de la corrélation entre les variables d'entrée / sortie de système de turbine, ces sous-modèles locaux obtenus sont plus fiables et robustes.

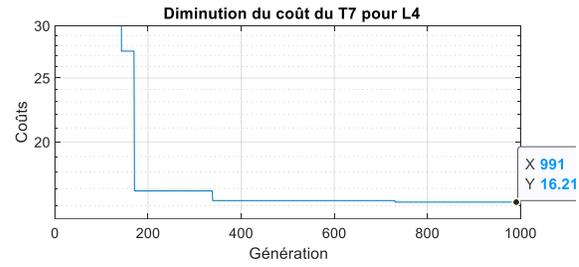
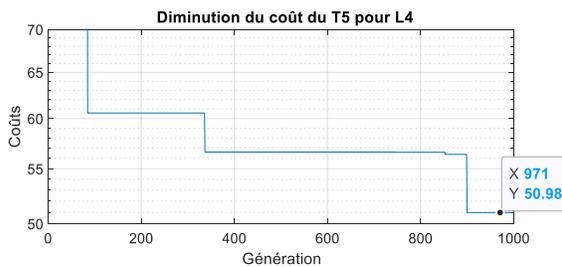
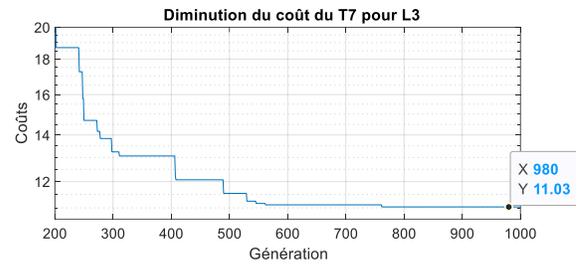
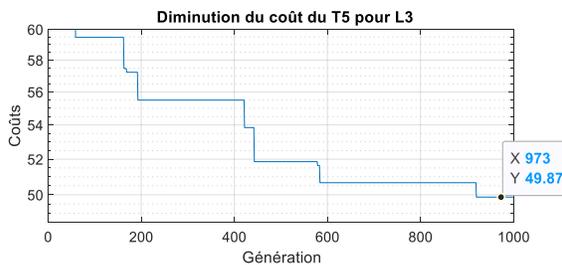
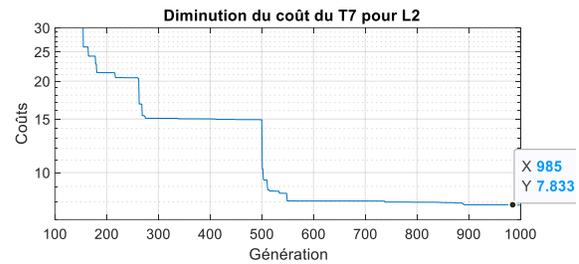
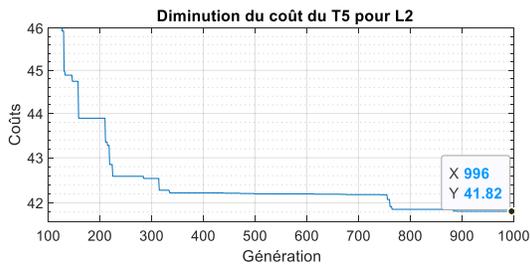


Figure II.7 : Variation de fonction de coût de T5 dans les différent models locaux de turbine

Figure II.8 : Variation de fonction de coût de T7 dans les différent models locaux de turbine

Les résultats obtenus sont encourageants car l'algorithme génétique proposé trouve de meilleures solutions après 500 itérations d'optimisation de fonction de coûts pour le NGP, NPT, T5 et T7 donnée par le modèle locale L=2 et l'algorithme génétique est capable de générer suffisamment

d'individus admissibles pour résoudre le problème de modèle globale optimale de turbine, ce qui ne permet de fournir de meilleurs résultats pour l'identification de modèles de turbine.

Cependant, la variation de fonctions de coût augmente à chaque fois que on augmente le nombre des sous-modèles, c'est a cause des nombre des paramètres à optimiser alors que l'optimisation multi objective pour obtenir θ_A est faite par rapport au NGP, NPT, T5 et T7. Cela est bien montré sur les résultats de comparaison de sorties de multi-modèles obtenus avec les sorties réelles de la turbine en exploitation. La Figure II.9 présente le résultats de comparaison de variation de sous-modèle NGP obtenu par l'algorithme génétique et la sortie réelle avec l'erreur de modélisation, on constate que la réponse de modèle obtenu par l'algorithme génétique est le même que la réponse réelle et qui ont des caractéristiques similaires. Ce sous-modèle obtenu est adapté pour trouver les paramètres correspondant à de meilleures performances de modèle globale de turbine à gaz. D'où, la Figure II.10 montre une comparaison des résultats obtenus de variation de sous-modèle NPT par l'algorithme génétique et la sortie réelle avec l'erreur de modélisation, ce sous-modèle est testé, en terme de temps de calcul normalisé (rapport du temps de calcul global sur le temps de calcul d'une analyse). L'algorithme génétique converge vers un modèle optimum local, tandis que l'algorithme génétique atteint un optimum de meilleure valeur en terme d'erreur de modélisation.

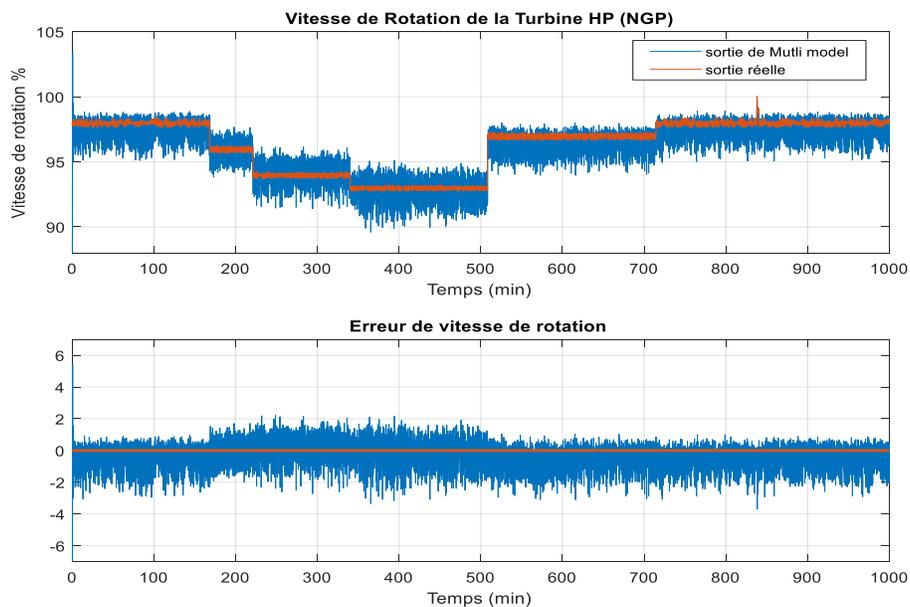


Figure II.9 : Comparaison de variation de sous-modèle NGP obtenu par l'algorithme génétique et la sortie réelle avec l'erreur de modélisation

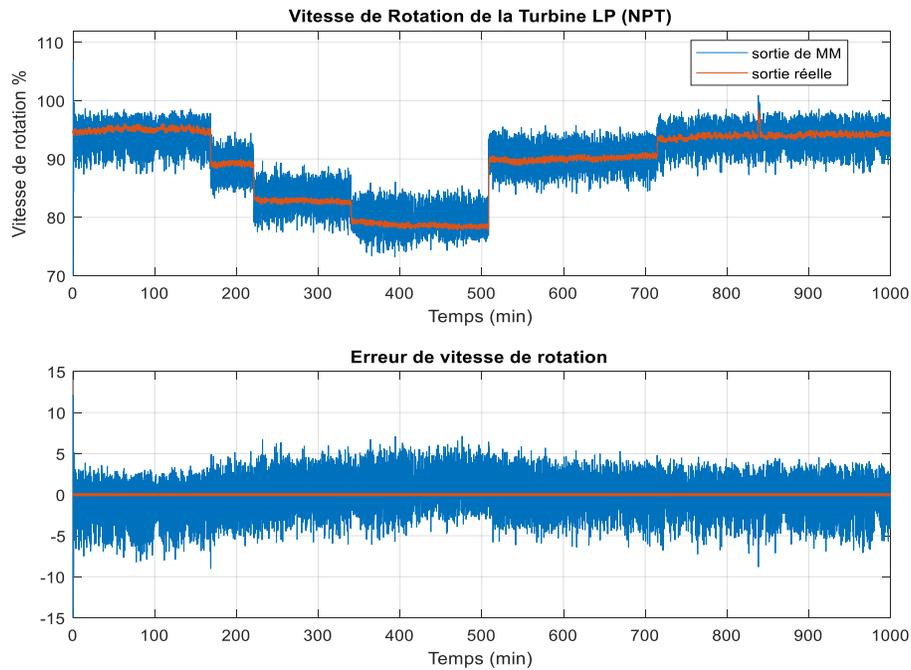


Figure II.10 : Comparaison de variation de sous-modèle NPT obtenu par l’algorithme génétique et la sortie réelle avec l'erreur de modélisation

On peut noter également que le modèles locaux peut être amélioré facilement, sans modifier pour autant les algorithmes d’optimisation. La Figure II.11 montre que de meilleurs résultats peuvent être obtenus en utilisant le sous-modèle T5 obtenu par l’algorithme génétique, validé par les résultats de comparaison de variation de et la sortie réelle avec l'erreur de modélisation et la Figure II.12 montre les résultats de comparaison de variation de sous-modèle T7 obtenu par l’algorithme génétique et la sortie réelle avec l'erreur de modélisation. Ces tests effectués ont montré que ce modèle implémenté est capable de converger très rapidement vers un sous-modèle optimale, en sélectionnant les meilleurs générations de chromosomes rencontrés parmi les populations optimales. Ces chromosomes représentent les valeurs optimales pour des températures d’échappement de la turbine à basse pression T5 et des températures d’échappement de la turbine à haute pression T7 pour des fonctions de coûts minimisés.

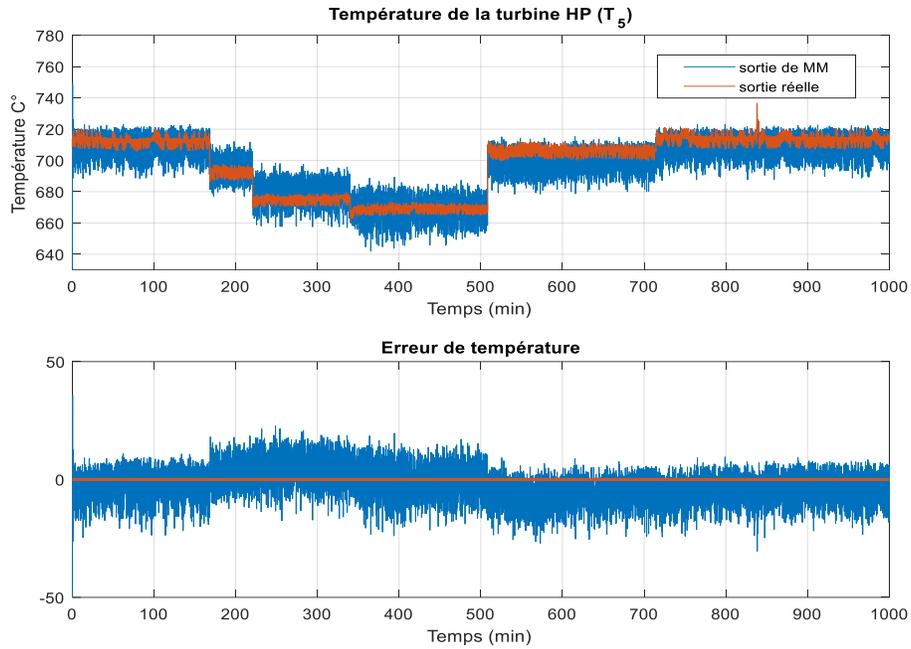


Figure II.11 : Comparaison de variation de sous-modèle T5 obtenu par l'algorithme génétique et la sortie réelle avec l'erreur de modélisation

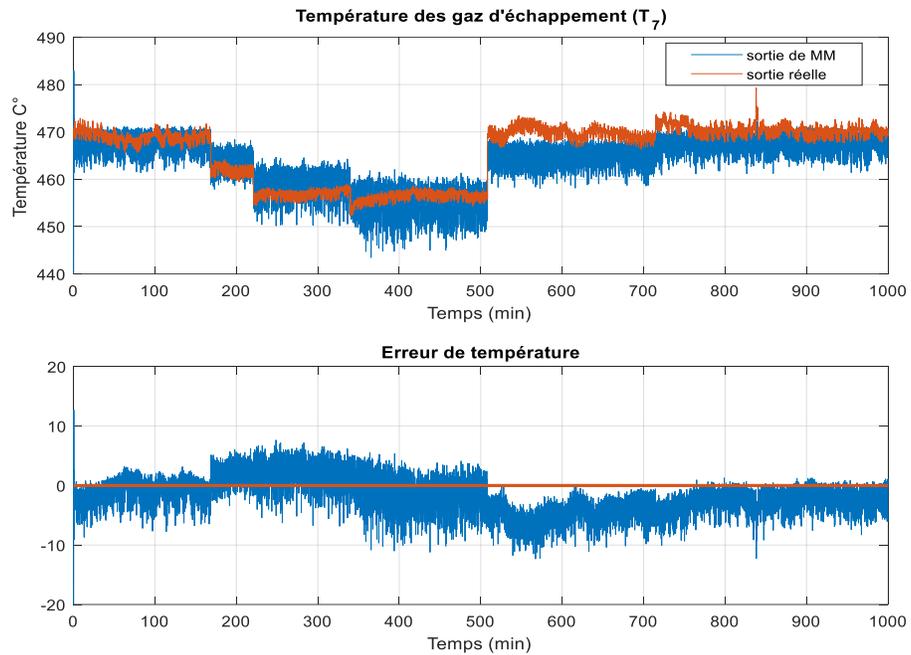


Figure II.12 : Comparaison de variation de sous-modèle T7 obtenu par l'algorithme génétique et la sortie réelle avec l'erreur de modélisation

II.4.1. Résultats de validations et comparaisons

La méthode d'optimisation multi objectifs a été mise en oeuvre, pour la détermination des sous-modèles locaux de variables de sortie de la turbine à gaz. En effet, le tableau 2 présente le résultat d'identification et de fonctions de coûts de validation des sorties des modèles multiples selon le nombre de sous-modèles (L=2, 3, 4) de turbine à gaz, ainsi que les différents paramètres des fonctions d'activation. Il est évident qu'il y a une différence entre les sorties pour les différents sous-modèles, pour le NGP et le NPT le sous-modèle L3 avaient le coût minimum, en ce qui concerne le sous-modèle L=4 avait légèrement le coût minimum pour le NPT, mais pour la température et l'échappement de turbine T5 et T7 le sous-modèle L2 avait le résultat minimum, puis le sous-modèle L=3 et le dernier c'est le sous-modèle L=4. Cela est à cause de la recherche énorme en surface faite même avec les mêmes limites, et pour la température d'échappement de turbine.

Tableau II.2: Résultats obtenus à partir de différents sous-modèles avec fonctions d'activation

	Sortie	Coût d'Identification	NSGAI	Coût de Validation	σ	c_i
L=2	NGP	0.5485	0.4776	0.3967	5.0144	[69.978, 73.914]
	NPT	5.0767	4.613	3.5112		
	T5	41.8155	-	42.1249		
	T7	7.812		9.2101		
L=3	NGP	0.5329	0.6133	0.4907	4.9775	[69,949, 72.199, 73.965]
	NPT	5.044	4.437	3.7469		
	T5	49.8733	-	49.8141		
	T7	11.0348		14.9600		
L=4	NGP	0.6670	0.5446	0.5695	5.0217	[68.016, 69.998, 72.053, 73.979]
	NPT	4.9940	5.064	4.4095		
	T5	51.5082	-	54.3880		
	T7	16.0361		13.3343		

Les résultats ont montré une très bonne précision notamment pour les sous-modèles de NGP et le NPT, comme il est montré sur les Figures II.13 et II.14. D'où, la Figure II.13 présente les résultats d'optimisation multi-objectifs de fonction de coût de NGP pour les différents modèles locaux (L2, L3, L4) et la Figure II.14 présente les résultats d'optimisation multi-objectifs de fonction de coût de NPT pour les mêmes différents modèles locaux. Ces résultats montrent la diminution des fonctions de coûts pour les différents sous-modèles des sorties MMGA, par rapport aux fonctions de coûts, il est clair que pour la fonction de coût de NPT le sous-modèle L2 était le plus rapide, mais n'est pas le plus bas avec une petite différence par rapport au sous-modèle L3, pour la fonction de coût de NGP le sous-modèle L4 était le plus bas, mais pourtant dans le coût de validation il possède le coût le plus haut, et cela est dû à une optimisation multi-objectif qui est le même cas avec le NSGA II et pour les températures d'échappements T5 et T7 de la turbine le sous-modèle L2 est le plus haut avec le moindre coût.

D'autres sous-modèles ont alors été construits en révisant le choix des variables effectué lors des analyses de sensibilité, la Figure II.15 montre les résultats d'optimisation multi-objectifs de fonction de coût de T5 pour les différents modèles locaux (L2, L3, L4) et la Figure II.16 présente les résultats d'optimisation multi-objectifs de fonction de coût de T7 pour les mêmes différents modèles locaux.

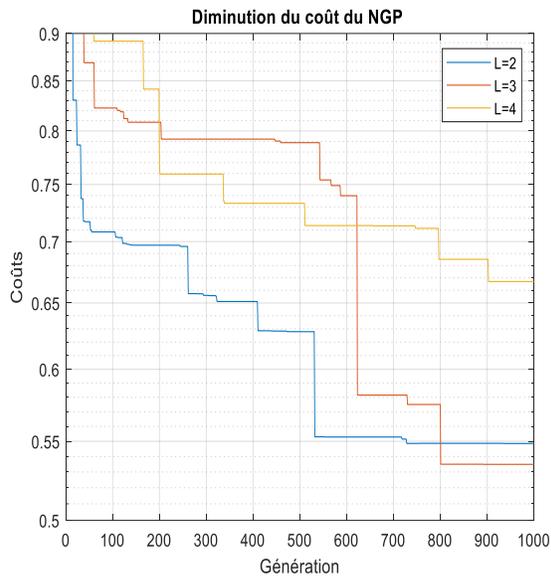


Figure II.13 : Optimisation multi-objectifs de fonction de coût de NGP pour les différents modèles locaux

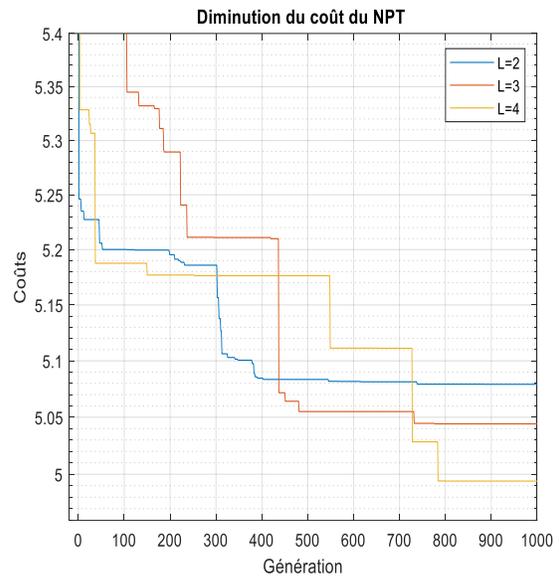


Figure II.14 : Optimisation multi-objectifs de fonction de coût de NPT pour les différents modèles locaux

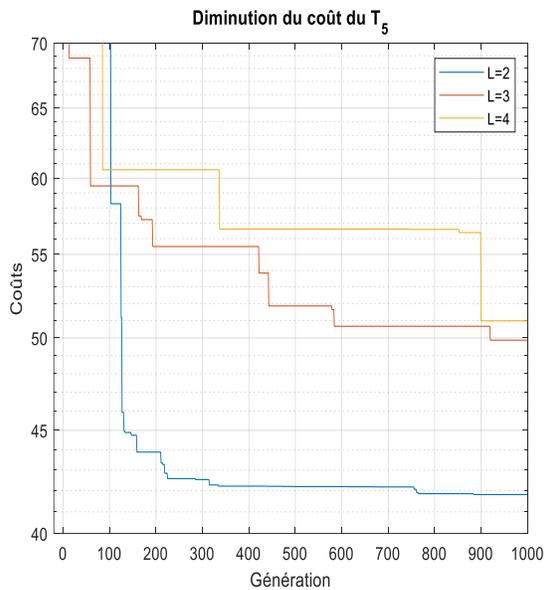


Figure II.15 : Optimisation multi-objectifs de fonction de coût de T₅ pour les différents modèles locaux

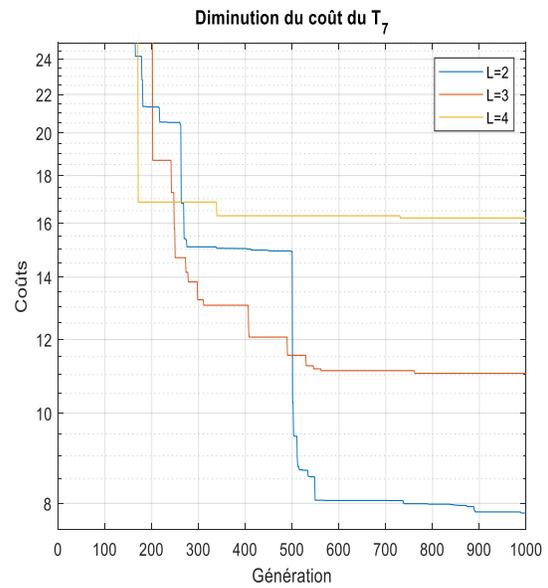


Figure II.16 : Optimisation multi-objectifs de fonction de coût de T₇ pour les différents modèles locaux

II.5. Conclusion

Dans ce travail, une approche d'identification d'un modèle non linéaire de turbine à gaz sous contraintes en utilisant les algorithmes génétiques avec l'approche multiples modèles (sous modèles), en exploitant les données réelles recueillies sur les entrées / sorties de turbine examinée. L'efficacité des différentes sous modèles a été évaluée en se basant sur la comparaison entre les comportements modélisés avec la méthode des algorithmes génétiques et les différentes sorties réelles de turbine et objectivement en utilisant l'erreur quadratique moyenne comme critère d'évaluation. D'où, la validation de meilleurs sous modèles obtenus est considéré en utilisant l'optimisation multi-objectifs de fonction de coût pour les différents modèles locaux de système de turbine. Ces résultats pratiques ont confirmé l'efficacité et la robustesse des méthodes d'identification en sous modèles de turbine proposée et offre des bonnes performances pour le modèle globale de cette machine. En effet, les sous modèles déterminés caractérisent avec une précision acceptable et avec une complexité raisonnable le comportement de turbine étudié et présente une grande souplesse lors de la synthèse des régulateurs pour les variables de cette machine tournantes.

CHAPITRE III

DIAGNOSTIC DE DEFAUTS DE TURBINE A BASE D'ESPACE DE PARITE UTILISANT LES MULTI- MODELES A ETATS DECOUPLES

La prise en compte de la complexité du système de turbine à gaz dans un large domaine de fonctionnement, ce travail présente les résultats d'identification obtenus de l'estimation de l'état d'un système de turbine avec l'approche multi-modèles. Cette approche, permet de décomposer l'espace de fonctionnement de turbine à gaz examinée en plusieurs zones de fonctionnement, basée sur des sous-modèles caractérisent le système dans chaque zone de fonctionnement de turbine. D'où, le comportement global de turbine est estimé par l'agrégation des sous-modèles à l'aide des fonctions de pondération (facteurs énergétique), sous forme d'une structure à états découplés des variables de sortie de turbine. Par la suite, une approche de détection de défauts de turbine à gaz utilisant ces sous-modèles d'états découplés sera présenté, afin d'illustrer, à travers les résultats obtenus, la mise en œuvre des techniques de modélisation et d'estimation d'états découplés de turbine examinée, avec une approche multi-modèles obtenus au diagnostic de fonctionnements de cette machine tournante, à base d'une approche d'espace de parité. Cela, permet d'évaluer les performances de l'approche proposée de la phase modélisation par multi-modèles jusqu'à la phase de mise en œuvre d'une stratégie de diagnostic à base de l'approche d'espace de parité.

III.1. Introduction

La surveillance des systèmes industriels est toujours un sujet d'actualité dans la plupart des secteurs industriels qui utilisent les machines tournantes. En effet, ce domaine est conçu pour fournir des mesures de protection contre ces phénomènes d'instabilité de base et fournit le même niveau d'information pour leurs commandes et diagnostic. En effet, l'identification des systèmes non linéaires sur la base de ce modèle a suscité un grand intérêt, au sein de la communauté scientifique et industrielle.

Récemment, Mohamed Ben Rahmoune et al. dans [96] ont proposé un système de surveillance des turbines à gaz utilisant les réseaux neurones autorégressif dynamique non linéaire avec modélisation d'entrée exogène externe, Yusuke Kaino et Masayuki Uchida dans [97] ont fait une estimation paramétrique pour un modèle non linéaire parabolique basé sur des observations discrètes. Et Guolian Hou et al dans [13] ont proposé une modélisation floue et contrôle prédictif rapide du modèle du système de turbine à gaz, Nianci Lu et al. dans [98] ont appliqué une modélisation dynamique du système d'alimentation thermique pour une turbine à gaz et à vapeur à cycle combiné pour l'amélioration de rendement de cette machine tournante. Pour le diagnostic des systèmes industriels complexes, Dengji Zhou et al. dans [54] ont réalisé un système de diagnostic des pannes des turbines à gaz avec analyse thermodynamique limitant l'interférence des conditions aux limites et Adel Alblawi dans [99] à proposer une approche de diagnostic de pannes d'une turbine à gaz industrielle basée sur le modèle thermodynamique couplé à un réseau de neurones artificiels multi-sources. Aussi, Dengji Zhou et al. dans [100] ont développées un modèle de diagnostic de défaut de chemin de gaz de turbines à gaz basé sur des changements de profils d'aubes d'une turbine étudié et Jingchao Li et Yulong Ying dans [3] ont fait le diagnostic du trajet de gaz de turbine à gaz dans des conditions de fonctionnement transitoires avec une approche d'optimisation locale basée sur un modèle de performance en régime permanent de fonctionnement de turbine examinée.

La majorité des systèmes industriels sont de type non linéaires et son représentent par des modèles d'état complexes [9], [15], [16], [18], [101]–[103]. Ce travail propose d'identifier et de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz, basée sur l'identification et la modélisation avec une approche multi-modèles à partir des données expérimentales, pour approximer les variables de ce

système non linéaire en décomposant leur modèle globales à des sous-modèles locaux à états découplés. Cela, est dans le but de réaliser, par la suite, une conduite efficace de ce système qui repose sur l'utilisation des modèles obtenus dans leur stratégie de diagnostic. D'où, la mise en équations des lois qui gouvernent de tels systèmes, conduit généralement à un modèle de connaissance trop complexe et sa mise en œuvre est délicate. Dans ce cas, l'utilisation des techniques de modélisation à des sous-modèles locaux à états découplés élaborées à partir des mesures d'entrée/sortie recueillies sur le système s'impose, pour caractériser le comportement dynamique du système dans différentes zones de fonctionnements. Cela, est pour l'évaluation du comportement dynamique de cette machine tournante.

III.2. Système de turbine à gaz

La turbine à gaz à deux arbres examinée dans ce travail c'est machine tournante, utilisée pour entraîner un des compresseurs à gaz, utilisée dans une station de compression et de transport du gaz, au sud de l'Algérie. Cette machine est une turbine libre trouve sa propre vitesse optimale en fonction des conditions de charge de compresseur entraîné, sa vitesse diffère de la vitesse du entraîné de gaz. D'où, le contrôle de la puissance de sortie est réalisé par une gestion étroite de l'entrée du carburant dans le générateur de gaz. En effet, le système de gestion de carburant joue un rôle important en répondant aux changements en besoin de puissance à mesure que les conditions du processus pour le compresseur entraîné varient avec la demande de l'utilisateur.

Le système de la turbine à gaz comprenant le compresseur, la chambre de combustion, turbine basse pression et la turbine de puissance (turbine à haute pression), comme il est montré sur la Figure III.1. Dans le processus de fonctionnement de cette machine tournante, le compresseur aspire l'air et augmente sa pression, ensuite cet air comprimé est introduit dans la chambre de combustion, où la chaleur est ajoutée par la combustion du combustible. Ces gaz chauds à haute pression sont expansés pour les deux turbines, la première, turbine à hautes pression (NGP) est utilisée pour entraîner le compresseur, et la turbine basse pression (NPT) est indépendante mécaniquement qui entraîne la charge. Cependant, pendant le démarrage la cette turbine, la vitesse du générateur de gaz commence à augmenter à partir du moment où le moteur de lancement commence son cycle de lancement. Pendant ce temps, la turbine libre qui est reliée directement à la charge, reste à l'arrêt.

Au moment où le générateur de gaz a atteint une vitesse NGP de 75 %, la turbine libre aura atteint son point de "couple de libération", et commencera à faire tourner l'unité de compresseur entraînée. Bien que la valeur réelle du point de couple de libération varie avec la charge, il se produira probablement à un NGP d'environ 65 %. Le générateur de gaz continue à accélérer jusqu'à ce qu'il atteigne une vitesse conforme aux nécessités de charge de compresseur entraîné, quelque part dans la plage d'un NGP de 85 % à 100 % , et est alors maintenu à cette vitesse en fonctionnement optimale de cette turbine.

La surveillance de cette turbine à gaz est conçu pour fournir des mesures de protection contre ces phénomènes d'instabilité de base et fournit le même niveau d'information pour leurs diagnostics, l'évaluation du comportement dynamique approfondi réalisés sur cette machine tournante. Cependant, les données collecter sur les entrées / sorties de turbine ont été réalisées à partir des accéléromètres mobiles pour les paliers de turbine pour la modélisation de leurs variables. Cette modélisation des variables de turbine à gaz examinée à été réalisés sur le modèle présenté par le débit de carburant comme entrée de système et les vitesse NGP et NPT et les températures T5 et T7 comme des sorties mesurable de système. D'où, le vecteur d'état de turbine sera donnée comme suite:

$$\begin{cases} x = [N_{ngp} & N_{npt}]^T \\ y = [N_{ngp} & N_{npt} & T_5 & T_7]^T \\ u = w_f \end{cases} \quad (III.1)$$

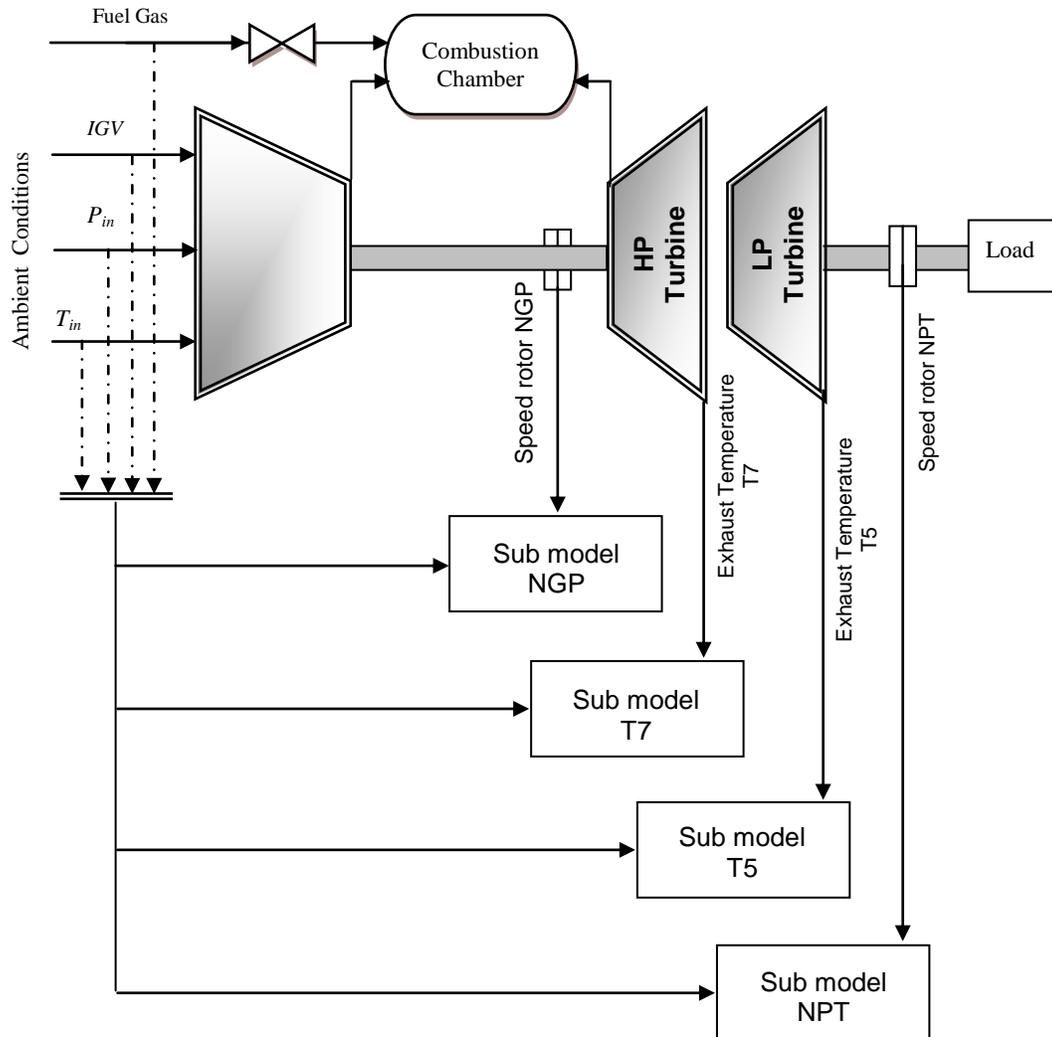


Figure III.1: Principe de fonctionnement de turbine à gaz à deux arbres

Dans la section suivante, on présente les résultats de développement d'une approche d'identification de variables de cette turbine avec la méthode multi-modèles, à partir des données réelles des différents capteurs, en tenant compte des données incomplètes et en les reconstituant, sur le système examiné. Les résultants d'application seront aussi présentés, afin de montrer le degré d'amélioration du comportement dynamique de turbine examinée. D'où, les données entrées/sorties, générées dans les conditions de fonctionnement normales pendant des périodes d'observation de turbine à gaz examinée.

III.3. Identification de variables de turbine avec une approche multi-modèles

En pratique, les multi-modèles sont reconnus par leurs capacités à approcher les comportements dynamiques complexes de systèmes non linéaires. Ils se révèlent tout à fait adaptés à la modélisation des systèmes de turbines à partir de données d'entrée/ sortie d'exploitation de cette machine. Leur structure possède des propriétés mathématiques très intéressantes du point de vue surveillance [90], [104]–[106].

Dans ce cas, la forme analytique de multi-modèles d'état découplés du processus de turbine à gaz examinée, qu'on linéaires autour de différents points de fonctionnement est représenté par la forme suivant [9], [98] :

$$\begin{cases} x_i(k+1) = A_i(\theta)x_i(k) + B_i(\theta)u(k) \\ \hat{y}_{i,j}(k, \theta) = C_{i,j}(\theta)x_i(k) + D_{i,j}(\theta)u(k) \\ \hat{y}_j(k) = \sum_{i=1}^L \mu_i(\zeta(k))\hat{y}_{i,j}(k, \theta) \end{cases} \quad (\text{III.2})$$

D'où i est l'indice de modèle, j est l'indice de sorties de modèle, $x \in \mathfrak{R}^n$ est le vecteur d'état, $u \in \mathfrak{R}^m$ est le vecteur de contrôle, ξ est l'index des fonctions de pondération μ_i , et θ est le vecteur de paramètre à identifier.

Le vecteur θ est défini comme étant un vecteur colonne des paramètres de turbine à estimer, qui représente une partitionné en L blocs, donnée par [107]:

$$\theta = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_L]^T \quad (\text{III.3})$$

Et les matrices de multi-modèles d'état découplés $A_i, B, C_{i,j}$ et $D_{i,j}$ sont décrites comme suit [20], [107], [108] :

$$A_i = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ a_{i1} & a_{i2} \end{bmatrix}, C_{i,j} = \begin{bmatrix} C_{i,1} \\ \vdots \\ C_{i,p} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} c_{i,j} & c'_{i,j} \\ \vdots & \vdots \\ c_{i,p} & c'_{i,p} \end{bmatrix}, D_{i,j} = \begin{bmatrix} D_{i1} \\ \vdots \\ D_{ip} \end{bmatrix}, \text{ et } B = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}.$$

avec p est le nombre des sorties de multi-modèles.

Les fonctions de d'activation μ_i sont construites à partir d'une fonction gaussienne, donnée par [109]:

$$\omega_i(\xi) = \exp\left(-\frac{(\xi - c_i)^2}{\sigma}\right) \quad (\text{III.4})$$

Où $\omega_i(\xi)$ est une fonction du centre c_i , σ est la dispersion commune à toutes les fonctions de pondération.

La variable d'indexation ξ est définie par le signal d'entrée de système de turbine, donnée par le débit de carburant, montré sur la Figure III.2, avec la condition suivante doit être rempli:

$$\left\{ \begin{array}{l} \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi) = 1 \\ 0 < \mu_i(\xi) < 1 \end{array} \right\} \quad (\text{III.5})$$

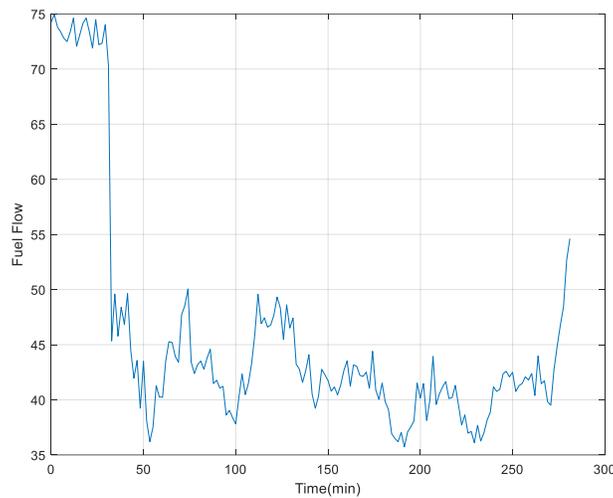


Figure III.2 : Variation d'entrée de débit de carburant de turbine

Dans cette structure de multi-modèles, les fonctions des poids $\omega_i(\xi)$ sont normalisées par les fonctions de pondération des lois $\mu_i(\xi)$, qui sont les poids de pondération des modèles locaux obtenus, est donnée par [15], [110]:

$$\mu_i(\xi) = \frac{\omega_i(\xi)}{\sum_{j=1}^L \omega_j(\xi)} \quad (\text{III.6})$$

Donc, l'identification des multi-modèles de turbine consiste à déterminer le choix des fonctions d'activation et le nombre des modèles locaux de différentes zones de fonctionnements. D'où, la fonction objectif à pour but de minimiser l'écart entre la sortie réelle utilisant des données d'entrée/sortie recueillies sur le système de turbine examinée et celle calculée par le modèle de référence, en utilisant une estimation paramétriques de variables de turbine.

3.1. Estimation paramétriques de variables de turbine

L'estimation paramétriques d'état fait appel à des mesures extraites du système de turbine destinées à prendre en compte l'évolution courante de turbine, afin de parvenir à estimer l'évolution de ses variables internes. Il s'agit d'identifier les paramètres des modèles locaux pour reproduire avec précision le comportement dynamique du système de turbine. Cette estimation paramétrique est basée sur la minimisation de la différence fonctionnelle entre la sortie estimée $\hat{y}(k)$ du model multiple et la sortie mesuré ou réel du système $y(k)$, donnée par la fonction objectif suivante [80], [111]–[113]:

$$J_j = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_j(k) - \hat{y}_j(k, \theta)) \quad (III.7)$$

Où $\hat{y}_j(k, \theta)$ est la j^{ème} sortie de multi-modèles, et $y_j(k)$ est la j^{ème} sortie réelle de turbine et N est le nombre de mesures.

Ce critère de la formule (III.7) favorise une bonne caractérisation du comportement global du système non linéaire par de multi-modèles. Pour la mise en place de procédure d'identification par estimation paramétriques de multi-modèles à états locaux découplés. Un développement limité du critère $J(\theta)$ est proposé autour d'une valeur optimale du vecteur paramètre θ , ce procédure itérative de modification progressive de la solution d'estimation est actualisée comme suit [114], [115]:

$$\theta(h+1) = \theta(h) - \Delta D(h) \quad (III.8)$$

Avec h est l'indice d'itération, Δ représente le facteur d'ajustement, $D(h)$ est la direction de la recherche en espace paramétrique.

III.4. Algorithmes d'estimation paramétriques

L'estimation paramétrique des sous-modèles de turbine est basée sur une procédure itérative de minimisation d'un critère global J à l'aide de l'algorithme de Gauss-Newton [116]–[119]. Pour ce faire, l'algorithme de Gradient est utilisé pour déterminer la direction de recherche de solution optimale. Cela, est spécifié par le critère du gradient G donné comme suit:

$$D(h) = G(\theta(h)) = \frac{\partial J}{\partial \theta} \Big|_{\theta=\theta(k)} = \sum_{k=1}^N \varepsilon(k, \theta) \frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \theta} \quad (III.9)$$

$$\frac{\partial \hat{y}(k)}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) \frac{\partial \hat{y}_i(k)}{\partial \theta}$$

Où $\frac{\partial \hat{y}_i(k)}{\partial \theta}$ est la fonction de sensibilité

Cette direction vers la solution optimale est spécifiée par l'algorithme de Newton, basée sur le développement de second ordre, donnée par:

$$D(h) = H^{-1} G(\theta(h)) \quad (III.10)$$

Où $H(\theta)$ est la matrice Hessian du critère défini par [120], [121]:

$$H(\theta) = \sum_{k=1}^N \frac{\partial \varepsilon(k, \theta)}{\partial \theta} \frac{\partial \varepsilon(k, \theta)}{\partial \theta^T} + \frac{\partial^2 \varepsilon(k, \theta)}{\partial^2 \theta} \varepsilon(k, \theta) \Big|_{\theta=\theta(k)} \quad (III.11)$$

En négligeant les termes du second ordre pour simplifier la méthode de Newton, nous obtenons l'algorithme de Gauss Newton, donnée par:

$$H(\theta) = \sum_{k=1}^N \frac{\partial \varepsilon(k, \theta)}{\partial \theta} \frac{\partial \varepsilon(k, \theta)}{\partial \theta^T} = \sum_{k=1}^N \frac{\partial \hat{y}(k, \theta)}{\partial \theta} \frac{\partial \hat{y}(k, \theta)}{\partial \theta^T} \quad (III.12)$$

Le Hessian $H(\theta)$ a été défini comme positif,

Cet algorithme est sensible au choix initial du vecteur paramètre et certaines améliorations peuvent être apportées à la procédure d'identification initiale pour assurer la convergence de l'algorithme. En effet, cet algorithme est utilisé pour surmonter les problèmes dus à un mauvais conditionnement, liés à l'inversion de la matrice H lors de la mise à jour des paramètres. Donc, l'équation (8) est remplacée par [119], [122]–[124]:

$$\theta(h+1) = \theta(h) - \Delta (H + \lambda I)^{-1} G \quad (III.13)$$

Où I est la matrice d'identité de dimension appropriée et λ un scalaire (paramètre de régularisation) avec la condition $0 < \lambda < 1$ et $\Delta > 1$.

Le nombre des paramètres a identifié et la sensibilité de l'approche à la condition initiale peut conduire un écart entre les sorties de multi model et les sorties mesurer. Aussi à partir de l'équation décrite ci-dessus, tous les sorties partagent les même matrices A_i et B .

Cela, permettre de réduire la complexité par une division de vecteur de paramètres θ peut être appliqué [109], [116]. Un vecteur contient les paramètres de matrice $A_{i=1,L}$ pour tous les modèles locaux, donnée par:

$$\theta_A = [a_{i1} \quad a_{i2} \quad \cdots \quad \cdots \quad a_{L1} \quad a_{L2}] \quad (III.14)$$

Et un vecteurs contient les paramètres de $C_{i=1,L}$ et $D_{i=1,L}$ de chaque sortie, donnée par :

$$\theta_j = [C_{i,j} \quad D_{i,j} \cdots \cdots C_{L,j} \quad D_{L,j}] \quad (III.15)$$

Cette division vectorielle de vecteur de paramètres n'est pas seulement pour réduire la complexité du modèle multiple, mais permettre d'utiliser des limites pour la surface global de recherche des paramètres pour chaque sorties. Cependant, ces limites peuvent être utilisées pour tous les paramètres ou peuvent être utilisées pour chaque paramètre. Pour le calcul du gradient, on a :

$$G_j(\theta(k)) = \frac{\partial J_j}{\partial \theta_{\theta=\theta(k)}} = \sum_{k=1}^N \varepsilon_j(k, \theta) \frac{\partial \hat{y}_j(k)}{\partial \theta} \quad (III.16)$$

Avec:

$$\frac{\partial \hat{y}_j(k)}{\partial \theta} = \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) \frac{\partial \hat{y}_{i,j}(k)}{\partial \theta} \quad (III.17)$$

Alors que le dérivé de $\frac{\partial \hat{y}_j(k)}{\partial \theta}$ nécessite le dérivé de chaque sous-modèles en utilisant la formule

suivante:

$$\frac{\partial \hat{y}_{i,j}(k)}{\partial \theta} = C_{i,j} \frac{\partial x_j(k)}{\partial \theta} + \frac{\partial C_{i,j}}{\partial \theta} x_i(k) + \frac{\partial D_{i,j}}{\partial \theta} u(k) \quad (\text{III.18})$$

Le calcul de $\frac{\partial \hat{y}_{i,j}(k)}{\partial \theta}$ nécessite le calcul de dérivé de $\frac{\partial x_i(k)}{\partial \theta}$, qui est donnée par:

$$\frac{\partial x_i(k+1)}{\partial \theta} = A_i \frac{\partial x_i(k)}{\partial \theta} + \frac{\partial A_i}{\partial \theta} x_i(k) + \frac{\partial B_i}{\partial \theta} u(k) \quad (\text{III.19})$$

Pour simplifier la fonction de sensibilité, est donnée par:

$$\begin{aligned} X_{s_i}(k) &= \frac{\partial x_i(k)}{\partial \theta} \\ Y_{s_{i,j}} &= \frac{\partial \hat{y}_{i,j}(k)}{\partial \theta} \end{aligned} \quad (\text{III.20})$$

Alors, on obtient :

$$\begin{cases} X_{s_i}(k+1) = A_{s_i} X_{s_i}(k) + \begin{bmatrix} \frac{\partial A_i}{\partial \theta} & \frac{\partial B_i}{\partial \theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i(k) \\ u(k) \end{bmatrix} \\ Y_{s_{i,j}}(k) = C_{s_{i,j}} X_{s_i}(k) + \begin{bmatrix} \frac{\partial C_{i,j}}{\partial \theta} & \frac{\partial D_{i,j}}{\partial \theta} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_i(k) \\ u(k) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (\text{III.21})$$

Aussi, on peut la simplifier la fonction de sensibilité en mettant :

$$U_{s_i}(k) = \begin{bmatrix} x_i(k) \\ u(k) \end{bmatrix}, B_{s_i} = \begin{bmatrix} \frac{\partial A_i}{\partial \theta} & \frac{\partial B_i}{\partial \theta} \end{bmatrix}, D_{s_{i,j}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial C_{i,j}}{\partial \theta} & \frac{\partial D_{i,j}}{\partial \theta} \end{bmatrix} \quad (\text{III.22})$$

La fonction de sensibilité peut être réécrite sous la forme simplifiée suivante :

$$\begin{cases} X_{s_i}(k+1) = A_{s_i} X_{s_i}(k) + B_{s_i} U_{s_i}(k) \\ Y_{s_{i,j}}(k) = C_{s_{i,j}} X_{s_i}(k) + D_{s_{i,j}} U_{s_i}(k) \end{cases} \quad (\text{III.23})$$

Avec les dimensions suivantes:

$$\begin{cases} X_s \in \mathfrak{R}^{ns \times 1} & ns = \dim(\theta) \times 2 \\ U_s \in \mathfrak{R}^{ms \times 1} & ms = n + m \\ Y_s \in \mathfrak{R}^{ps \times 1} & ps = \dim(\theta) \end{cases} \quad (\text{III.24})$$

Les matrices A_s , B_s , C_s et D_s de la fonction (21) sont de la forme suivante :

$$As_i = \begin{bmatrix} A_i & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & A_i & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & 0 & A_i & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & A_i \end{bmatrix}, Bs = \begin{bmatrix} \frac{\partial A_i}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial A_i}{\partial \theta_{L,2n+1}} \\ 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}, \text{ Avec } \frac{\partial B_i}{\partial \theta} = 0$$

$$Cs_{i,j} = \begin{bmatrix} C_{i,j} & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & C_{i,j} & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & 0 & \ddots & \vdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & 0 & C_{i,j} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \dots & C_{i,j} \end{bmatrix}, \text{ et } Ds_{i,j} = \begin{bmatrix} \frac{\partial C_{i,j}}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial C_{i,j}}{\partial \theta_{ps}} \\ \frac{\partial D_{i,j}}{\partial \theta_1} & \dots & \frac{\partial D_{i,j}}{\partial \theta_{ps}} \end{bmatrix},$$

Ou l'algorithme de l'approche peut être résumé comme suit :

Multiple Model Approches Cost Function Algorithm :

- Initial Parameters Vector,
- Define Whitening and Activation Function using equation ().
- Define Multiple Model parameters

For an Estimation Horizon (h) Calculate:

- The MMA Outputs $\hat{y}(k)$
- The Error and the Estimation Criteria $J(\theta)$
- The Sensibility Function $\partial \hat{y}_i(k) / \partial \theta$
- Gradient $G(\theta)$
- Hessian $H(\theta)$
- Update the Parameter Vector using Marquardt algorithms

End For

III.4.1. Particle Swarm Optimisation

Le Particle Swarm Optimisation (PSO) est un algorithme d'optimisation proposée dans plusieurs applications [109], [118], [125]–[127], utilisant les concepts d'algorithmes évolutifs, l'organigramme de cette algorithme est illustré sur la Figure 3. Dans l'espace de recherche les particules se déplacent et tentent de trouver une solution optimale en basent sur l'expérience collectives et les expériences individuelles. Chaque particule se déplace en fonction de sa vitesse et du mouvement des particules [126]:

$$\begin{aligned} v_i(t+1) &= w.v_i(t) + c_1.r_1(\hat{x}_i(t) - x_i(t)) + c_2.r_2(g(t) - x_i(t)) \\ x_i(t+1) &= x_i(t) + v_i(t+1) \end{aligned} \quad (III.25)$$

où $x_i(t)$ est la position de la particule et aussi dans notre application c'est le vecteur θ , $v_i(t)$ est la vitesse de la particule, $\hat{x}_i(t)$ et $g(t)$ sont les meilleures positions trouvée par la particule elle-même et par l'essaim, respectivement. w est un poids d'inertie mettant à l'échelle la vitesse du pas de temps précédent, c_1 et c_2 sont deux coefficients d'accélération qui graduent l'influence de la meilleure position personnelle de la particule $\hat{x}_i(t)$ et la meilleure position globale $g(t)$, r_1 et r_2 sont des variables aléatoires entre 0 et 1.

La vitesse et la position de chaque particule seront mises à jours, afin de diminuer certains résultat indésirables un coefficient de constriction est utilisés dans ce recherche, l'équation de la vitesse de la particule devient [118], [126]:

$$v_i(t+1) = \chi(v_i(t) + c_1.r_1(\hat{x}_i(t) - x_i(t)) + c_2.r_2(g(t) - x_i(t))) \quad (III.26)$$

D'où, le coefficient de constriction est représenté par [126]:

$$\chi = \frac{2}{\left| 2 - \phi - \sqrt{\phi^2 - 4\phi} \right|}, \phi = c_1 + c_2 > 4 \quad (III.27)$$

Les valeurs sont prises en cas générale $c_1 = c_2 = 2.05$

Dans ce travail, la mis en œuvre d'une approche hybride de l'algorithme PSO avec l'approche multi-modèles (Relais MMA-PSO), montré sur la Figure III.3. Cela, est pour l'estimation paramétrique de

turbine, utilisant la capacité d'intensification pour obtenir des meilleures solutions dans un espace de recherche optimale.

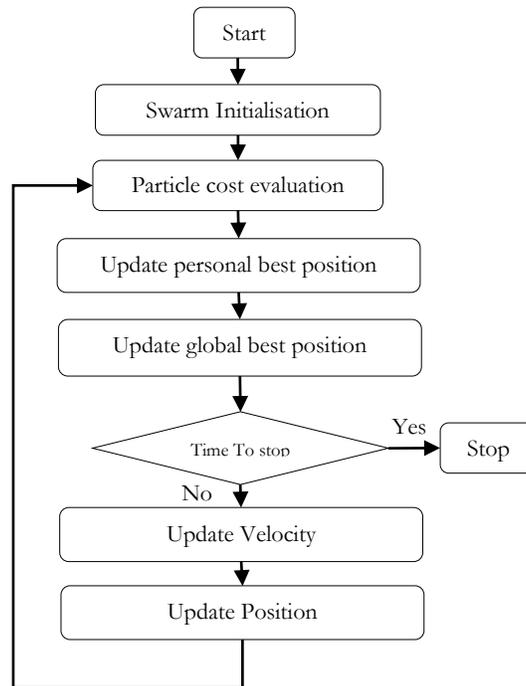


Figure III.3 : Flowchart for Particle Swarm Optimization (PSO)

III.5. Résultats d'identification de turbine avec une approche multimodèles

La mise en oeuvre de la méthode d'identification d'états découplés à été réalisés sur les différentes variables de turbine à gaz examinée. Avec l'approche hybride MMA-PSO, utilisant l'ensembles de données d'entrée / sortie d'exploitation de cette machine tournante, pour l'identification de vecteur des paramètres de θ_{NGP} et θ_{NPT} . Cela, est réalisé après une processus d'optimisation basée sur la technique multi objective NSGA II, utilisé pour identifie les paramètres de vecteurs θ_A en fonction des deux vecteur des paramètres obtenus θ_{NGP} et θ_{NPT} . L'idée est de donné un modèles d'espace d'états découplés de turbine à gaz examinée en fonction de NGP et NPT, qui sont considéré comme des facteurs énergétique important de la turbine examinée. En effet, les multimodèles obtenus pour les quatre sortie mesurable de turbine à gaz $y = [N_{ngp} \ N_{ngp} \ T_5 \ T_6]^T$ présentent un intérêt major par le fait qu'ils constituent une approximation satisfaisante de la dynamique de turbine examinée. Les multimodèles obtenus d'états découplés sont représentent

sous la forme des modèles locaux (L2, L3 et L4) caractérisant le fonctionnement du système de turbine dans différentes zones opérationnelles.

Le processus d'identification est réalisé sur un ensemble de 100 particules sur 50 itérations avec un horizon estimation de 20 itérations pour le multi-modèles obtenus optimale. Dans cette identification, les conditions initiales des paramètres de λ et Δ est très important, car si λ est très petit et Δ est très grand, le processus d'identification multi-modèles devient lente. Cela, conduire à déterminer seulement des solution local, et si λ est proche de 1 et Δ est petit, ce le processus d'identification devient assez rapide mais très sensible aux bruits de mesures et que le processus d'identification sera facile à diverger. Donc, l'idée est de donner des valeurs à λ et Δ de façon que le processus d'identification multi-modèles n'est pas coincée dans des solution local et aussi n'est pas assez rapide pour diverger.

La sortie de sous modèle de la première sortie N_{ngp} de la vitesse de rotation de la turbine à haute pression (NGP) est montré par la Figure III.4 avec l'erreur de modélisation associée à cette sortie pour le sous modèle locaux L2. Ce sous modèle est obtenu à travers les données de mesure réelle, présenté en couleur bleu et le multi model d'état découplé en couleur rouge, avec une erreur de modélisation acceptable, comme l'analyse des résultats présentés par le tableau III.2, qui permet de constater que la méthode d'identification que l'on a mise en oeuvre nous permet d'obtenir une bonne précision sur les paramètres estimés du multi modèle de la vitesse de rotation de la turbine à haute pression (NGP) avec sensibilité en présence de bruit.

Egalement, la Figure III.5 montre la variation de sous modèle NPT d'états découplés de vitesse de rotation de turbine à base pression LP avec son sortie du modèle réelle avec l'erreur de modélisation associé acceptable pour le modèle locaux L2.

Les évolutions de sous modèle T5 d'états découplés de température de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L2 est montré par la Figure III.6, ces résultats de modélisation présente un erreur admissible qui est un résultat satisfaisant. Aussi, il est bien constater sur la Figure III.7, la bonne estimation des états des sous-modèle T7 d'états découplés de température d'échappement de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation, acceptable pour le sous-modèles L2.

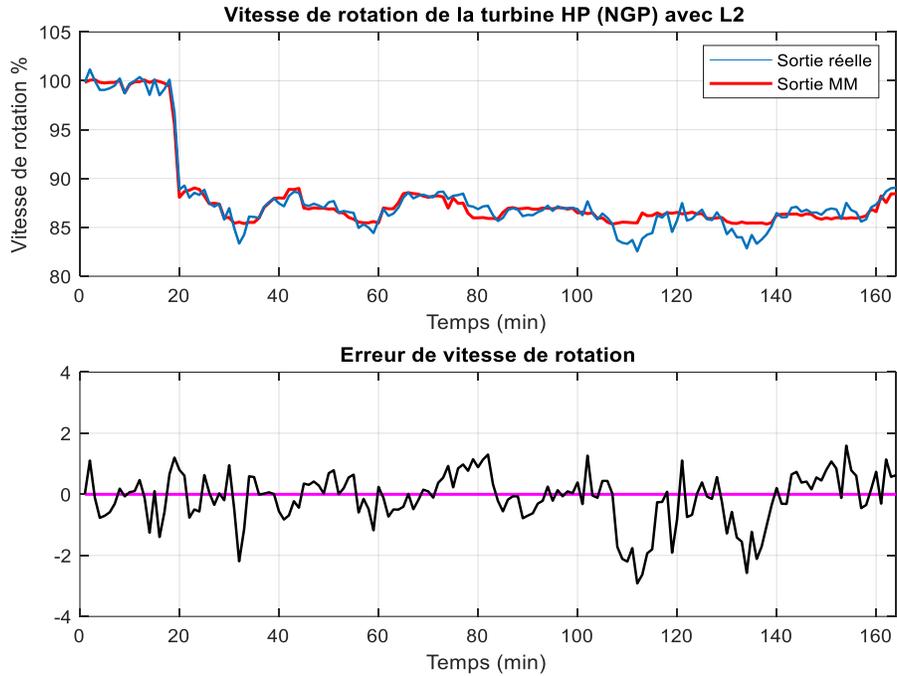


Figure III.4 : Variation de sous modèle NGP d'états découplés de vitesse de rotation de turbine HP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L2

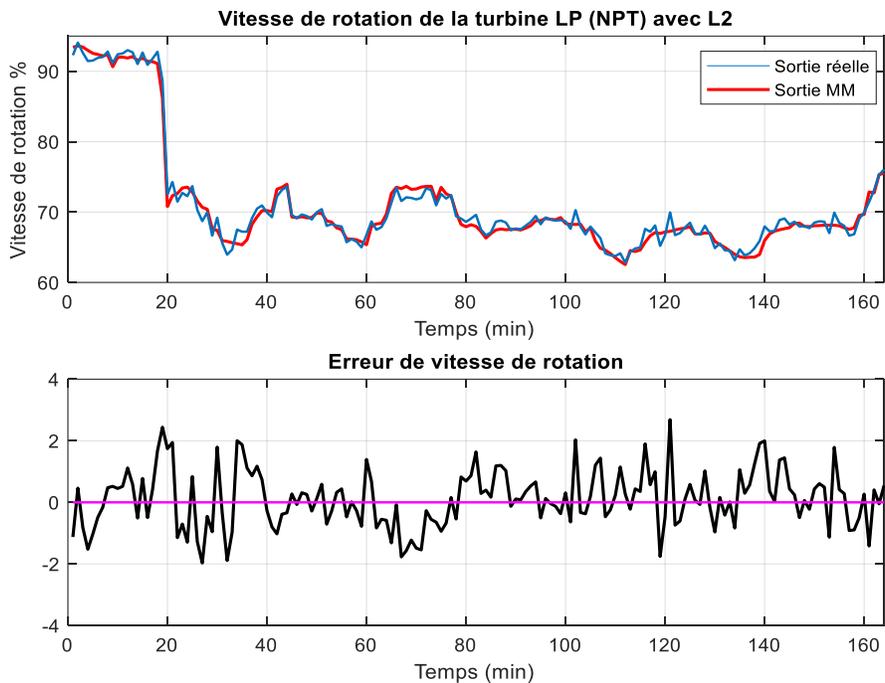


Figure III.5 : Variation de sous modèle NPT d'états découplés de vitesse de rotation de turbine LP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L2

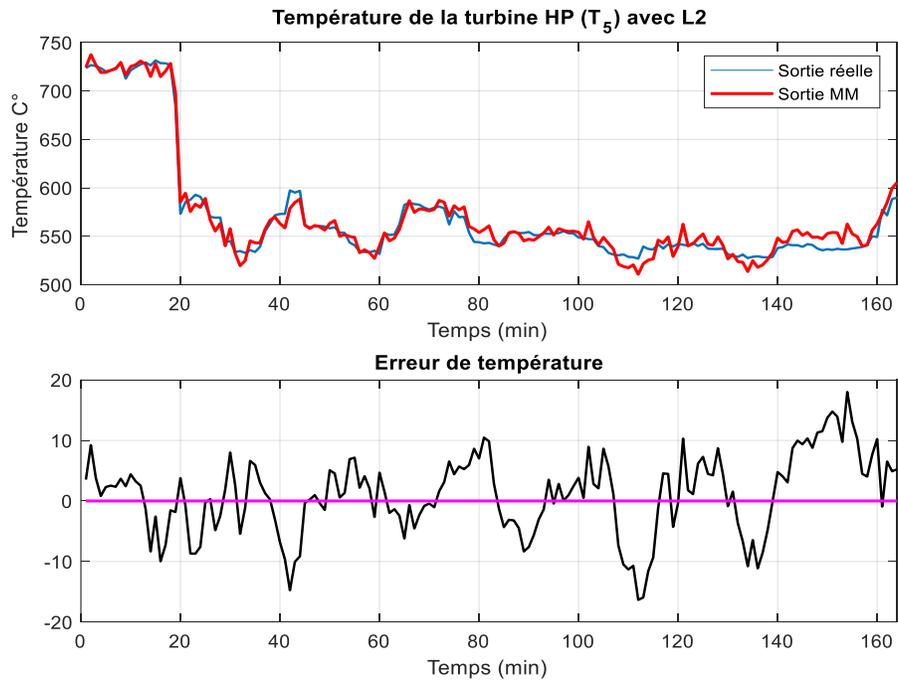


Figure III.6 : Variation de sous modèle T5 d'états découplés de température de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L2

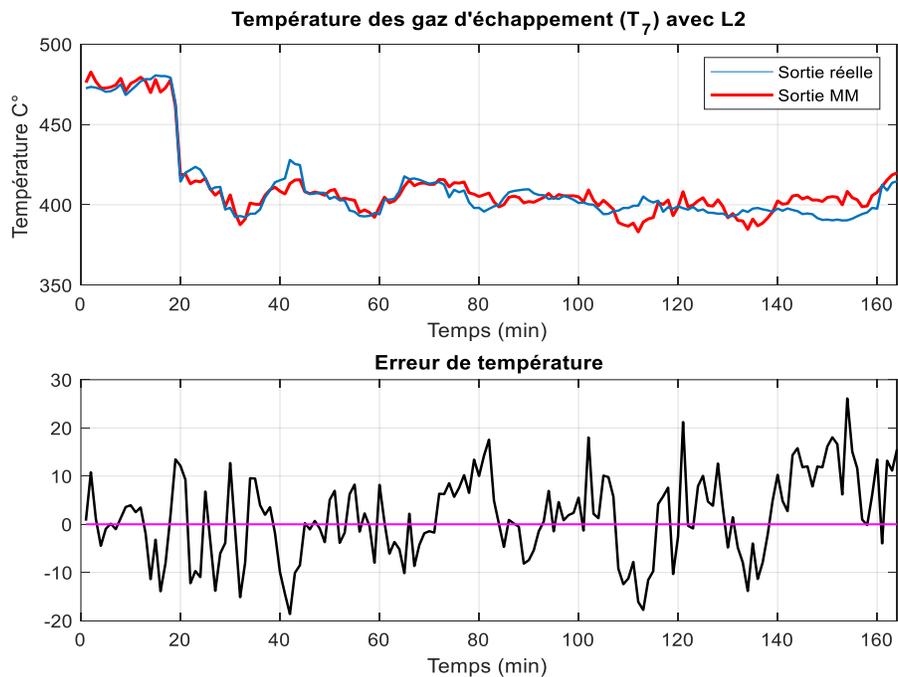


Figure III.7 : Variation de sous modèle T7 d'états découplés de température d'échappement de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L2

Les estimations de paramètres de modèle globale de turbine à gaz par les sous modèles locaux d'états découplés L3 sont représentés par les Figures III.8, III.9, III.10 et III.11 . Un jeu de données entrée/sortie de variables de turbine est utilisé à l'identification de ces sous modèles locaux d'états découplés L3. D'où, chaque sous-modèle possède son propre espace d'état et y évolue indépendamment en fonction de son état initial. Il est clair que c'est le découplage entre les sous-modèles de variables de turbine présente l'intérêt de cette structure d'états découplés. En effet, le multi-modèles découplé permet l'utilisation de sous-modèles comportant des vecteurs d'état de dimensions différentes. Ainsi, est adaptée à la modélisation de système de turbine, qui est fortement non linéaires, dont la structure peut varier en fonction de son zone où mode de fonctionnement.

Par conséquent, la Figure III.8 montre la variation de sous modèle NGP d'états découplés de vitesse de rotation de turbine HP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L3. Aussi, l'évolution de sous modèle NPT d'états découplés de vitesse de rotation de turbine base pression LP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L3 est montré par la Figure III.9. Ces résultats obtenus se fait en optimisant un critère de performance dans le but d'approcher la sortie réelle en couleur bleu de système de turbine par celle du modèle de référence en couleur rouge. Afin de tester les performances de la structure d'états découplés, appliquée aux variables de sortie de turbine, l'erreur de sortie généralisée pour l'identification de sous-systèmes de turbine. Cela, est effectué en différentes zone de fonctionnement, pour chaque variable de sortie de turbine.

Il est possible de constater la bonne estimation des états des sous-modèles de température de turbine T5 d'états découplés avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation, pour le sous-modèles L3 sur la Figure III.10. Et la forme d'une structure à états découplés issu de l'agrégation de sous modèles de température d'échappement de turbine T7 d'états découplés avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation, pour les sous-modèles L3 est montré par la Figure III.11. Les résultats obtenus montrent une très bonne adéquation entre les courbes réelles en couleur bleu et les courbes estimées en couleur rouge, de même les paramètres estimés par identification sont très proches des paramètres réelle de validation, donnée par le tableau III.2, même en présence de bruit de mesures. Cependant, ces résultats obtenus ont permis de mettre

en évidence la capacité de la méthode d'identification d'états découplés choisie d'identifier efficacement la dynamique du système de turbine à gaz examinée.

Aussi, il est clair de constater que la méthode d'identification par états découplés permet toujours d'assurer une bonne approximation de variables de sortie de turbine, en régime nominal et en régime dynamique. Cette approche d'identification est basée l'erreur de sortie associée à chaque variable de turbine, qui permet de valider l'estimation de variables de modèle d'états découplés, ce qui est illustré par les divers résultats obtenus. Ces résultats ont permis de mettre en évidence la capacité de la méthode développée pour identifier efficacement la dynamique de système de turbine, même en présence du bruit. Il apparaît aussi que les résultats obtenus sont meilleurs par rapport à ceux donnés par une approche classique d'identification, avec meilleur maintien des points de fonctionnement et plus de rapidité en termes de temps de calculs.

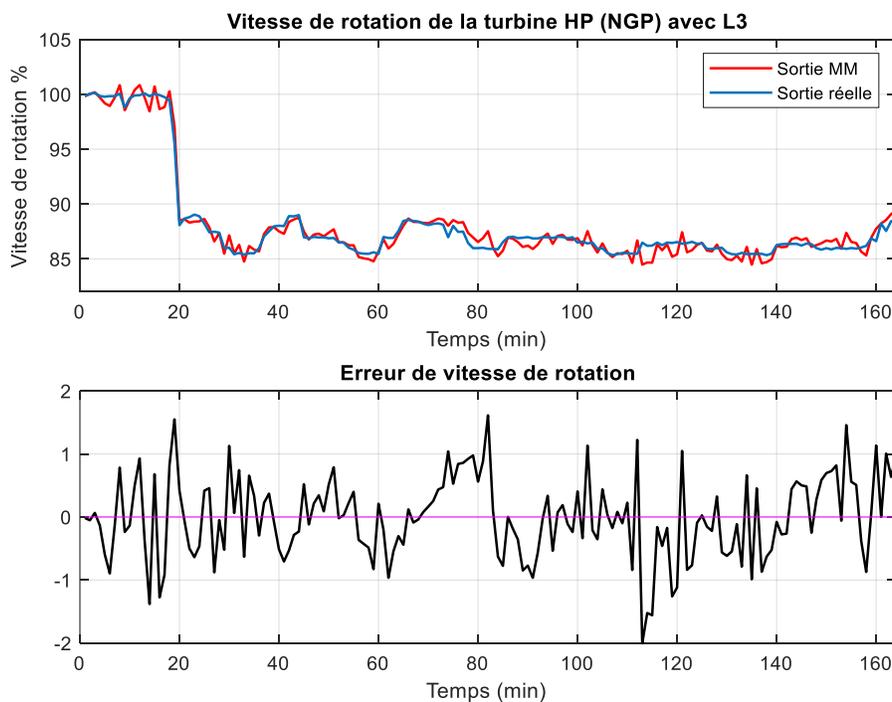


Figure III.8 : Variation de sous modèle NGP d'états découplés de vitesse de rotation de turbine HP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L3

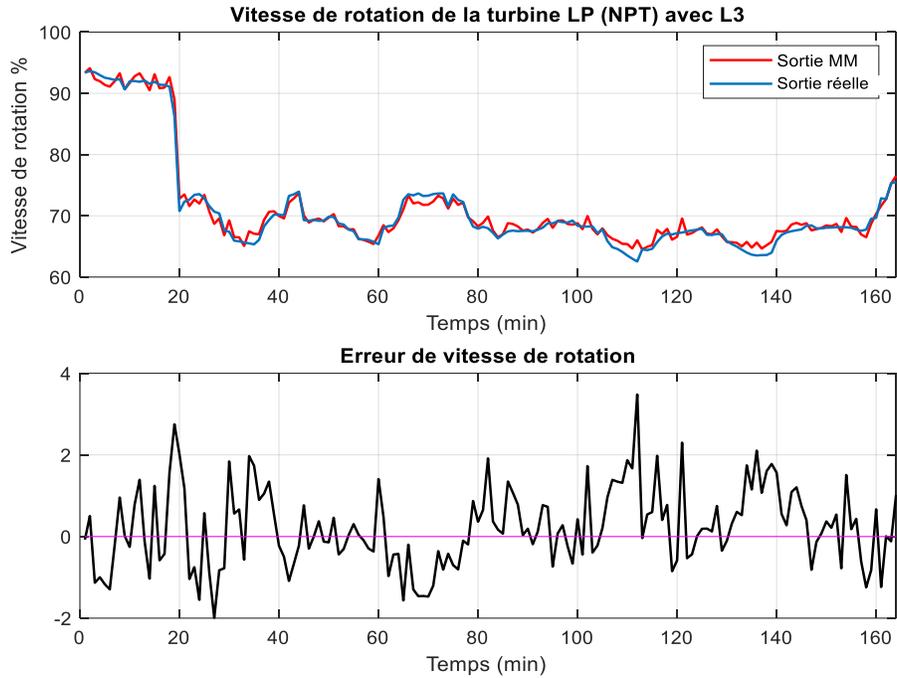


Figure III.9 : Variation de sous modèle NPT d'états découplés de vitesse de rotation de turbine LP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L3

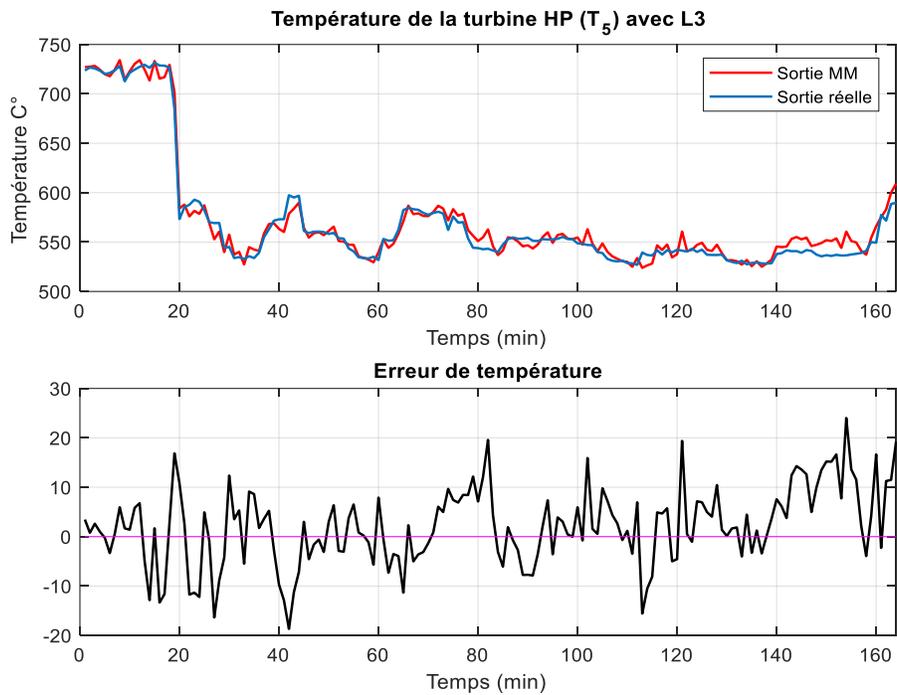


Figure III.10 : Variation de sous modèle T5 d'états découplés de température de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L3

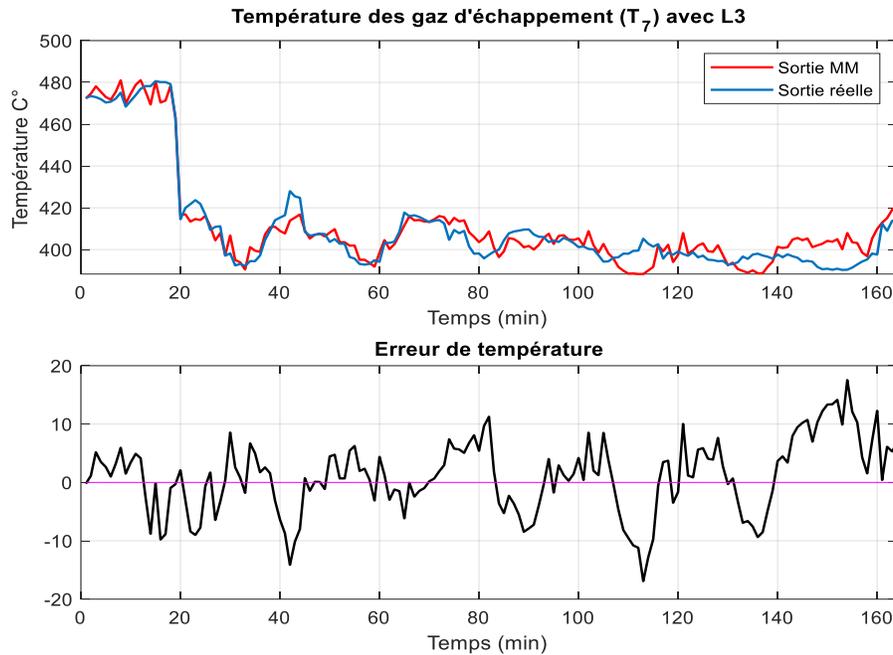


Figure III.11: Variation de sous modèle T7 d'états découplés de température d'échappement de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L3

Le même démarche est adoptée pour l'estimation des paramètres de modèle globale de turbine à gaz à des sous modèles locaux d'états découplés L4. Cela a permis de mettre clairement en évidence la procédure d'identification mise en place pour effectuer l'estimation paramétrique du multi-modèles à états locaux découplés de turbine. Cependant, le comportement dynamique de turbine du multi-modèles d'états découplés L4 obtenus est illustré sur les Figures, III.12, III.13, III.14 et III.15, il est possible de constater la bonne adéquation entre les données du modèle réel et celles du multi-modèles obtenus avec des erreurs de modélisation acceptables.

La Figure III.12 illustre l'évolution de sous modèle NGP d'états découplés de vitesse de rotation de turbine HP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L4 et la Figure III.13 montre la variation de sous modèle NPT d'états découplés de vitesse de rotation de turbine LP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L4. D'où, la Figure III.14 montre la variation de sous modèle T5 d'états découplés de température de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation, pour le sous-modèles L4. et la Figure III.15 montre la variation de sous modèle T7 d'états découplés de température

d'échappement de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation, pour le sous-modèles L4.

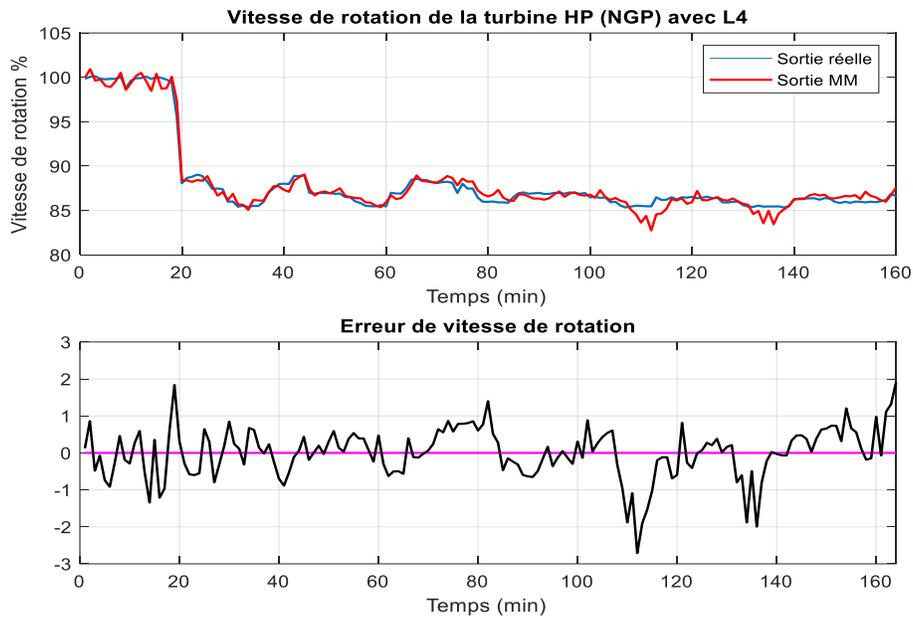


Figure III.12 : Variation de sous modèle NGP d'états découplés de vitesse de rotation de turbine HP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L4

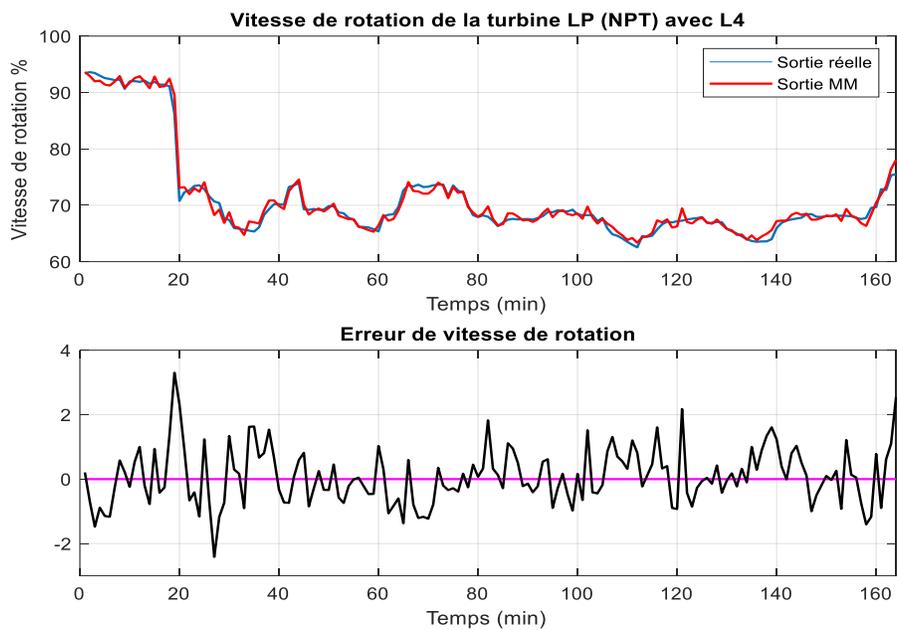


Figure III.13 : Variation de sous modèle NPT d'états découplés de vitesse de rotation de turbine LP avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L4

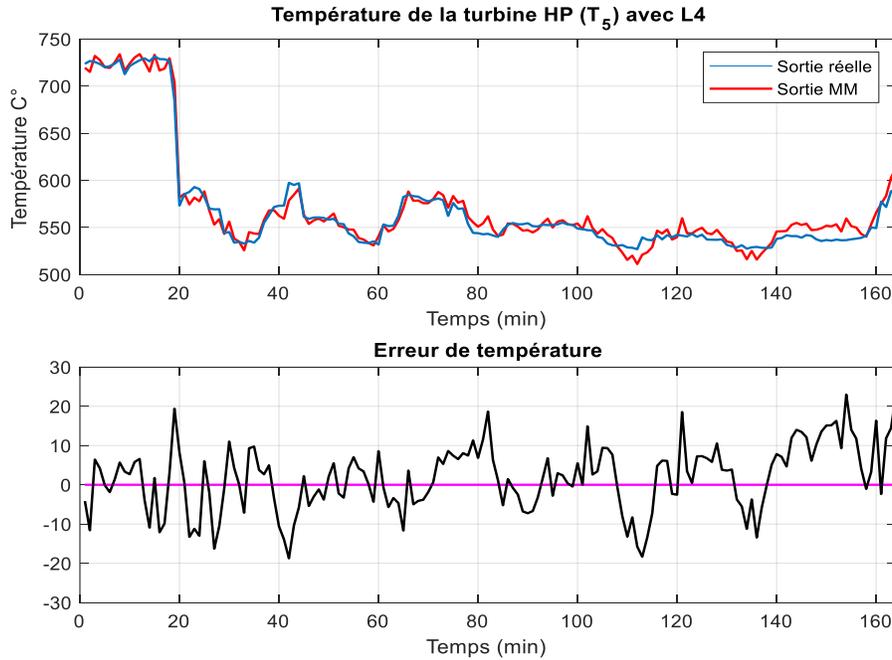


Figure III.14 : Variation de sous modèle T5 d'états découplés de température de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L4

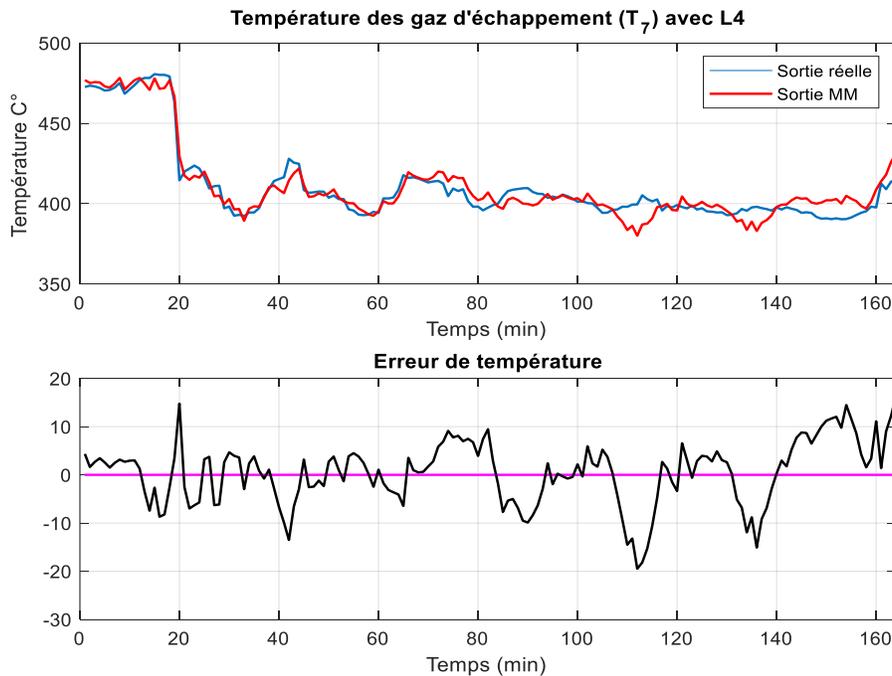


Figure III.15: Variation de sous modèle T7 d'états découplés de température d'échappement de turbine avec sortie du modèle réelle avec son erreur de modélisation pour le sous-modèles L4

Le Tableau III.1 présente les résultats obtenus de l'approche multi modèles d'états découplés sur les différentes variables de sortie de turbine à gaz examinée $y = [N_{ngp} \ N_{npt} \ T_5 \ T_7]^T$. Ces résultats est représentent sous forme des modèles locaux (L2, L3 et L4) indiquant le fonctionnement du système de turbine dans différentes zones de fonctionnement pour l'étape d'identification et l'étape de validation de multi modèles de turbine à gaz à états découplés.

Le Tableau III.2 montre les résultats obtenus de l'approche Hybride Relais et Team work MM-PSO, dans ce tableau la divergence pour les modèles de températures de sortie de la turbine (T5 et T7) n'est pas garantie par l'approche MOO- NSGA II. D'où, il est nécessaire d'utilisé une méthode d'identification pour une surface de recherche globale. En effet, les résultats des deux approches hybrides relais et team-work sont résumés dans ce Tableau III.2, ces résultats sont données pour toutes les sorties de multi-modèles avec différent nombre de sous-modèles. Il apparaît que les approches du relais hybride fournissent des meilleurs résultats.

Tableau III.1: Résultats obtenus de l'approche multi modèles d'états découplés

	Sub-models	Outputs			
		NGP	NPT	T5	T7
Identification	L=2	0.8157	0.9513	56.4793	26.4596
	L=3	0.7226	0.9250	217.3733	87.0608
	L=4	0.6077	0.8142	58.3798	26.3772
Validation	L=2	1.3199	0.8821	78.4081	44.6373
	L=3	1.2566	0.9896	733.6318	362.3901
	L=4	0.7748	0.7928	75.1424	49.8173

Tableau III.2: Résultats obtenus de l'approche Hybride Relais et Team work MM-PSO

Sub-models	Identification			MOO-NSGA II		Validation	
	Outputs	Relay	Team Work	Relay	Team Work	Relay	Team Work
L=2	NGP	0.4166	0.41694	0.3822	0.4155	0.7341	0.7384
	NPT	0.9345	0.93475	0.8960	0.9415	0.8937	0.8714
	T5	53.1079	55.7048			75.7176	77.8044
	T7	24.8696	24.9032			43.0009	42.8250
L=3	NGP	0.3536	0.5195	0.3540	0.5273	0.4186	0.5672
	NPT	0.8558	0.9152	0.8617	0.8974	0.9984	0.8509
	T5	51.5637	51.1600			62.7071	66.2321
	T7	24.2829	24.5041			39.5701	40.4211
L=4	NGP	0.3111	0.4289	0.3064	0.3489	0.4683	0.5393
	NPT	0.7651	0.81639	0.7830	0.9599	0.7625	1.0259
	T5	52.2390	54.6447			73.4893	69.9048
	T7	25.7407	27.8651			43.2851	39.8527

Donc, la procédure d'estimation et d'identification de paramètres de modèle de turbine à gaz a été effectuée avec un critère global en considérant un nombre différent de sous-modèles (L2, L3, L4). Les paramètres d'états des sous-modèles sont déterminés avec leurs fonctions de pondération, basée sur l'ensemble des données réelles recueillies sur la turbine examinée. Cela, à permet de déterminer des sous modèles fiables à états découplés pour la turbine, ces sous modèles seront exploités pour l'élaboration de l'approche de détection de défaillances de cette turbine dans la section suivante.

III.6. Détection de défauts de turbine à gaz utilisant les sous-modèles d'états découplés

Dans cette partie de travail, la conception du vecteur de parité est réalisée, dont la structure s'établit à partir des équations des sous-modèles d'états découplés de turbine, obtenus précédemment. En effet, dans la plupart des méthodes de diagnostic basées sur le modèle, l'estimation de l'état du système est la base de ces stratégies de diagnostic. Elle permet de générer des symptômes de

défaillance du système à partir des tests de cohérence entre des signaux extraits du système qui renseignent sur son comportement réel et des signaux estimés qui traduisent le comportement attendu donnée par les modèles de références. D'où, tout écart non permis entre ces signaux révèle la présence éventuelle de défauts affectant le fonctionnement du système.

Dans ce travail, l'approche de l'espace de parité est proposée, cette méthode repose sur l'utilisation des modèles de références, utilisant les sous-modèles d'états découplés de la turbine à gaz, comme il est montré sur la Figure III.16, et génère des résidus propres aux variables de sorties de cette turbine. Donc, le principe est de mesurer l'écart entre les mesures des signaux de variables de sorties de turbine et leurs valeurs théorique fournie par les sous-modèles d'états découplés dans des conditions de fonctionnement nominal.

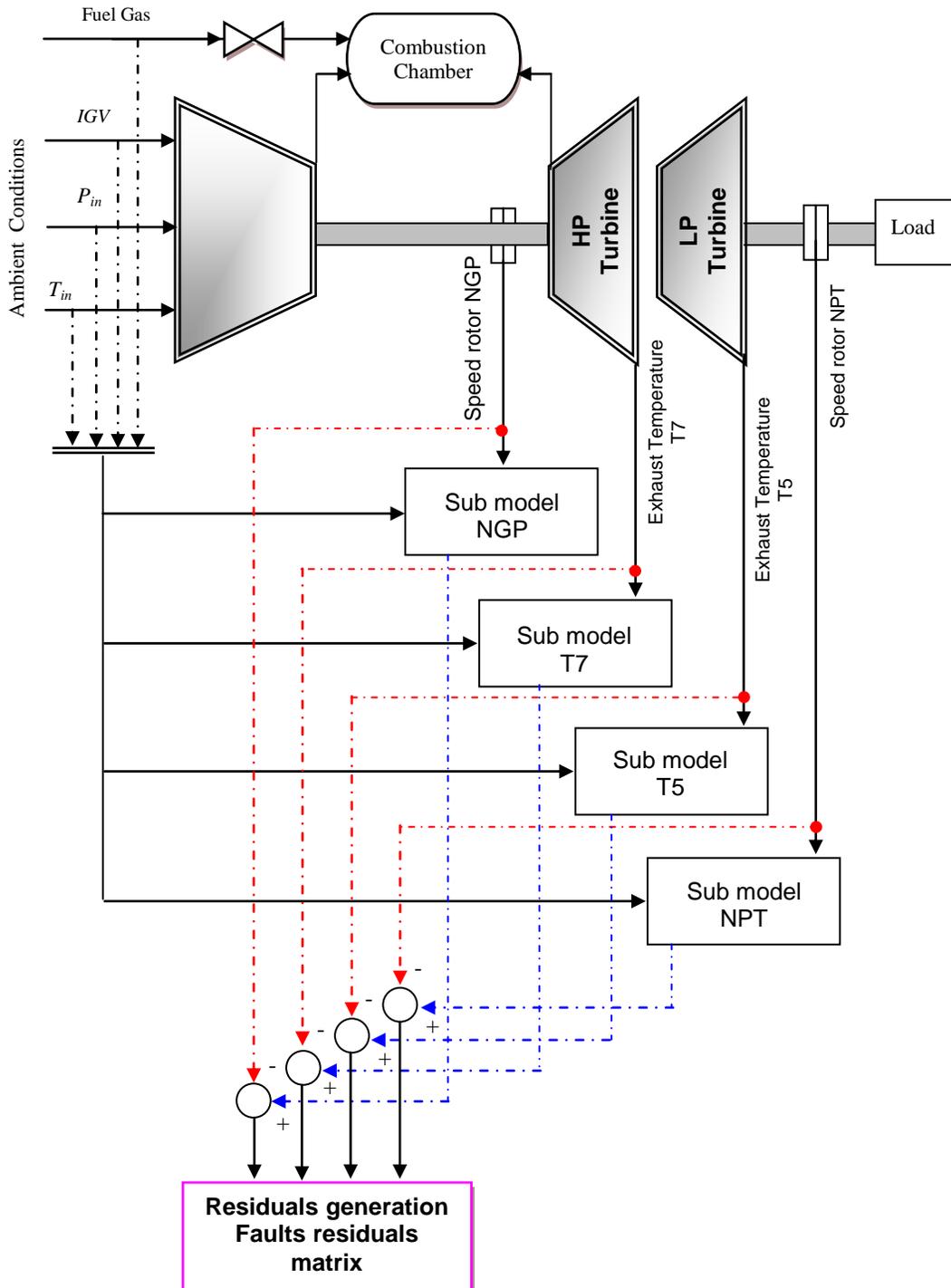


Figure III.16 : Stratégie de diagnostic utilisant la modélisation multi-modèles avec l'approche d'espace de parité

III.6.1. Génération de résidus par l'approche d'espace de parité

La méthode d'espace de parité est présentée pour résoudre le problème de la détection et localisation de défauts pour un système de turbine à gaz [110]. Cette méthode est adéquate avec la représentation multi-modèles, permettent de prendre en compte les différents modes de fonctionnement des systèmes de turbine. Cela, sera fait à partir des signaux d'entrée et de sortie du système de turbine collectés pendant leur fonctionnement sur différentes mode de fonctionnement.

La méthode de génération de résidus par relations de parité a été introduite et utilisée dans le diagnostic de plusieurs applications industrielles [1], [98], [99], [110], [128]–[130]. Cette méthode est basée sur la représentation d'état linéaire du système, pour décrire le comportement du modèle direct entrée-sortie de ce système. Dans notre cas de turbine à gaz, on considère les multi-modèles d'états découplés discret la dynamique de cette turbine, donnée par l'équation (III.2), représenté par les matrices A_i, B_i, C_i et D_i , qui sont des matrices déterminés constantes, dont ces dimensions sont appropriées au système de turbine et que les matrices (C_i, A_i) sont observables.

et en faisant passer $x_i(k+1)$ à $y(k+1)$, la sortie est obtenu par :

$$\begin{aligned}
 y(k+1) &= \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) y_i(k+1) \\
 y(k+1) &= \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) [C_i x_i(k+1) + D_i u(k+1)] \\
 y(k+1) &= \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) [C_i [A_i x_i(k) + B_i u(k)] + D_i u(k+1)] \\
 y(k+1) &= \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) [C_i [A_i x_i(k) + B_i u(k)] + D_i u(k+1)] \\
 y(k+1) &= \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) [C_i A_i x_i(k) + C_i B_i u(k) + D_i u(k+1)]
 \end{aligned} \tag{III.28}$$

Et pour s^{th} échantillon, on obtient :

$$\begin{aligned}
 y(k+s) = & \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) C_i A_i^s x_i(k) + \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) C_i A_i^{s-1} B_i u(k) + \dots \\
 & + \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) C_i B_i u(k+s-1) \\
 & + \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) D_i u(k+s)
 \end{aligned} \tag{III.29}$$

Les équations (29) peuvent être simplifiées sous la forme étendue suivant :

$$Y_{k,s} = \sum_{i=1}^L H_i \cdot x_i(k) + G \cdot U_{k,s} \tag{III.30}$$

Où les $H_i, G, Y_{k,s}$ et $U_{k,s}$ sont données comme suite :

$$\begin{aligned}
 Y_{k,s} &= [y(k) \quad y(k+1) \quad y(k+2) \quad \dots \quad y(k+s)]^T \\
 U_{k,s} &= [u(k) \quad u(k+1) \quad u(k+2) \quad \dots \quad u(k+s)]^T
 \end{aligned} \tag{III.31}$$

$$\text{Avec } H_i = \begin{bmatrix} \mu(\xi(k)) C_1 \\ \mu(\xi(k+1)) C_1 A_1 \\ \vdots \\ \mu(\xi(k+s)) C_1 A^s \end{bmatrix},$$

$$G = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k)) D_i & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+1)) C_i B_i & \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+1)) D_i & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+2)) C_i A_i B_i & \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+2)) C_i B_i & \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+2)) D_i & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) C_i A_i^{s-1} B_i & \dots & \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) C_i A_i B_i & \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) C_i B_i & \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) D_i & 0 \end{bmatrix}$$

L'équation (30) est la relation de parité, seul le vecteur x est inconnu. L'idée sous-jacente des méthodes à base de relation de parité réside dans le résultat, bien connu en théorie de contrôle linéaire, précisant que pour tout $k \geq s$, où s est la dimension de l'espace d'état, on a :

$$\text{rang}(H) = s \tag{III.32}$$

Dans les sous-modèles découplés, le problème de l'application de l'approche d'espace de parité est que pour chaque sous-modèle on doit déterminer une matrice H_i contrairement au matrice G , dans les autre applications des sous-modèles couplés. Pour résoudre ce problème on met :

$$Y_{k,s} = \begin{bmatrix} H_1 & \dots & H_L \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(k) \\ \vdots \\ x_L(k) \end{bmatrix} + G \cdot U_{k,s} = H \cdot x_k + G U_{k,s} \quad (III.33)$$

En multipliant l'équation (30) avec le vecteur de parité $V_s \in \mathbb{R}^s$:

$$V_s \cdot Y_{k,s} = V_s \cdot [H \cdot x_k + G U_{k,s}] \quad (III.34)$$

Cette condition assure, pour tout $k > s$, l'existence d'au moins un vecteur non nul v_s à chaque itération qui minimise :

$$\begin{cases} V_s \cdot H_1 \approx 0 \\ \vdots \\ V_s \cdot H_L \approx 0 \end{cases}, V_s \cdot H \approx 0 \quad (III.35)$$

Cette condition doit être établie, afin d'avoir le vecteur v_s est : $S \geq (2 \cdot L + 1)$. Enfin, un générateur de résidus est donné par:

$$r(k) = V_s \cdot [Y_{k,s} - G U_{k,s}] \quad (III.36)$$

Dans le cas idéal, le vecteur résiduel soit proche à zéro en l'absence de défaut $f(k)$:

$$\begin{cases} r(k) \leq \varepsilon \Leftrightarrow f(k) = 0 \\ r(k) \geq \varepsilon \Leftrightarrow f(k) \neq 0 \end{cases} \quad (III.37)$$

Le vecteur V_s satisfaisant la condition (34) est le vecteur de parité et l'ensemble :

$$V_s = \{v_s \neq 0, V_s \cdot H_L = 0\} \quad (III.38)$$

C'est l'espace de parité d'ordre L dont l'existence repose uniquement sur l'existence d'une solution de l'équation (30).

Le principe de la génération du vecteur parité est celui du découplage par rapport aux grandeurs indésirables au profit des grandeurs auxquelles on souhaite être sensible. Pour ces raisons on peut

générer un vecteur parité découplé pour une solution approchée sensible aux perturbations à détecter. Aussi, la dynamique de réponse au défaut peut être contrôlée, dans certaines limites fixées par les exigences de causalité et de stabilité.

Par la suite, les résultats d'application de la méthode à base des sous-modèles d'états découplés seront présentés. Ainsi l'étude, l'analyse et le développement d'outils pour la conception systématique des générateurs des résidus, utilisant l'approche d'espace de parité, qui sont à la base de la conception d'un système de diagnostic de système de turbine examinée, pour pouvoir localiser et identifier les défauts de cette machine tournante.

III.7. Résultats de détection de défauts de turbine

Dans cette section, les résultats de détection de défauts de turbine examinée sont présentés, en utilisant les trois sous-modèles d'états découplés obtenus dans la section précédente. Ces sous-modèles obtenus à partir de l'identification, sont capables de détecter le défaut, et que les résidus obtenus doit franchir le seuil de détection. En effet, la première étape a consisté à évaluer l'influence d'indicateurs de défauts (générateurs de résidus) sur les performances de la structure de détection de défauts proposée sur la turbine à gaz examinée. Cependant, les résultats obtenus pour le sous-modèles d'états découplés L2 sont montrés sur les Figures III.17, III.18, III.19 et III.20. D'où, la Figure III.17 montre la variation de résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP, sur cette figure une détection est constatée dans l'intervalle de temps [21, 56] avec une amplitude de 1.8 qui se dépasse le seuil de détection avec amplitude de 0.8 et la Figure III.18 montre la variation de résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP avec une détection constatée dans l'intervalle de temps [22, 68] avec une amplitude de 2.1 qui se dépasse le seuil de détection avec amplitude de 1.1. Ainsi que la Figure III.19 montre la variation de résidus de vitesse de température T5 de la turbine LP avec une détection constatée dans l'intervalle de temps [59, 99] avec une amplitude de 2 qui se dépasse le seuil de détection avec amplitude de 1 et la Figure III.20 montre la variation de résidus de température d'échappement T7 de la turbine HP avec une détection constatée dans l'intervalle de temps [23, 85] avec une amplitude de 2.5 qui se dépasse le seuil de détection avec amplitude de 1.5.

Sur ces résultats de détection obtenus en utilisant les sous-modèles d'états découplés L3 de la turbine à gaz examinée, les performances de détection sont satisfaisantes tant que la valeur de résidus sont redressées et restent dans les situations de défauts injectés sur la turbine, avec un taux de non détection inférieur à 1 % pour chaque défauts injecté. Alors, les résidus sont bien affectés et qu'ils restent nuls ou enveloppés dans le seuils de détection de l'intervalle $[-1, 1]$. Donc, ces résultats valident les sous-modèles d'états découplés L3 pour représenter le système de turbine à gaz.

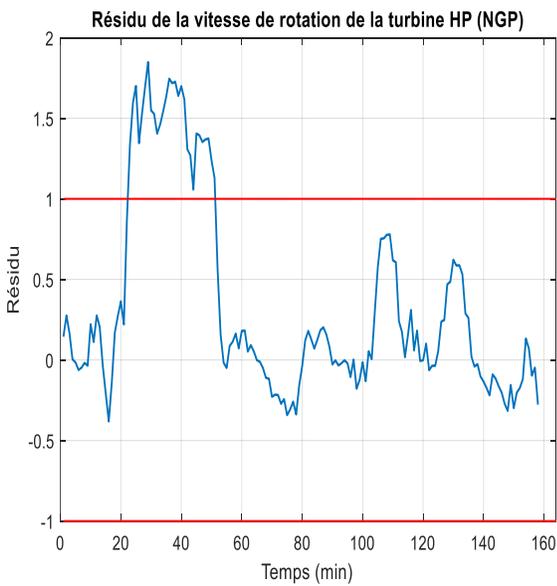


Figure III.17 : Variation de résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP utilisant le sous-modèles L2

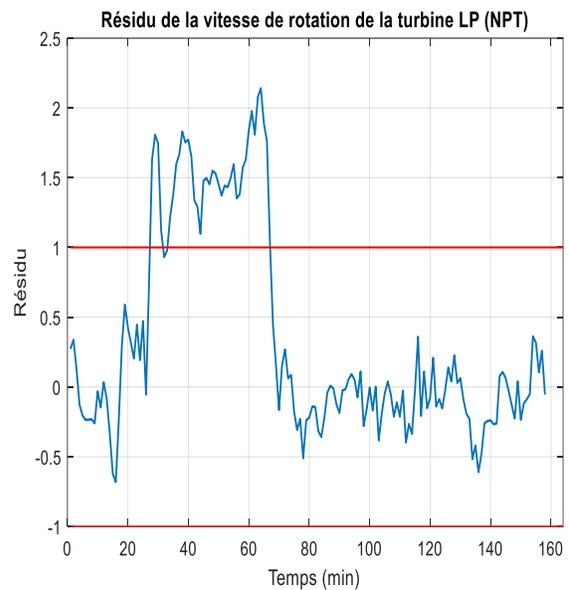


Figure III.18 : Variation de résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP utilisant le sous-modèles L2

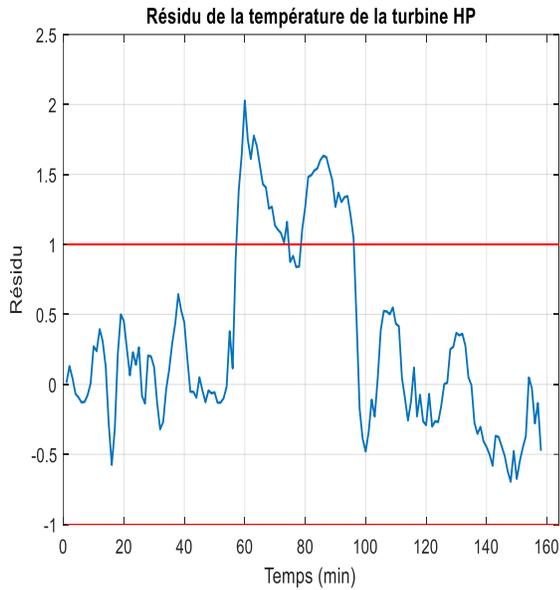


Figure III.19 : Variation de résidus de vitesse de température T5 de la turbine LP utilisant le sous-modèles L2

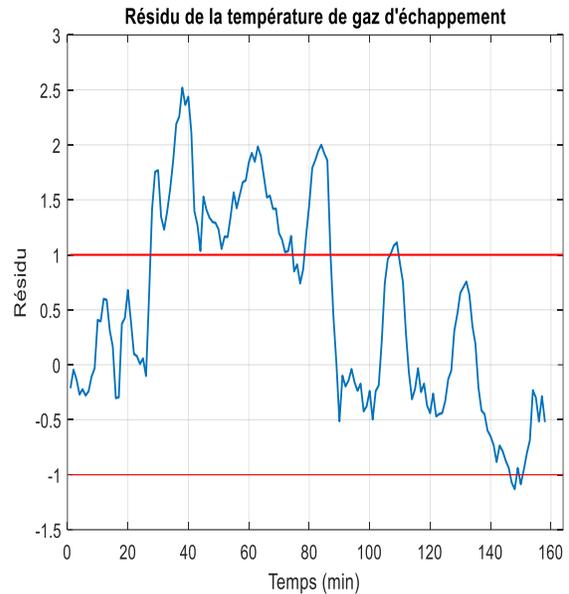


Figure III.20 : Variation de résidus de température d'échappement T7 de la turbine HP utilisant le sous-modèles L2

La détection des défauts sur la turbine à gaz examinée en utilisant les sous-modèles d'états découplés L3 avec les mêmes conditions de détection utilisées pour les sous-modèles L2 (données d'entrées /sorties de turbine et le seuil de détection) sont montrées par les Figures III.21, III.22, III.23 et III.24. En effet, la procédure de détection de défaut est effectuée par génération des indicateurs de défauts (résidus) en comparant le comportement observé du turbine donnée par les variables mesurées et le comportement prévu donné par les estimations de ces variables à partir des sous-modèles d'états découplés L3.

D'où, la Figure III.21 montre variation de résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP avec une détection constatée dans l'intervalle de temps [58, 116] avec une amplitude de 1.9 qui se dépasse le seuil de détection avec amplitude de 0.9 et la Figure III.22 montre variation de résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP avec une détection constatée dans l'intervalle de temps [19, 98] avec des pics à des amplitudes de 1.9 qui se dépasse le seuil de détection avec amplitude de 0.9. Ainsi que la Figure III.23 montre la variation de résidus de vitesse de température T5 de la turbine LP avec une détection constatée dans l'intervalle de temps [39, 100] avec des pics

d'amplitude de 2 qui se dépasse le seuil de détection avec amplitude de 1 et la Figure III.24 montre la variation de résidus de température d'échappement T7 de la turbine HP avec une détection constaté dans l'intervalle de temps [23, 70] avec des pics d'amplitude de 2 qui se dépasse le seuil de détection avec amplitude de 2. Ils bien remarquable que les résultats obtenus, en utilisant les sous-modèles d'états découplés L3 présentent des oscillations des résidus à causes de bruits de mesures. Donc, les sous-modèles d'états découplés L3 représentaient des sensibilités aux bruits de mesures, cela pourrait être amélioré en introduisant des filtres pour le traitements de bruit de mesure.

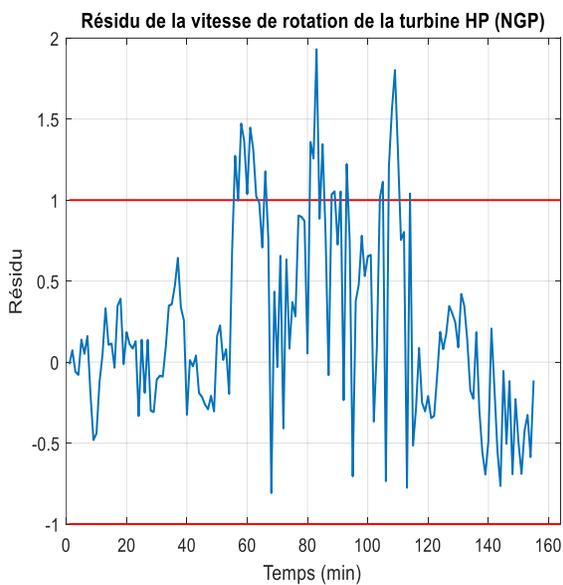


Figure III.21 : Variation de résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP utilisant le sous-modèles L3

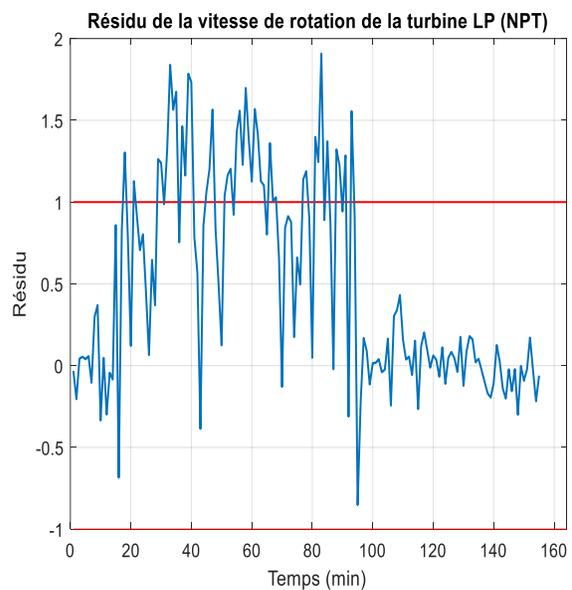


Figure III.22 : Variation de résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP utilisant le sous-modèles L3

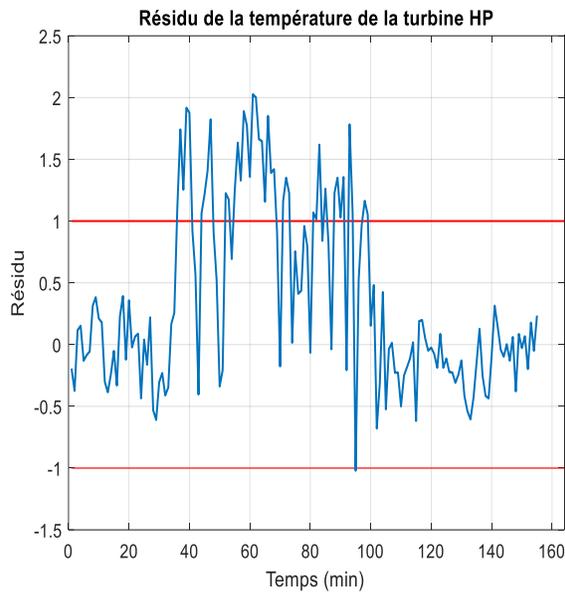


Figure 23: Variation de résidus de vitesse de température T5 de la turbine LP utilisant le sous-modèles L3

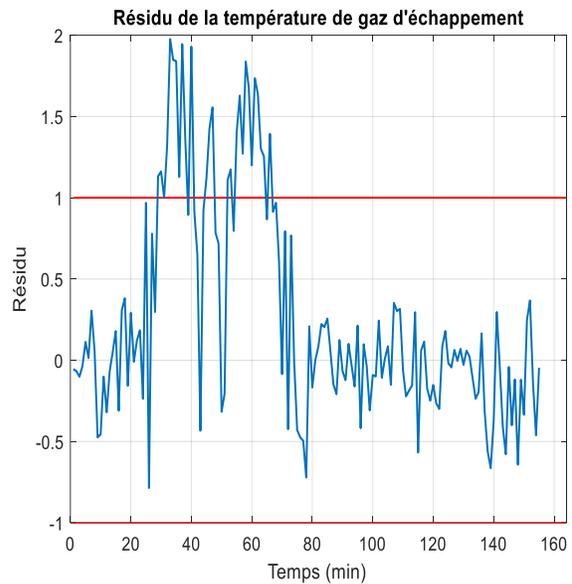


Figure 24: Variation de résidus de température d'échappement T7 de la turbine HP utilisant le sous-modèles L3

Les résultats montrent sur les Figures III.25, III.26, III.27 et III.28 montrent les variations des résidus de détection des différentes variables de turbine examinées, dans ce cas des sous-modèles d'états découplés L4. D'où, la Figure III.25 montre la variation de résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP avec un dépassement du seuil de détection avec des pics d'amplitude de 1 sur l'intervalle de temps [18, 90] et la Figure III.26 montre la variation de résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP avec un dépassement du seuil de détection avec des pics d'amplitude de 1.3 sur l'intervalle de temps [25, 100]. Aussi, la Figure III.27 montre la variation de résidus de vitesse de température T5 de la turbine LP avec un dépassement du seuil de détection avec des pics d'amplitude de 1.4 sur l'intervalle de temps [21, 72] et la Figure III.28 montre la variation de résidus de température d'échappement T7 de la turbine HP avec un dépassement du seuil de détection avec des pics d'amplitude de 1.2 sur l'intervalle de temps [58, 112]. Sur ces résultats, les résidus associés à l'ensemble des variables de sorties de turbine à gaz sont présentés, il est bien constaté, que les résidus obtenus en utilisant le sous-modèles L4 sont plus sensibles aux influences de bruit, avec un taux de non détection négligeables.

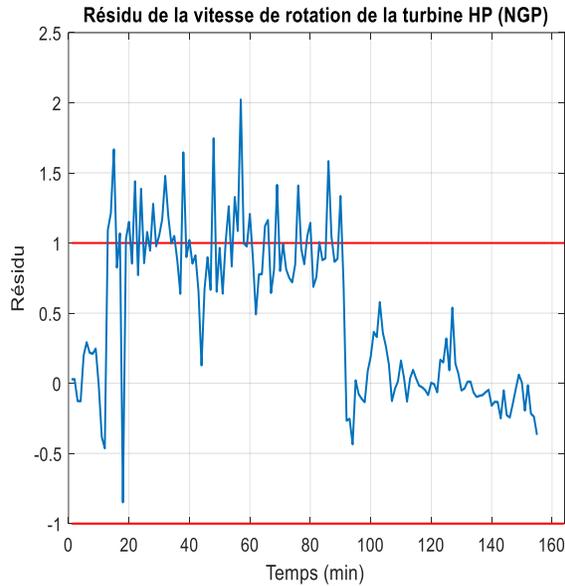


Figure III.25 : Variation de résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP utilisant le sous-modèles L4

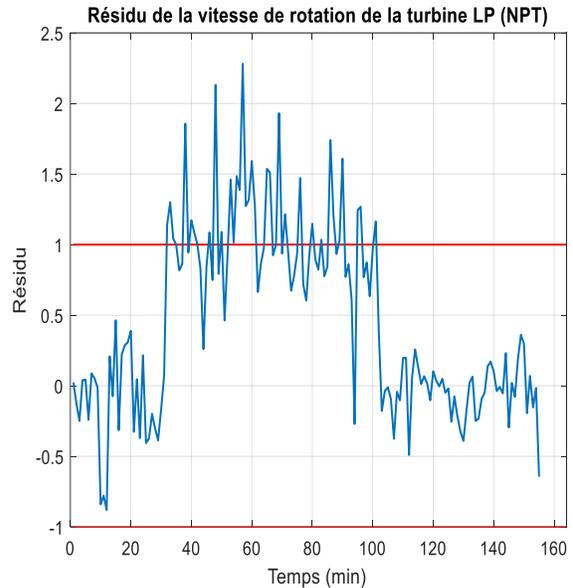


Figure III.26 : Variation de résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP utilisant le sous-modèles L4

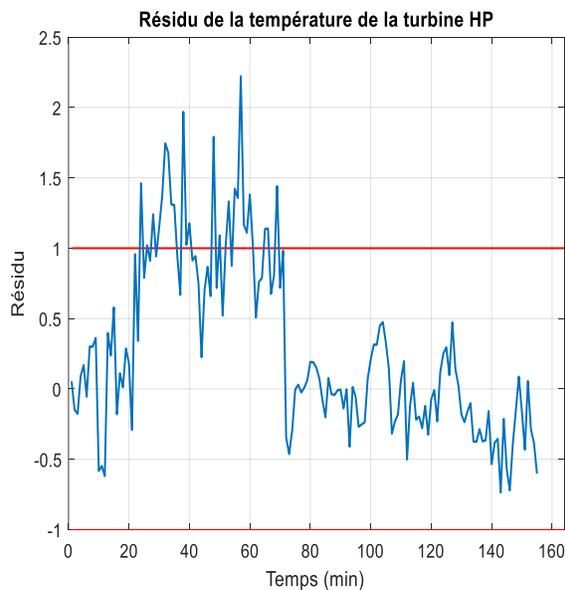


Figure III.27 : Variation de résidus de température T5 de la turbine LP utilisant le sous-modèles L4

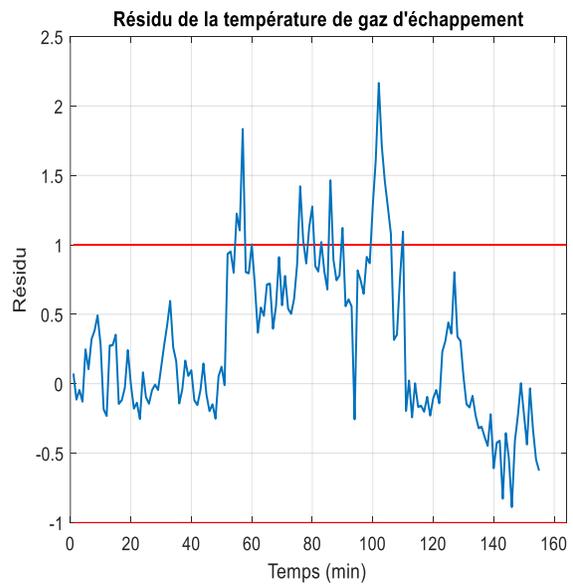


Figure III.28 : Variation de résidus de température d'échappement T7 de la turbine HP utilisant le sous-modèles L4

Les résultats expérimentaux obtenus sont très satisfaisantes, ces résultats sont confirmés dans les trois cas des sous-modèles d'états découplés L2, L3 et L4 avec les perturbations (bruits de mesures). Dans ces cas, le diagnostic du système de turbine peut se faire à partir d'amplitude de signaux des résidus. Aussi, l'efficacité de cette méthode sur l'occurrences des défauts est bien confirmé par les différentes résultats obtenus. Ainsi que les différentes sous-modèles d'états découplés L2, L3 et L4 utilisés pour le diagnostic de la turbine sont sensibles au bruits de mesures, donnée par les oscillations des résidus dû au vecteur de parité de procédure de génération de ces résidus. Aussi, il est possible d'estimer la taille du défaut après son détection en utilisant ces sous-modèles d'états proposés dans ce travail.

III.8. Conclusion

La nature non linéaire des systèmes industriels est la cause principale de comportement de ce type de système, aussi peut être la conséquence d'imperfections de leur fonctionnement. Donc, ce caractère non linéaire ne peut pas être ignoré quand le modèle identifié doit servir comme base à la synthèse de régulateurs et des indicateurs de diagnostic pour ces systèmes complexes. De ce fait, ce travail a porté sur l'identification des systèmes non linéaires sur la base des techniques de multi-modèles locaux à états découplés, appliquée à un système de turbine à gaz. En outre, l'approche d'identification proposée s'appuie sur une structure de multi-modèles locaux à états découplés adaptée au système de turbine considéré. D'où, cette structure détermine une modélisation précise de la machine tournante examinée, conduisant à une structure multi-modèles fiable, qui a été utilisée, par la suite dans ce travail, comme base au processus de diagnostic de la turbine à gaz examinée.

En effet, l'algorithme d'identification de multi-modèles à états découplés proposé, dans sa simplicité de mise en œuvre en surveillance et diagnostic, permet d'avoir une analyse complète sur le comportement dynamique de la turbine examinée sur des différentes zones de fonctionnement, répartis sur des sous-modèles locaux découplés. Ainsi que les résultats obtenus sont valides par les solutions de élaborée dans la détection de défauts de turbine à partir des indicateurs de défauts, obtenus par les mesures de comportement réel et les estimés de comportement de référence donnée par les multi-modèles obtenus.

CHAPITRE IV

DIAGNOSTIC DE DEFAUTS D'UNE TURBINE A GAZ A BASE DES MULTI-OBSERVATEURS ET VALIDE PAR ESPACE DE PARITE

Dans ce chapitre, à travers des différentes implémentations et tests d'investigation sur un système de compression de gaz, propose le développement d'une stratégie de diagnostic de défaillances floue, utilisant des multi-observateurs locaux permettant de reconstituer et validé l'approche d'espace de parité d'état de turbine. Cela, est pour remplir les objectifs de performances de ce système de turbine en sécurité, fiabilité, disponibilité et sûreté de fonctionnement, basée sur une identification mutli-modèles flous à états découplés des variables de modèle de turbine à gaz examinée. Ce chapitre sera dédiée à l'implémentation de sous-modèles obtenus dans la méthode de détection de défauts de système de turbine, utilisant des indicateurs de défauts, révèlent l'occurrence de défaillances dans ce type de machine.

IV.1. Introduction

Dans ce chapitre, la stratégie d'identification mutli-modèles flous à états découplés de la première partie de ce travail de thèse sera exploitée en temps réel, afin de concevoir la surveillance d'état dynamique de cette machine tournante, avec estimation robuste des erreurs d'identification et de mesures de variation paramétriques sur la turbine examinée. Dans cette approche de diagnostic de défauts en se basant sur le mécanisme d'interpolation, et l'utilisation d'observateurs de Luenberger sera proposé pour avoir les multi-observateurs locaux propres à la turbine à gaz examinée. D'où, le principal intérêt de ce type d'observateurs est sa robustesse vis-à-vis des incertitudes de modélisation, et permet d'analyser le fonctionnement de turbine, entre différentes variables caractérisant son fonctionnement.

Pour cela, l'approche de diagnostic à base du vecteur parité est proposé pour la détection de défauts de turbine examinée, dont la structure s'établit à partir des équations de mutli-modèles flous à états découplés de turbine. Cependant, l'approche de l'espace de parité est utile pour l'étude d'influence et sensible à certaine imprécision de modélisation, pour la génération des indicateurs de défauts par découplage des états de système par rapport aux grandeurs indésirables au profit des grandeurs auxquelles on souhaite être sensible. Aussi, cette approche est souple en implémentation réelle, permet d'établir un algorithme de détection et de localisation de défauts dédiés à la turbine étudié, pour un système de surveillance fiable. Cette approche intervient lors du fonctionnement de turbine et permet de valider leurs données cohérentes, qui pouvant être ensuite utilisées en contrôle et en gestion de production. Donc, ces multi-observateurs locaux permettant de reconstituer l'espace de parité du vecteur d'état de turbine, utilisant le mutli-modèles flous à états découplés. Les résultats obtenus montrent une très bon efficacité de la stratégie de diagnostic proposée avec un taux de détection très élevé avec sensibilité adéquate aux perturbations et aux causes de défaillances de turbine à gaz examinée.

IV.2. Diagnostic de défauts à base de mutli-modèles découplés

Dans cette section, une approche de diagnostic de défauts décrit par le multi-modèles obtenus dans la section précédente, utilisant des fonctions d'activation sous forme des fonctions d'appartenances floues, dépendent de l'état découplé de sorties mesurées du système de turbine. En effet, la méthode développée est basée sur l'utilisation des observateurs d'état, pour la

détection de défauts affectant le fonctionnement de cette machine tournante, celles-ci s'appuient sur la mise en place de bancs d'observateurs pilotés par des jeux de données d'exploitation de différentes sous modèles de turbine examinée.

Cette la structure de l'approche de multi-observateurs locaux est construite à l'aide de multi-modèles avec une stabilité global assuré, et puis par l'interpolation de ces derniers, suivant des fonctions poids définies à partir des variables découplés pour l'estimation d'état de turbine. Cela, permet de fournir des informations sur son comportement réel et l'extension des outils d'analyse et de synthèse développés pour ce type de machines tournantes, et permet de générer des symptômes de défaillance du système à partir de tests de cohérence entre les signaux d'entrée et de sorties extraits du système de turbine. Pourtant, sur l'utilisation de concept de la logique floue, pour assurer l'efficacité et minimiser les difficultés de modélisation, avec une structure multi-modèles représentent la dynamique de turbine sous forme d'une interpolation entre des sous-modèles linéaires locaux, obtenus par identification basée sur des mesures des entrées et sorties de machine et valide autour d'une zone de fonctionnement. D'où, la fonction d'activation donnée par les fonctions d'appartenances floue $\mu_i(x(t))$ détermine le degré d'activation du $i^{\text{ème}}$ modèle local associe. Selon la zone de fonctionnement de turbine, cette fonction indique la contribution plus ou moins importante du modèle local correspondant dans le modèle global de système.

IV.3. Génération de résidus par l'approche d'espace de parité

Les méthodes de génération de résidus reposent sur une modélisation du système et son comportement réelle, donnée par [110]:

$$\begin{cases} r(k) \leq \varepsilon \Leftrightarrow f(k) = 0 \\ r(k) \geq \varepsilon \Leftrightarrow f(k) \neq 0 \end{cases} \quad (\text{IV.1})$$

avec $f(k)$ est le vecteur de défauts et $r(k)$ est le vecteur de résidus.

Cette représentation permet d'obtenir une forme d'évaluation et de calcul des résidus de défaillances, par l'exploitation de la redondance existant entre les mesures effectuées sur la turbine à surveiller et la connaissance de comportement de mutli-modèles découplés de cette machine. D'où, les indicateurs de défauts (résidus) sont fourni par la comparaison du comportement réel de turbine, donné par les mesures de différentes variables de sorties avec son comportement théorique souhaité donnée par le mutli-modèles découplés. Grâce aux modules de

détection, de localisation et de diagnostic des défaillances, montré sur la Figure IV.1, ces résidus doivent être nuls en l'absence de défaillances et différents de zéro dans le cas contraire.

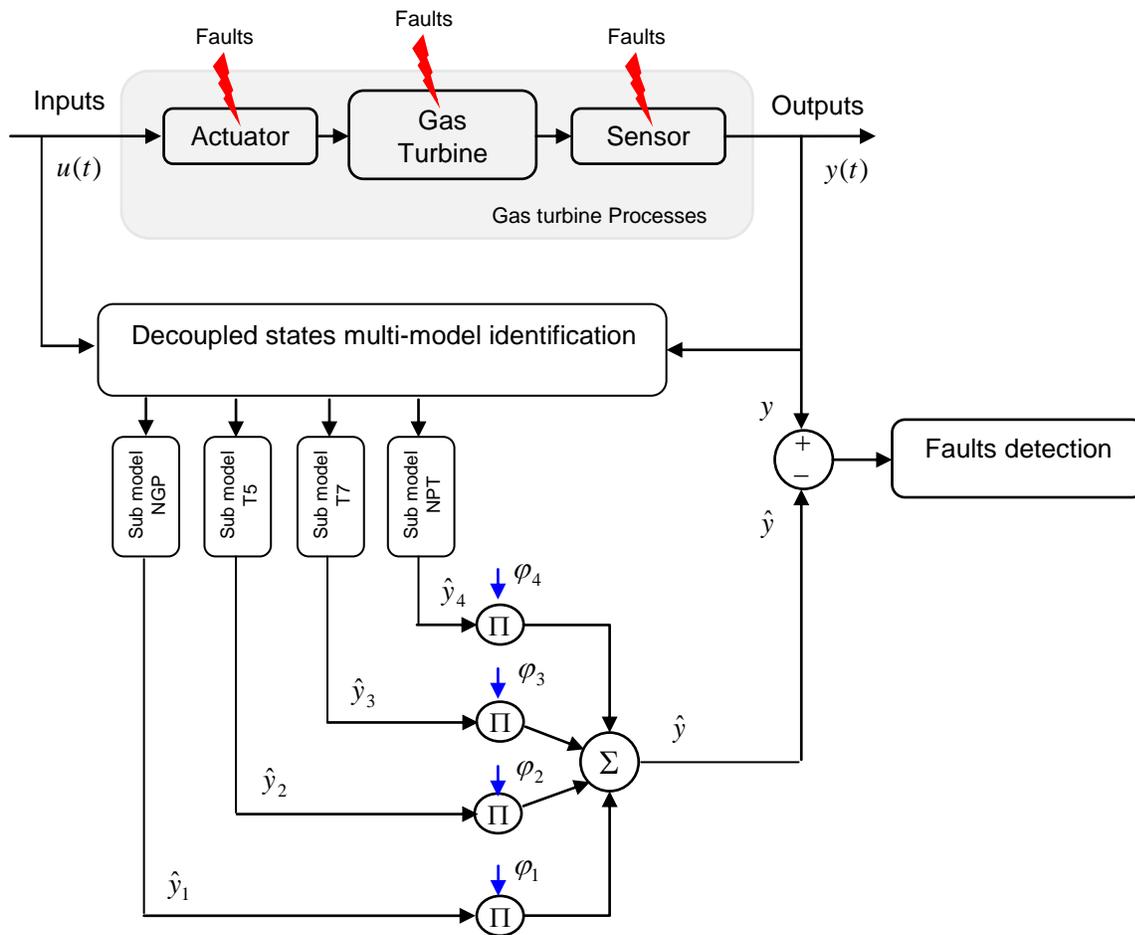


Figure IV.1 : Diagnostic de défauts à base de mutli-modèles découplés avec l'approche d'espace de parité

L'approche de l'espace de parité proposée est comparé avec les multi-observateurs utilisant les sous-modèles des états découplés de la turbine à gaz, pour génère des résidus de défaillances des variables de sortie de turbine. Avec mesurer d'écart entre les données réelle d'exploitation de la machine et les signaux des variables de sortie théoriques fournies par les sous-modèles d'états découplés en exploitation de la turbine, pour détecter la présences de défauts ou non [110], [131]–[137].

En effet, l'approche par espace de parité repose sur l'utilisation de la redondance entre les entrées et les sorties du système indépendamment des états du système, avec le principe de vérification

de consistance existante entre les entrées et les sorties du système surveillé, comme il est montré sur la Figure IV.2. D'où, les mutli-modèles découplés sont utilisés pour l'estimation des paramètres d'état ou d'espace de parité à travers des multi-modèles pour représenter l'information disponible du fonctionnement d'un système.

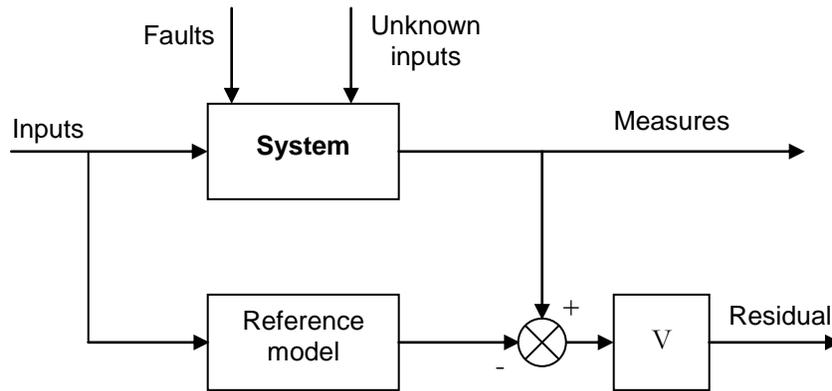


Figure IV.2 : Approche de l'espace de parité avec une structure entrée / sortie

La méthodologie d'espace de parité est basée les relations algébriques liant les entrées et les sorties du système, en éliminant toutes les autres variables, cette représentation est définie sur deux concepts dans cette approche; Le premier concept est donné par la redondance directe (cas statique), présenté par l'ensemble de relations algébriques entre les mesures fournies par les différents capteurs de système et le deuxième concept est donnée par la redondance temporelle (cas dynamique), présenté par l'ensemble des équations différentielles entre les sorties des capteurs et les entrées du système. Pour la méthode d'espace de parité du cas statique, l'équation de mesure à l'instant k est donnée par [110], [138]:

$$\begin{cases} y_k = Cx_k + \varepsilon_k + Fd_k \\ x_{(.)} \in \mathfrak{R}^n, y_{(.)} \in \mathfrak{R}^m, d_{(.)} \in \mathfrak{R}^p, \varepsilon_{(.)} \in \mathfrak{R}^n \\ C \in \mathfrak{R}^{m \times n}, F \in \mathfrak{R}^{m \times p} \end{cases} \quad (IV.2)$$

Ou $y_{(.)}$ est le vecteur de mesure, $x_{(.)}$ le vecteur des variables à mesurer, $d_{(.)}$ le vecteur des défauts éventuels sur certains capteurs et $\varepsilon_{(.)}$ le vecteur des bruits de mesure. La matrice d'observation C caractérise le système de mesure et la matrice F traduit la direction des défauts.

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_k comme la projection du vecteur des mesures y_k donnée par :

$$r_k = Wy_k \quad (IV.3)$$

Où W est une matrice de projection telle que $WC = 0$.

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

$$r_k = W\varepsilon_k + WFd_k \quad (IV.4)$$

L'expression (3), (forme de calcul du vecteur de parité), permet le calcul numérique du vecteur de parité à partir des mesures disponibles y_k tandis que l'expression (IV.4) (forme d'évaluation du vecteur de parité) permet d'expliquer l'impact des erreurs de mesure et des défauts sur le vecteur de parité. Il faut noter que dans le cas idéal (absence d'erreurs de mesure $\varepsilon_{(.)}$ et de défauts $d_{(.)}$), le vecteur parité est nul.

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 (IV.5) traduit l'ensemble des relations de redondance qui lient les mesures y_k :

$$Wy_k = 0 \quad (IV.5)$$

De nombreuses méthodes peuvent être employées pour la détermination de la matrice de projection W . On peut, par exemple, effectuer une élimination directe par substitution des inconnues. La matrice C , de rang n , peut être décomposée sous la forme :

$$C = \begin{pmatrix} C_1 \\ C_2 \end{pmatrix} \quad (IV.6)$$

Où C_1 est régulière. Une matrice orthogonale à C s'écrit alors simplement :

$$W = (C_2 C_1^{-1} - I) \quad (IV.7)$$

Où I est la matrice identité.

La démarche générale présentée ici s'étend aisément au cas de systèmes de mesure dont les variables sont contraintes, cette situation étant celle d'un processus caractérisé par un modèle et une équation de mesure.

Par ailleurs, la méthode d'espace de parité du dynamique est définie par le modèle déterministe suivant :

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + F_1 d(k) \\ y(k) = Cx(k) + F_2 d(k) \end{cases} \quad (IV.8)$$

Avec $x(.) \in \mathfrak{R}^n$, $y(.) \in \mathfrak{R}^m$, $u(.) \in \mathfrak{R}^r$, $d(.) \in \mathfrak{R}^p$, $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}$, $B \in \mathfrak{R}^{n \times r}$, $C \in \mathfrak{R}^{m \times n}$, $F_2 \in \mathfrak{R}^{m \times p}$ et $x(.)$ est le vecteur d'état inconnu, $u(.)$ et $y(.)$ les vecteurs des entrées et sorties connus.

On suppose, sans atteinte à la généralité, que les mesures $y(.)$ dépendent seulement de l'état $x(.)$ et ne font pas intervenir l'entrée $u(.)$. Sur un horizon d'observation $[k, k+h]$, les équations du système peuvent être regroupées sous la forme :

$$Y_{k,k+h} - T_h U_{k,k+h} = O_h x(k) + F_h D_{k,k+h} \quad (IV.9)$$

Où les vecteurs $W_{k,k+h}$ avec $W \in \{Y, U, D\}$ et la matrice O_h sont définis par [3, 33, 43]:

$$W_{k,k+h} = \begin{pmatrix} w(k) \\ w(k+1) \\ \vdots \\ w(k+h) \end{pmatrix}, \quad O_h = \begin{pmatrix} C \\ CA \\ \vdots \\ CA^h \end{pmatrix}$$

Et T_h et F_h comme :

$$T_h = \begin{pmatrix} 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ CB & 0 & \dots & 0 & 0 \\ CAB & CB & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & 0 & 0 \\ CA^{h-1}B & CA^{h-2}B & \dots & CB & 0 \end{pmatrix}, \quad F_h = \begin{pmatrix} F_2 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ CF_1 & F_2 & \dots & 0 & 0 \\ CAF_1 & CF_1 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & F_2 & 0 \\ CA^{h-1}F_1 & CA^{h-2}F_1 & \dots & CF_1 & F_2 \end{pmatrix}$$

L'entrée $u(.)$ et la sortie $y(.)$ du système étant connues, la seule inconnue dans l'équation (IV.9) est l'état $x(k)$ du système.

Afin de générer des relations de redondance entre l'entrée et la sortie du système, il est nécessaire que l'état inconnu $x(k)$ soit éliminé. Les équations de redondance qui lient $Y_{k,k+h}$ et $U_{k:k+h}$ indépendamment de $x(k)$ sont obtenues en multipliant l'équation (IV.9) par une matrice W , appelée matrice de parité, orthogonale à O_h donnée par :

$$WO_h = 0, \quad (IV.10)$$

Dont l'existence est liée à la condition d'observabilité de l'état du système donnée par l'équation (IV.8), avec le vecteur de parité s'explique donc en fonction des grandeurs connues (forme de calcul ou forme externe) :

$$r(k) = W(Y_{k,k+h} - T_h U_{k,k+h}) \quad (IV.11)$$

Ou sous forme interne en fonction des défauts :

$$r(k) = WF_h D_{k,k+h} \quad (IV.12)$$

Le vecteur $r(k)$, appelé vecteur de parité généralisé, caractérise toutes les relations existant entre les entrées et les sorties du système. Il a une valeur nulle (en l'absence de bruit de mesure) si aucun défaut n'existe sur le système. En présence d'une défaillance d'un capteur ou d'un actionneur, le vecteur de parité devient différent de zéro et s'oriente dans une direction privilégiée en fonction du défaut, l'ensemble des directions étant constitué des colonnes de la matrice WF_h .

La recherche des équations de redondance peut être affinée en recherchant tout d'abord les équations de redondance pour chaque sortie prise isolément (auto-redondance), puis ensuite les relations de redondance entre différentes sorties (inter-redondance). La configuration de la Figure IV.3 peut être mise à profit dans l'étape d'isolation des défauts affectant capteurs, actionneurs et système de turbine lui même. D'où, les résidus de défaillances peuvent être obtenus directement par la méthode de l'espace de parité en imposant que la matrice de projection W soit orthogonale à O_h . Cette méthode est adéquate avec la représentation mutli-modèles flous à états découplés

développées dans ce travail, elle permet de prendre en compte tenir compte des différents modes de fonctionnement de turbine, pour décrire leur comportement dynamique [110].

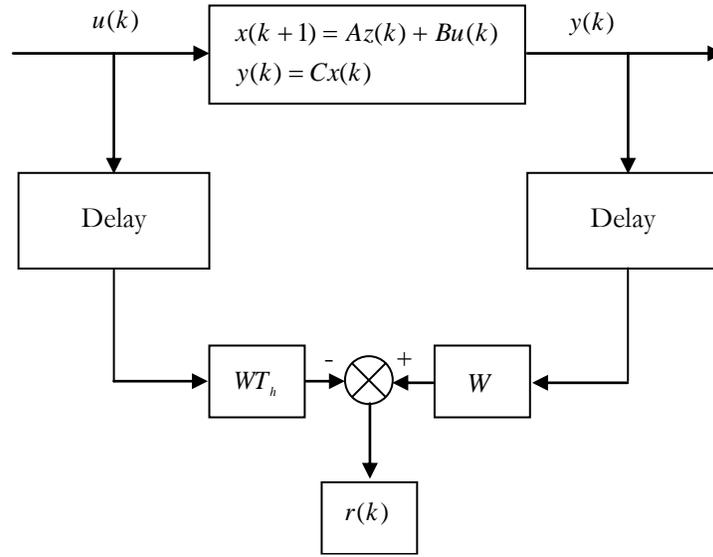


Figure IV.3 : Configuration de la méthode d'espace de parité

Pour cela, les mutli-modèles floues d'états découplés de système de turbine définie par l'équation (IV.1), représentée par les matrices A_i , B_i , C_i et D_i , dont ces dimension sont appropriées et les matrices (A_i, C_i) sont observables.

En passant de $x_i(k+1)$ à $\hat{y}(k+1)$, le résultat est obtenue par :

$$\begin{aligned}
 \hat{y}(k+1) &= \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k)) \hat{y}_i(k) \\
 \hat{y}(k+1) &= \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+1)) [C_i x_i(k+1) + D_i u(k+1)] \\
 \hat{y}(k+1) &= \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+1)) [C_i [A_i x_i(k) + B_i u(k)] + D_i u(k+1)] \\
 \hat{y}(k+1) &= \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+1)) [C_i A_i x_i(k) + C_i B_i u(k) + D_i u(k+1)]
 \end{aligned} \tag{IV.13}$$

Et pour s échantillon, on obtient :

$$\begin{aligned}
 y(k+s) = & \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) C_i A_i^s x_i(k) + \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) C_i A_i^{s-1} B_i u(k) + \dots \\
 & + \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) C_i B_i u(k+s-1) \\
 & + \sum_{i=1}^L \mu_i(\xi(k+s)) D_i u(k+s)
 \end{aligned} \tag{IV.14}$$

L'équation ci-dessus peut être simplifiée comme suit :

$$Y_{k,s} = \sum_{i=1}^L H_i \cdot x_i(k) + G \cdot U_{k,s} \tag{IV.15}$$

Où G , H_i , $U_{k,s}$ et $Y_{k,s}$ sont donnés comme suit :

$$\begin{aligned}
 Y_{k,s} &= [y(k) \quad y(k+1) \quad y(k+2) \quad \dots \quad y(k+s)]^T, \\
 U_{k,s} &= [u(k) \quad u(k+1) \quad u(k+2) \quad \dots \quad u(k+s)]^T
 \end{aligned} \tag{IV.16}$$

Avec :

$$H_i = \begin{bmatrix} \varphi_i(\xi(k)) C_i \\ \varphi_i(\xi(k)) C_i A_i \\ \vdots \\ \varphi_i(\xi(k)) C_i A_i^s \end{bmatrix},$$

$$G = \begin{bmatrix} \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k)) D_i & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+1)) C_i B_i & \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+1)) D_i & 0 & 0 & 0 & 0 \\ \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+2)) C_i A_i B_i & \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+2)) C_i B_i & \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+2)) D_i & 0 & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+s)) C_i A_i^{s-1} B_i & \dots & \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+s)) C_i A_i B_i & \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+s)) C_i B_i & \sum_{i=1}^L \varphi_i(\xi(k+s)) D_i & 0 \end{bmatrix}$$

En multipliant l'équation (IV.16) par le vecteur de parité $V_s \in \mathfrak{R}^s$:

$$V_s Y_{k,s} = V_s [H x_k + G_{k,s} U_{k,s}] \tag{IV.17}$$

Cette condition garantit, pour tous les $k > s$, l'existence d'au moins un vecteur V_s non nul à chaque itération qui minimise :

$$\begin{cases} V_s \cdot H_1 \approx 0 \\ \vdots \\ V_s \cdot H_L \approx 0 \end{cases}, V_s \cdot H \approx 0 \quad (IV.18)$$

Enfin, un générateur de résidus est donné par :

$$r(k) = V_s [Y_{k,s} - G_{k,s} U_{k,s}] \quad (IV.19)$$

En revanche, des résultats intéressants ont été obtenus par la démarche d'identification, qui s'appuie sur l'utilisation d'un ensemble de sous-modèles, chaque modèle décrivant le comportement du système dans une « zone de fonctionnement » bien déterminer. D'où, cette approche multi-modèles consiste à élaborer le modèle global par interpolation de modèles locaux linéaires, à permet la représentation et de décrire de façon exacte le comportement de système de turbine étudié. Pour appliquer et valider cette structure multi-modèles à la méthode de détection des défauts, la structure de multi-observateurs de type Luenberger est proposée dans la section suivante, pour la génération de résidus de défaillances.

IV.4. Génération de résidus par observateur de Luenberger

Les résidus de défaillances peut être aussi obtenu directement à l'aide d'un observateur par un choix approprié des différentes matrices intervenant dans la stratégie de détection de défauts. Ceci est en fonction de variables d'entrées et de sortie du système de turbine à surveiller [62], [139]. D'où, l'observateur utilisé dans ce travail est d'écrit par :

$$\begin{cases} \hat{x}_i(k+1) = A_i \hat{x}_i(k) + B_i u(k) + L_i e_i(k) \\ e_i(k) = y(k) - \hat{y}_i(k) \\ \hat{y}_{obs,i}(k) = C_i \hat{x}_i(k) + D_i u(k) \end{cases} \quad (IV.20)$$

Cependant, ce observateur doit assurer la robustesse vis à vis les variables d'état inconnues et assure robustesse par rapport aux perturbations et erreurs de modélisation et sensible aux causes de défaillances. Pour cela, l'approche de l'espace de parité ou l'approche des observateurs, comme il est montré sur la Figure IV.4, devront obtenir des résidus respectant chacun de ces critères de robustesse et de sensibilité au sens strict. D'où, le résultat de sortie global de l'observateur est donnée par [140], [141] :

$$\hat{y}_{obs}(k) = \sum_{i=1}^L \varphi_i(k) \hat{y}_{obs,i}(k) \quad (IV.21)$$

Comme le système de turbine est entièrement observable, il suffit de choisir le gain L de l'observateur de telle sorte que les valeurs propres de la matrice $(A-LC)$ se situent à l'intérieur de cercle unitaire de stabilité.

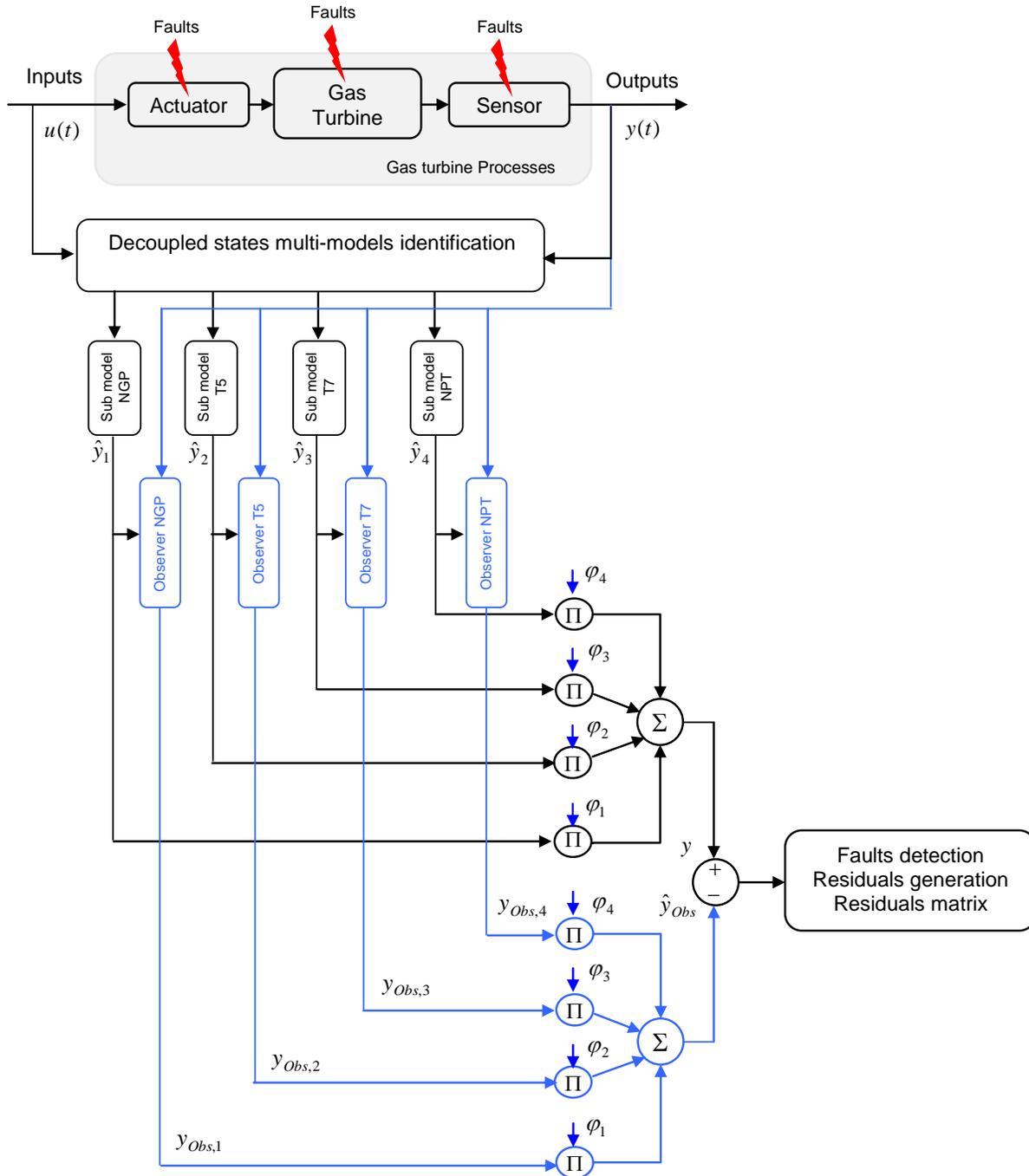


Figure IV.4 : Configuration de multi-observateurs pour une turbine a gaz basé sur le multi modèle à états découplées

IV.5. Résultats de la détection des défauts des turbines :

Cette partie de travail a pour but de présenter les résultats obtenus en appliquant l'approche de diagnostic de défauts décrit par des multi-modèles de turbine à gaz obtenus avec un système intelligent de détection permettant la localisation, la détection, et même la classification (l'identification) des défauts dans les composantes de cette machine tournante. Afin de valider cette approche de diagnostic à base de multi-observateurs et son implémentation en temps réel en basant sur les multi-modèles floues à états découplées obtenus pour la turbine examinée, cinq scénarios sont testés. D'abord un scénario sur le cas cohérentes (sans défauts) est présenté, ce scénario consiste à présenter les résultats de tests de diagnostic par génération de résidus de défaillances dans le cas idéal sans défauts. Puis, des résultats de diagnostic de système de turbine à gaz avec l'occurrence de défauts de capteurs affectant le système de turbine est analysé et interprété. Ensuite, les résultats de test de diagnostic par génération de résidus de défaillances dans le cas des défauts affectant l'actionneur le système de turbine sont présentés. Aussi, les résultats de robustesse de l'approche de diagnostic, utilisant l'approche de multi-observateurs et la méthode d'espace de parité sont présentés dans deux scénarios; Le premier scénario consiste à faire un ensemble des tests sur le cas défauts dans le système de turbine avec dégradation de performances de fonctionnement de la machine et le deuxième scénario sur le cas défauts dans le système de turbine avec occurrence de défauts multiples.

IV.5.1. Résultats de diagnostic de système de turbine à gaz

Dans le scénario de cas cohérentes et idéal (sans défauts), en absence de défaut $f(k)$ le vecteur des résidus est proche de zéro, comme il est montré sur les résultats de la Figure IV.5 jusqu'à la Figure IV. 8. D'où, La Figure IV.5 montre la variation de résidus de sous modèle de vitesse de rotation N_{ngp} de turbine haute pression HP qui est à l'ordre de 4×10^{-14} et la Figure IV.6 montre la variation de résidus de sous modèle de vitesse de rotation N_{npt} de turbine basse pression LP qui est à l'ordre de 3×10^{-14} ce qui est acceptable. Ainsi que la Figure IV.7 montre la variation de résidus de sous modèle de température T5 de turbine haute pression HP, qui est à l'ordre de $2,5 \times 10^{-13}$ et la Figure IV.8 présente la variation de résidus de sous modèle de température d'échappement T7 qui est à l'ordre de 10^{-13} .

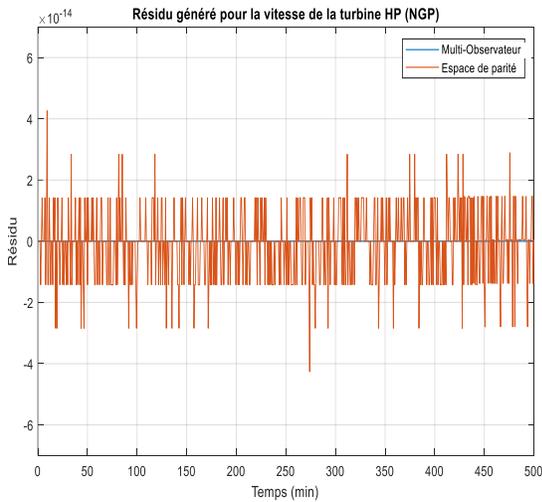


Figure IV.5 : Variation de résidus de vitesse de rotation NGP de turbine HP dans le cas cohérents

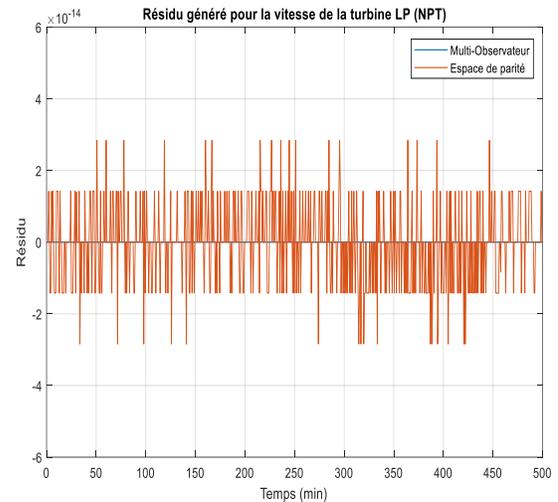


Figure IV.6 : Variation de résidus de vitesse de rotation NPT de turbine LP dans le cas cohérents

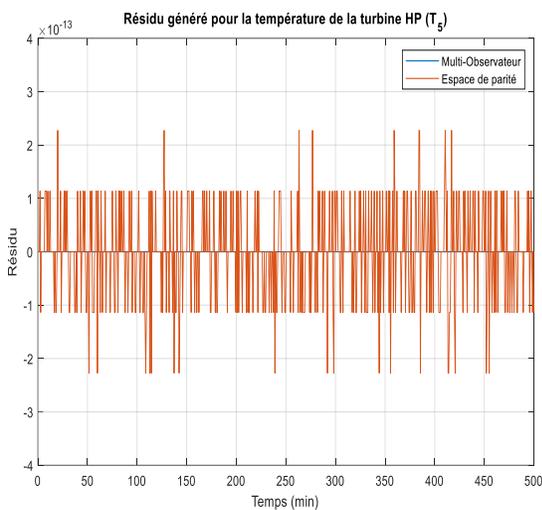


Figure IV.7 : Variation de résidus de température T_5 de turbine HP dans le cas cohérents

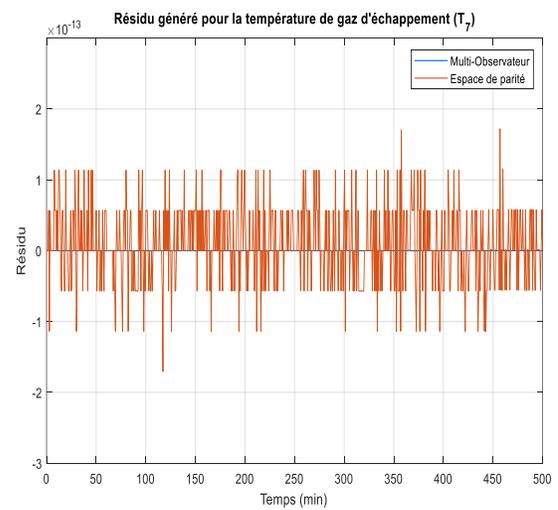


Figure IV.8 : Variation de résidus de température d'échappement T_7 dans le cas cohérents

Pour le deuxième scénario de cas défauts de capteurs affectant le système de turbine, les résultats sont montrés de la Figure IV.9 jusqu'à la Figure IV.12. Dans ce scénario des défauts de capteurs d'amplitude de 5% sont injectés sur l'ensemble des capteurs de système de turbine en régime permanent (en fonctionnement établie), pour tester la détection de défauts de capteurs installés

sur cette machine tournante. Cependant, la Figure IV.9 montre la détection de défaut de capteur de la vitesse de rotation NGP de la turbine HP à l'instant 60 min jusqu'au l'instant 110 min avec une amplitude de 4.5% et Figure IV.10 montre la détection de défaut de capteur de vitesse de rotation NPT de la turbine LP à l'instant 90 min jusqu'au l'instant 210 min avec une amplitude de 3.86%. Ainsi que la Figure IV.11 montre la détection de défaut de capteur de température T5 de la turbine HP à l'instant 200 min jusqu'au l'instant 310 min avec une amplitude de 31.03% et la Figure IV.12 montre la détection de défaut de capteur de température d'échappement T7 à l'instant 260 min jusqu'au l'instant 360 min avec une amplitude de 21.54%.

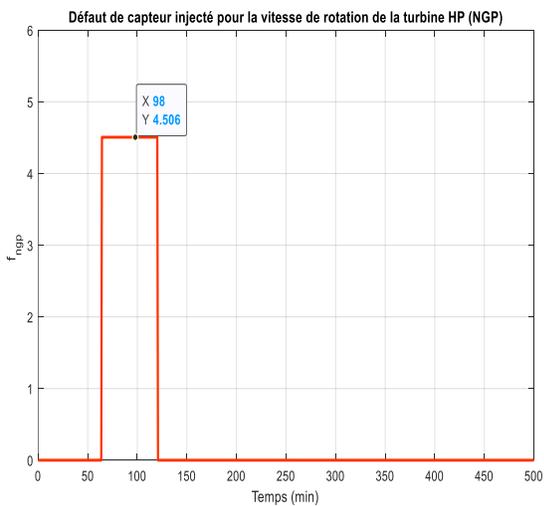


Figure IV.9 : Défaut de capteur pour la vitesse de rotation NGP de la turbine HP

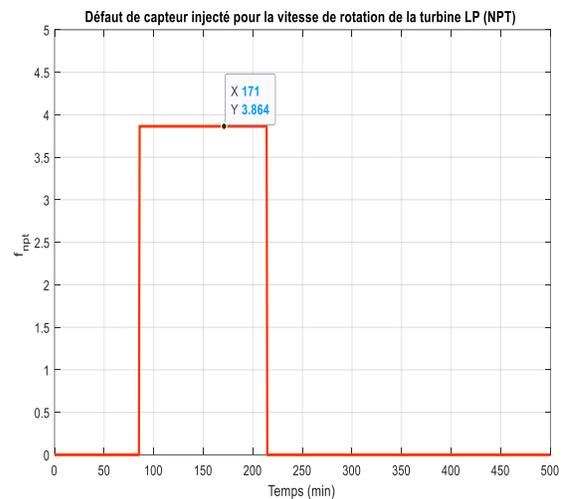


Figure IV.10 : Défaut de capteur pour vitesse de rotation NPT de la turbine LP

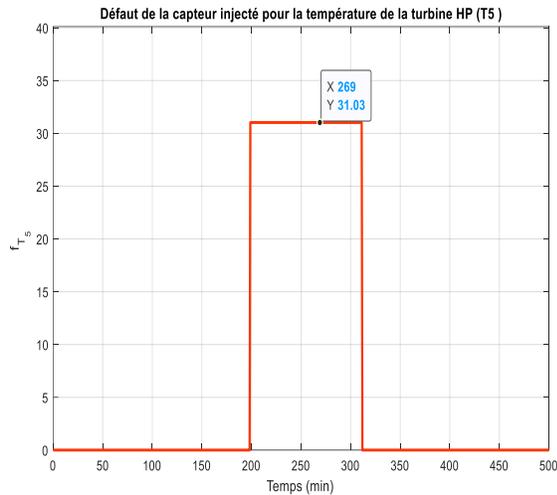


Figure IV.11 : Défaut de capteur pour la température T5 de la turbine HP

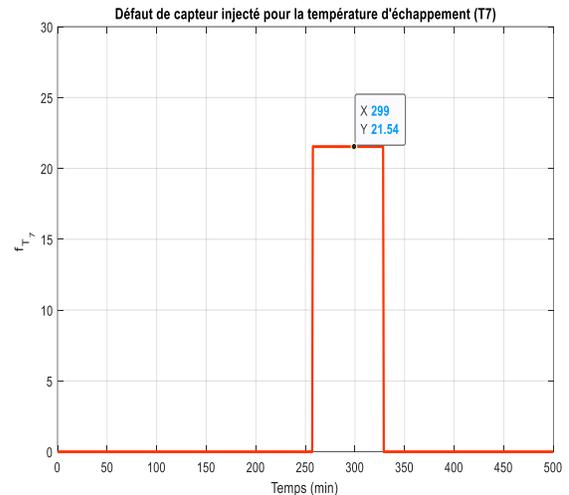


Figure IV.12 : Défaut de capteur pour la température d'échappement T7

D'où, les résultats de détection de défauts de capteurs de la turbine examinée, utilisant leur multi-modèles de type Takagi-Sugeno à partir des données entrées sorties basée sur l'approche d'observateur et la méthode d'espace de parité pour la génération de résidus est présenté sur les la Figure IV.13 jusqu'au la Figure IV.16. En utilisant l'approche d'observateur en bleu et avec la méthode d'espace de parité en rouge, la Figure IV.13 montre la variation résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP, avec une détection observée par les deux approches de diagnostics dans l'intervalle de temps [60, 120] avec une amplitude de 4.5% proche de la valeur de défaut de capteur de vitesse de rotation NGP injecté, ce qui confirme l'efficacité de détection. La Figure IV.14 montre la variation résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP avec détection observée dans l'intervalle de temps [80, 210] avec une amplitude de 3.9% proche de la valeur de défaut de capteur de vitesse de rotation NPT injecté. Aussi, la Figure IV.15 montre la variation résidus de température T5 de la turbine HP avec une détection observée dans l'intervalle de temps [200, 310] avec une amplitude de 31.01% proche de la valeur de défaut de capteur de température T5 injecté et la Figure IV.16 montre la variation résidus de température d'échappement T7 avec une détection observée dans l'intervalle de temps [260, 360] avec une amplitude de 21.45% proche de la valeur de défaut de capteur de température d'échappement T7 injecté.

Ces résultats confirment que les performances de détection de l'approche par l'espace de parité proposée est satisfaisante par rapport à l'approche de détection par les multi-observateurs, la variation résidus reste dans l'intervalle de temps de défaut injecté sur les capteurs de turbine avec un taux de non détection inférieur à 1% pour chaque défaut injecté.

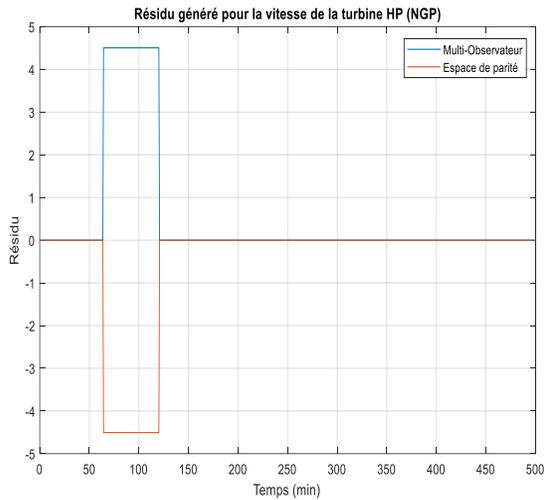


Figure IV.13 : Variation résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP avec défauts de capteurs

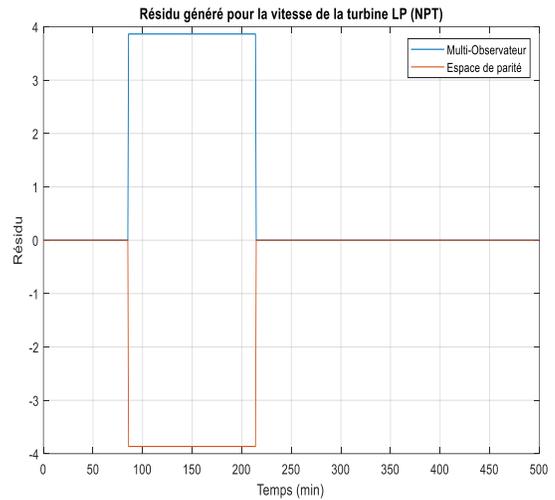


Figure IV.14 : Variation résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP avec défauts de capteurs

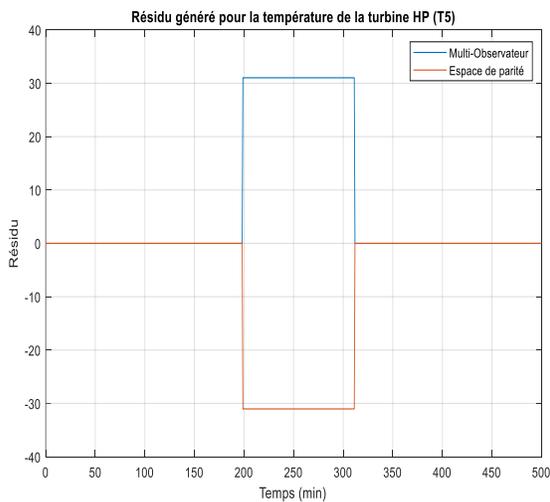


Figure IV.15 : Variation résidus de température T5 de la turbine HP avec défauts de capteurs

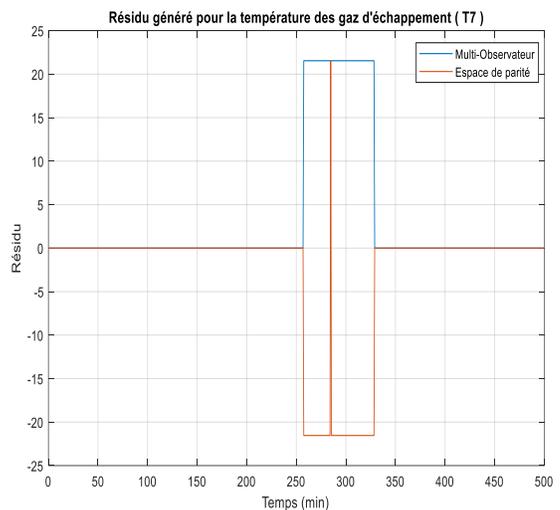


Figure IV.16 : Variation résidus de température d'échappement T7 avec défauts de capteurs

Pour le troisième scénario de cas défauts affectant l'actionneurs le système de turbine, les résultats sont montrés sur la Figure IV.17 jusqu'à la Figure IV.22. D'où, les Figures IV.17 et IV.18 montrent les défauts d'actionneur injectés d'amplitude de 5% pour l'Inlet Guide Vane (IGV) et pour le débit de carburant, qui sont les deux entrées de système de turbine.

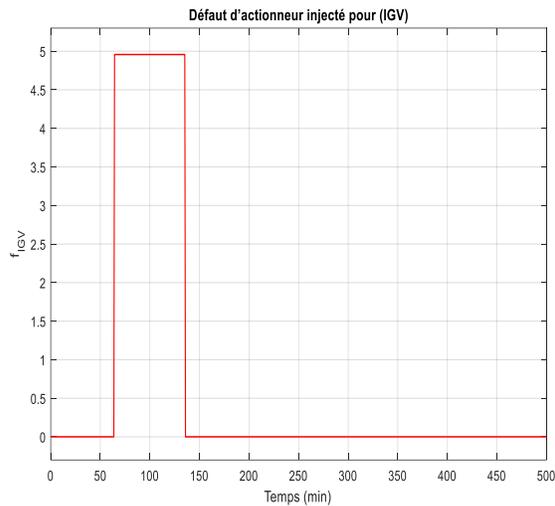


Figure IV.17 : Défaut d'actionneur injecté pour Inlet Guide Vane (IGV)

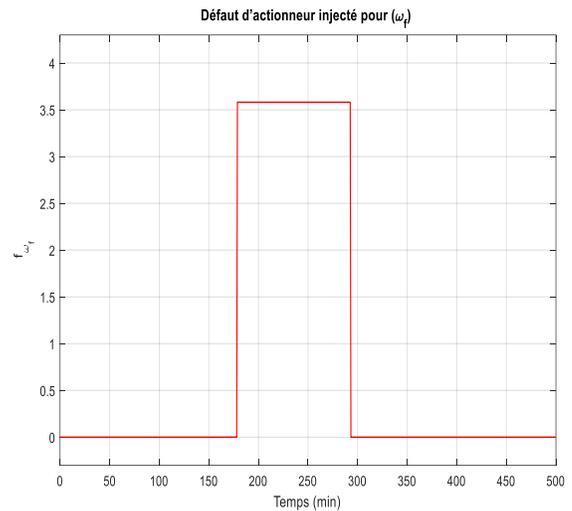


Figure IV.18 : Défaut d'actionneur injecté pour le débit de carburant

Les résultats de détection de défauts affectant l'actionneur le système de turbine sont présentés dans la Figure IV.19 jusqu'à la Figure IV.22. La détection de défauts sur les quatre sous-modèles de turbine à gaz en présence de défauts l'actionneurs est observée par la méthode d'espace de parité en couleur rouge et l'approche des multi-observateurs en couleur bleu testés, avec des amplitudes variant de l'ordre de 2×10^{-6} à 2×10^{-11} , ce qui est très inférieur aux défauts injectés sur les deux entrées de commande de système de turbine (Inlet Guide Vane (*IGV*) et le débit de carburant (w_f)). Cela, confirme l'efficacité des deux techniques utilisées pour la détection de défauts l'actionneur avec un très bon taux de non détection de ces types de défauts. D'où, la Figure IV.19 montre la variation résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP et la Figure IV.20 montre la variation résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP. Ainsi que la Figure IV.21 montre la variation résidus de température T5 de la turbine HP et la Figure IV.22 montre la variation résidus de température d'échappement T7.

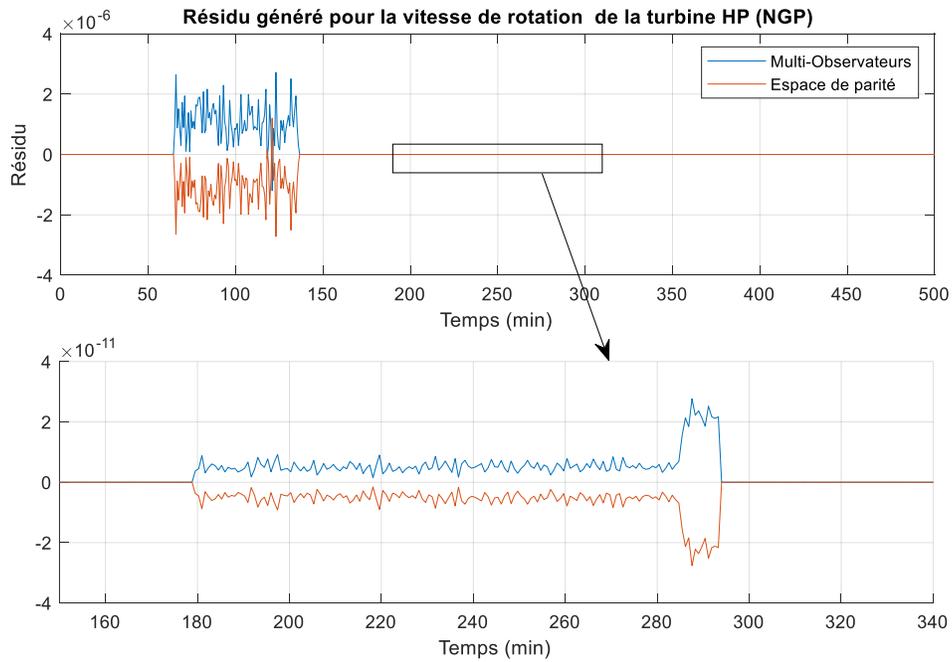


Figure IV.19 : Variation résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP avec défauts l'actionneur

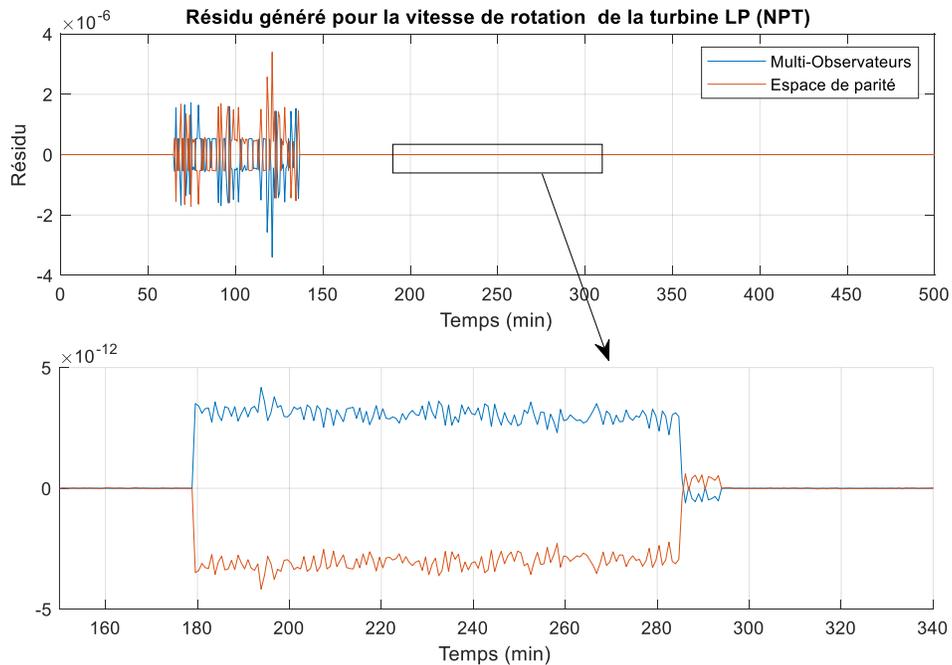


Figure IV.20 : Variation résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP avec défauts l'actionneur

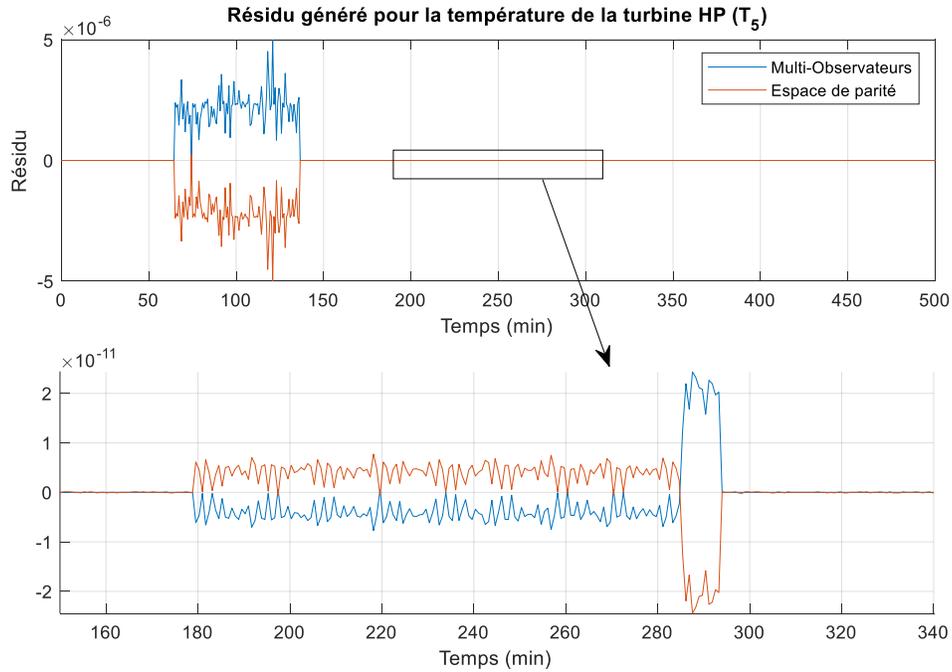


Figure IV.21 : Variation résidus de température T5 de la turbine HP avec défauts d'actionneurs

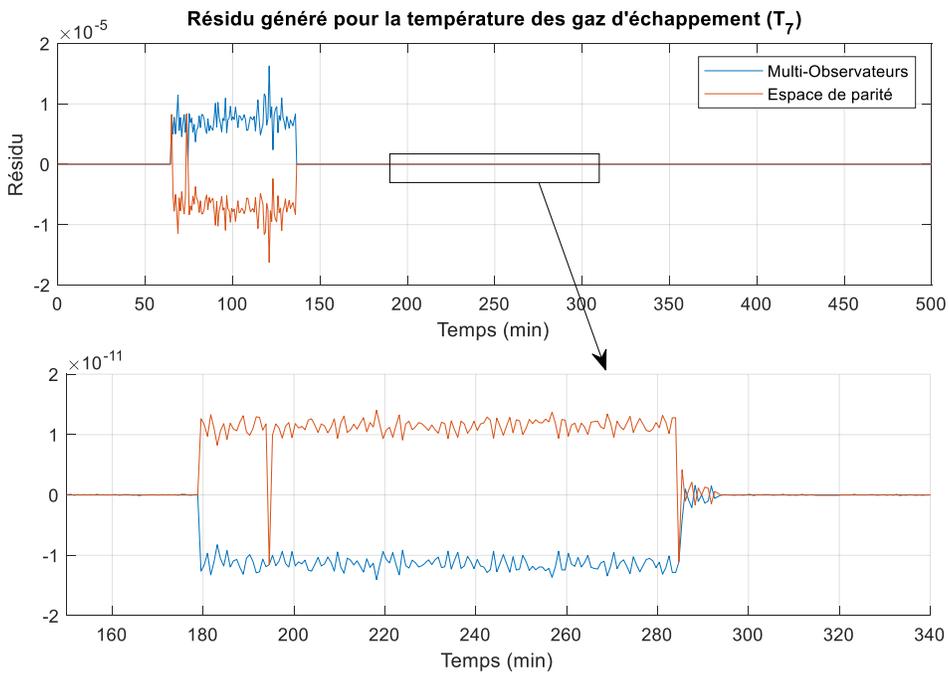


Figure IV.22 : Variation résidus de température d'échappement T7 avec défauts d'actionneur

IV.5.2. Résultats de robustesse de l'approche de diagnostic proposée

Pour la robustesse de l'approche de diagnostic proposée, ce observateur doit assurer la robustesse vis à vis les variables d'état inconnues et assure robustesse par rapport aux perturbations et erreurs de modélisation et sensible aux causes de défaillances. Pour cela, l'approche de l'espace de parité ou l'approche des observateurs sont testés sur deux scénarios; le premier sur le cas défauts dans le système de turbine avec dégradation de performances de fonctionnement et le deuxième avec occurrence de défauts multiples sur la turbine à gaz examinée. Pour testé la robustesse de l'approche des multi-observateurs et la méthode d'espace de parité de diagnostic proposées dans ce travail, des tests de dégradation de performances de fonctionnement de turbine sont réalisés. Dans ce scénario, des défauts d'amplitude 5%, comme il est montré sur la Figure IV.23, est injecté pendant le fonctionnement de turbine, pour testé la dégradation de leur performances en exploitation en temps réel. Noté que l'encrassement du compresseur centrifuge est responsable de 70 à 85% de la perte totale de performance de la turbine à gaz, ces dégradations sont observée au niveau des matrices A et C de multi-modèles à états découplées, présenter par un facteur ν de dégradation d'états de fonctionnement de cette machine.

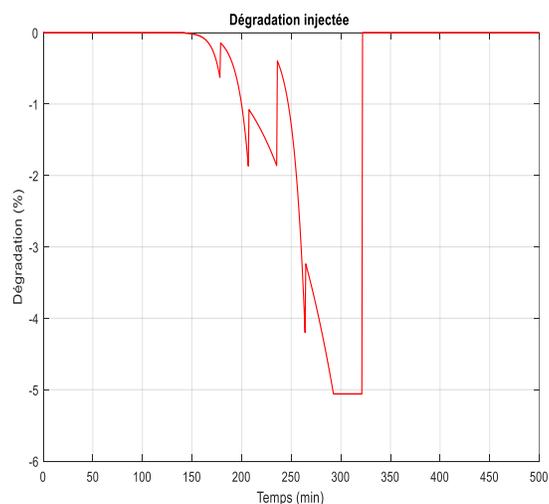


Figure IV.23 : Défauts injecté pour dégradation performances de fonctionnement de turbin

Les résultats de détection de défauts avec tests de dégradation de performances de fonctionnement, pour l'approche des multi-observateurs en couleur bleu et la méthode d'espace de parité en couleur rouge, de turbine sont présentés dans la Figure IV.24 jusqu'au la Figure IV.27.

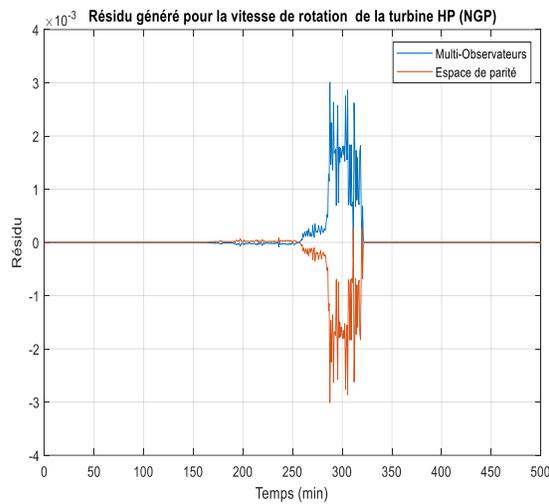


Figure IV.24 : Variation résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP avec test de dégradation de performances

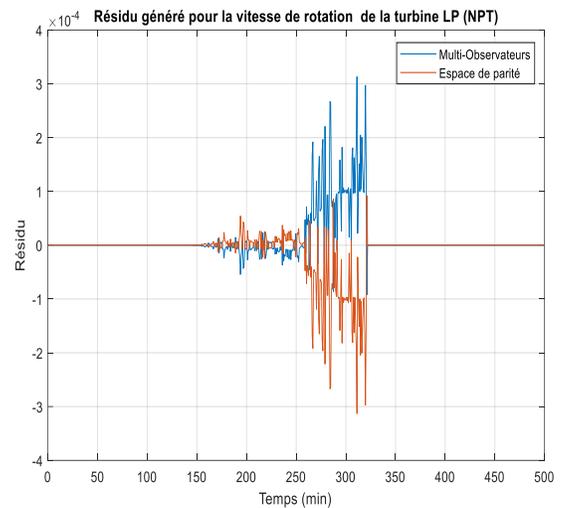


Figure IV.25 : Variation résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP avec test de dégradation de performances

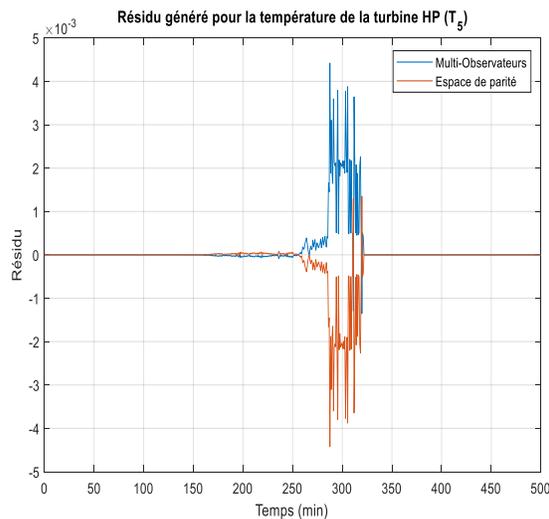


Figure IV.26 : Variation résidus de température T5 de la turbine HP avec test de dégradation de performances

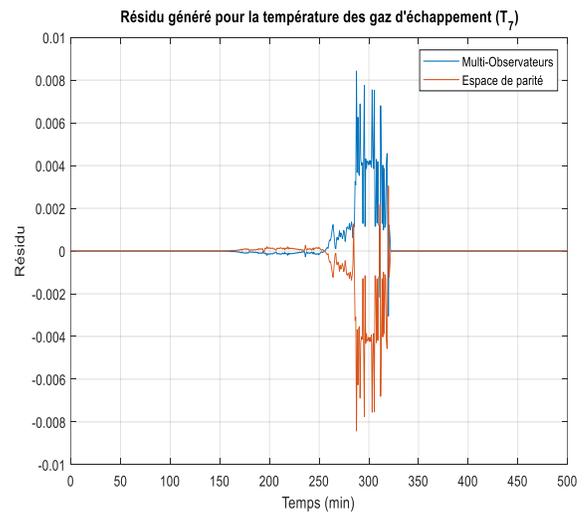


Figure IV.27 : Variation résidus de température d'échappement T7 avec test de dégradation de performances

D'où, la Figure IV.24 montre la variation résidus de vitesse de rotation NGP de la turbine HP et la Figure IV.25 montre la variation résidus de vitesse de rotation NPT de la turbine LP. Ainsi que la Figure IV.26 montre la variation résidus de température T5 de la turbine HP et la Figure IV.27

montre la variation résidus de température d'échappement T7. Ces résultats montrent un taux de détection très élevé avec sensibilité adéquate aux perturbations et aux causes de défaillances donnée par les défauts injectés pour ce scénario.

Pour une meilleure compréhension sur la détection des défauts affectant le système de turbine, une comparaison entre l'approche d'espace de parité et la méthode de multi-observateurs est présenté sur le Tableau IV.1, basée sur la valeur moyenne, l'écart type (standard déviation) et USL de quatre sorties de multi-modèles à états découplés de la turbine, déterminé sur la base de l'algorithme de Shewhart.

Tableau IV.1: Seuils de détection des défauts obtenu par la méthode d'espace de parité et l'approche de multi-observateurs

Résidus	Mean		Std		UCL	
	Espace de parité	Multi-observateurs	Espace de parité	Multi-observateurs	Espace de parité	Multi-observateurs
Vitesse de rotation NGP	-0.1109e-03	1.1088e-04	4.2329e-04	4.2329e-04	-0.0683e-03	0.1534e-03
Vitesse de rotation NPT	-0.0106e-03	1.0631e-05	4.2535e-05	4.2535e-05	-0.0064e-03	0.0149e-03
Température T5	-0.1290e-03	1.2898e-04	5.4499e-04	5.4499e-04	-0.0742e-03	0.1838e-03
Température d'échappement T7	-0.2667e-03	2.7003e-04	0.0011	0.0011	-0.1572e-03	0.3794e-03

Suite à l'injection de dégradation de performances sur l'intervalle de fonctionnement de turbine de [150 320] min, la Figure IV.28 montre la détection de défauts de vitesse de rotation NGP de la turbine HP avec dégradation observée par l'espace de parité à l'instant 206 min et la Figure IV.29 montre la détection de défauts de vitesse de rotation NPT de la turbine LP observée par l'espace de parité à l'instant 178 min. Ainsi que la Figure IV.30 montre la détection de défauts de température T5 de la turbine HP observée par l'espace de parité à l'instant 235 min et Figure IV.31 montre la détection de défauts de température d'échappement T7 observée par l'espace de parité à l'instant 200 min. Par contre, la détection de défauts par multi-observateurs est observée en retard par rapport par l'approche de l'espace de parité.

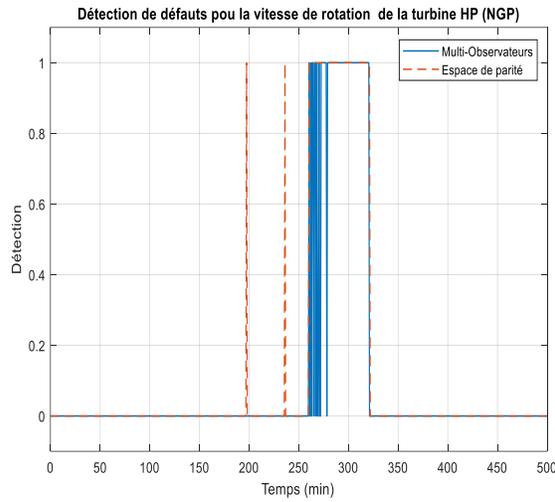


Figure IV.28 : Détection de défauts de vitesse de rotation NGP de la turbine HP avec dégradation de performances

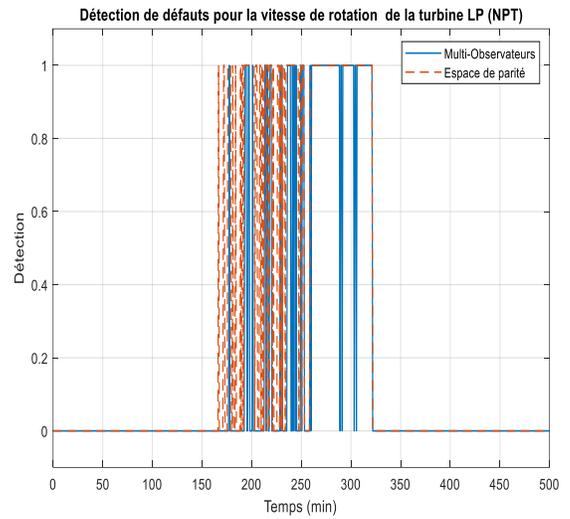


Figure IV.29 : Détection de défauts de vitesse de rotation NPT de la turbine LP avec dégradation de performances

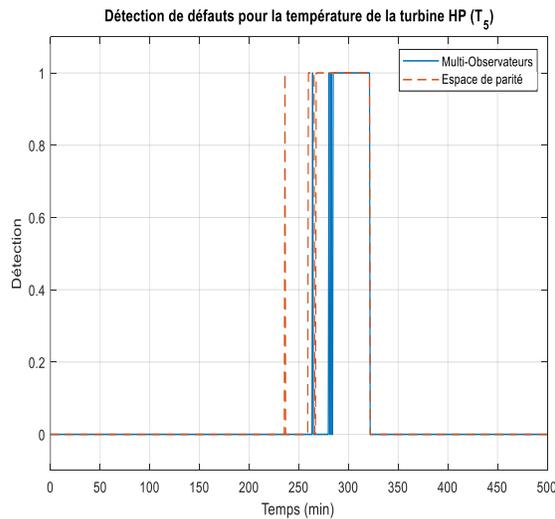


Figure IV.30 : Détection de défauts de température T5 de la turbine HP avec dégradation de performances

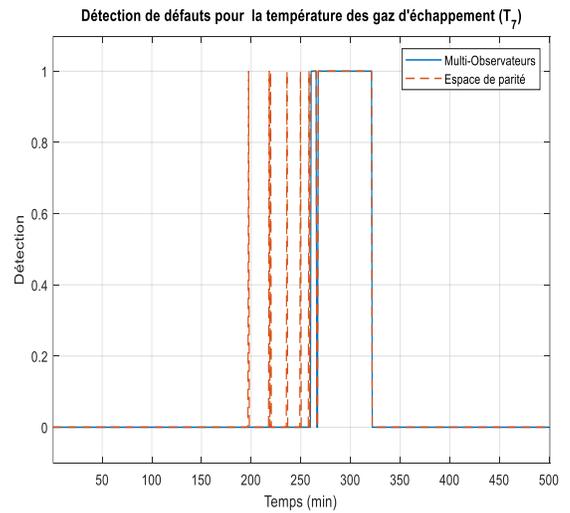


Figure IV.31 : Détection de défauts de température d'échappement T7 avec dégradation de performances

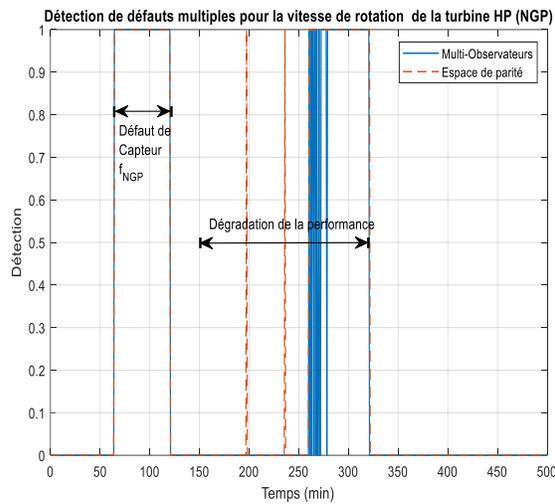


Figure IV.32 : Détection de défauts de vitesse de rotation NGP de la turbine HP avec l'occurrence de défauts multiple

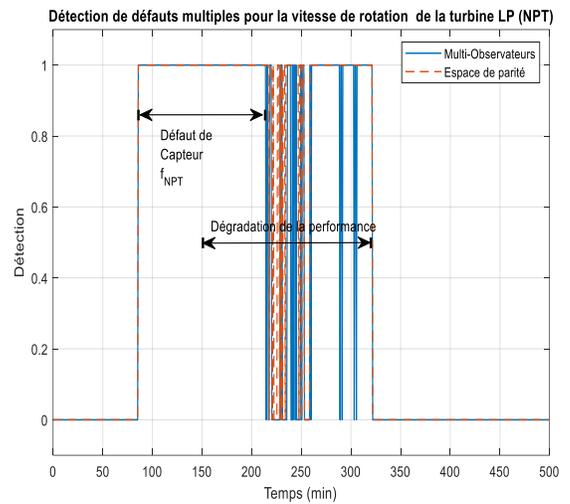


Figure IV.33 : Détection de défauts de vitesse de rotation NPT de la turbine LP avec l'occurrence de défauts multiple

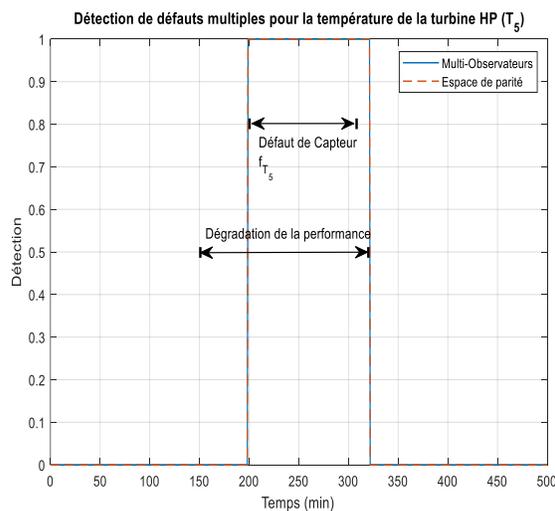


Figure IV.34 : Détection de défauts de température T_5 de la turbine HP avec l'occurrence de défauts multiple

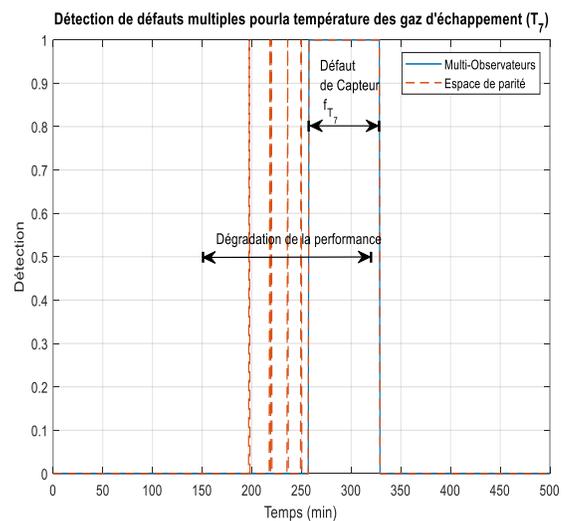


Figure IV.35 : Détection de défauts de température d'échappement T_7 avec l'occurrence de défauts multiple

Les résultats de détection de défauts avec tests de dégradation de performances avec l'occurrence de défauts multiple en fonctionnement, pour l'approche des multi-observateurs en couleur bleu et la méthode d'espace de parité en couleur rouge, de turbine sont présentés dans la Figure IV.32 jusqu'au la Figure IV.35. D'où, la Figure IV.32 montre la détection de défauts de vitesse de rotation NGP de la turbine HP et la Figure IV.33 montre la détection de défauts de vitesse de rotation NPT de la turbine LP. Ainsi que la Figure IV.34 montre la détection de défauts de température T5 de la turbine HP et la Figure IV.35 montre la détection de défauts de température d'échappement T7. Ces résultats montrent un taux de détection très élevé avec sensibilité adéquate aux perturbations et aux causes de défaillances donnée par les défauts injectés pour ce scénario.

IV.6. Conclusion

L'approche de diagnostic à base du vecteur parité est proposé dans cette partie de thèse, a pour objective la détection de défauts d'une turbine à gaz, dont la structure s'établit à partir des équations de mutli-modèles floues à états découplés de turbine. Cependant, à travers des différentes implémentations et tests d'investigation réalisés sur la turbine à gaz examinée, la stratégie de diagnostic de défaillances floue à montrer leur capacité, en utilisant des multi-observateurs locaux et permet de validé l'approche d'espace de parité pour la détection de défauts de turbine examinée. D'où, cette approche est souple en implémentation réelle, permet d'établir un algorithme de détection et de localisation de défauts dédiés à la turbine étudié, pour un système de surveillance fiable. Donc, ces multi-observateurs locaux permettant de reconstituer l'espace de parité du vecteur d'état de turbine, utilisant le mutli-modèles flous à états découplés. Les résultats obtenus montrent une très bonne efficacité de la stratégie de diagnostic proposée avec un taux de détection très élevé avec sensibilité adéquate aux perturbations et aux causes de défaillances de turbine à gaz examinée.

Conclusion générale

Les travaux présentés dans cette thèse portent sur le développement et la validation expérimentale des techniques de diagnostic de défauts à base de multi-modèles à états découplés. D'abord ce travail propose l'utilisation de stratégie d'identification mutli-modèles flous à états découplés, exploité en temps réel, afin de concevoir la surveillance d'état dynamique de cette machine tournante, avec estimation robuste des erreurs d'identification et de mesures de variation paramétriques sur la turbine examinée. Puis, l'approche de diagnostic de défauts est proposée, en se basant sur le mécanisme d'interpolation, et l'utilisation d'observateurs de Luenberger sera proposée pour avoir les multi-observateurs locaux propre à la turbine à gaz examinée. D'où, le principal intérêt de ce type d'observateurs est sa robustesse vis-à-vis des incertitudes de modélisation, et permet d'analyser le fonctionnement de turbine, entre différentes variables caractérisant son fonctionnement. Pour cela, l'approche de diagnostic à base du vecteur parité est proposé pour la détection de défauts de turbine examinée, dont la structure s'établit à partir des équations de mutli-modèles floues à états découplés de turbine.

Cependant, l'approche de l'espace de parité est très utile pour l'étude d'influence et sensible à certaine imprécision de modélisation, pour la génération des indicateurs de défauts par découplage des états de système par rapport aux grandeurs indésirables au profit des grandeurs auxquelles on souhaite être sensible. Aussi, cette approche est souple en implémentation réelle, permet d'établir un algorithme de détection et de localisation de défauts dédiés à la turbine étudié, pour un système de surveillance fiable. Cette approche intervient lors du fonctionnement de turbine et permet de valider leurs données cohérentes, qui pouvant être ensuite utilisées en contrôle et en gestion de production. Donc, ces multi-observateurs locaux permettant de reconstituer l'espace de parité du vecteur d'état de turbine, utilisant le mutli-modèles flous à états découplés.

Ce travail de thèse à apporter des éléments pratiques à travers les différentes résultats obtenus, ces résultats ont montrent une très bon efficacité de la stratégie de diagnostic proposée avec un taux de détection très élevé avec sensibilité adéquate aux perturbations et aux causes de défaillances de turbine à gaz examinée.

Par conséquent, **le premier chapitre**, nous avons présenté les résultats d'identification obtenus, par la méthode multi-modèles flous à états découplés. Cela à permet de modélisé un système non linéaire sur des zone de fonctionnement, décomposée en plusieurs sous-modèles pour chaque zone de fonctionnement. Cependant, l'utilisation des systèmes flous permet de modéliser les incertitudes d'identification de variables de système, en se basant sur les fonctions d'appartenance pour prendre en charge ces incertitudes. Ce chapitre vise à analyser l'apport de l'application de l'approche multi-modèles à états découplés, pour identifier et modéliser la dynamique de cette machine tournante, à partir de leurs données d'entrée / sortie d'exploitation. Et la validation de multi-modèles obtenus sera guidée par des critères de validation construits pour assurer la stabilité et l'observabilité de sous-modèles flous à états découplés.

Dans **le deuxième chapitre**, nous avons présenté les résultats d'identification obtenus de turbine à gaz, sous contraintes en utilisant les algorithmes génétiques avec l'approche multiples modèles (sous modèles), en exploitant les données réelles recueillies sur les entrées / sorties de turbine examinée. L'efficacité des différentes sous modèles a été évaluée en se basant sur la comparaison entre les comportements modélisés avec la méthode des algorithmes génétiques et les différentes sorties réelles de turbine et objectivement en utilisant l'erreur quadratique moyenne comme critère d'évaluation. En effet, les sous modèles déterminés caractérisent avec une précision acceptable et présente une grande souplesse lors de la synthèse des régulateurs pour les variables de cette machine tournantes.

Le **troisième chapitre** a été consacré à la détection des défauts sur la turbine à gaz examinée en utilisant les sous-modèles d'états découplés. En effet, l'algorithme d'identification de multi-modèles à états découplés proposé, dans sa simplicité de mise en oeuvre en surveillance et diagnostic, permet d'avoir une analyse complète sur le comportement dynamique de la turbine examinée sur des différentes zones de fonctionnement, répartis sur des sous-modèles locaux découplés. Ainsi que les résultats obtenus sont valides par les solutions de élaborée dans la détection de défauts de turbine à partir des indicateurs de défauts, obtenus par les mesures de comportement réel et les estimés de comportement de référence donnée par les multi-modèles obtenus.

Le quatrième chapitre a été consacré à l'étude expérimentale de l'approche de diagnostic à base du vecteur parité appliqués à une turbine à gaz. D'après les résultats obtenus, à travers des différentes implémentations et tests d'investigation réalisés, la stratégie de diagnostic de défaillances floue a montré leur capacité, en utilisant des multi-observateurs locaux et permet de valider l'approche d'espace de parité pour la détection de défauts de turbine examinée. D'où, cette approche est souple en implémentation réelle, permet d'établir un algorithme de détection et de localisation de défauts dédiés à la turbine étudié, pour un système de surveillance fiable. Donc, ces multi-observateurs locaux permettant de reconstituer l'espace de parité du vecteur d'état de turbine, utilisant le mutli-modèles flous à états découplés.

Les résultats obtenus montrent une très bon efficacité de la stratégie de diagnostic proposée, en utilisant les mutli-modèles à états découplés, avec un taux de détection très élevé avec sensibilité adéquate aux perturbations et aux causes de défaillances de turbine à gaz examinée.

Enfin, cette thèse ouvre d'autres **perspectives** dans les futurs travaux de recherche, il serait intéressant d'utiliser les résultats obtenus pour les agrégations des sous-modèles avec une optimisation des fonctions de pondération entre les différents multi-modèles. Aussi, l'extension des résultats obtenus dans cette thèse prouvent être orienté vers l'utilisation des réseaux de neurones artificiels pour la constricton des mutli-modèles à états découplés propre aux systèmes de turbines à gaz.

Annexe A

1. Modèle mathématique obtenu par l'identification flou :

$$A_1 = \begin{bmatrix} 4.5453.10^{-06} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -3.1608.10^{-07} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1.0593.10^{-06} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 3.0510.10^{-06} \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0.0010 & 2.5566.10^{-09} \\ -0.0002 & -1.4644.10^{-10} \\ 0.0033 & 4.4435.10^{-09} \\ 0.0033 & -2.3070.10^{-10} \end{bmatrix},$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} 0.0039 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0010 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0020 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0039 \end{bmatrix} \& D_1 = \begin{bmatrix} 0.8963 & 2.1971.10^{-06} \\ 0.7439 & 4.5244.10^{-07} \\ 6.0640 & 8.1932.10^{-06} \\ 4.2627 & -2.9537.10^{-07} \end{bmatrix},$$

$$A_2 = \begin{bmatrix} 3.5219.10^{-07} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1.5033.10^{-06} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -1.4814.10^{-07} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -5.2897.10^{-07} \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} 0.0003 & 1.4004.10^{-09} \\ 0.0006 & 8.2268.10^{-10} \\ -0.0009 & -2.124.10^{-09} \\ -0.0012 & -1.8398.10^{-09} \end{bmatrix},$$

$$C_2 = \begin{bmatrix} 0.0010 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0020 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0010 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0020 \end{bmatrix} \& D_2 = \begin{bmatrix} 0.9094 & 3.8832.10^{-06} \\ 0.7799 & 1.0688.10^{-06} \\ 6.2616 & 1.4002.10^{-05} \\ 4.3468 & 6.7932e.10^{-06} \end{bmatrix},$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} -1.7991.10^{-06} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 4.8465.10^{-07} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & -5.6438.10^{-07} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -1.6380.10^{-06} \end{bmatrix},$$

$$B_3 = \begin{bmatrix} -0.0008 & 1.5792.10^{-09} \\ 0.0004 & -1.9405.10^{-10} \\ -0.0018 & 2.1697.10^{-09} \\ -0.0018 & 5.5582.10^{-10} \end{bmatrix},$$

$$C_3 = \begin{bmatrix} 0.0020 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0010 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0020 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0039 \end{bmatrix} \quad \& \quad D_3 = \begin{bmatrix} 0.8961 & -1.7143 \cdot 10^{-6} \\ 0.7437 & -3.9102 \cdot 10^{-7} \\ 6.0625 & -7.5085 \cdot 10^{-6} \\ 4.2616 & -1.3255 \cdot 10^{-6} \end{bmatrix},$$

$$A_4 = \begin{bmatrix} 1.1549 \cdot 10^{-08} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & -1.2071 \cdot 10^{-06} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 2.1544 \cdot 10^{07} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 9.4826 \cdot 10^{07} \end{bmatrix},$$

$$B_4 = \begin{bmatrix} 0.0001 & -2.4667 \cdot 10^{-10} \\ -0.0005 & 4.7702 \cdot 10^{-10} \\ 0.0014 & -2.3489 \cdot 10^{-9} \\ 0.0021 & -2.3110 \cdot 10^{-9} \end{bmatrix},$$

$$C_4 = \begin{bmatrix} 0.0001 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.0020 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0010 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.0020 \end{bmatrix} \quad \& \quad D_4 = \begin{bmatrix} 0.9092 & -2.6073 \cdot 10^{-6} \\ 0.7797 & -7.7181 \cdot 10^{-7} \\ 6.2600 & -1.0647 \cdot 10^{-5} \\ 4.3457 & -4.7600 \cdot 10^{-6} \end{bmatrix},$$

2. Fonctions d'appartenance obtenues à partir d'un partitionnement de type grille

NGP	[79.9411 88.8235 90.1283]
	[88.8235 90.1283 99.0106]
IGV	[89.1916 99.1018 99.1278]
	[99.1018 99.1278 109.038]
w_f	[59.6872 66.3191 78.2512]
NPT	[66.3491 73.7212 77.2866]
	[73.7212 77.2866 84.6587]
T_5	[540.8611 600.9568 620.5394]
	[600.9568 620.5394 680.6351]
T_7	[380.2000 422.4444 430.7778]
	[422.4444 430.7778 473.0222]

Annexe B

Modèle d'état obtenu de la turbine à gaz par la méthode MMA-PSO :

1. Les sous-modèles L2

$$\left\{ \begin{array}{l} A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -1.0014 & -0.2364 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C_1 = \begin{bmatrix} -0.0020 & 0.0086 \\ -0.0029 & 0.0124 \\ -0.0226 & 0.0803 \\ -0.0127 & 0.0368 \end{bmatrix}, D_1 = \begin{bmatrix} 1.2763 \\ 1.2107 \\ 9.4792 \\ 6.1181 \end{bmatrix} \\ A_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.5152 & -0.3829 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C_2 = \begin{bmatrix} 0.0551 & 0.0284 \\ 0.0624 & 0.0676 \\ 0.6094 & 0.6500 \\ 0.3075 & 0.2969 \end{bmatrix}, D_2 = \begin{bmatrix} 2.9163 \\ 1.9804 \\ 16.1059 \\ 13.1460 \end{bmatrix} \end{array} \right.$$

2. Les sous-modèles L3

$$\left\{ \begin{array}{l} A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.0181 & -0.1221 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C_1 = \begin{bmatrix} 0.0184 & -0.0097 \\ -0.0100 & -0.0055 \\ 0.1380 & -0.1303 \\ 0.1258 & -0.0317 \end{bmatrix}, D_1 = \begin{bmatrix} 1.2880 \\ 1.2342 \\ 9.5753 \\ 6.1147 \end{bmatrix} \\ A_2 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.1365 & -0.2635 \end{bmatrix}, B_2 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C_2 = \begin{bmatrix} -0.0358 & 0.0858 \\ 0.0581 & 0.1546 \\ -0.0088 & 1.4640 \\ -0.0772 & 0.4979 \end{bmatrix}, D_2 = \begin{bmatrix} 2.7040 \\ 1.8058 \\ 15.0291 \\ 12.3068 \end{bmatrix} \\ A_3 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0.2428 & -0.2369 \end{bmatrix}, B_3 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C_3 = \begin{bmatrix} 0.4731 & 1.5000 \\ 0.6655 & 1.9180 \\ 6.9454 & 8.9683 \\ 3.7276 & 3.4792 \end{bmatrix}, D_3 = \begin{bmatrix} 0.7236 \\ -0.6001 \\ 0.3148 \\ 4.0464 \end{bmatrix} \end{array} \right.$$

3. Les sous-modèles L4

$$\left\{ \begin{array}{l}
 A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -0.1081 & -0.3903 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C_1 = \begin{bmatrix} 0.1286 & 0.3375 \\ 0.1062 & 0.5097 \\ 0.7245 & 2.6477 \\ 0.9639 & 2.0252 \end{bmatrix}, D_1 = \begin{bmatrix} 3.3042 \\ 1.8189 \\ 18.1980 \\ 13.1503 \end{bmatrix} \\
 A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -0.0783 & -0.3716 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C_1 = \begin{bmatrix} -0.3499 & -0.3726 \\ -0.1752 & 0.0051 \\ -2.5110 & 0.0391 \\ -0.1959 & 2.1260 \end{bmatrix}, D_1 = \begin{bmatrix} 1.4521 \\ 1.7159 \\ 9.3378 \\ 6.8235 \end{bmatrix} \\
 A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -0.0801 & -0.2980 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C_1 = \begin{bmatrix} 0.1892 & 0.2152 \\ 0.0961 & -0.0819 \\ 2.0746 & -0.4899 \\ 0.2079 & -1.6416 \end{bmatrix}, D_1 = \begin{bmatrix} 1.0837 \\ 0.9147 \\ 9.0677 \\ 5.4967 \end{bmatrix} \\
 A_1 = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -0.0525 & 0.0023 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix}, C_1 = \begin{bmatrix} 0.5542 & -0.1214 \\ 0.5514 & 0.0574 \\ 4.6213 & 1.5489 \\ 3.2510 & -0.1525 \end{bmatrix}, D_1 = \begin{bmatrix} 1.9044 \\ 1.2023 \\ 8.3144 \\ 7.6873 \end{bmatrix}
 \end{array} \right.$$

Bibliographie

- [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..
- [2] Ting, Huan-Chan, Jeang-Lin Chang, and Yon-Ping Chen. "Unknown input observer design using descriptor system approach." *Proceedings of SICE Annual Conference 2010*. IEEE, 2010.
- [3] Jingchao Li, Yulong Ying, Gas turbine gas path diagnosis under transient operating conditions: A steady state performance model based local optimization approach. *Applied Thermal Engineering*, 2020, vol. 170, p. 115025.
- [4] Ahmed Hafaifa, Ahmed Zohair Djeddi and Attia Daoudi, Fault detection and isolation in industrial control valve based on artificial neural networks diagnosis. *Journal of Control Engineering and Applied Informatics*, 2013, vol.15, no.3 pp. 61-69.
- [5] Ahmed Hafaifa, Attia Daoudi and Kouider Laroussi, Application of fuzzy diagnosis in fault detection and isolation to the compression system protection. *Control and Intelligent Systems ACTA Press*, July 2011, vol. 39, no. 3, pp. 151-158.
- [6] Luca Marinai, Douglas Probert, Riti Singh, Prospects for aero gas-turbine diagnostics: a review. *Applied Energy*, 2004, vol. 79, no. 1, pp. 109-126.
- [7] Mohamed Benrahmoune, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and XiaoQi Chen, Detection and modeling vibrational behavior of a gas turbine based on dynamic neural networks approach *Journal of Mechanical Engineering*, 2018, vol. 68, no. 3, pp. 143-166.
- [8] Mohammadreza Tahan, Masdi Muhammad, Abdul Karim Z.A., A multi-nets ANN model for real-time performance-based automatic fault diagnosis of industrial gas turbine engines. *Journal of the Brazilian Society of Mechanical Sciences and Engineering*, 2017, vol. 39, pp. 2865-2876.
- [9] 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.

- [10] Vicenç Puig, Joaquim Blesa, Limnimeter and rain gauge FDI in sewer networks using an interval parity equations based detection approach and an enhanced isolation scheme. *Control Engineering Practice*, 2013, vol. 21, no. 2, pp. 146-170.
- [11] Tengfei Chen, Guoping Chen, Weiting Chen, Shuo Hou, Yuxuan Zheng, Huan He, Application of decoupled ARMA model to modal identification of linear time-varying system based on the ICA and assumption of "short-time linearly varying". *Journal of Sound and Vibration*, 2021, vol. 499, p. 115997.
- [12] Yu Zhi Chen, Xu Dong Zhao, Heng Chao Xiang, Elias Tsoutsanis, A sequential model-based approach for gas turbine performance diagnostics. *Energy*, 2021, vol. 220, p. 119657.
- [13] Guolian Hou, Linjuan Gong, Congzhi Huang, Jianhua Zhang, Fuzzy modeling and fast model predictive control of gas turbine system. *Energy*, 2020, vol. 200, p. 117465.
- [14] Theoklis Nikolaidis, Haonan Wang, Panagiotis Laskaridis, Transient modelling and simulation of gas turbine secondary air system. *Applied Thermal Engineering*, 2020, vol. 170, p. 115038.
- [15] Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Gas turbine modelling based on fuzzy clustering algorithm using experimental data. *Journal of Applied Artificial Intelligence*, Taylor & Francis, 2016, vol. 30, no. 1, pp. 29-51.
- [16] Abdollah Mehrpanahi, Gholamhasan Payganeh, Mohammadreza Arbabtafti, Dynamic modeling of an industrial gas turbine in loading and unloading conditions using a gray box method. *Energy*, 2017, vol. 120, pp. 1012-1024.
- [17] Adeniran Ahmed Adebawale, and Sami El Ferik, Modeling and identification of nonlinear systems: A review of the multimodel approach: Part 1. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2016, vol. 47, no. 7, pp. 1149-1159.
- [18] Ahmed Hafaifa, Rachid Belhadeef and Mouloud Guemana, Modelling of surge phenomena in a centrifugal compressor: experimental analysis for control. *Systems Science & Control Engineering: An Open Access Journal*, Taylor & Francis, 2014, vol. 2 no.1, pp.632-641.
- [19] Ahmed Zohair Djeddi, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Abdellah Kouzou, Gas turbine reliability modelling based on a bath shaped rate failure function: modified Weibull distribution validation. *Life Cycle Reliability and Safety Engineering*, 2020, vol. 9, pp. 437-448.

- [20] Xiao Long Yang, Hong Tao Wu, Bai Chen, Sheng Zheng Kang, Shi Li Cheng, Dynamic modeling and decoupled control of a flexible Stewart platform for vibration isolation. *Journal of Sound and Vibration*, 2019, vol. 439, pp. 398-412.
- [21] Ali Chaibakhsh, Saeed Amirkhani, A simulation model for transient behaviour of heavy-duty gas turbines. *Applied Thermal Engineering*, 2018, vol. 132, pp. 115-127.
- [22] Urban, Louis A. "Gas path analysis applied to turbine engine condition monitoring." *Journal of Aircraft* 10.7 (1973): 400-406.
- [23] Volponi, Allan J., et al. "The use of Kalman filter and neural network methodologies in gas turbine performance diagnostics: a comparative study." *J. Eng. Gas Turbines Power* 125.4 (2003): 917-924.
- [24] Meher-Homji, Cyrus B., Mustapha Chaker, and Andrew F. Bromley. "The fouling of axial flow compressors: causes, effects, susceptibility, and sensitivity." *Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air*. Vol. 48852. 2009.
- [25] Diakunchak, Ihor S. "Performance deterioration in industrial gas turbines." (1992): 161-168.
- [26] Morini, Mirko, et al. "Influence of blade deterioration on compressor and turbine performance." *Journal of engineering for gas turbines and power* 132.3 (2010).
- [27] Aretakis, N., I. Roumeliotis, and K. Mathioudakis. "Performance model "zooming" for in-depth component fault diagnosis." *Journal of engineering for gas turbines and power* 133.3 (2011).
- [28] Diakunchak, Ihor S. *Performance deterioration in industrial gas turbines*. Vol. 79016. American Society of Mechanical Engineers, 1991.
- [29] Lakshminarasimha, A. N., M. P. Boyce, and C. B. Meher-Homji. "Modeling and analysis of gas turbine performance deterioration." (1994): 46-52.
- [30] Lakshminarasimha, A. N., M. P. Boyce, and C. B. Meher-Homji. "Modelling and analysis of gas turbine performance deterioration." *Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air*. Vol. 78965. American Society of Mechanical Engineers, 1992.
- [31] Zwebek, A., and P. Pilidis. "Degradation effects on combined cycle power plant performance—part I: gas turbine cycle component degradation effects." *J. Eng. Gas Turbines Power* 125.3 (2003): 651-657.

- [32] Kurz, Rainer, and Klaus Brun. "Gas turbine performance-what makes the map?." Proceedings of the 29th Turbomachinery Symposium. Texas A&M University. Turbomachinery Laboratories, 2000.
- [33] Tarabrin, A. P., et al. "An analysis of axial compressor fouling and a blade cleaning method." (1998): 256-261.
- [34] Ogiriki, Ebi A., et al. "Effect of fouling, thermal barrier coating degradation and film cooling holes blockage on gas turbine engine creep life." Procedia Cirp 38 (2015): 228-233.
- [35] Singh Grewal, M. "Gas turbine engine performance deterioration modelling and analysis." (1988).
- [36] Salar, Amin, et al. "Improving model-based gas turbine fault diagnosis using multi-operating point method." 2010 Fourth UKSim European Symposium on Computer Modeling and Simulation. IEEE, 2010.
- [37] Kurz, Ranier, and Klaus Brun. "Gas Turbine Tutorial-Maintenance And Operating Practices Effects On Degradation And Life." Proceedings of the 36th Turbomachinery Symposium. Texas A&M University. Turbomachinery Laboratories, 2007.
- [38] Gannan, Aiad. Cascade testing and CFD applied to gas turbine performance improvement with compressor cleaning. Diss. Cranfield University, 2010.
- [39] Mishra, R. K. "Fouling and corrosion in an aero gas turbine compressor." Journal of Failure Analysis and Prevention 15.6 (2015): 837-845.
- [40] Varelis, Angelos G. "Technoeconomic study of engine deterioration and compressor washing for military gas turbine engines." (2008).
- [41] Meher-Homji, Cyrus B., Mustapha A. Chaker, and Hatim M. Motiwala. "Gas Turbine Performance Deterioration." Proceedings of the 30th turbomachinery symposium. Texas A&M University. Turbomachinery Laboratories, 2001.
- [42] Zwebek, A. I. "Combined cycle performance deterioration analysis." (2002).
- [43] Meher-Homji, Cyrus B., et al. "Gas Turbines And Turbocompressors For LNG Service." Proceedings of the 36th Turbomachinery Symposium. Texas A&M University. Turbomachinery Laboratories, 2007.

- [44] Kurz, Rainer, Klaus Brun, and Meron Wollie. "Degradation effects on industrial gas turbines." *Journal of engineering for gas turbines and power* 131.6 (2009).
- [45] Giebmanns, Angela, et al. "Compressor leading edge sensitivities and analysis with an adjoint flow solver." *Turbo Expo: Power for Land, Sea, and Air*. Vol. 55225. American Society of Mechanical Engineers, 2013.
- [46] Maclsaac, B. D. *Engine performance and health monitoring models using steady state and transient prediction methods*. GASTOPS LTD GLOUCESTER (ONTARIO), 1992.
- [47] Diakunchak .I. S., "Performance Improvement in Industrial Gas Turbines," presented at the 1993 Joint Power Generation Conference: GT Papers, Feb 2015.
- [48] Maiwada, B., et al. "Impacts of Compressor Fouling On the Performance of Gas Turbine." *International Journal of Engineering Science and Computing* 6.3 (2016): 2118-2125.
- [49] Giampaolo, Anthony. "Gas Turbine Handbook-Principles and Practice." (2006).
- [50] Cruz-Manzo, Samuel, Vili Panov, and Yu Zhang. "Gas path fault and degradation modelling in twin-shaft gas turbines." *Machines* 6.4 (2018): 43.
- [51] Ntantis, Efstratios. *Capability expansion of non-linear gas path analysis*. Diss. Cranfield university. School of Engineering. Department of Power and Propulsion, 2009.
- [52] Naderi, E., N. Meskin, and K. Khorasani. "Nonlinear fault diagnosis of jet engines by using a multiple model-based approach." *Journal of engineering for gas turbines and power* 134.1 (2012).
- [53] Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Fuzzy logic addresses turbine vibration on Algerian gas line. *Oil & Gas Journal*, 2016, vol. 114, no. 1, pp. 22-28.
- [54] 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.
- [55] Ahmed Hafaifa, Kouider Laroussi and Ferhat Laaouad, Robust fuzzy fault detection and isolation approach applied to surge in centrifugal compressor modeling and control. *Fuzzy Information and Engineering Journal*, Springer March 2010, vol.02, no. 01, pp. 49-73.

- [56] Maojun Xu, Jian Wang, Jinxin Liu, Ming Li, Jia Geng, Yun Wu, Zhiping Song, An improved hybrid modeling method based on extreme learning machine for gas turbine engine. *Aerospace Science and Technology*, 2020, vol. 107, p. 106333.
- [57] Mehrpanahi A., Hamidavi A., Ghorbanifar A., A novel dynamic modeling of an industrial gas turbine using condition monitoring data. *Applied Thermal Engineering*, 2018, vol. 143, pp. 507-520.
- [58] Mohamed Ben Rahmoune, Ahmed Hafaifa and Guemana Mouloud, Vibration modeling improves pipeline performance, costs. *Oil & Gas Journal*, Mars 2015, pp. 98-100.
- [60] Chadli Mohammed, Pierre Borne, Multiple models approach in automation: Takagi-Sugeno fuzzy systems. John Wiley & Sons, 2013.
- [61] Takagi, Tomohiro, and Michio Sugeno. "Fuzzy identification of systems and its applications to modeling and control." *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics* 1 (1985): 116-132.
- [62] Anis Messaoud, Samah Ben Atia, Ridha Ben Abdennour, An unknown input multiobserver based on a discrete uncoupled multimodel for uncertain nonlinear systems: Experimental validation on a transesterification reactor. *ISA Transactions*, 2019, vol. 93, pp. 302-311.
- [63] Orjuela, Rodolfo, et al. "Estimating the state and the unknown inputs of nonlinear systems using a multiple model approach." 2008 16th Mediterranean Conference on Control and Automation. IEEE, 2008.
- [64] Orjuela, Rodolfo, et al. "State estimation of nonlinear discrete-time systems based on the decoupled multiple model approach." 4th International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics, ICINCO 2007. 2007
- [65] Akhenak, Abdelkader, "Conception d'observateurs non linéaires par approche multimodèle : application au diagnostic," thèses, Vandoeuvre-les-Nancy, INPL, 2004.
- [66] Babuska, Robert. "Fuzzy modeling—a control engineering perspective." *Proceedings of 1995 IEEE International Conference on Fuzzy Systems..* Vol. 4. IEEE, 1995.
- [67] 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.

- [68] Houman Hanachi, Jie Liu, Il Yong Kim, Chris K. Mechefske, Hybrid sequential fault estimation for multi-mode diagnosis of gas turbine engines. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, vol. 115, pp. 255-268.
- [69] Mostafa Eslami, Maryam Babazadeh, A unified acceptance test framework for power plant gas turbine control systems. *ISA Transactions*, 2019, vol. 85, pp. 262-273.
- [70] Novikova S.V., Structural optimization of the neural network model for the gas turbine engine monitoring. *Russian Aeronautics (Iz VUZ)*, 2016, vol. 59, pp. 263-270.
- [71] Qingcai Yang, Shuying Li, Yunpeng Cao, A new component map generation method for gas turbine adaptation performance simulation. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2017, vol. 31, pp. 1947-1957.
- [72] Sabin Lessard, Diffusion approximations for one-locus multi-allele kin selection, mutation and random drift in group-structured populations: a unifying approach to selection models in population genetics. *Journal of Mathematical Biology*, 2009, vol. 59, pp. 659-696.
- [73] Sang-Myeong Lee, Won-Jun Choi, Tae-Seong Roh, Dong-Whan Choi, A study on separate learning algorithm using support vector machine for defect diagnostics of gas turbine engine. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2008, vol. 22, pp. 2489-2497.
- [74] Shan Gao, Chi Feng, Lixin Wang, Dong Li, Multi-spectral temperature measurement method for gas turbine blade. *Optical Review*, 2016, vol. 23, pp. 17-25.
- [75] 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.
- [76] Ceri Evans, David Rees, Antoni Borrell, Identification of aircraft gas turbine dynamics using frequency-domain techniques. *Control Engineering Practice*, 2000, vol. 8, no. 4, pp. 457-467.
- [77] 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.
- [78] Iacopo Rossi, Alberto Traverso, David Tucker, SOFC/Gas Turbine Hybrid System: A simplified framework for dynamic simulation. *Applied Energy*, 2019, vol. 238, pp. 1543-1550.
- [79] Manuel Colera, Ángel Soria, Javier Ballester, A numerical scheme for the thermodynamic analysis of gas turbines. *Applied Thermal Engineering*, 2019, vol. 147, pp. 521-536.

- [80] 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 Elsevier*, 2017, vol. 120, pp. 488-497.
- [81] Cuneo A., Zaccaria V., Tucker D., Sorce A., Gas turbine size optimization in a hybrid system considering SOFC degradation. *Applied Energy*, 2018, vol. 230, pp. 855-864.
- [82] Asgarshamsi A., Hajilouy-Benisi A., Assempour A., Pourfarzaneh H., Multi-point Optimization of Lean and Sweep Angles for Stator and Rotor Blades of an Axial Turbine. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Mechanical Engineering*, 2017, vol. 41, pp. 35-47.
- [83] Pengfei Wang, Jiashuang Wan, Xinyu Wei, Fuyu Zhao, A decoupled mechanical shim core control strategy for a pressurized water reactor using feedforward compensation and a multimodel approach. *Annals of Nuclear Energy*, 2019, vol. 126, pp. 194-210.
- [84] Ahmed Rhif, Sliding mode-multimodel stabilising control using single and several sliding surfaces: simulation on an autonomous underwater vehicle. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 2014, vol. 22, no. 2, pp. 126-138.
- [85] Chun Su, Yangmei Shi, Jianping Dou, Multi-objective optimization of buffer allocation for remanufacturing system based on TS-NSGAI hybrid algorithm. *Journal of Cleaner Production*, 2017, vol. 166, pp. 756-770.
- [86] Ghorbani, Bahram, et al. "Structural, operational and economic optimization of cryogenic natural gas plant using NSGAI two-objective genetic algorithm." *Energy* 159 (2018): 410-428
- [87] Liagkouras K., Metaxiotis K., Multi-period mean-variance fuzzy portfolio optimization model with transaction costs. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2018, vol. 67, pp. 260-269.
- [88] Ahmadi, Mohammad Hossein, and Mohammad Ali Ahmadi. "Multi objective optimization of performance of three-heat-source irreversible refrigerators based algorithm NSGAI." *Renewable and Sustainable Energy Reviews* 60 (2016): 784-794
- [89] Ahmadi, Pouria, and Ibrahim Dincer. "Exergoenvironmental analysis and optimization of a cogeneration plant system using Multimodal Genetic Algorithm (MGA)." *Energy* 35.12 (2010): 5161-5172

- [90] Chen, Shuangshuang, and Hongxing Rui. "A two-grid decoupled algorithm for fracture models." *Computers & Mathematics with Applications* 76.5 (2018): 1161-1173.
- [91] Kim, SooYong, and Valeri P. Kovalevsky. "Investigation of nonlinear numerical mathematical model of a multiple shaft gas turbine unit." *KSME international journal* 17.12 (2003): 2087-2098
- [92] Yang, Chao-Lung, and Nguyen Thi Phuong Quyen. "Data analysis framework of sequential clustering and classification using non-dominated sorting genetic algorithm." *Applied Soft Computing* 69 (2018): 704-718.
- [93] Zhe Sun, Raymond Chiong, Zheng-ping Hu, An extended dictionary representation approach with deep subspace learning for facial expression recognition. *Neurocomputing*, 2018, vol. 316, pp. 1-9.
- [94] Kishalay Mitra, Multiobjective optimization of an industrial grinding operation under uncertainty. *Chemical Engineering Science*, 2009, vol. 64, no. 23, pp. 5043-5056.
- [95] Siaw Ling Lo, Raymond Chiong, David Cornforth, An unsupervised multilingual approach for online social media topic identification. *Expert Systems with Applications*, 2017, vol. 81, pp. 282-298.
- [96] 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.
- [97] Kaino, Yusuke, and Masayuki Uchida. "Parametric estimation for a parabolic linear SPDE model based on discrete observations." *Journal of Statistical Planning and Inference* 211 (2021): 190-220
- [98] Nianci Lu, Lei Pan, Zhenxiang Liu, Kwang Y. Lee, Yajun Song, Paiyou Si, Dynamic modeling of thermal-supply system for two-by-one combined-cycle gas and steam turbine unit. *Fuel Processing Technology*, 2020, vol. 209, p. 106549.
- [99] 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.

- [100] 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.
- [101] Tosarkani, Babak Mohamadpour, and Saman Hassanzadeh Amin. "A robust optimization model for designing a wastewater treatment network under uncertainty: Multi-objective approach." *Computers & Industrial Engineering* 146 (2020): 106611.
- [102] Lei Chen, Biao Huang, Fei Liu, Multi-model approach to nonlinear system identification with unknown time delay. *IFAC Proceedings Volumes*, 2014, vol. 47, no.3, pp. 9388-9393.
- [103] Rick Hackney, Theoklis Nikolaidis, Alvisse Pellegrini, A method for modelling compressor bleed in gas turbine analysis software. *Applied Thermal Engineering*, 2020, vol. 172, p. 115087.
- [104] Ali Zribi, Mohamed Chtourou, Mohamed Djemel, Multiple model reduction approach using gap metric and stability margin for control nonlinear systems. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2017, vol. 15, pp. 267-273.
- [105] Areai Nuerlan, Pengfei Wang, Rizwan Uddin, Fuyu Zhao, A neural network based inverse system control strategy to decouple turbine power in multi-reactor and multi-turbine nuclear power plant. *Progress in Nuclear Energy*, 2020, vol. 129, p. 103500.
- [106] Sanaye, Sepehr, and Salahadin Hosseini. "Prediction of blade life cycle for an industrial gas turbine at off-design conditions by applying thermodynamics, turbo-machinery and artificial neural network models." *Energy Reports* 6 (2020): 1268-1285
- [107] Xiaotao Liu, Yang Shi, Daniela Constantinescu, Robust distributed model predictive control of constrained dynamically decoupled nonlinear systems: A contraction theory perspective. *Systems & Control Letters*, 2017, vol. 105, pp. 84-91.
- [108] Wiese A.P., Blom M.J., Manzie C., Kitchener A., Model reduction and MIMO model predictive control of gas turbine systems. *Control Engineering Practice*, 2015, vol. 45, pp. 194-206.
- [109] Dongyang Li, Weian Guo, Alexander Lerch, Yongmei Li, Lei Wang, Qidi Wu, An adaptive particle swarm optimizer with decoupled exploration and exploitation for large scale optimization. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2021, vol. 60, p. 100789.

- [110] Hafaifa, Ahmed, Mouloud Guemana, and Attia Daoudi. "Vibrations supervision in gas turbine based on parity space approach to increasing efficiency." *Journal of Vibration and Control* 21.8 (2015): 1622-1632
- [111] Afzal, Asif, and M. K. Ramis. "Multi-objective optimization of thermal performance in battery system using genetic and particle swarm algorithm combined with fuzzy logics." *Journal of Energy Storage* 32 (2020): 101815.
- [112] Kaiping Qu, Baomin Zheng, Tao Yu, Haofei Li, Convex decoupled-synergetic strategies for robust multi-objective power and gas flow considering power to gas. *Energy*, 2019, vol. 168, pp. 753-771.
- [113] Seyed Saleh Mohseni, Mohamad Javad Yazdanpanah, Abolfazl Ranjbar Noei, Model order reduction of nonlinear models based on decoupled multi-model via trajectory piecewise linearization. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2017, vol. 15, pp. 2088-2098.
- [114] Marshall Duvall, James B. Riggs, Peter Lee, Multi-model decoupled Generic Model Control. *Control Engineering Practice*, 2001, vol. 9, no. 5, pp. 471-481.
- [115] Syed Md Touhidul Mustafa, Jiri Nossent, Gert Ghysels, Marijke Huysmans, Integrated bayesian multi-model approach to quantify input, parameter and conceptual model structure uncertainty in groundwater modeling. *Environmental Modelling & Software*, 2020, vol. 126, p104654.
- [116] Guolian Hou, Linjuan Gong, Zhile Yang, Jianhua Zhang, Multi-objective economic model predictive control for gas turbine system based on quantum simultaneous whale optimization algorithm. *Energy Conversion and Management*, 2020, vol. 207, p. 112498.
- [117] Wang, Hongwei, and Lirong Xie. "Fuzzy modeling of non-uniformly sampling nonlinear systems based on clustering method and convergence analysis." *Journal of Systems Science and Complexity* 34.2 (2021): 502-519.
- [118] Zhang, XuWei, Hao Liu, and LiangPing Tu. "A modified particle swarm optimization for multimodal multi-objective optimization." *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 95 (2020): 103905.

- [119] Yuqiao Zheng , Lu Zhang , Yongxiang Pan, Zhe He, Multi objective structural optimization of a wind turbine tower. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)*, 2020, vol. 25, pp. 538-544.
- [120] Tolouei, H., and M. Aliyari Shoorehdeli. "Nonlinear parity approach to fault detection in nonlinear systems using unknown input observer." *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Electrical Engineering* 45.1 (2021): 321-333.
- [121] Vahid Nourani, Gozen Elkiran, Jazuli Abdullahi, Multi-step ahead modeling of reference evapotranspiration using a multi-model approach. *Journal of Hydrology*, 2020, vol. 581, p.124434.
- [122] Dongxin Huang, Jianguo Xu, Ruiyan Chen, Hua Meng, Large eddy simulations of turbulent combustion of kerosene-air in a dual swirl gas turbine model combustor at high pressures. *Fuel*, 2020, vol. 282, p. 11882015.
- [123] Mohamad Sadeq Karimi, Mehrdad Raisee, Saeed Salehi, Patrick Hendrick, Ahmad Nourbakhsh, Robust optimization of the NASA C3X gas turbine vane under uncertain operational conditions. *International Journal of Heat and Mass Transfer*, 2021, vol. 164, p. 120537.
- [124] Xinchun Wan, Chudong Tong, Shengjun Meng, Ting Lan, Dynamic process monitoring based on a time-serial multi-block modeling approach. *Journal of Process Control*, 2020, vol. 89, pp. 22-29.
- [125] Thi Tuyet Trang Chau, Pierre Ailliot, Valérie Monbet, An algorithm for non-parametric estimation in state–space models. *Computational Statistics & Data Analysis*, 2021, vol. 153, p. 107062.
- [126] Xiaohui Wang, Hao Zhang, Shengzhou Bai, Yuxian Yue, Design of agile satellite constellation based on hybrid-resampling particle swarm optimization method. *Acta Astronautica*, 2021, vol. 178, pp. 595-605.
- [127] Xue, Zhenkuang, and Shaoyuan Li. "Multi-model predictive control with local constraints based on model switching." *Journal of Control Theory and Applications* 3.2 (2005): 150-156.
- [128] Nath, Aneesh G., Sandeep S. Udmale, and Sanjay Kumar Singh. "Role of artificial intelligence in rotor fault diagnosis: a comprehensive review." *Artificial Intelligence Review* (2020): 1-60.

- [129] Kim, Tong Seop. "Model-based performance diagnostics of heavy-duty gas turbines using compressor map adaptation." *Applied energy* 212 (2018): 1345-1359.
- [130] Moshir Farahi M.M.,Ahmadi M., Dabir B., Model-based water-flooding optimization using multi-objective approach for efficient reservoir management. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2021, vol. 196, p. 107988.
- [131] Ghaniee Zarch, Majid, and Mahdi Aliyari Shoorehdeli. "Generalization of parity space to fault detection based on Takagi-Sugeno fuzzy models for non-linear dynamic systems." *Expert Systems* 35.1 (2018): e12228.
- [132] Maiying Zhong, Yang Song, Steven X. Ding, Parity space-based fault detection for linear discrete time-varying systems with unknown input. *Automatica*, 2015, vol. 59, pp. 120-126.
- [133] Cho, Sungwhan, and Jin Jiang. "A fault detection and isolation technique using nonlinear support vectors dichotomizing multi-class parity space residuals." *Journal of Process Control* 82 (2019): 31-43.
- [134] Bokor, József, and Zoltán Szabó. "Fault detection and isolation in nonlinear systems." *Annual Reviews in Control* 33.2 (2009): 113-123.
- [135] Zhao, Juan. "Fault detection for nonlinear systems based on parity space approach." *Proceedings of the 30th Chinese Control Conference*. IEEE, 2011.
- [136] Nguang, Sing Kiong, Ping Zhang, and Steven Ding. "Parity based fault estimation for nonlinear systems: an LMI approach." *2006 American Control Conference*. IEEE, 2006.
- [137] Zhang, Z., J. Hu, and H. Hu. "Parity space approach to fault detection based on fuzzy tree model." *Int. J. Adv. Comput. Technol.* 5.2 (2013): 657-665.
- [138] Chow, E. Y. E. Y., and Alan Willsky. "Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems." *IEEE Transactions on automatic control* 29.7 (1984): 603-614.
- [139] Luenberger, David. "An introduction to observers." *IEEE Transactions on automatic control* 16.6 (1971): 596-602.
- [140] Grouz, Faten, et al. "FDI based on an adaptive observer for current and speed sensors of PMSM drives." *Simulation Modelling Practice and Theory* 35 (2013): 34-49.
- [141] Jeong, Haedong, et al. "Fault detection and identification method using observer-based residuals." *Reliability Engineering & System Safety* 184 (2019): 27-40.