



## DOCTORAL THESIS

3rd Cycle Doctoral (D-LMD)

Presented by

**Hakim BAGUA**

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

Branch: Automatic

Specialty: Industrial Diagnostic

### Topic

**Diagnostic et commande floue tolérante aux défauts pour l'amélioration des facteurs d'efficacité d'une turbine à gaz**

Supported, on 09 /12/2020, before the jury composed of:

Full name	Grade	Institution of affiliation	Designation
Mr Kouider LAROUCI	MCA	University of Djelfa	President
Mr Ahmed HAFIFA	Professor	University of Djelfa	Supervisor
Mr Mouloud GUEMANA	MCA	University of Médéa	Co Supervisor
Mr Kamal MOHAMMEDI	Professor	University of Boumerdès	Examiner
Mr Abdelhalim TLEMCANI	Professor	University of Médéa	Examiner
Mr Imad MERZOUK	MCA	University of Djelfa	Examiner

University of Djelfa, 2020

## Dédicaces

---

*Je dédie mon travail de thèse à ma famille et à de nombreux amis,  
Un sentiment particulier de gratitude envers mes parents aimants, dont les mots d'encouragement et  
de ténacité résonnent dans mes oreilles.*

*Mes frères Makhoulouf, Ahmed, Walid et Saad n'ont jamais quitté mon côté et sont très spéciaux.  
Je dédie également cette thèse à ma femme et à mon adorable fils Mohamed Abdelwadoud qui  
m'ont soutenu tout au long du processus.*

*Je dédie ce travail et je remercie tout particulièrement tous ceux qui me donnent au moins des  
paroles encourageantes pour accomplir le travail de la thèse.*

**Hakim BAGUA**

Djelfa Décembre 2020

## 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.

Tout d'abord, je voudrais exprimer ma sincère gratitude à mon directeur de thèse, Monsieur le **Professeur Ahmed HAFIFA** d'avoir dirigé cette thèse avec ses grandes qualités tant sur le plan humain que scientifique, pour leur soutien continu pendant mes études de graduation et de formation doctorale. Je tiens également à remercier Monsieur **Dr Mouloud GUEMANA**, Maître de conférences à l'Université de Médéa pour avoir accepté d'être mon co-directeur de la thèse et pour ses conseils et ses orientations. Mes remerciements également à Monsieur **Abdellah KOUZOU, Professeur** à l'Université de Djelfa, pour ses conseils et sa motivation à notre égard lors de sa présence au Laboratoire LAADI et pour sa patience, il a été le père des doctorants de LAADI.

Tous mes remerciements également à Monsieur **Dr. Kouider LAROUSI**, 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 **Kamal MOHAMMEDI**, Professeur à l'Université de Boumerdès 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.

Un grand merci à tous mes collègues du Laboratoire d'Automatique Appliquée et de Diagnostic Industriel (LAADI) pour l'encouragement, les conseils et l'aide pendant la formation et le travail de thèse.

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.

**Hakim BAGUA**

Djelfa Décembre 2020

## ملخص

تعتمد المنشآت البترولية ومنشآت الغاز الحديثة أكثر فأكثر على عمليات التحكم المتقدمة للغاية، وذلك من أجل تلبية متطلبات الأداء العالية من حيث الإنتاجية والسلامة والبيئة. يهدف هذا العمل أساسا إلى تطوير نظام قوي للتشخيص والتحكم في الأخطاء لمراقبة وضبط قيم معلمات تشغيل التوربينات الغازية. تم تخصيص هذا العمل الخاص بالأطروحة لتطبيق إستراتيجية التحكم الضبابي المتسامح مع الأخطاء لتحسين عوامل الكفاءة لتوربينات الغاز الصناعية أحادية العمود، ومن ثم يتم استعمال تقنية التشخيص القائمة على النموذج، وتطبيقها على نموذج فضاء الحالة المحدد من بيانات التسجيل العملية الخاصة بالإدخال / الإخراج. يتم استخدام قياس متغيرات التوربين من أجل تنفيذ إستراتيجية التحكم مع إستراتيجية مراقبة الأخطاء والتشخيص، في جانب التحكم في تحمل الأخطاء في هذه الآلة الدوارة. يعتمد هذا الأمر على نهج المنطق الضبابي من النوع الأول والنوع الثاني، بهدف توفير مراقبة وتحكم من نوع اكتشاف وعزل أعطاب التوربينة قيد الدراسة.

## Résumé

Les installations pétrolières modernes s'appuient de plus en plus sur des procédés de contrôle très avancés, afin de réaliser des exigences de performances très élevés en qualité de productivité, sécurité et environnement. Le but de ce travail est le développement d'un système flou de diagnostic et commande robuste tolérante aux défauts pour la surveillance de paramètres de fonctionnement d'une turbine à gaz. Ce travail de thèse est consacré par l'application de la commande floue tolérante aux défauts pour améliorer des facteurs d'efficacité d'une turbine à gaz industrielle mono arbre. D'où, le processus du diagnostic à base de modèle est appliqué sur son modèle d'espace d'état identifié à partir des données opérationnelles d'entrée / sortie. La mesure des variables de turbine sont utilisées afin de mettre en oeuvre la stratégie de commande avec une stratégie de surveillance et de diagnostic de défauts, dans un aspect de commande tolérante aux défauts de cette machine tournante. Cette commande est basée sur une approche flous type-1 et type-2, dans le but de réaliser un observateur de type Luenberger pour le processus de détection et l'isolation du défaut de la turbine examinée.

## Abstract

Modern petroleum installations rely more and more on very advanced control processes, in order to meet very high performance requirements in terms of productivity, safety and the environment. The goal of this work is the development of a robust fault tolerant diagnostic and control system for monitoring gas turbine operating parameters. This thesis work is dedicated to the application of fault tolerant fuzzy control to improve efficiency factors of a single shaft industrial gas turbine. Hence, the model-based diagnostic process is applied to its state space model identified from operational input / output data. The measurement of the turbine variables are used in order to implement the control strategy with a fault monitoring and diagnostic strategy, in a fault tolerant control aspect of this rotating machine. This command is based on a type-1 and type-2 fuzzy approach, with the aim of providing a Luenberger-type observer for the process of detecting and isolating the fault of the turbine under examination.

## TABLE DES MATIÈRES

---

Liste des Figures .....	G
Liste des Tableaux .....	L
Liste des Travaux .....	M
Introduction Générale .....	12
<b>CHAPITRE I: Etat de l'art sur le diagnostic industriel avec commande tolérante aux défauts</b> .....	15
I.1. Introduction.....	16
I.2. Diagnostic et la commande tolérante aux défauts.....	16
I.2.1. Concept de diagnostic.....	18
I.3. Modélisation dynamique de système en présence des défauts .....	20
I.4. Processus du diagnostic.....	21
I.5. Observateurs de diagnostic .....	25
I.6. Méthodes de diagnostic sans modèle.....	27
I.7. Commande tolérante aux défauts.....	34
I.7.1. Définitions de base.....	35
I.8. Classification des méthodes de commande tolérante aux défauts.....	37
I.9. Conclusion.....	42
<b>CHAPITRE II: Systèmes d'inférences flous type-1 et type-2</b> .....	43
II.1. Introduction.....	44
II.2. Théorie des sous ensembles flous .....	44
II.3. Définitions et variables flous .....	47
II.4. Raisonnement en logique floue.....	48
II.5. Variables linguistiques.....	51
II.6. Théorie des sous ensembles flous type-2 .....	52
II.7. Systèmes flous de type-1 et type-2.....	56
II.7.4. Système d'inférence flou non singleton .....	62
II.7.5. Système flou type-2 de Sugeno.....	62
II.8. Modélisation par les méthodes basées sur le Clustering.....	64
II.9. Approches de commande floue type-1 et Type-2 .....	69
II.10. Conclusion.....	70

### **CHAPITRE III: Identification de variables de modèle de turbine à gaz avec une approche sous-espace**

<b>N4SID</b> .....	71
III.1. Introduction.....	72
III.2. Identification et représentation d'un système.....	73
III.2.1. Identification d'un système.....	73
III.2.2. Outils mathématiques pour l'identification .....	74
III.2.3. Préparation de données d'identification .....	75
III.3. Identification du modèle multi entrée multi sorti dans l'espace état .....	76
III.4. Algorithme N4SID d'identification.....	77
III.5. Représentation d'état .....	81
III.6. Résultats d'applications .....	85
III.7. Conclusion.....	97

### **CHAPITRE IV: Diagnostic et commande floue tolérante aux défauts appliquée à une turbine à gaz**

<b>mono arbre</b> .....	98
IV.1. Introduction.....	99
IV.2. Surveillance et scénario des défauts de turbine à gaz.....	99
IV.3. Analyse des performances de turbine à gaz .....	102
IV.4. Scénario des défauts de turbine à gaz examinée.....	108
IV.5. Surveillance à base des règles de contrôleur PI floue Type-1 / Type-2 .....	109
IV.6. Détection de défauts de turbine par l'observateur du Luenberger .....	116
IV.7. Conclusion.....	123
<b>Conclusion générale</b> .....	124
<b>Bibliographie</b> .....	127

## Liste des Figures

---

Figure I.1 : Représentation de types de défauts.....	18
Figure I.2 : Modélisation dynamique d'un système en boucle ouverte en présence des défauts.....	21
Figure I.3 : Schéma de diagnostic de défaut basé sur un modèle.....	22
Figure I.4 : Schéma du diagnostic de défaut par la redondance analytique.....	23
Figure I.5 : Schéma général du diagnostic utilisant le filtre du Kalman .....	24
Figure I.6 : Schéma du diagnostic de défaut par estimation paramétriques.....	25
Figure I.7 : Schéma de génération de résidus par observateurs.....	26
Figure I.8 : Observateurs pour la génération de résidus.....	26
Figure I.9: Génération des résidus par modèle flou.....	30
Figure I.10 : Modèle d'un neurone formel.....	30
Figure I.11 : Détection du défaut basé sur les réseaux de neurones artificiels.....	31
Figure I.12 : Système expert pour le diagnostic.....	33
Figure I.13 : Classification des méthodes du diagnostic industriel .....	34
Figure I.14 : Classification des méthodes de commande tolérante aux défauts .....	37
Figure I.15 : Commande tolérante aux défauts par l'approche passive.....	38
Figure I.16 : Commande tolérante aux défauts par l'approche active.....	39
Figure I.17 : Structure de commande adaptative .....	40
Figure II.1 : Fonction d'appartenance Gaussienne de type-1 .....	46
Figure II.2 : Fonction d'appartenance d'un projet .....	47
Figure II.3 : Structure d'une variable linguistique.....	51
Figure II.4 : Fonction d'appartenance Gaussienne de Type-2.....	54
Figure II.5 : Fonction d'appartenance Gaussienne de type-2 avec intervalle tridimensionnelle.....	54
Figure II.6 : Processus d'inférence du Mamdani utilisant les opérateurs Min et Max.....	58
Figure II.7 : Schéma bloc d'un système d'inférence flou de type-1.....	58
Figure II.8 : Schéma bloc d'un système d'inférence flou de type-2.....	59
Figure II.9: Système d'inférence flou type-2 visualisé comme une collection des systèmes d'inférence flou type-1 intégré .....	61
Figure III.1 : Représentation des variables d'un système .....	73
Figure III.2 : Procédure d'identification d'un système .....	74
Figure III.3 : Transformation du Householder .....	75
Figure III.4 : Projection oblique ou parallèle .....	75

Figure III.5 : Schéma générale de l'approche « N4SID » utilisé.....	78
Figure III.6 : Installation expérimentale de système turbine à gaz .....	86
Figure III.7 : Variation de la position d'aube de guidage d'admission (IGV) (%) .....	87
Figure III.8 : Variation de la position de vanne de carburant % .....	87
Figure III.9: Variation de la température d'air d'admission (C°).....	87
Figure III.10: Variation de la pression d'air d'admission (bar) .....	87
Figure III.11: Variation de la vitesse du rotor HP.....	88
Figure III.12: Variation de la température des gaz d'échappement.....	88
Figure III.13-III.26 : Résultats obtenus en utilisant l'identification N4SID.....	89
Figure IV. 1 : Structure de surveillance de turbine à gaz .....	101
Figure IV.2 : Comportement de la puissance du fluide du compresseur.....	102
Figure IV.3 : Couple du compresseur.....	103
Figure IV.4 : Vitesse d'entrée et de sortie du compresseur.....	103
Figure IV.5 : Puissance mécanique du compresseur.....	103
Figure IV.6 : Carte de surveillance du compresseur centrifuge .....	104
Figure IV.7 : Modèle blocs de turbine à gaz examinée .....	105
Figure IV.8: Entrées et sorties du système de commande de turbine à gaz.....	105
Figure IV.9: Système de commande de turbine à gaz .....	106
Figure IV.10: Efficacité isentropique et débit massique de turbine à gaz examinée.....	107
Figure IV.11 : Variation d'inertie de turbine à gaz examinée.....	107
Figure IV.12 : Efficacité isentropique et débit massique de turbine à gaz examinée .....	108
Figure IV.13 : Variations de température de chambre de combustion .....	108
Figure IV.14: Système de positionnement de la valve du carburant de turbine à gaz .....	110
Figure IV.15 : Configuration de commande de la position de valve de fuel.....	111
Figure IV.16 : Données expérimentales d'identification du système du positionneur de valve de fuel...	111
Figure IV.17: Structure de système de commandé à base de contrôleur flou PID .....	112
Figure IV.18 : Fonctions d'appartenance associée au contrôleur flou PI Type-1 .....	113
Figure IV.19 : Surface des règles floues Type-1.....	113
Figure IV.20: Fonctions d'appartenance associée au contrôleur flou PI Type-2.....	114
Figure IV.21 : Surface des règles floues Type-2.....	114
Figure IV.22: Poursuite de la position utilisant les deux approches de commande floue .....	115
Figure IV.23 : Signaux de commande floue type-1 et type-2.....	115

Figure IV.24: Poursuite de la position de valve du fuel à la référence réelle .....	116
Figure IV.25 : Variation de sortie du modèle linéaire de la vitesse rotation avec l'observateur .....	118
Figure IV.26 : Erreur de l'estimation avec la sortie de la vitesse en absence de défaut .....	118
Figure IV.27 : Sortie du modèle linéaire de température d'échappement avec observateur .....	119
Figure IV.28 : Erreur de l'estimation du l'observateur de température T5 en absence de défauts .....	119
Figure IV.29: Variation de résidu en cas de défaut turbine .....	121
Figure IV.30: Variation de résidu en cas de défaut d'un capteur thermocouple .....	121
Figure IV.31 : Poursuite de la vitesse rotation à la référence expérimentale .....	122
Figure IV.32 : Poursuite de la température de turbine à la référence expérimentale .....	122

### Liste des tableaux

---

Tableau IV.1: Différentes scénarios de défauts de turbine à gaz examinée .....	109
Tableau IV.2: Base des règles de contrôleur flou PI (Type-1/Type-2) .....	112
Tableau IV.3: Paramètres de contrôleur flou PI (Type-1/Type-2) utilisés.....	112
Table IV.4 : Performances des deux contrôleurs flous type-1 et type-2 .....	114

## Liste des Travaux

---

### Internationals Publications

- [1]. **Bagua, H.**, Hafaifa, A., Iratni, A., et al. Model Variables Model variables identification of a gas turbine using a subspace approach based on input/output data measurements. Control Theory Technol. (2020). <https://doi.org/10.1007/s11768-020-00005-z>
- [2]. **Hakim Bagua** and Ahmed Hafaifa and Abdellah Kouzou, Investigation on Wind Turbine Pitch Angle Control Using Interval Type-2 Fuzzy System. Journal of Resources, Energy, and Development, 2017, vol.14, no. 1, pp. 23-35 **URL:** [https://bookstore.teri.res.in/e\\_issue\\_text\\_1.php?oj\\_id=349&sector=852](https://bookstore.teri.res.in/e_issue_text_1.php?oj_id=349&sector=852)

### Internationals Conferences

- [1]. **Hakim Bagua**, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Stabilization and Control of a Reduced Linear MIMO Gas Turbine Model. The First International Conference on Materials, Environment, Mechanical and Industrial Systems ICMEMIS'19, University of Djelfa, Algeria, June 29-30, 2019. **URL:** <http://www.univ-djelfa.dz/icmemis19/>
- [2]. **Hakim Bagua**, Moulod Guemana, Ahmed Hafaifa and Ahmed Chaibet, Gas Turbine Monitoring using Fuzzy Control approaches: Comparison between Fuzzy Type 1 and 2. The International Conference on Applied Smart Systems ICASS'18, 24- 25 November 2018, Medea Algeria. **URL:** <http://www.univ-medea.dz/en/icass2018>
- [3]. **Hakim Bagua**, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Mourad Bachene, Gas turbine monitoring based on fuzzy type 1 and 2 for improving there control system availability. Second International Conference on Electrical Engineering ICEEB'2018, December 2-3 2018, Biskra, Algeria. **URL:** [www.univ-biskra.dz/iceeb18](http://www.univ-biskra.dz/iceeb18)
- [4]. Merouane Alaoui, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, **Hakim Bagua** and Kouzou Abdellah, Vibration monitoring of a gas turbine based on an automated diagnostic system: Solar TITAN 130 case study. Third International Conference on Electrical Engineering And Control Applications. ICEECA'17, November, 21-23, 2017, Constantine, Algeria. **URL:** <http://www.enp-constantine.dz/event/iceeca17/>
- [5]. **Hakim Bagua**, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, T-S Fuzzy modeling of an industrial gas turbine using fuzzy C-means algorithm based on experimental data. The 2nd International

Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics ICAAID2017, 16-17 September 2017, Djelfa, Algeria. **URL:** <http://www.univ-djelfa.dz/icaaid17>

- [6]. **Hakim Bagua**, Kouider Laroussi and Bachir Nail, Control of an Electric System based on Type-2 Fuzzy Logic: Stability Study. The 1st International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics (ICAAID 2015), Djelfa on 29-30 March 2015, Algeria. **URL:** <http://www.univ-djelfa.dz/icaaid>

### Internationals Workshops

- [1]. **Hakim Bagua**, Ahmed Hafaifa, Mourad Bachene, Mouloud Guemana, Salam Abudura, Malfunctions detection of a gas turbine using state observers for residues fault generation. The 2nd International Workshop on Signal Processing Applied to Rotating Machinery Diagnostics, SIGPROMD'2018, 29-30 April 2018, Djelfa, Algeria. **URL:** <https://www.univ-djelfa.dz/labo/laadi/sigpromd2018/>
- [2]. **Hakim Bagua**, Ahmed Hafaifa, Understanding stability limit of curved shaped crisps moving down a chute. Workshop: European Study Group With Industry 138, University of Bath, UK. **URL :** <https://esgi.org.uk/bath2018/>
- [3]. **Hakim Bagua**, Ahmed Hafaifa, Analyzing and Predicting Impact Created by Accidents on road Networks. Workshop: STUDY GROUP MATHEMATICS WITH INDUSTRY SWI 2017 workshop, Amsterdam Science Park, University of Amsterdam, Netherlands, from January 23 to 27, 2017. **URL:** <http://www.swi-wiskunde.nl/swi2017/download-our-proceedings/>
- [4]. **Hakim Bagua**, Modifying quickest flow problems to obtain realistic evacuation paths. Workshop: MODCLIM Modeling Clinic for Industrial Mathematics Workshop, University of Koblenz-Landau, Germany, from the 17th to the 21st of May, 2016. **URL:** <http://modclim.ulpgc.es/index.php/events>
- [5]. **Hakim Bagua**, Ahmed Hafaifa, Detection and Compensation of Vortex Induced Vibrations. Workshop in Modeling Clinic for Industrial Mathematics/ European Study Group With Industry ESGI112 7th Sep - 11th Sep 2015 Lappeenranta University of Technology, Finland. **URL:** <http://modclim.ulpgc.es/index.php/events>

## Introduction générale

---

Les installations pétrolières modernes s'appuient de plus en plus sur des procédés de contrôle très avancés, afin de réaliser des exigences de performances très élevés en qualité de productivité, sécurité et environnement. Le but de ce travail est le développement d'un système flou de diagnostic et commande robuste tolérante aux défauts pour la surveillance de paramètres de fonctionnement d'une turbine à gaz. Ce travail de thèse est consacré par l'application de la commande floue tolérante aux défauts pour améliorer des facteurs d'efficacité d'une turbine à gaz industrielle mono arbre. D'où, le processus du diagnostic à base de modèle est appliqué sur son modèle d'espace d'état identifié à partir des données opérationnelles d'entrée / sortie. La mesure des variables de turbine sont utilisées afin de mettre en oeuvre la stratégie de commande avec une stratégie de surveillance et de diagnostic de défauts, dans un aspect de commande tolérante aux défauts de cette machine tournante. Cette commande est basée sur une approche flous type-1 et type-2, dans le but de réaliser un observateur de type Luenberger pour le processus de détection et l'isolation du défaut de la turbine examinée.

Néanmoins, dans ces installations, l'élément essentiel qui est la turbine à gaz est cependant assujetti à des phénomènes d'instabilité non linéaires de natures différentes (vibrations, pompage et décrochage tournant), qui ne permettent pas son bon fonctionnement, où une action de commande conventionnelle reste insatisfaisante devant ces complexités. En effet, les conséquences d'un défaut de fonctionnement dans un composant d'une turbine à gaz, dans une station de transport du gaz, peuvent être catastrophiques financièrement et humainement. D'où la nécessité de développer des outils susceptibles d'améliorer les performances de contrôle et de supervision de ce type d'installation, tout en maintenant un niveau de performances convenable, afin de tolérer les dysfonctionnements dans ces installations. Dans la littérature plusieurs solutions industrielles ont été proposées, la majorité de ces solutions consiste à éviter le fonctionnement de la turbine à gaz d'entrer dans l'instabilité, en gardant le point de fonctionnement à la limite de stabilité avec une certaine marge de sécurité.

Cependant, ces solutions ne donnent pas le rendement équilibré maximal pour ces types de machine. Donc, face à ces problèmes rencontrés en milieu des stations de transport des hydrocarbures, nous proposons dans ce travail de thèse l'utilisation de techniques floues pour le diagnostic de pannes dans ces types machines tournantes. Par le développement des approches de commandes tolérantes aux défauts, permettant la conservation et la maîtrise du comportement dynamique du système de turbine à gaz en présence d'un dysfonctionnement et de maintenir la stabilité de fonctionnement.

Le but de ce travail est le développement d'un système flou de diagnostic et commande robuste tolérante aux défauts pour la surveillance de paramètres de fonctionnement d'une turbine à gaz, basée sur des données réelle et sur le développement des modèles décrits par des multi-modèles linéaires flous pour l'amélioration des facteurs d'efficacité de système examiné, et de prévenir ces types d'installation en cas de défaillance ou d'accident en temps réel.

Donc, le problème de diagnostic des systèmes non linéaires reste toujours largement ouvert pour des futures recherches scientifiques. Récemment, Saeed Amirkhani et al. dans [140] ont proposés une approche de diagnostic de défaut robuste appliquée aux systèmes non linéaire d'une turbine à gaz de centrale utilisant les techniques de seuil adaptatif, Zhikui Chen et al. dans [171] ont proposé un modèle de calcul hybride pour l'apprentissage des fonctionnalités pour la détection de pannes dans les systèmes complexes. Aussi, Adel Alblawi dans [5] et Hadi Shahnazari dans [53] ont proposés une approche de diagnostic de défaillance basée sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels et récurrents appliquée aux systèmes non linéaires. En effet, le problème de la détection et de la localisation des défauts dans les systèmes industriels intéressent de plus en plus de chercheurs et a fait l'objet de très nombreux résultats et travaux de recherche ces dernières années. Cependant, il existe des approches par sous modèles et par modèle de défaillances pour la détection et l'isolation de défaut pour les systèmes non linéaires complexes. Dans ce cadre, cette thèse est composée de quatre chapitres organisés de la façon suivante :

Le **premier chapitre** est consacré sur une synthèse de l'état de l'art sur le diagnostic industriel et la commande tolérante aux défauts, par la présentation des terminologies de diagnostic des défauts et de citer les différents méthodes de diagnostic industriel, à base du modèle et sans modèle. En effet, le coût de mise en œuvre et de maintenance d'un système de contrôle tolérant aux défauts peut être significativement plus élevé que celle d'un système de contrôle traditionnel dans les installations industrielles complexes. Par conséquent, historiquement, l'utilisation d'un système de commande tolérant aux défauts était justifiée et utilisée pour plusieurs applications industrielles, dans le but d'assurer la sécurité et la surveillance de ces systèmes en temps réel. Dans ce chapitre, les méthodes de génération des résidus utilisés pour la détection et l'isolement des défauts, qui peuvent apparaître dans un système industriel seront présenter, puis on expose une description de la commande tolérante aux défauts avec ses deux approches passive et active, en vue de son mise en application par la suite dans cette thèse, pour le diagnostic et la commande d'une turbine à gaz.

Le **deuxième chapitre** est consacré à la présentation des ensembles et les systèmes flous de type-1 et type-2, une description de la modélisation floue par le modèle Takagi-Sugeno avec un exemple illustratif,

et enfin, une étude théorique et pratique entre les deux approches de commande floue type-1 et type-2. Ce chapitre décrit le concept de base de la logique floue, l'utilisation de concept de la logique floue pour l'identification des systèmes, nous présenterons les exigences et les contraintes sur le modèle développé à base de concept flou. Dans le but d'utiliser ce concept par la suite de ce travail de thèse pour l'identification de variables de turbine à gaz, sujet d'application dans le troisième chapitre de ce travail. En effet, les systèmes flous utilisent des systèmes d'inférence floue de type 1 ou de type 2. D'où, un système d'inférence floue de type-1 ne peut pas gérer pleinement le niveau d'incertitude inhérent au système de turbine à gaz, la raison en est qu'une fois que les fonctions d'appartenance d'un système d'inférence de type-2 sont choisis, l'incertitude disparaît, gèrent mieux les incertitudes dans cette application dédiée au turbine à gaz.

Le **troisième chapitre** est destiné à l'identification d'un modèle d'états d'une turbine à gaz utilisé dans le transport du gaz, utilisant une approche sous espace d'état pour l'identification de modèle de cette turbine. Cette méthode permet de fournir une représentation d'état du modèle fiable et robuste avec sans exploitation en commande pour sa finalité de surveillance et la supervision de cette machine. Le modèle adopté pour chaque variable de modèle de turbine est établi, afin que les matrices d'états associés au modèle de la turbine à gaz seront déterminés. La comparaison des résultats d'identification obtenus avec ceux de fonctionnement réelle de turbine examinée permet de valider le modèle proposé dans ce travail. Cette méthode Numerical algorithm for Subspace IDentification est riche en termes d'information et plus précise en termes d'erreur résiduelle de modélisation, exprime une très bonne confiance sur la dynamique de turbine identifiée. D'où, les tests de contrôlabilité et d'observabilité du fonctionnement de turbine pour différents variables d'entrée / sortie a permis de validé la stabilité de fonctionnement de la turbine en temps réel.

Le **quatrième chapitre** est consacré par l'application de la commande floue tolérante aux défauts pour améliorer des facteurs d'efficacité d'une turbine à gaz industrielle mono arbre. D'où, le processus du diagnostic à base de modèle est appliqué sur son modèle d'espace d'état identifié à partir des données opérationnelles d'entrée / sortie. La mesure des variables de turbine sont utilisées afin de mettre en oeuvre la stratégie de commande avec une stratégie de surveillance et de diagnostic de défauts, dans un aspect de commande tolérante aux défauts de cette machine tournante. Cette commande est basée sur une approche flous type-1 et type-2, dans le but de réaliser un observateur de type Luenberger pour le processus de détection et l'isolation du défaut de la turbine examinée.

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

# CHAPITRE I

## ETAT DE L'ART SUR LE DIAGNOSTIC INDUSTRIEL AVEC COMMANDE TOLERANTE AUX DEFAUTS

---

Ce chapitre est consacré sur une synthèse de l'état de l'art sur le diagnostic industriel et la commande tolérante aux défauts, par la présentation des terminologies de diagnostic des défauts et de citer les différents méthodes de diagnostic industriel, à base du modèle et sans modèle. En effet, le coût de mise en œuvre et de maintenance d'un système de contrôle tolérant aux défauts peut être significativement plus élevé que celle d'un système de contrôle traditionnel dans les installations industrielles complexes. Par conséquent, historiquement, l'utilisation d'un système de commande tolérant aux défauts était justifiée et utilisée pour plusieurs applications industrielles, dans le but d'assurer la sécurité et la surveillance de ces systèmes en temps réel. Dans ce chapitre, les méthodes de génération des résidus utilisés pour la détection et l'isolement des défauts, qui peuvent apparaître dans un système industriel seront présenter, puis on expose une description de la commande tolérante aux défauts avec ses deux approches passive et active, en vue de son mise en application par la suite dans cette thèse, pour le diagnostic et la commande d'une turbine à gaz.

## **I.1. Introduction**

Le bon fonctionnement des processus industriels nécessite des systèmes de surveillance et de détection des défauts toujours plus fiable, afin d'améliorer la disponibilité, la sécurité et la rentabilité de ce système. Par conséquent, le but principal d'une commande tolérante aux défauts est d'annuler automatiquement les effets négatifs d'un défaut de composant de système. D'où, ces défauts eux mêmes peuvent définir un grand nombre d'événements affectant l'un des composants de structure de commande. En pratique, la fiabilité, la sécurité d'exploitation et de protection de l'environnement revêtent une importance majeure, en particulier pour les systèmes critiques pour la sécurité tels que les usines chimiques, les réacteurs nucléaires, les engins spatiaux, les avions, les systèmes bancaires informatisés et les systèmes de transport à grande vitesse. En cas de défaillance, les conséquences peuvent être extrêmement graves en termes de mortalité humaine, d'impact environnement et de perte économique. Il existe donc un besoin croissant de supervision en ligne et de diagnostic des défauts pour accroître la fiabilité de tels systèmes critiques pour la sécurité [106]. Par conséquent, les premières indications sur les défauts en cours peuvent aider à éviter les défauts du système, les avortements de mission et les catastrophes [12, 14, 41].

Afin de répondre aux exigences sans cesse croissantes en matière de production et de qualité des produits, ainsi que d'opérations économiques et écologiques, la demande croissante de fiabilité, de disponibilité et de la sécurité dans les processus industriels au cours des deux dernières décennies a attiré une attention croissante sur le problème de la détection et de l'isolation de défauts (Fault Detection and Isolation ; FDI), mais seules quelques études récentes ont été consacrées au problème de commande tolérante aux défauts (Fault Tolerant Control ; FTC) [10]. Les systèmes de commande modernes deviennent de plus en plus complexes et les algorithmes de contrôle de plus en plus sophistiqués [13]. Par conséquent, la commande tolérante aux défauts peut être motivée par différents objectifs en fonction de la prise en compte insuffisante de l'application. Donc, l'objectif de ce chapitre est de présenter les méthodes de génération des résidus de détection de défaillances de système industriel et d'exposer les différentes stratégies de commande tolérante aux défauts passive et active, en vue de son application par la suite dans cette thèse, pour le diagnostic et la commande tolérante aux défauts d'une turbine à gaz.

## **I.2. Diagnostic et la commande tolérante aux défauts**

Dans plusieurs travaux scientifiques et industriels, les problèmes liés au défaut de fonctionnement de système, sont traité avec des approches de diagnostic ou avec l'utilisation des stratégies de commande

tolérante aux défauts. Dans ces approches de commande tolérante aux défauts la commande de système est reconfigurable avec un objectif principal qui est de fournir toutes les informations disponibles sur l'occurrence de défaut. Il y a deux étapes principales dans le processus de diagnostic; La première étape consiste à détecter la présence de défaut, c'est-à-dire alerter sur l'existence d'un défaut, puis l'étape de localisation de défaut et la dernière étape consiste à isoler ce défaut. Alternativement, on peut signifier l'identification de défaut, comme une information qualitative déterminée par le mécanisme de diagnostic.

En effet, le problème de détection et d'isolation de défauts a été également pris en compte pour les systèmes non linéaires soumis à actionneur et les défauts des capteurs, y compris les approches qui utilisent des méthodes basées sur les données et ceux qui généralisent le problème pour gérer les systèmes hybrides [1, 15, 73]. Cependant, dans certains cas, comme avec le processus de turbine à gaz considéré, la structure du système de diagnostic ne permet pas d'isoler tous scénarios de défaillances possibles. C'est pour cela, on propose dans ce travail de thèse l'ajout de la stratégie de commande tolérante aux défauts pour ce type de système. Motivé par ces considérations, ce chapitre présente le mécanisme de processus de diagnostic avec une commande tolérante aux défauts.

En effet, les composants des systèmes peuvent échouer en raison de divers facteurs, tels que l'usure, les conditions défavorables, les accidents ou les attaques ciblées. Des défauts ou des attaques peuvent se manifester dans l'installation (modification de la dynamique du système), dans des capteurs (fournissant des mesures d'état incorrectes) ou des actionneurs (application d'entrées incorrectes). Cela peut gravement affecter le fonctionnement du système, à moins que vous n'ayez pris soin de concevoir une tolérance de panne dans le système. La surveillance des processus, le diagnostic et la commande tolérante aux défauts font un sujet de recherche récent dans la théorie du contrôle, de nombreux chercheurs ont déjà évoqué l'idée de contrôler un système s'écartant de ses conditions nominales de fonctionnement [16]. Alors, les problèmes à résoudre lors de la conception d'un système de commande tolérant aux pannes sont très différents. Tout d'abord, il existe un très grand nombre de défauts potentiels, et donc de comportement. Deuxièmement, la présence d'un défaut peut amener le système à s'éloigner de ses conditions de fonctionnement habituelles et peut entraîner un changement spectaculaire du comportement du système. C'est toujours un changement rapide et le temps d'hébergement requis est assez court. De plus, la pièce défectueuse doit être correctement séparée pour pouvoir répondre efficacement, ce qui est un problème relativement difficile dans le cas des systèmes en boucle fermée. Enfin, il faut dire que les systèmes de commande tolérante aux défauts sont des problèmes multi variables, avec un couplage fort entre les différentes variables.

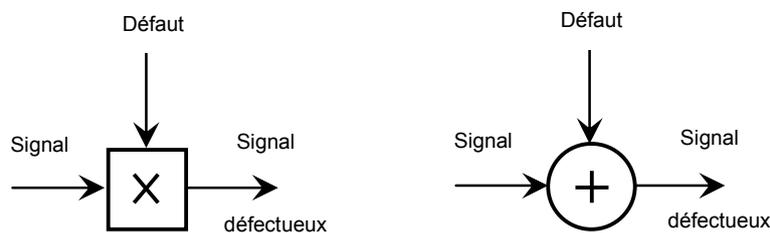
### 1.2.1. Concept de diagnostic

La principale caractéristique des systèmes de commande tolérante aux défauts (active ou passive) est l'inclusion de la détection des défauts et son isolation avec contrôleurs reconfigurables [50, 72, 85, 86, 101, 108]. La plupart des travaux de conception [54, 56, 61, 112, 120, 133] sont réalisés en supposant la disponibilité de détection de défauts approprié aux systèmes, qui fonctionne comme un outil de diagnostic pour fournir des informations sur les défauts pour la reconfiguration de contrôleur. En particulier, cette thèse se concentre sur la conception de la commande tolérante aux défauts appliquée à un système de turbine à gaz avec des défauts, ainsi que les perturbations de l'environnement extérieur de fonctionnement de cette machine tournante. Pour cela, les concepts liés au diagnostic de défauts avec le concept de la commande tolérante aux défauts seront présentés dans cette partie de thèse.

#### 1.2.1.1. Défauts

Un défaut est un type de dysfonctionnement ou de dégradation de l'installation pouvant entraîner une réduction des performances ou une perte des fonctions importantes, nuisant à la sécurité [15, 49]. Un défaut doit être compris comme un changement inattendu de la fonction du système, comme il est représenté sur la Figure I.1, bien qu'il puisse ne pas représenter une défaillance ou une panne physique [119]. Le défaut peut être défini comme un écart non permis d'au moins une propriété ou d'un paramètre caractéristique du système par rapport au comportement nominal [26, 28].

Généralement, un défaut peut être défini comme un écart inattendu d'au moins une propriété caractéristique, appelée la caractéristique du système, par rapport à l'état normal qui tend à dégrader les performances globales d'un système et conduit à un comportement indésirable mais toujours tolérable du système [121].



**Figure I.1 : Représentation de types de défauts**

Généralement les défauts dans les systèmes de commande technique automatique peuvent se produire dans les capteurs, les actionneurs, les composants du système eux-mêmes ou dans le matériel ou les logiciels de l'équipement de contrôle. Les défauts des composants peuvent évoluer vers une défaillance

au niveau du système. La boucle fermée peut facilement amplifier l'effet. La boucle fermée peut également empêcher l'observation d'un défaut naissant jusqu'à ce qu'une situation soit atteinte dans laquelle une défaillance de l'ensemble du système est inévitable [28]. Les défauts peuvent être classés comme suite [15, 26, 92] :

#### **I.2.1.2. Défauts de capteurs**

Ce sont des défauts apparaissant dans les appareils de mesure. Ils sont souvent décrits comme des défauts additifs. Il existe cependant des situations où une description multiplicative est préférable. Un défaut partiel de capteur produit un signal plus ou moins adéquat avec la vraie valeur de la variable à mesurer, un capteur totalement défectueux donne une information qui ne correspond pas du tout à la vraie valeur de la variable à mesurer.

#### **I.2.1.3. Défauts de système**

Ce sont des défauts qui apparaissent dans les composants du système lui-même, c'est-à-dire des défauts qui ne peuvent pas être classifiés ni parmi les défauts capteurs, ni parmi les défauts actionneurs. Ils représentent des changements dans les paramètres du système, ce qui induit un changement du comportement dynamique de ce dernier. Les défauts survenant par exemple dans les vannes sont des défauts de l'actionneur et peuvent être décrites de la même manière que les défauts du capteur décrits ci-dessus.

#### **I.2.1.4. Défauts d'actionneurs**

Les défauts actionneurs agissent au niveau de la partie opérative du système de commande et détruisent le signal d'entrée (conduisent à une perte partielle ou totale le signal d'entrée). Une partie du système devient non commandable et de nouveaux actionneurs doivent être utilisés. Ces défauts peuvent causer une perte totale ou partielle de l'actionneur.

#### **I.2.1.5. Arbres de défauts**

Un schéma arbre de défauts suit une structure de haut en bas et représente un modèle graphique des voies dans un système qui peut conduire à un événement de perte prévisible, indésirable (ou l'échec). Les chemins connectent les événements et conditions contributifs à l'aide de symboles logiques standard. Les symboles ET et OU (portes) sont les deux portes les plus utilisées dans un arbre de défauts [44, 62, 97, 151, 168].

### 1.2.1.6. Diagraphes

Le Diagraphes est un graphe ou un ensemble de nœuds reliés par des arêtes, où les arêtes ont une direction qui leur est associée. Les arcs dirigés mènent des nœuds «cause» aux nœuds «effet». Cette méthode a été utilisée dans plusieurs travaux [15, 26, 35]. Chaque nœud du diagramme signé correspond à la déviation par rapport à l'état stationnaire d'une variable.

### 1.3. Modélisation dynamique de système en présence des défauts

Considérons un système dynamique en boucle ouverte séparé en trois parties: actionneur (s), procédé dynamique et capteur (s) avec entrée  $u(t)$  et sortie mesurée  $y(t)$ , comme illustré à la Figure I.2. Dans le processus du diagnostic des défauts des systèmes dynamiques, il est important de modéliser tous les effets pouvant déclencher des alarmes ou de faux, alarmes. Des défauts peuvent survenir dans le ou les actionneurs, dans le ou les composants ou paramètres de la dynamique de l'installation et dans le ou les capteurs. Des erreurs de modélisation peuvent être introduites entre le système réel (actionneurs, dynamique de l'installation et capteurs) et son modèle mathématique. Enfin, il convient de prendre en compte le bruit du système (également appelé entrée inconnue) et le bruit de mesure afin d'éviter de déclencher de fausses alarmes.

Le système dynamique illustré à la Figure I.2 peut être décrit à l'aide des équations à état linéaire continu (I.1) et (I.2). Où  $x$  est le vecteur d'état,  $u$  est le vecteur d'entrée,  $y$  est le vecteur de sortie mesuré,  $d$  est le bruit ou un vecteur d'entrée inconnu,  $f$  est le vecteur de défaut et  $w$  est le vecteur d'erreur de modélisation. Le terme  $E_d$  modélise les entrées inconnues dans le ou les actionneurs et dans la dynamique de l'installation,  $K_f$  modélise l'actionneur et les composants ou paramètres, ainsi que  $R_w$ , modélise les erreurs de modélisation dans l'actionneur et dans le procédé. Le terme  $F_d$  modélise les entrées inconnues du ou des capteurs,  $Q_f$  modélise les défauts du ou des capteurs et  $S_w$  modélise les erreurs de modélisation du ou des capteurs.  $A$ ,  $B$  et  $C$  sont les matrices du système nominal, car les défauts qui sont principalement reflétés dans les modifications de  $A$ ,  $B$  et  $C$  sont considérés par  $d$ ,  $f$  et  $w$  associés au bon choix de  $E$ ,  $K$ ,  $R$ ,  $F$ ,  $Q$  et  $S$ .

$$\dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) + Ed(t) + Kf(t) + Rw(t) \quad (I.1)$$

$$y(t) = Cx(t) + Fd(t) + Qf(t) + Sw(t) \quad (I.2)$$

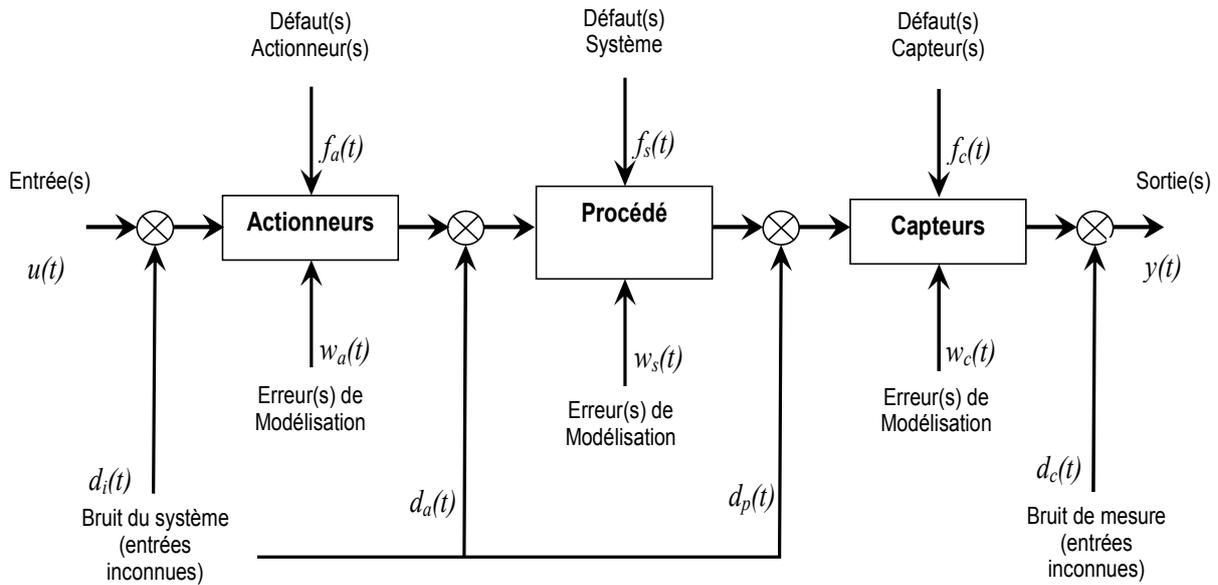


Figure I.2 : Modélisation dynamique d'un système en boucle ouverte en présence des défauts

#### I.4. Processus du diagnostic

Le diagnostic est la première étape des systèmes de commande tolérante de défauts, un système de surveillance qui est utilisé pour détecter les défauts et diagnostiquer leur localisation et leur signification dans un système est appelé système de diagnostic des défauts [9, 34, 79]. Un tel système comprend normalement les tâches suivantes [69, 70, 108]:

- Détection de défaut: consistant à déterminer si un défaut s'est produit ou non, c'est pour prendre une décision binaire, que quelque chose ne va pas bien ou que tout va bien,
- Isolation de défaut: consistant à déterminer l'élément défaillant du système, par exemple, quel capteur ou actionneur est devenu défectueux,
- Identification des défauts: pour estimer la taille et le type ou la nature du défaut

Cependant, les méthodes de diagnostic peuvent être divisées en deux classes [26] :

##### I.4.1. Méthodes du diagnostic à base d'un modèle

Les méthodes de diagnostic de défauts à base d'un modèle déploient généralement un modèle développé sur la base d'une compréhension fondamentale de la physique de système ou du processus [12, 43, 68, 136]. En général, les méthodes de diagnostic des défauts basées sur un modèle sont généralement classées comme qualitatives ou quantitatives [11, 58, 59, 90].

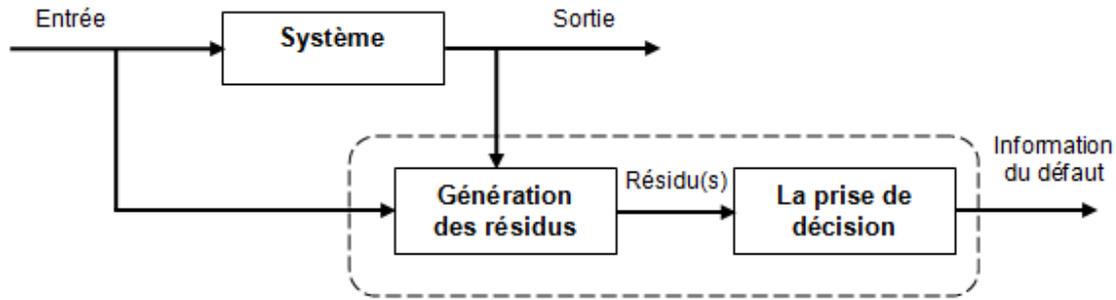


Figure I.3 : Schéma de diagnostic de défaut basé sur un modèle

#### I.4.2. Méthodes qualitatives

Les méthodes qualitatives de diagnostic des défauts fondées sur un modèle utilisent un modèle dans lequel la relation entrée-sortie de l'installation est exprimée en termes de fonctions qualitatives gérées autour de différentes unités du processus. Le diagnostic qualitatif des défauts basé sur un modèle est globalement classé dans la hiérarchie d'abstraction, les arbres de défauts, les diagraphies et les systèmes flous.

##### I.4.2.1. Méthodes à base de logique floue

La logique floue est utilisée dans le domaine du diagnostic des défauts, en particulier dans les domaines qualitatifs fondés sur des modèles et sur des données d'enregistrement de processus. Les travaux réalisés dans [8, 18, 22, 46, 97, 104, 111, 113, 114, 131, 132] ont utilisé l'application de la logique floue dans le domaine de diagnostic des défauts. D'où, les systèmes flous utilisent des termes linguistiques qualitatifs qui prennent en compte la nature imprécise des processus et des systèmes du monde réel. Ils permettent le traitement de processus modélisés de manière inadéquate ou non représentables mathématiquement; ils décrivent le comportement du processus en fonction des informations empiriques ou expérimentelles disponibles provenant de systèmes de capteurs et / ou d'opérateurs humains; ils peuvent faire face à des processus complexes non linéaires, multivariables et cadencés sans qu'il soit nécessaire de les définir en termes mathématiques précis.

#### I.4.3. Méthodes quantitatives

Les méthodes quantitatives de diagnostic des pannes reposant sur un modèle utilisent un modèle dans lequel la relation entrée-sortie de l'installation est exprimée en termes de fonctions mathématiques. Comme le montre la figure, le diagnostic quantitatif des fautes basé sur un modèle est globalement

classé en redondance analytique [10], espace de parité, filtre de Kalman [60], estimation de paramètre et observateurs de diagnostic [160].

#### I.4.3.1. Redondance analytique

La redondance analytique utilise un modèle mathématique du système étudié, très souvent, dans la littérature sur le diagnostic des défauts, la redondance analytique est appelée diagnostic de défaut basé sur un modèle. En utilisant la redondance analytique, le diagnostic de défaut est réalisé par comparaison directe entre les signaux mesurés (provenant du système réel) et les signaux générés (estimés à partir d'un modèle mathématique du processus). Comme mentionné précédemment, la différence entre les signaux mesurés et les signaux générés par le modèle mathématique constitue le résidu. Une logique de diagnostic est utilisée pour évaluer ce résidu et par conséquent pour décider si un signal d'alarme doit être signalé ou non. Un problème potentiel rencontré en utilisant la redondance analytique est une augmentation fausse alarme due au modèle mathématique pauvre du processus, comme il montré sur la Figure I.4, le bruit élevé du système et des erreurs de modélisation.

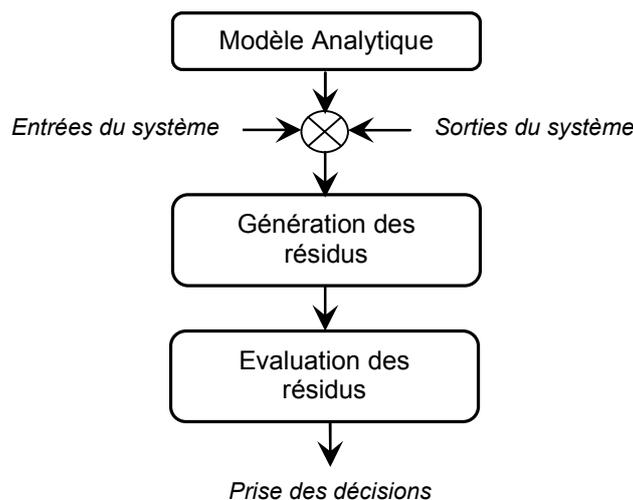


Figure I.4 : Schéma du diagnostic de défaut par la redondance analytique

#### I.4.3.2. Espace de parité

Le concept de base de l'approche de l'espace de parité, est de permettre la vérification appropriée de la parité (cohérence) des mesures de sortie d'entrée du système considéré [12]. En théorie, le résidu généré par la méthode de l'espace de parité est égal à zéro dans des conditions de fonctionnement en régime permanent. Cependant, les résidus ne sont pas nuls en raison du calcul du bruit d'entrée-sortie et du processus, de la modélisation des erreurs et des erreurs dans le système.

### I.4.3.3. Filtre de Kalman

Plusieurs travaux dans la littérature industrielle ont utilisé dans leur travaux le filtre du Kalman pour le diagnostic des défauts [3, 25, 85, 102, 143, 165]. En effet, le filtre de Kalman est utilisé pour concevoir un estimateur d'état avec une erreur d'estimation minimale [45, 81]. L'erreur de prédiction du filtre de Kalman peut être utilisée pour former un résidu de détection d'erreur. En particulier, le système est dans un état sans défaut si le résidu a une moyenne nulle et non nul si un défaut est présent. La Figure I.5 présente le schéma du principe de diagnostic par le filtre du Kalman. Dans cette figure, le filtre de Kalman prend la réponse de sortie du système, puis génère le résultat de l'estimation du bruit pour l'état actuel du système. Le bruit est ensuite introduit dans les blocs de génération de signature. La signature a sa propre valeur sans défaut et sa tolérance d'erreur unique. Enfin, l'évaluation est effectuée par le classificateur, utilisé comme comparateur pour détecter et localiser les défauts dans le système.

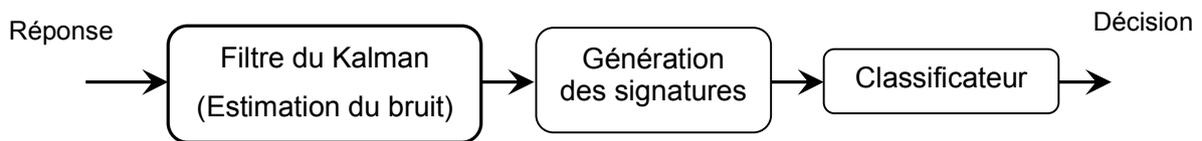
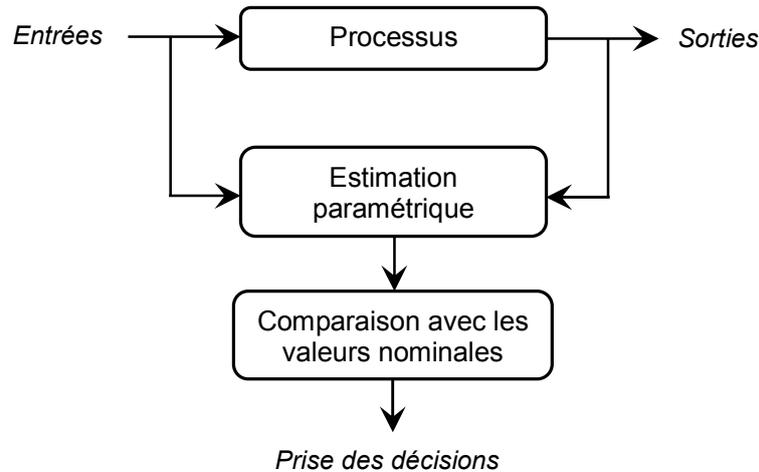


Figure I.5 : Schéma général du diagnostic utilisant le filtre du Kalman

### I.4.4. Estimation paramétriques de système

Dans certains cas, une erreur peut survenir en raison de modifications des paramètres du système (paramètre  $f_s$ , comme il y est indiqué dans la Figure I.2). Ceci peut être exprimé comme une modification de la vingtième ligne et du l'élément  $j^{\text{ème}}$  de la matrice A dans le système représenté par les équations de l'espace d'états. Si la structure de base du système est connue, les paramètres du système peuvent être déterminés à l'aide de méthodes d'estimation de paramètres en mesurant les signaux d'entrée et de sortie. La Figure I.6 présente le schéma de diagnostic par estimation paramétriques de système [67, 150].



**Figure I.6 : Schéma du diagnostic de défaut par estimation paramétriques**

### I.5. Observateurs de diagnostic

Dans la littérature sur le diagnostic industriel, on peut trouver différents types d'observateurs de diagnostic pour la génération de résidus, comme il est montré sur la Figure I.7. Les observateurs de diagnostic suivants sont très courants pour la génération des résidus :

- Génération de résidus utilisant une assignation de structure propre, cet observateur découple directement le résidu généré par la perturbation (perturbation ne peut pas être dissociée de l'estimation d'état),
- Génération de résidus à l'aide d'un observateur d'entrée inconnu (Unknown Input Output : UIO). Le principe de base de l'UIO est de rendre l'erreur d'estimation d'état découplée des entrées inconnues (perturbations),
- Génération de résidus à l'aide d'un filtre de détection d'erreur, le filtre de détection de défaut est un estimateur à état complet avec un choix spécial de la matrice de gain de retour,
- Génération de résidus par observateur bilinéaire, une classe spéciale de systèmes non linéaires peut être traitée à l'aide de modèles bilinéaires ou d'observateurs. Il existe deux approches principales dans la conception d'observateurs bilinéaires pour le diagnostic des fautes; la première approche utilise la méthode de Lyapunov, alors que la seconde approche est basée sur l'utilisation des techniques développées pour les observateurs linéaires inconnus d'entrée.

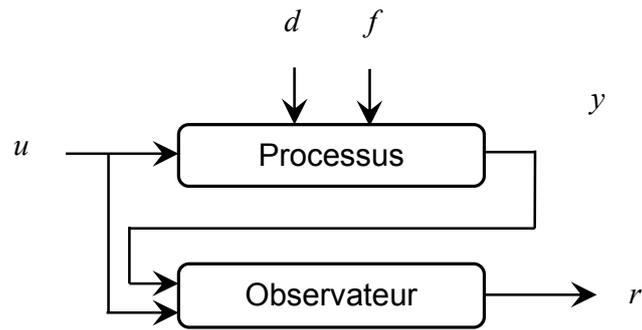


Figure I.7 : Schéma de génération de résidus par observateurs

### I.5.1. Observateur du Luenberger

La technique de l'observateur du Luenberger utilise un observateur classique conçu dans l'espace d'état [21, 36, 139, 142, 167]. Afin d'isoler de manière univoque un défaut concernant l'un des capteurs d'entrée ou de sortie, un banc d'observateurs dynamiques classiques est utilisé, comme il est montré sur la Figure I.8. Le nombre de ces observateurs est égal au nombre  $m$  de sorties de processus que chaque observateur est piloté par une seule sortie et toutes les entrées du système. Le modèle de l'observateur  $i$ -ème a la forme:

$$x^i(t+1) = Ax^i(t) + Bu(t) + K_i(y_i(t) - C_i x^i(t)) \quad (I.3)$$

où  $i$  désigne le numéro de l'observateur, le terme  $K_i$  doit être conçu pour que les valeurs propres stables de la matrice  $A - K_i C_i$  soient choisies convenablement à l'intérieur du cercle unitaire.

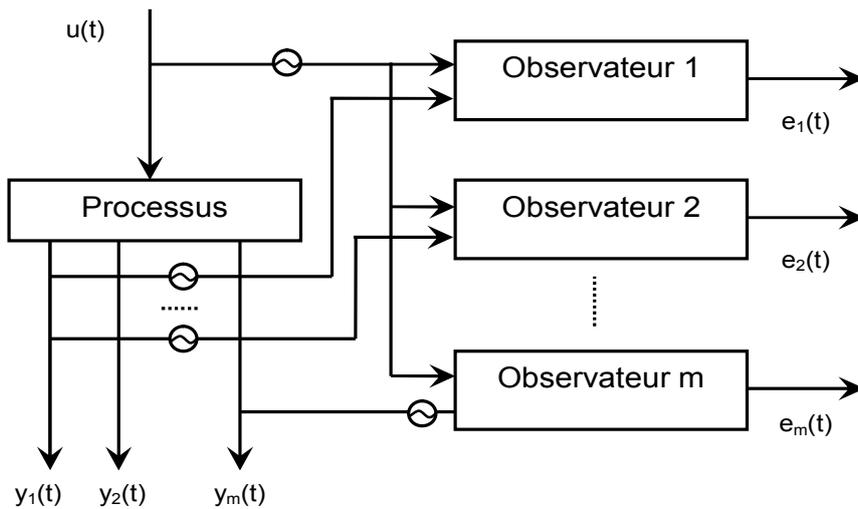


Figure I.8 : Observateurs pour la génération de résidus

### 1.5.2. Observateur d'entrée inconnue

Ce type d'observateurs traite des systèmes dynamiques linéaires invariants dans le temps avec un terme de perturbation inconnu additif [16]:

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + Bu(t) + Ed(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (1.4)$$

D'où :  $d(t) \in \mathfrak{R}^q$  est le vecteur d'entrée inconnue, et  $E$  est une matrice connue avec dimension appropriée. Comme est défini précédemment, un observateur d'entrée inconnue (UIO) pour le système décrit par l'équation (1.4) est un observateur que son vecteur d'erreur d'estimation d'état se rapproche asymptotiquement de zéro, indépendamment de la présence de l'expression d'entrée inconnue dans le système. Un observateur d'entrée inconnue (UIO) d'ordre complet est de la forme :

$$\begin{cases} z(t+1) = Fz(t) + TBu(t) + Sy(t) \\ \hat{x}(t) = z(t) + Hy(t) \end{cases} \quad (1.5)$$

où :  $z(t) \in \mathfrak{R}^n$  est le vecteur d'état de l'observateur d'entrée inconnue (UIO),  $\hat{x}(t)$  est le vecteur d'état estimé  $x(t)$ , tandis que  $F, T, H$  et  $S$  sont des matrices à concevoir pour réaliser le découplage d'entrée inconnue. L'erreur d'estimation d'état obtenue par l'observateur UIO est décrite par l'équation:

$$\begin{aligned} e_x(t+1) = & [A - HCA - S_1C]e_x(t) + [F - (A - HCA - S_1C)]z(t) \\ & + [S_2 - (A - HCA - S_1C)H]y(t) + [T - (I - HC)]Bu(t) + (HC - I)Ed(t) \end{aligned} \quad (1.6)$$

D'où :  $S_1$  et  $S_2$  sont des matrices conçues à fin de réaliser le découplage avec :  $S = S_1 + S_2$ ,  $e_x(t)$  approchera zéro asymptotiquement en choisissant les valeurs appropriées.

### 1.6. Méthodes de diagnostic sans modèle

Les méthodes sans modèle n'ont pas de modèle décrivant le comportement nominal du système et le comportement défectueux, on distingue deux catégories : les sont divisées en deux catégories : les méthodes utilisant les outils statistiques et les méthodes de reconnaissance des formes. Les outils statistiques établissent des tests sur les signaux d'acquisition et n'assurent que la fonction de détection de la défaillance, tandis que, les techniques de surveillance par reconnaissance de formes sont plus élaborées par rapport aux simples tests statistiques et sont capables de détecter et de diagnostiquer les défauts [111].

### **I.6.1. Diagnostic basé sur la redondance de matérielle**

La redondance matérielle est considérée comme approche traditionnelle du diagnostic des défauts qui utilise plusieurs capteurs et actionneurs afin de mesurer une variable d'intérêt particulière. Les équipements supplémentaires (capteurs et actionneurs), leur poids supplémentaire et leur coût de maintenance sont un inconvénient majeur de la redondance matérielle. De plus, l'espace supplémentaire nécessaire pour accueillir l'équipement rend la redondance matérielle une méthode impopulaire pour le diagnostic de défaut.

De plus, un matériel spécial peut être utilisé spécifiquement pour le diagnostic des défauts dans les systèmes dynamiques complexes. Un matériel spécial est généralement constitué de différents types de capteurs, utilisés pour mesurer des quantités telles que la température, la pression, le son ou les vibrations. Ensuite, une vérification des limites est effectuée pour détecter les erreurs dans le système considéré.

### **I.6.2. Diagnostic basé sur techniques de vote**

Dans les systèmes qui intègrent une redondance matérielle parallèle élevée, les techniques de vote sont souvent utilisées [75, 95, 104, 113]. Les méthodes de vote sont relativement simples à intégrer et sont principalement utiles pour la détection des défauts dans les instruments de dysfonctionnement mécanique. Prenons trois capteurs identiques qui mesurent la même variable pour expliquer le fonctionnement d'une technique de vote. Si l'un des trois signaux est sensiblement différent des deux autres, alors le signal particulier serait marqué comme défectueux. La différence dans chaque paire de capteurs au sein d'un groupe redondant entre les deux signaux indique un défaut [113].

### **I.6.3. Diagnostic basé sur vérification des limites**

À l'aide de la vérification des limites, les variables de processus sont mesurées et comparées aux limites connues de chaque variable. Généralement, la première étape consiste à établir le seuil des variables, puis à les comparer aux valeurs mesurées. Toute mesure ou comparaison entre le seuil connu et la valeur mesurée en dehors de la plage attendue indiquerait la présence d'un défaut. Un exemple simple est le cas d'un détecteur de fumée de maison où la sonnerie se déclenche lorsque la fumée dans la maison a atteint un seuil prédéfini.

### **I.6.4. Diagnostic basé sur analyse de fréquence**

L'analyse de fréquence des mesures planifiées peut être utilisée avec succès dans le diagnostic de pannes de systèmes dynamiques. La plupart des variables de l'installation présentent un spectre de

fréquence typique dans des conditions de fonctionnement normales. Tout écart par rapport à cela peut être interprété comme une anomalie. Certains types de défauts peuvent même avoir leur signature caractéristique dans le spectre, ce qui facilite leur isolation directe.

#### **1.6.5. Diagnostic basé sur historique de fonctionnement**

Dans la littérature sur le diagnostic industriel, on peut trouver un énorme chevauchement entre le diagnostic des défauts basé sur un modèle et le diagnostic des défauts basé sur un historique. Comme mentionné précédemment, les méthodes de diagnostic de défauts basées sur un modèle déploient généralement un modèle développé sur la base d'une compréhension fondamentale de la physique de l'installation ou du processus. Les méthodes de diagnostic des défauts basées sur l'historique ne déploient pas un modèle mathématique de la physique de l'installation ou du processus, mais un modèle dérivé de données de processus d'entrée et de sortie connues et mesurées. L'idée de base du diagnostic de défaut basé sur l'historique est de générer un modèle du processus, qui relie mathématiquement les entrées mesurées aux sorties mesurées, puis d'utiliser ce modèle par rapport au processus réel pour générer des résidus. En général, les méthodes de diagnostic des défauts basées sur l'historique sont généralement classées en logique floue, réseaux de neurones, le clustering, cartes auto-organisatrices, outils statistiques, systèmes d'experts et reconnaissance de formes [80, 116].

#### **1.6.6. Diagnostic basé le concept flou**

L'utilisation de la logique floue dans le domaine du diagnostic industriel basé sur un modèle a été mentionnée précédemment. La logique floue permettait d'élaborer un modèle du système, puis de l'utiliser comme observateur pour générer des résidus. La principale différence entre l'utilisation de la logique floue dans les diagnostics des défauts fondés sur un modèle et sur l'historique réside dans le type / méthode de génération de modèle / observateur flou. Dans le diagnostic de défauts basé sur un modèle, le modèle flou est généré avec une certaine connaissance du comportement du système, ce qui permet de construire la base de règles et de sélectionner le type et le nombre de fonctions d'appartenance pour chaque variable d'entrée / sortie. Dans le diagnostic des pannes basé sur l'historique, le modèle flou est généré à l'aide des données d'entrée / sortie observées. Avec les données d'observation en entrée / sortie, les techniques de classification peuvent être utilisées pour générer automatiquement un modèle flou [161, 162].

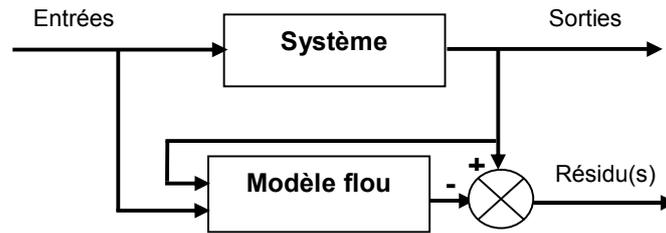


Figure I.9: Génération des résidus par modèle flou

### 1.6.7. Diagnostic basé le concept de réseaux de neurones

Les réseaux de neurones artificiels (RNA), connus par Artificial Neural Networks (ANN), conviennent principalement au diagnostic des défauts des systèmes dynamiques non linéaires. Les RNA peuvent être appliqué efficacement à la détection et à la classification des défauts car il s'agit d'une technique de programmation, capable de résoudre facilement les problèmes non linéaires. Ils sont largement acceptés et utilisés dans le problème de la détection et de la classification des défauts car la sortie du RNA est très rapide, fiable et précise en fonction de la formation, car son fonctionnement dépend d'une série d'opérations très simples [100, 116, 123, 153]. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) ont des caractéristiques intéressantes et attrayantes telles que l'apprentissage, l'organisation autonome et la possibilité de modéliser une grande classe de systèmes non linéaires. RNA peut apprendre un mappage entre un espace d'entrée et de sortie et former une mémoire associée qui récupère la sortie appropriée lorsqu'il est présenté avec une entrée invisible. Ils peuvent également généraliser pour produire une sortie lorsqu'ils sont présentés avec des entrées jamais vues auparavant. La Figure I.10 présente le modèle non linéaire d'un neurone formel.

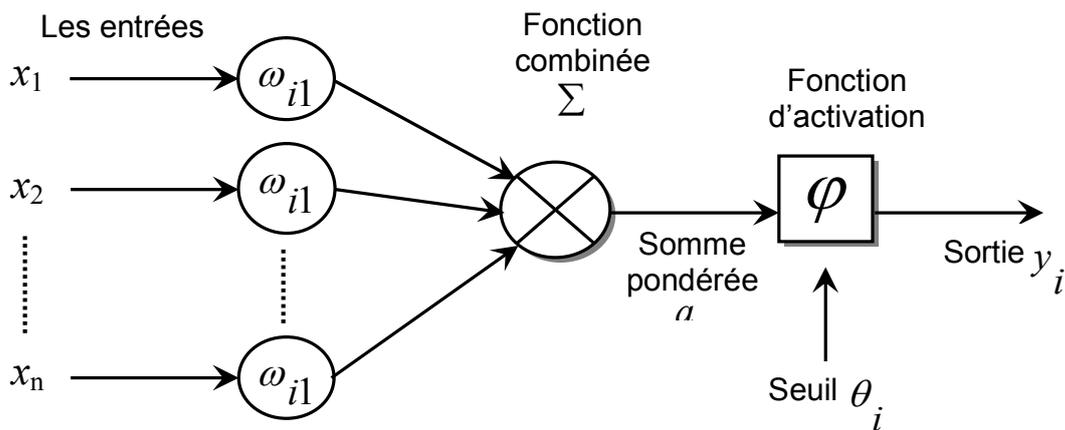


Figure I.10 : Modèle d'un neurone formel

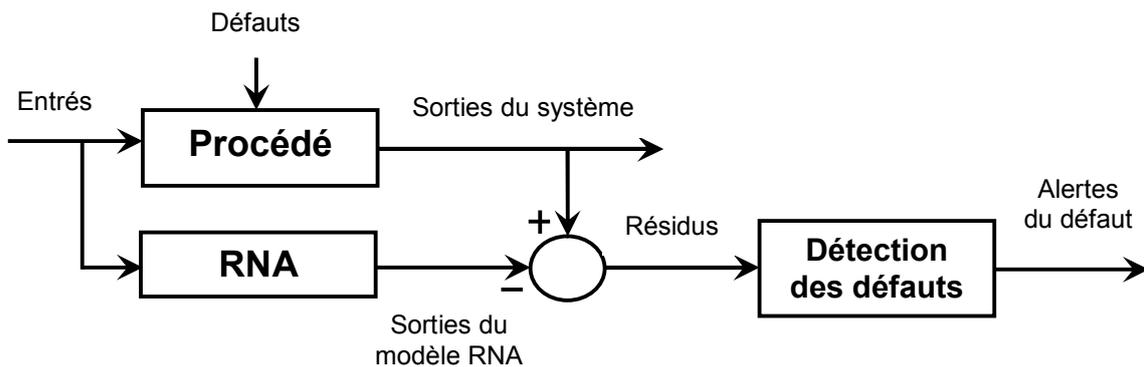
Le principe d'apprentissage pour minimiser l'erreur quadratique est donné par l'expression suivante:

$$E = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - y_i)^2 = \frac{1}{2} \sum_i (d_i - \sum \omega_{ij} x_j)^2 \quad (1.7)$$

La variation de chaque poids (i) est déterminée par une quantité (i) proportionnelle au gradient d'erreur donné par [118]:

$$\Delta \omega_{ij} = -\eta \frac{dE}{d\omega_{ij}} = \eta \sum_i (d_i - y_i) x_i \quad (1.8)$$

où:  $d_i$  est la sortie attendue (désirée) et  $y_i$  sortie calculée. Les calculs sont en principe effectués en parallèle, ce qui procure des avantages en termes de rapidité, et la programmation peut être effectuée en formant plutôt qu'en définissant des instructions explicites. Cette technique a été utilisée pour le diagnostic des défauts dans les travaux du [5, 7, 20, 53, 65, 82, 83, 103, 104, 114]. La Figure I.11 présente le schéma de détection des défauts par les RNA.



**Figure I.11 : Détection du défaut basé sur les réseaux de neurones artificiels**

Aussi, les cartes auto organisatrices qui sont des types particuliers de réseaux de neurones basés sur un apprentissage non supervisé sont utilisées largement dans les approches de diagnostic à base de réseaux de neurones artificiels. L'objectif principal des cartes auto organisatrices est de classer les vecteurs d'entrée en fonction de la façon dont ils sont regroupés dans l'espace d'entrée en apprenant à la fois la distribution et la topologie des vecteurs d'entrée sur lesquels ils sont formés [117].

### 1.6.8. Diagnostic basé le concept de clustering

Le clustering peut être une technique efficace pour faire face aux grands ensembles de données [57]. L'idée principale est de distiller des regroupements naturels de données à partir d'un grand ensemble de données permettant ainsi la représentation concise du comportement du système. En effet, cette

technique a été utilisée par plusieurs travaux [24, 71, 87, 88, 94, 111, 134, 135]. D'où, dans le diagnostic des défauts pour le système dynamique, la mise en cluster peut être utilisée pour générer un modèle servant d'observateur pour la génération résiduelle. C'est le cas où un observateur flou est considéré pour prédire les sorties du système.

#### **1.6.9. Diagnostic basé sur les outils statistiques**

Diverses outils statistiques sont utilisées pour développer les relations entre les entrées et les sorties d'un système considéré pour le diagnostic de défaut. Quelques exemples de méthodes statistiques comprennent la régression linéaire multiple et la régression polynomiale, analyse en composantes principales, moindres carrés partiels et la régression logistique. Ces méthodes sont généralement appelées méthodes statistiques boîte noire pour le diagnostic de défaut. Le diagnostic des défauts est un problème de classification et peut donc être intégré dans un cadre classique de reconnaissance de modèle statistique [113, 145, 165].

#### **1.6.10. Diagnostic basé sur l'utilisation de systèmes experts**

Les systèmes experts sont des applications informatiques utilisées pour déployer les connaissances, les connaissances et / ou les conseils d'une personne possédant une expertise dans un domaine donné. L'acquisition des connaissances, le choix de la représentation des connaissances, le codage des connaissances dans une base de connaissances, l'élaboration de procédures d'inférence pour le raisonnement diagnostique et le développement d'interfaces entrée-sortie sont les principales composantes du développement du système expert. Les travaux réalisés dans [51, 91, 118, 138, 163] ont été les systèmes experts dans l'application de diagnostic du défaut. Certains des avantages du développement de systèmes experts pour la résolution de problèmes de diagnostic sont la facilité de développement, le raisonnement transparent, la capacité de raisonner dans l'incertitude et la capacité de fournir des explications pour les solutions fournies. Les principales faiblesses sont qu'elles sont très spécifiques à un système, peuvent échouer lamentablement au-delà des limites des connaissances qu'ils contiennent et sont difficiles à mettre à jour ou à modifier.

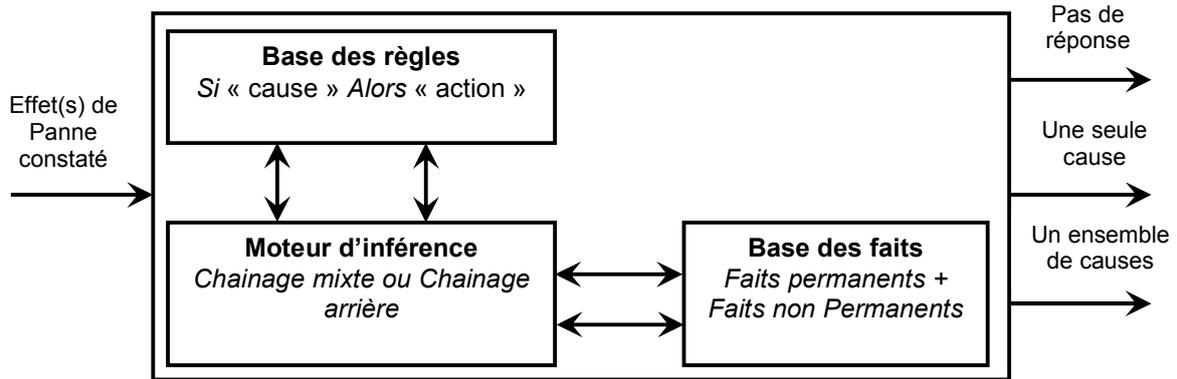


Figure I.12 : Système expert pour le diagnostic

### I.6.11. Diagnostic basé sur la reconnaissance de formes

Dans la reconnaissance des formes (ou classification) on essaie d'attribuer une étiquette de classe à un objet, à un processus physique ou à un événement. La reconnaissance de plaque d'immatriculation est un bon exemple de reconnaissance de motif [28, 35, 55]. Dans un détecteur de vitesse, les capteurs sont un détecteur de vitesse radar et une caméra haute résolution, placés dans une boîte à côté d'une route. Lorsque le radar détecte une voiture qui approche à grande vitesse, la caméra reçoit un signal pour acquérir une image de la voiture. Le système doit être capable de reconnaître la plaque d'immatriculation, de sorte que le conducteur de la voiture puisse être condamné à une amende pour violation de la vitesse. Le système doit également être robuste aux différences de modèle de voiture, d'éclairage et de conditions météorologiques. Détection des défauts des systèmes dynamiques en utilisant la reconnaissance des formes est réalisé intègre une approche similaire.

**Comme synthèse sur les méthodes de diagnostic, la Figure I.13 montre les différentes classifications de ces méthodes du diagnostic industriel.**

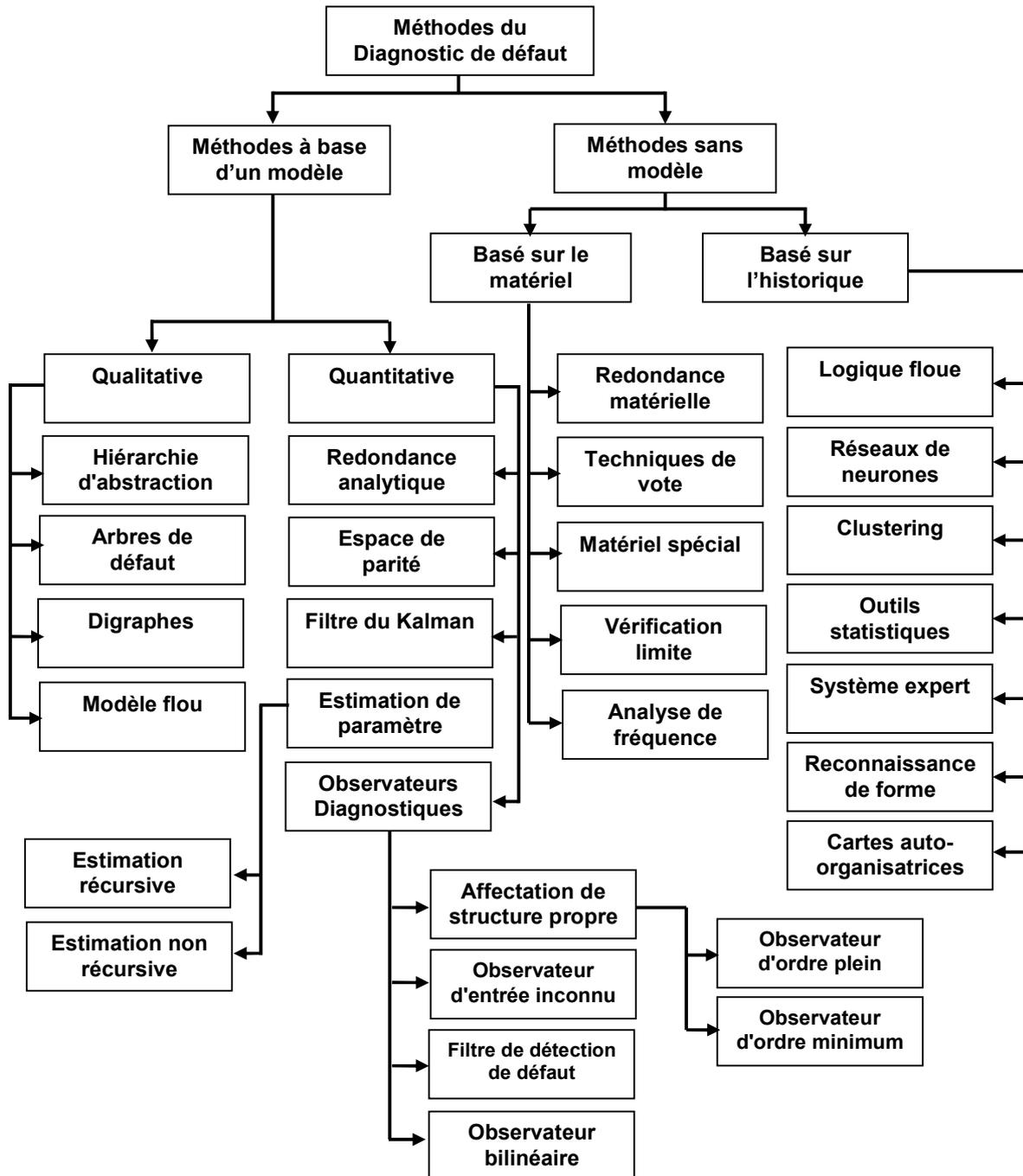


Figure I.13 : Classification des méthodes du diagnostic industriel

### 1.7. Commande tolérante aux défauts

La commande tolérante aux défauts vise une dégradation gracieuse du comportement des systèmes automatisés en cas de défaut. Il répond à la demande industrielle d'une disponibilité et d'une sécurité

accrues, contrairement aux réactions traditionnelles aux pannes qui provoquent des arrêts brutaux et une perte de disponibilité.

Le but de la commande tolérante aux défauts est de permettre au système de se dégrader ou de continuer à fonctionner normalement en cas de pannes et d'empêcher les défauts de se propager à d'autres parties du système [116]. Un système de commande tolérante des défauts est conçu pour conserver une partie de son intégrité de contrôle en cas d'ensemble spécifié de défauts possibles des composants ou de modifications importantes des conditions de fonctionnement du système qui ressemblent à ces défauts [109, 111]. Cela ne peut être fait que si le système de contrôle a intégré un élément de reconfiguration automatique, une fois qu'un dysfonctionnement a été détecté et isolé. Le diagnostic de défauts joue un rôle important dans la commande tolérante des défauts, car avant toute reconfiguration de la loi de commande, le défaut doit être détecté de manière fiable, isolée et les informations doivent être transmises à un mécanisme de supervision pour permettre une décision appropriée [33, 147]. Un système de commande tolérante aux défauts typique se compose de trois parties : Un contrôleur reconfigurable, un système de détection et de diagnostic de défauts (Fault Detection) et un mécanisme de reconfiguration des lois de commande [17, 27, 154, 164, 172]. La tolérance aux défauts peut être divisée en deux objectifs [30, 40, 48, 76, 119, 169]:

- **Détection et identification des défauts:** déterminer si un défaut est survenu et isoler le composant défectueux. C'est la détermination du type, de la taille, de la localisation et de l'instant d'occurrence d'un défaut, il suit la détection de défauts et inclut l'isolation et l'identification,
- **Accommodation du défaut:** Prenez les mesures nécessaires pour corriger le défaut ou reconfigurez votre système pour éviter le composant défectueux. C'est la poursuite de l'objectif fixé sans remettre en cause ses corrections et l'annulation de défauts (compensation, ajustement...). D'autre sens, la prise en compte des défauts est la modification des paramètres du contrôleur ou de la structure pour éviter les conséquences d'un défaut. L'entrée-sortie entre le contrôleur et le système est inchangée.

### **I.7.1. Définitions de base**

La commande tolérante aux défauts est une stratégie et une conception de commande pour garantir que en boucle fermée le système peut continuer à fonctionner de manière acceptable en présence d'un ou de plusieurs actions de défaut. Lorsque les indices de stabilité et de performance en boucle fermée prescrits sont maintenus malgré l'action des défauts le système est dit «tolérant aux défauts» et le

système de contrôle assure la tolérance aux défauts et assure le fonctionnement de système en présence défauts [116, 117, 119, 169]. Dans un système de commande tolérante aux défauts, un autre concept important est le diagnostic de défaut, défini comme une procédure pour obtenir des informations sur les défauts (localisation de défaut, instant d'apparition et le degré de défaut). Ces informations seront utilisées pour la conception de la compensation des défauts par maintenance planifiée du système. Parmi les définitions de base dédiée à la commande tolérante aux défauts, on trouve:

- **Défaillance opérationnelle** : Un système capable de fonctionner sans changement d'objectifs ou de performances malgré une défaillance unique,
- **Tolérance aux défauts**: C'est la capacité d'un système contrôlé à maintenir les objectifs de contrôle, malgré la survenance d'un défaut. Une dégradation des performances de contrôle peut être acceptée. La tolérance aux pannes peut être obtenue par la prise en charge des pannes ou par la reconfiguration du système et / ou du contrôleur,
- **Adaptation des défauts** : L'accommodation du défaut, c'est la modification des paramètres ou de la structure du contrôleur pour éviter les conséquences d'une défaillance. L'entrée-sortie entre le contrôleur et le système est inchangée. L'objectif de contrôle initial est atteint, même si les performances peuvent se dégrader,
- **Reconfiguration** : C'est le changement d'entrée-sortie entre le contrôleur et le processus par le changement de la structure et des paramètres du contrôleur. L'objectif de contrôle initial est atteint bien que le rendement puisse se dégrader,
- **Supervision** : C'est la capacité de surveiller si les objectifs de contrôle sont atteints. Sinon, obtenir/calculer un objectif de contrôle révisé et une nouvelle structure de contrôle et de nouveaux paramètres qui font qu'un système en boucle fermée défectueux répond au nouvel objectif modifié. La supervision doit prendre effet si des défauts se produisent et qu'il n'est pas possible d'atteindre l'objectif de contrôle initial dans le cadre du système de tolérance aux défauts,
- **Graphique de structure** : C'est la représentation graphique à deux parties représentant les équations dynamiques générales (contraintes) qui décrivent le système. Les contraintes qui sont des mappages isomorphiques sont indiquées par des flèches doubles sur les arcs. Les mappages non isomorphiques sont indiqués par des arcs unidirectionnels dans le graphique.

### I.8. Classification des méthodes de commande tolérante aux défauts

Cette section concerne la classification des méthodes de la commande tolérante aux défauts, qui sont subdivisés en deux classes [11, 76, 88, 119]: Les méthodes actives et les méthodes passives comme il est présenté par la Figure I.14.

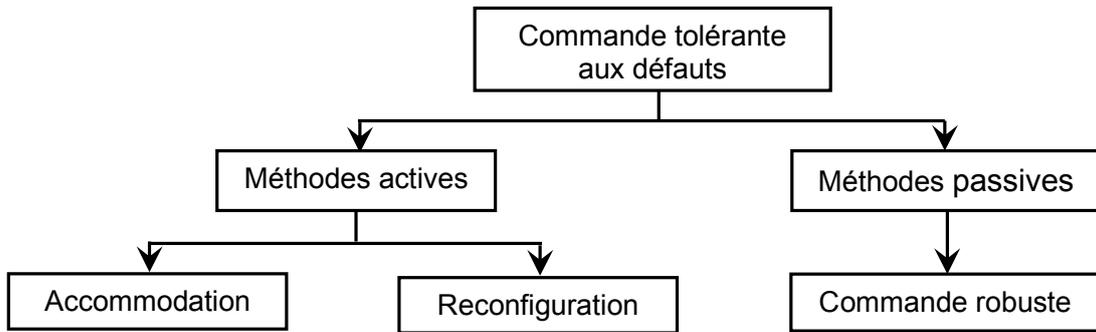


Figure I.14 : Classification des méthodes de commande tolérante aux défauts

#### I.8.1. Approches de commande tolérante aux défauts passive

Au sein de cette méthode, un certain ensemble de défauts sera tolérée par la commande tolérante aux défauts, en prenant ces défauts en compte lors de la synthèse du contrôleur. Le système de commande doit pouvoir tolérer ces défauts sans ajuster la stratégie de commande ou les paramètres du régulateur. Cela utilise des techniques de commande robustes par rapport aux incertitudes spécifiées qui sont les défauts. Ce type d'approche ne nécessite pas de module de diagnostic pour détecter les défauts ou reconfigurer la loi de commande et / ou les paramètres de processus [84, 108]. La Figure I.15, ci-dessus illustre l'idée d'une technique de commande passive tolérante aux défauts.

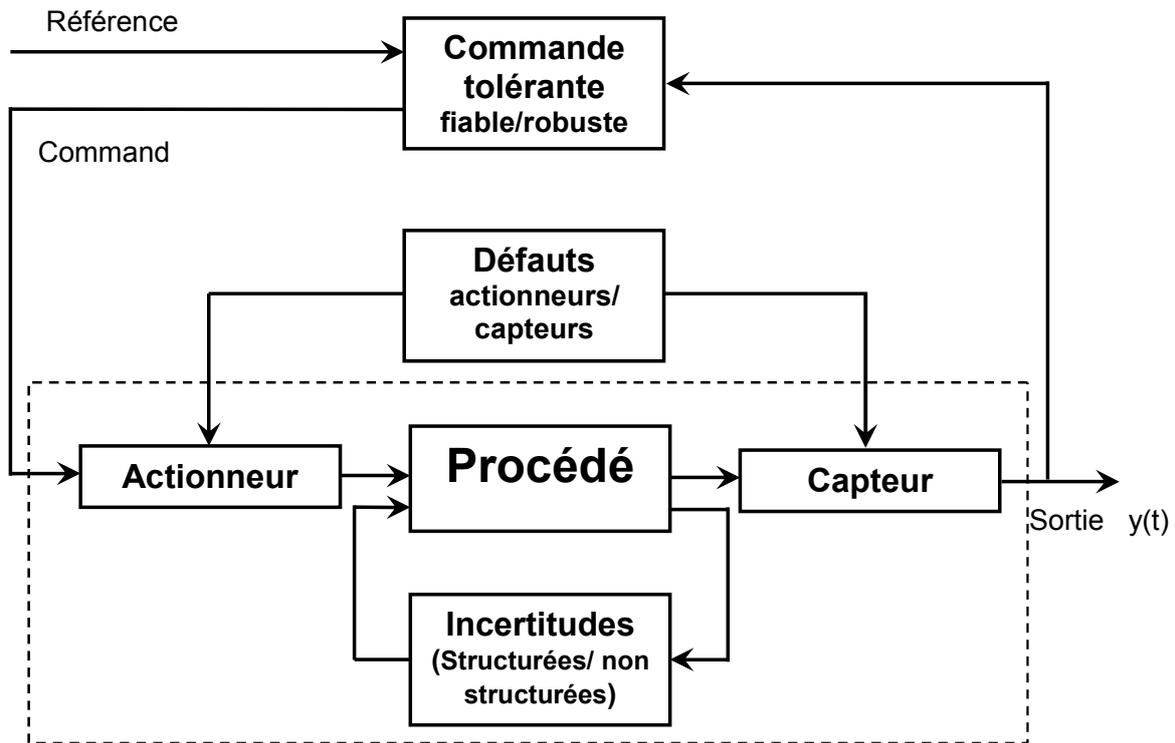


Figure I.15 : Commande tolérante aux défauts par l'approche passive

### I.8.2. Approches de commande tolérante aux défauts active

L'idée principale de l'approche active est que le système de commande tolérante aux défauts réagit à l'apparition d'un ou plusieurs défauts en reconfigurant la loi de commande en ligne de manière à maintenir la stabilité et la performance nominale du système [2]. Des outils efficaces pour détecter et isoler les défauts sont donc nécessaires pour détecter et localiser les défauts affectant le système en ligne. Le principe d'une technique active de contrôle tolérant aux défauts est illustré dans la Figure I.16. Dans le schéma bloc de cette figure, les entrées et sorties du système mesurées sont utilisées par le bloc de détection et d'identification des défauts (FDI) pour détecter et estimer, en ligne, le défaut ainsi que les variables d'état du système. Une fois le défaut survenu, le bloc FDI "fournit des informations en ligne concernant l'état du système et le défaut (heure d'apparition, type et ampleur du défaut) ainsi qu'un modèle de défaut du système au bloc" FTC " [170, 171].

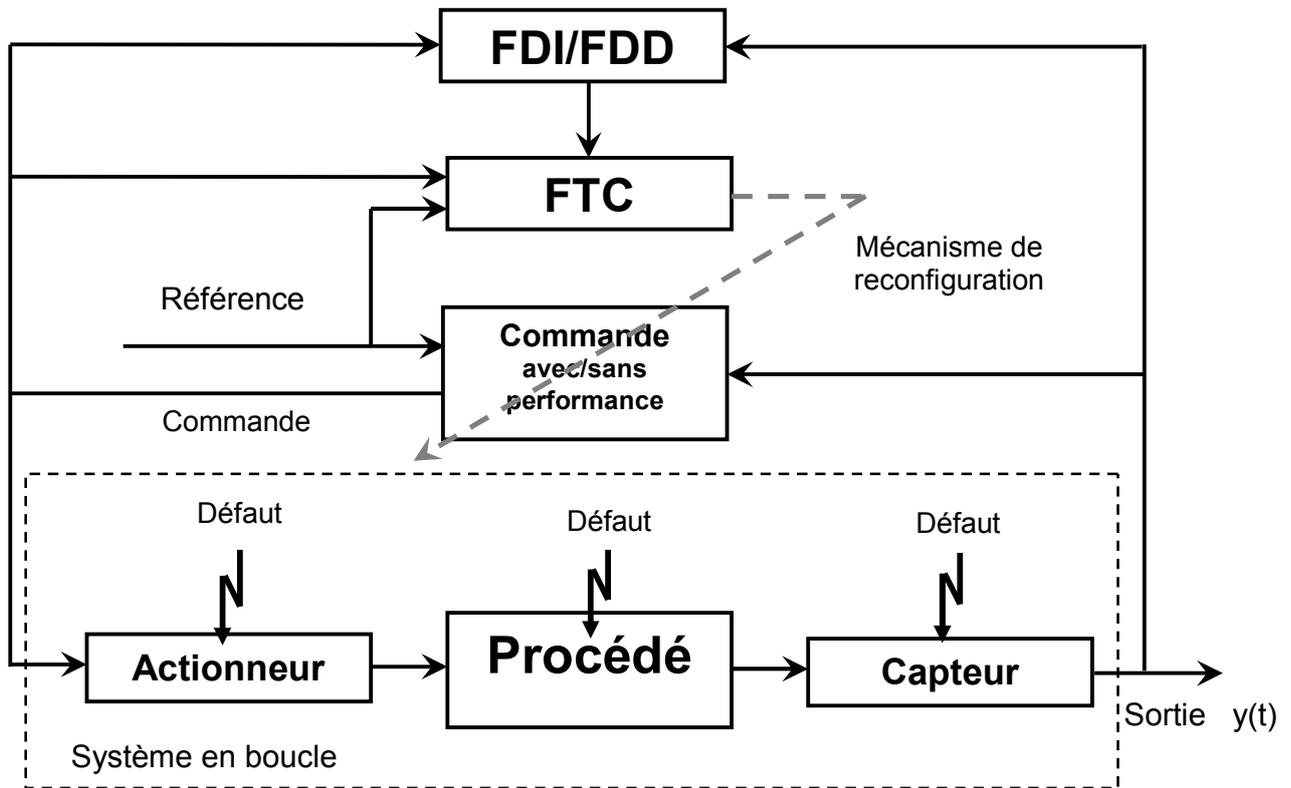


Figure I.16 : Commande tolérante aux défauts par l'approche active

### I.8.3. Approches de commande tolérante aux défauts prédictive

Le but des approches de commande tolérante aux défauts prédictive est de réajuster le correcteur en présence de défauts afin de garantir la stabilité du système et de maintenir des performances très proches de celles du système nominal. Cependant, la plupart de ces méthodes restent valables sous certaines hypothèses: le modèle de défaut (et leurs effets sur le système) doit être parfaitement connu; les défauts considérés doivent être de faible amplitude pour que les objectifs à atteindre par le système restent inchangés après l'apparition des défauts [4, 31, 64, 156].

### I.8.4. Approches de commande tolérante aux défauts adaptative

La commande adaptative couvre un ensemble de techniques qui fournissent une approche systématique pour le réglage automatique des contrôleurs en temps réel, afin d'atteindre ou de maintenir le niveau de performance souhaité du système de commande lorsque les paramètres du modèle dynamique de l'usine sont inconnus. et / ou changement dans le temps. La commande adaptative tolérante aux défauts a été utilisée dans [32, 33, 37, 65, 83]. Il n'y a pas de module de détection de défaut dans le système adaptatif de régulation de tolérance de pannes, par conséquent, un défaut interne apparaît sur le

système, il implique alors une modification de ses paramètres. L'identification en ligne de ceux-ci permet alors la modification des paramètres du correcteur de structure fixe [111]. Le principe de cette commande adaptative est présenté par la Figure I.17 suivante.

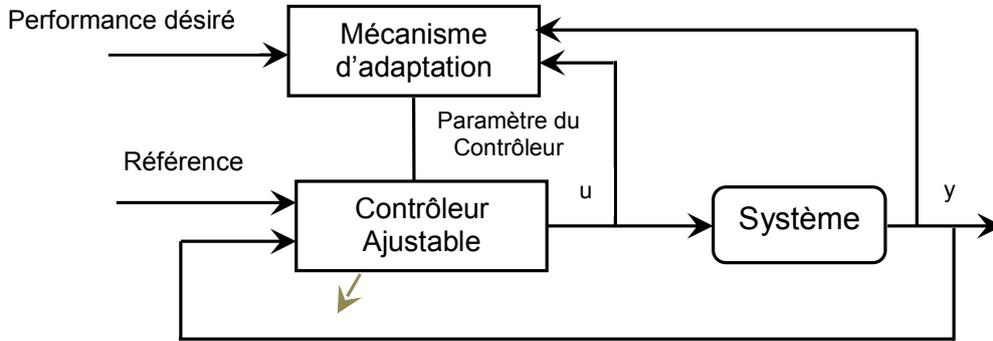


Figure I.17 : Structure de commande adaptative

#### I.8.4. Approches de commande tolérante aux défauts de type pseudo inverse

Le principe de base de la méthode du pseudo inverse se résume sur la minimisation de la norme de distance entre le modèle en boucle fermée du système défectueux et le modèle de référence. Cette technique a été traitée dans les travaux [55, 105, 155]. Ceci est associé aux systèmes linéaires [103].

La représentation d'un système dans le cas normal (sans défaut) est de la forme [108] :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (I.9)$$

Avec  $A \in \mathcal{R}^{n \times n}$ ,  $B \in \mathcal{R}^{n \times m}$  et  $C \in \mathcal{R}^{q \times n}$  sont les matrices du système dans le cas du fonctionnement normal (sans défaut). On considère le système est commandé par retour d'état :

$$u(t) = Kx(t), \quad K \in \mathcal{R}^{m \times n} \quad (I.10)$$

Donc le système (I.9) avec le retour d'état en boucle fermé devient :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = (A + BK)x(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (I.11)$$

Dans le cas de présence d'un défaut, le modèle devient :

$$\begin{cases} \dot{x}_f(t) = A_f x_f(t) + B_f u_f(t) \\ y_f(t) = C_f x_f(t) \end{cases} \quad (I.12)$$

Le symbole  $f$  de l'indice indique la condition de défaut du système. Cette approche consiste à évaluer une nouvelle matrice de gain  $K_f$ , telle que la dynamique du système en boucle fermée défectueux soit approximativement égale à celle du système nominal.

$$u_f(t) = K_f x_f(t) \quad (I.13)$$

$$A + BK = A_f + B_f K_f \quad (I.14)$$

Une approximation des moindres carrés est donnée par :

$$K_f = B_f^\pm (A + BK - A_f) \quad (I.15)$$

Avec :  $B_f^\pm$  est la matrice du pseudo-inverse de la matrice  $B_f$ . L'avantage de cette approche est qu'elle est rapide et facile à mettre en œuvre en ligne, car l'équation (I.15) estime les changements de système causés par un défaut.

#### **I.8.5. Approches de commande tolérante aux défauts multi modèles**

Le principe général de l'approche multi modèle est de créer une représentation polytopique convexe afin de mesurer la conduite d'un système non linéaire [129]. Par la linéarisation du système non linéaire autour de différents points de fonctionnement, et par l'identification à partir de mesures entrées-sorties on peut obtenir cette présentation [115]. L'idée est de comprendre le comportement non linéaire du système à travers un ensemble de modèles locaux qui caractérisent le comportement du système dans différents domaines de fonctionnement [130].

### **1.9. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté une synthèse de l'état de l'art sur le diagnostic industriel et la commande tolérante aux défauts, par citer les différents types de diagnostic industriel, les types de défauts et les méthodes de génération des résidus qui sont utilisés pour la détection et l'isolement des défauts qui peuvent apparaître dans un système industriel, puis, on a exposé un aperçu du commande tolérante aux défauts (Fault Tolerant Control ; FTC) avec ses deux approches passive et active, en mentionnant certains des travaux des chercheurs dans le domaine de commande tolérante aux défauts. Il faut dire que l'utilisation de la méthode FDI (Fault Detection and Isolation) de détection et d'isolement des défauts est très nécessaire dans chaque approche pour reconnaître l'impact et les changements provoqués par les différents défauts et pour reconfigurer en ligne les lois de contrôle, c'est donc la collaboration entre les différentes tâches de détection des défauts et de reconfiguration de la loi de commande. Dans le chapitre suivant, concerne les systèmes d'inférence floue de type-1 et type-2, une description détaillée sur les théories des ensembles flous type-1 et type-2, les opérations sur les ensembles et les éléments des systèmes flous type-1 et type-2, ensuite les systèmes Takagi-Sugeno et les différences entre les systèmes flous de type Mamdani et de type Takagi-Sugeno, pour l'utilisation dans le processus du diagnostic et la commande tolérante aux défauts de la turbine à gaz industrielle étudié.

# CHAPITRE II

## SYSTEMES D'INFERENCE FLOUS TYPE-1 ET TYPE-2

---

Ce chapitre est consacré par la présentation des ensembles et les systèmes flous de type-1 et type-2, une description de la modélisation floue par le modèle Takagi-Sugeno avec un exemple illustratif, et enfin, une étude théorique et pratique entre les deux approches de commande floue type-1 et type-2. Ce chapitre décrit le concept de base de la logique floue, l'utilisation de concept de la logique floue pour l'identification des systèmes, nous présenterons les exigences et les contraintes sur le modèle développé à base de concept flou. Dans le but d'utiliser ce concept par la suite de ce travail de thèse pour l'identification de variables de turbine à gaz, sujet d'application dans le troisième chapitre de ce travail. En effet, les systèmes flous utilisent des systèmes d'inférence floue de type 1 ou de type 2. D'où, un système d'inférence floue de type-1 ne peut pas gérer pleinement le niveau d'incertitude inhérent au système de turbine à gaz, la raison en est qu'une fois que les fonctions d'appartenance d'un système d'inférence de type-2 sont choisis, l'incertitude disparaît, gèrent mieux les incertitudes dans cette application dédiée au turbine à gaz.

## II.1. Introduction

Les systèmes flous et théories des systèmes d'inférences flous est une technologie émergente ciblant les applications industrielles, ces concepts ont ajouté une nouvelle dimension prometteuse au domaine existant de l'ingénierie des systèmes de contrôle classique. Cependant, un ensemble flou est une généralisation de la notion classique d'un ensemble où un élément appartient à un ensemble dans une certaine mesure. Contrairement aux ensembles classiques avec 0 ou 1 appartenance, les ensembles flous sont caractérisés par des fonctions d'appartenance qui déniassent le degré d'appartenance d'un élément à un ensemble flou. Les ensembles flous reflètent en grande partie un changement de paradigme du calcul impliquant des ensembles binaires classiques au raisonnement approximatif et au calcul avec des variables linguistiques [23, 66].

En effet, un ensemble flou permet à une entité de passer progressivement de l'appartenance complète (avec degré d'appartenance 1) au non appartenance (avec le degré d'appartenance 0) et tout ce qui se trouve entre les deux (appartenance partielle) est représenté par le degré d'appartenance. D'où, les systèmes flous sont capables de traiter des problèmes très complexes - problèmes qu'il serait impossible de modéliser mathématiquement - comme décider quand, où et combien d'argent investir. De plus, les systèmes flous sont utilisés avec succès par des personnes n'ayant absolument aucune expertise technique.

L'objectif de ce chapitre est de faire avancer les frontières de la modélisation de l'incertitude en développant un nouveau cadre qui fusionne le concept de deux généralisations importantes des ensembles flous, à savoir l'ensemble flou d'intervalle de type-2 et l'ensemble flou d'intervalle de type-1, en vue de son application à l'identification des variables de modèle d'une turbine à gaz, dans la suite de ce travail de thèse. Dans ce cadre, les trois états distincts d'un phénomène à savoir: l'appartenance, la non appartenance et les états indéterminés peuvent être traités séparément et simultanément avec la capacité d'incorporer les incertitudes dans les étapes d'identification des systèmes.

## II.2. Théorie des sous ensembles flous

Dans cette section, on va introduire les ensembles flous de type-1, et le système d'inférence flou de type-1 de Mamdani et de Sugeno. Soit  $X$  un sous-espace d'objets et  $x$  un élément générique de  $X$ . Un ensemble classique  $A, A \subseteq X$  est définie une collection d'éléments ou bien des objets  $x \in X$  de tel que chaque  $x$  peut appartenir ou ne pas appartenir à l'ensemble  $A$ , et on écrit soit  $x \in X$  ou  $x \notin X$ . Par contre, un ensemble flou exprime le degré d'appartenance d'un élément à un ensemble, par

conséquent, la fonction caractéristique d'un ensemble flou peut avoir des valeurs comprises entre 0 et 1, ce qui indique le degré d'appartenance d'un élément à un ensemble donné [107].

### II.2.1. Concept de base et définitions

La logique floue est beaucoup plus générale que les systèmes logiques traditionnels. La plus grande généralité de la logique floue est nécessaire pour traiter des problèmes complexes dans les domaines de la recherche, de la décision en répondant à une question et du contrôle. La logique floue fournit une base pour le développement de nouveaux outils permettant de gérer les langages naturels et la représentation des connaissances [158].

En d'autres termes, la logique floue définit certaines valeurs intermédiaires entre les évaluations nettes, comme absolu vrai et absolu faux. Cela signifie que les ensembles flous peuvent gérer certains concepts que nous rencontrons couramment dans la vie quotidienne, tels que «très vieux», «vieux», «jeune», «très jeune». La logique floue ressemble plus à la pensée humaine car elle est basée sur des degrés de vérité et utilise des variables linguistiques. Ce processus de décision est un système flou, et les gens emploient ce type de raisonnement tout le temps, de décider comment investir leur argent pour décider dans quel restaurant aller.

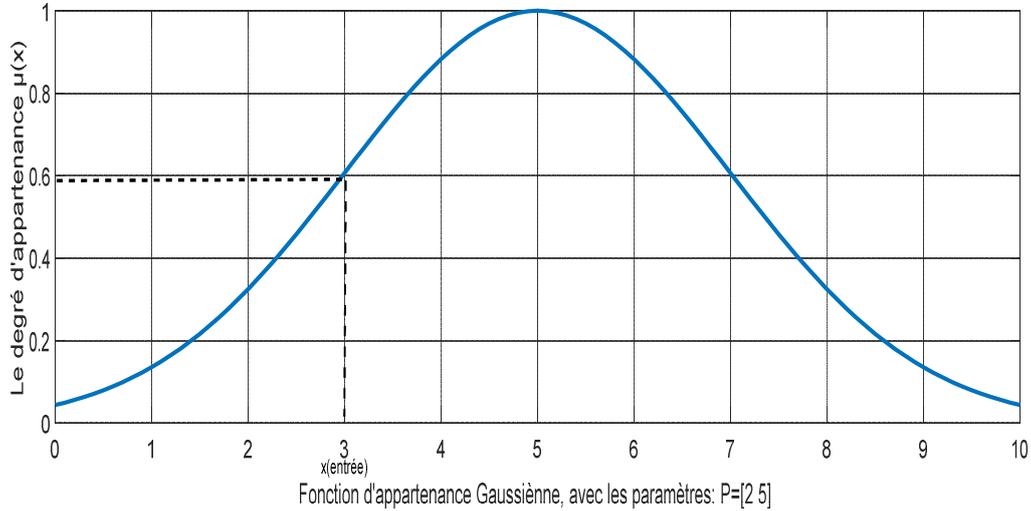
### II.2.2. Ensembles flous et fonctions d'appartenance

En général, la logique floue est une application non linéaire d'un vecteur de données d'entrée dans une sortie scalaire, mais lorsqu'un système comporte de nombreuses incertitudes, les systèmes flous de type-1 peuvent ne pas être en mesure d'atteindre le niveau de performances souhaité avec une complexité raisonnable de la structure, pour cette raison, les ensembles flous de type-2 ont été introduits en 1975 par Lotfi Zadeh comme une extension des ensembles flous de type-1 [29], Mendel et Karnik ont développé la théorie des ensembles flous de type-2 dans [105]. Récemment, l'utilisation des systèmes flous de type-2 (SIF T2) dans de nombreuses applications ainsi que dans les processus de contrôle suscite un intérêt croissant en raison de leur capacité à modéliser et manipuler les incertitudes [39].

Si  $X$  est une collection d'objets désignés génériquement par  $x$ , un ensemble flou  $A$  dans  $X$  est défini comme un ensemble de paires ordonnées:

$$A = \{(x, \mu_A(x) \mid x \in X\} \quad (II.1)$$

D'où:  $\mu_A(x)$  est la fonction d'appartenance pour l'ensemble flou A, comme il est montré sur la Figure II.1, la fonction d'appartenance associée à chaque élément de X à un degré d'appartenance entre 0 et 1.



**Figure II.1 : Fonction d'appartenance Gaussienne de type-1**

Correspondant aux opérations d'un ensemble classique d'union, d'intersection et de complément, les ensembles flous ont des opérations similaires, initialement définies dans [1]. Avant d'introduire ces trois opérations sur les ensembles flous, nous allons d'abord définir la notion de confinement, qui joue un rôle central dans les ensembles ordinaires et dans les ensembles flous. Cette définition du confinement est, bien entendu, une extension naturelle du cas des ensembles classiques.

Les ensembles flous sont en fait des fonctions qui mappent une valeur qui pourrait être un membre de l'ensemble à un nombre compris entre 0 et 1 indiquant son degré réel d'appartenance. Un degré 0 signifie que la valeur n'est pas dans l'ensemble, et un degré 1 signifie que la valeur est complètement représentative de l'ensemble. Cela produit une courbe à travers les membres de l'ensemble. Un exemple simple, considérons l'idée d'un projet. La Figure II.2 illustre comment ce concept pourrait être représenté [2].

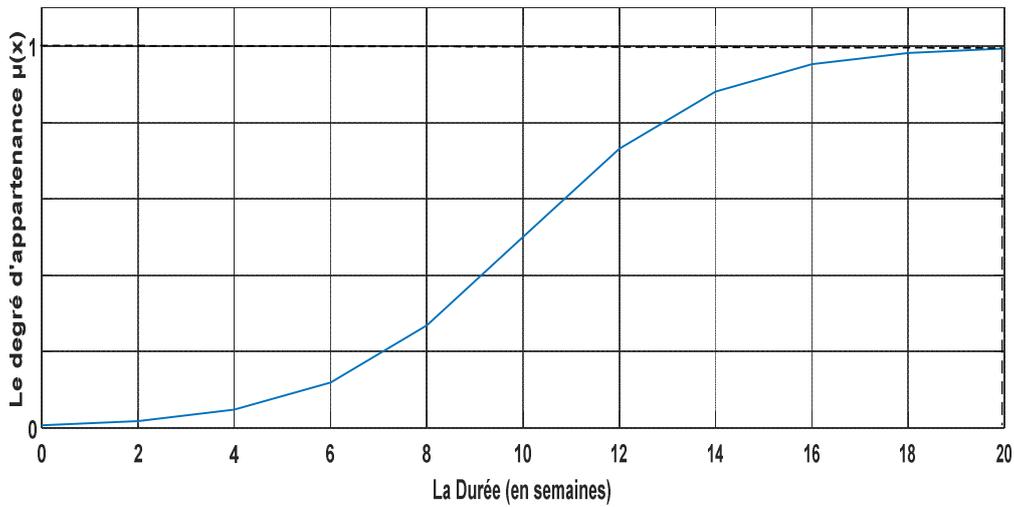


Figure II.2 : Fonction d'appartenance d'un projet

### II.3. Définitions et variables flous

L'ensemble flou  $A$  est contenu dans l'ensemble flou  $B$  (ou, de manière équivalente,  $A$  est un "sous-ensemble" de  $B$ ) si et seulement si  $\mu_A(x) \leq \mu_B(x)$  pour tous  $x$ , et on écrit :

$$A \subseteq B \Leftrightarrow \mu_A(x) \leq \mu_B(x) \quad (II.2)$$

#### II.3.1. Union

L'union de deux ensembles flous  $A$  et  $B$  est un ensemble flou  $C$ , est écrit comme  $C = A \cup B$ , dont la fonction d'appartenance est lié à ceux de  $A$  et  $B$  par :

$$\mu_C(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \quad (II.3)$$

#### II.3.2. Intersection

L'intersection de deux ensembles flous  $A$  et  $B$  est un ensemble flou  $C$ , est écrit comme  $C = A \cap B$ , dont la fonction d'appartenance est lié à ceux de  $A$  et  $B$  par :

$$\mu_C(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \quad (II.4)$$

#### II.3.3. Complément ou négation

Le complément d'un ensemble flou  $A$ , noté par  $A^c$  (NOT  $A$ ) est définie par :

$$\mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (II.5)$$

Un ensemble flou est caractérisé par sa fonction d'appartenance [117], Une manière plus pratique et précise de définir cette dernière consiste à l'exprimer sous forme de formule mathématique.

#### II.4. Raisonnement en logique floue

Les règles floues et le raisonnement flou constituent l'épine dorsale des systèmes d'inférence floue, qui sont l'outil de modélisation le plus important basé sur la théorie des ensembles flous. Les techniques classiques d'analyse de système sont intrinsèquement inadaptées pour traiter avec des systèmes humanistes, dont le comportement est fortement influencé par le jugement, la perception et les émotions humaines [66], pour cette raison, le concept de variables linguistiques a été proposé par Zadeh en 1971 [107] comme une approche alternative pour modéliser la pensée humaine.

##### II.4.1. Raisonnement approximatif

Dans son plus importante recherche, Zadeh [111] a suggéré le concept de modèles linguistiques flous imitant la façon de penser humaine. Étant donné que la logique floue gère les informations approximatives de manière très systématique, cela les rend parfaites pour contrôler des systèmes non linéaires et également pour modéliser des systèmes complexes où un modèle inexact existe ou des systèmes où le flou est courant [2, 132]. Un système flou typique se compose d'une base de règles floues, de fonctions d'appartenance et d'une inférence [11, 117].

##### II.4.2. Raisonnement Modus Ponens

Un raisonnement logique typique à deux valeurs est la règle de base de l'inférence et s'appelle Modus Ponens [10, 107]. Si nous avons l'implication  $p \rightarrow q$  de deux déclarations " $p$ " et " $q$ " conformément au présent, alors nous pouvons déduire la vérité des déclarations basées sur le  $q$  quelle authenticité " $p$ " et l'implication  $p \rightarrow q$ .

Et nous concluons le schéma ci-dessous [116]:

*Si  $p \rightarrow q$*

*et  $p$*

*Alors  $q$*

Sous cette forme, ainsi, nous pouvons écrire :

$$V((p \wedge (p \rightarrow q)) \rightarrow q) = \text{"vrai"} \quad (\text{II.6})$$

Exemple : Soit les phrases  $p$  et  $q$  données par :

$p = \text{"Karim est dans l'hopital"}$

$q = \text{"Karim est malade"}$

Maintenant, si c'est vrai que Karim est à l'hôpital, la déclaration "Karim est malade" est également vraie. De même, la deuxième règle importante de l'inférence est modus Tollens. On peut montrer par le schéma suivant :

*Si*  $p \rightarrow q$

*et*  $\neg q$

*Alors*  $\neg p$

Sous cette forme, ainsi, nous pouvons écrire :

$$((\neg q \wedge (p \rightarrow q)) \rightarrow \neg p) = \text{"vrai"} \quad (II.7)$$

Exemple : Soit les phrases  $p$  et  $q$  données par :

$p = \text{"Karim est malade"}$

$q = \text{"Karim est dans l'hopital"}$

Maintenant, la négation de " $q$ " est donnée par :

$\neg q = \text{"Karim n'est pas dans l'hopital"}$

Ensuite, nous concluons selon le modus Tollens que :

$\neg p = \text{"Karim n'est pas malade"}$

Ce sont les cas où le raisonnement est correct (deux logiques valorisées), mais maintenant nous étendons ces règles au cas des propositions floues, parce que le raisonnement humain est incertain au lieu d'être précis par nature. Nous le plus souvent face aux situations où les déclarations " $p$ " et " $q$ " sont caractérisés (au sens sémantique) par des ensembles flous.

### II.4.3. Raisonnement Modus Ponens généralisé

Soit  $X$  et  $Y$  deux ensembles universel clair, et soit  $P, Q, S$  des ensembles flous créés respectivement sur la base des énoncés flous  $p, q$  et  $s$  avec des éléments de l'univers  $X$  et  $Y$ .

Ces ensembles flous peuvent être écrits comme [29, 105] :

$$\begin{aligned} P &= (x, \mu_i P(x)) \\ Q &= (y, \mu_j Q(y)) \\ S &= (y, \mu_j S(x)) \end{aligned} \quad (II.8)$$

avec:  $P \subseteq X$ ,  $Q \subseteq Y$ ,  $S \subseteq Y$ , et  $P' \subseteq X$ ,  $Q' \subseteq Y$ .

où:  $P$  et  $Q$  sont des ensembles flous correspondent à des déclarations générales,  $P'$  et  $Q'$  sont similaires à  $P$  et  $Q$  mais pas nécessairement égal à eux respectivement. Ainsi, le schéma d'inférence est donné comme

$$\begin{aligned} \text{Si} \quad & p = P \text{ Alors } q = Q \text{ Sinon } s = S \\ \text{Et} \quad & p' = P' \\ \text{Alors} \quad & q' = Q' \\ \text{où} \\ & Q' = P' \circ (P \rightarrow Q) \end{aligned}$$

On peut écrire ces règles sous la forme :

$$\begin{aligned} \text{Si} \quad & p = P \text{ Alors } (q = Q \text{ Ou } s = S) \\ \text{Et} \quad & p' = P' \\ \text{Alors} \quad & q' = Q' = P' \circ (P \rightarrow Q \text{ Ou } S) \end{aligned}$$

Ou bien :

$$\begin{aligned} \text{Si} \quad & p' = P' \text{ Alors } (q = Q \text{ Ou } s = S) \\ \text{Et} \quad & p = P \rightarrow (q = Q \text{ Ou } s = S) \\ \text{Alors} \quad & q' = Q' = P' \circ (P \rightarrow Q \text{ Ou } S) \end{aligned}$$

où:  $P \rightarrow Q \text{ Ou } S) = \text{Si } p = P \text{ Alors } q = Q \text{ Sinon } s = S$

et  $P' \subseteq X$ ,

et  $P \rightarrow Q \subset X \times Y$

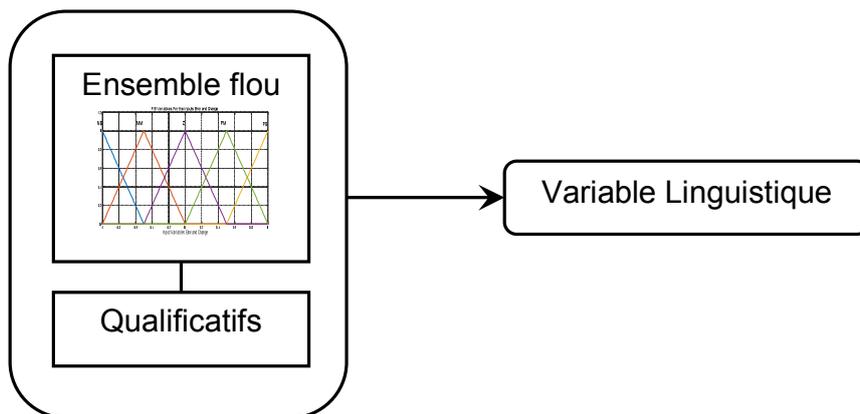
(*Si P Alors Q Sinon S*) est équivalent à une relation floue  $R \subset X \times Y$ .

### II.5. Variables linguistiques

L'approche de modélisation floue est basée sur le concept d'une variable linguistique. Une variable linguistique à sa racine est le nom d'un ensemble flou. Si en prend l'exemple précédent, dans l'ensemble flou LONGUE est une simple variable linguistique et pourrait être utilisé dans un système basé sur des règles pour prendre des décisions en fonction de la longueur d'un projet particulier:

*Si Durée.Projet est LONGUE Alors Risque.Achèvement est ELEVE*

Mais une variable linguistique apporte également la définition du qualificatif d'ensemble flou. Ces qualificatifs modifient la forme des ensembles flous de manière prévisible et fonctionnent de la même manière que tous les adverbes et adjectifs en langage naturel. La figure 3 illustre la structure d'une variable linguistique [9].



**Figure II.3 : Structure d'une variable linguistique**

Une variable linguistique est caractérisée par un quintuple :  $(x, T(x), X, G, M)$  avec :  $x$  est le nom de la variable,  $T(x)$  est l'ensemble de termes de  $x$ , c'est-à-dire l'ensemble de ses "valeurs linguistiques" ou "termes linguistiques",  $X$  est l'univers de discours,  $G$  est une "règle syntaxique" qui génère les termes dans  $T(x)$ ; et  $M$  est une règle sémantique qui associe à chaque valeur linguistique  $A$  sa signification  $M(A)$ , où  $M(A)$  désigne un ensemble flou dans  $X$  [29].

### II.5.1. Concentration des valeurs linguistiques

Soit  $A$  une valeur linguistique caractérisée par une fonction d'appartenance à un ensemble flou  $\mu_A(x)$ .

Alors,  $A^k$  est interprété comme une version modifiée de la valeur linguistique d'origine exprimée en

$$A^k = \int_X [\mu_A(x)]^k / x \quad (II.9)$$

En particulier, l'opération de concentration est définie comme :

$$CON(A) = A^2 \quad (II.10)$$

Suivant les définitions données précédemment, on peut interpréter l'opérateur de négation NOT et les connecteurs AND et OR comme suite :

$$NOT(A) = \neg A = \int_X [1 - \mu_A(x)] / x \quad (II.11)$$

$$A \text{ AND } B = A \cap B = \int_X [\mu_A(x) \wedge \mu_B(x)] / x \quad (II.12)$$

$$A \text{ OR } B = A \cup B = \int_X [\mu_A(x) \vee \mu_B(x)] / x \quad (II.13)$$

D'où  $A$  et  $B$  sont deux valeurs linguistiques dont la signification est définie par  $\mu_A(\cdot)$  et  $\mu_B(x)$

### II.5.2. Règles floues Si\_Alors

Les processus logiques sont conduits sous la forme de propositions, dont la plus simple comprend un antécédent (prémisse) et une conclusion, SI A ALORS B

Une règle floue SI-ALORS (ou bien dite Implication floue) prend la forme :

$$\text{if } x \text{ is } A \text{ then } y \text{ is } B \quad (II.14)$$

où  $A$  et  $B$  sont des valeurs linguistiques définies par des ensembles flous sur des univers de discours  $X$  et  $Y$ , respectivement. Souvent «  $x$  est  $A$  » est appelé « antécédent » ou « prémisse », alors que «  $y$  est  $B$  » est appelée la « conséquence » ou « conclusion ».

### II.6. Théorie des sous ensembles flous type-2

Un ensemble flou de type-2,  $\tilde{A}$ , peut être présenté comme [29, 51, 124]:

$$\tilde{A} = \{((x,u), \mu_{\tilde{A}}(x,u)) \mid \forall x \in X \quad \forall u \in J_x \subseteq [0,1]\} \quad (II.15)$$

D'où  $\mu_{\tilde{A}}(x,u)$  est la fonction d'appartenance de type-2 avec  $0 \leq \mu_{\tilde{A}}(x,u) \leq 1$ .

Avec  $\tilde{A}$  peut être aussi définie comme suite [145]:

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \int_{u \in J_x} \mu_{\tilde{A}}(x,u) / (x,u) \quad J_x \subseteq [0,1] \quad (II.16)$$

D'où  $\int \int$  désigne l'union de tous les admissible  $x$  et  $u$  [128].  $J_x$  est appelé l'appartenance principale du  $x$ .

De plus, il y a une valeur d'appartenance secondaire correspond à chaque valeur d'appartenance principale qui définit la possibilité pour les appartenances principales. Alors que les fonctions d'appartenance secondaires peuvent prendre des valeurs comprises dans l'intervalle de  $[0,1]$  dans les SIF Type-2 généralisées, il s'agit de fonctions uniformes n'utilisant que des valeurs de 1 dans le SIF de Type-2 intervalle.

Si l'écart-type de la fonction gaussienne Figure II.1 est floue, la figure II.2 peut être obtenue. Dans la figure II.1, la fonction d'appartenance n'a pas une valeur unique pour une valeur spécifique de  $x$ . Les valeurs que la ligne verticale intercepte les fonctions d'appartenance ne pas besoin de tout être pondéré même. De plus, une distribution d'amplitude peut être assignée à tous ces points. Par conséquent, une fonction d'appartenance tridimensionnelle, fonction de type 2, qui caractérise un ensemble flou de type 2, est créée si l'opération de distribution d'amplitude est effectuée pour tous  $x \in X$  [144].

L'empreinte de l'incertitude, l'union de toutes les appartenances principales, serait la région délimitée qui représente l'incertitude dans les appartenances principales d'un ensemble flou de type-2, comme il est montré sur la Figure II.4. Une fonction d'appartenance supérieure et une fonction d'appartenance inférieure sont deux fonctions d'appartenance de type-1 qui constituent les limites de l'empreinte de l'incertitude d'un ensemble flou de type-2 [144].

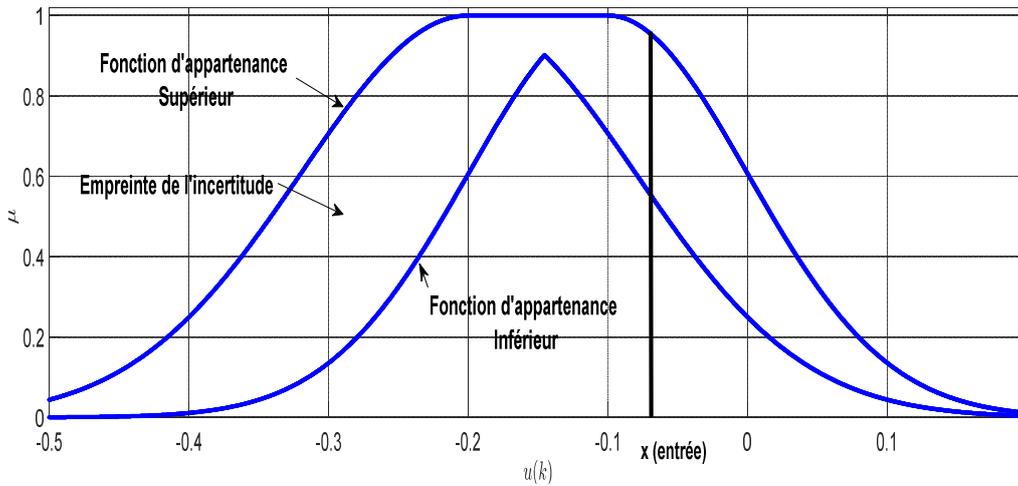


Figure II.4 : Fonction d'appartenance Gaussienne de Type-2

### II.6.1. Ensembles flous d'intervalle type-2

Lorsque tous  $\mu_{\tilde{A}}(x, u)$  sont égale à 1,  $\tilde{A}$  est dite un ensemble flou de type-2 intervalle, le cas spécial de l'équation II.4 pourrait être défini pour les ensembles flous de type-2 [29]:

$$\tilde{A} = \int_{x \in X} \int_{u \in J_x} 1 / (x, u) \quad J_x \subseteq [0, 1] \quad (II.17)$$

Les fonctions d'appartenance floue générales et d'intervalle de type 2 sont tridimensionnelles, comme il est montré sur la Figure II.5, la seule différence entre eux est que la valeur d'appartenance secondaire de la fonction d'appartenance de l'intervalle de type 2 est toujours égale à 1.

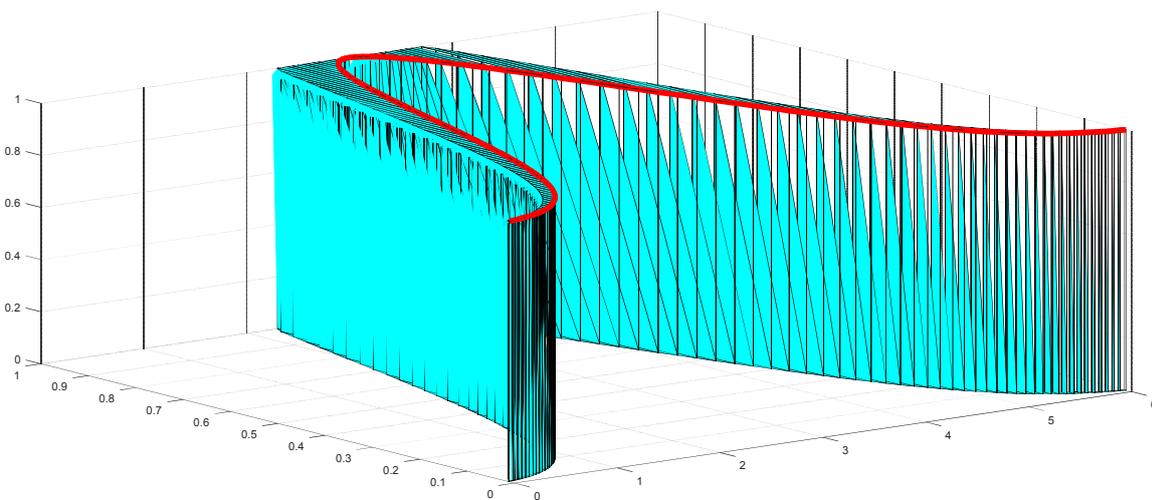


Figure II.5 : Fonction d'appartenance Gaussienne de type-2 avec intervalle tridimensionnelle

### II.6.2. Opérations dans les ensembles flous de type-2

Dans cette section, les opérations théoriques sur les ensembles flous de type-2 sont décrites dans [128]. Nous sommes intéressés par le cas des ensembles flous de type-2,  $\tilde{A}_i$  ( $i = 1, \dots, r$ ), dont les fonctions d'appartenance secondaires sont des ensembles flous de type-1. Pour calculer l'union, l'intersection et le complément des ensembles flous de type-2, nous devons étendre les opérations binaires de minimum (ou produit) et de maximum, ainsi que l'opération unaire de négation, des nombres nets aux ensembles flous de type-1, car dans chaque  $x$ ,  $\mu_{\tilde{A}_i}(x, u)$  est une fonction (contraire au cas de type-1, où  $\mu_{\tilde{A}_i}(x, u)$  est un nombre clair). L'outil permettant de calculer l'union, l'intersection et le complément des ensembles flous de type 2 est le principe d'extension de Zadeh [105].

Considérons les deux ensembles flous de type-2,  $\tilde{A}_1$  and  $\tilde{A}_2$

$$\tilde{A}_1 = \int_x \mu_{\tilde{A}_1}(x) / x \quad (II.18)$$

Et

$$\tilde{A}_2 = \int_x \mu_{\tilde{A}_2}(x) / x \quad (II.19)$$

Dans cette section, nous nous intéressons plus particulièrement aux opérations théoriques sur les ensembles flous de type 2 généraux.

### II.6.3. Union des ensembles flous de type-2

L'union de  $\tilde{A}_1$  et  $\tilde{A}_2$  est un autre ensemble flou de type-2, de même que l'union des ensembles flous de type 1  $A_1$  and  $A_2$  est un autre ensemble flou de type-1. Plus formellement, nous avons l'expression suivante

$$\tilde{A}_1 \cup \tilde{A}_2 = \int_{x \in X} \mu_{\tilde{A}_1 \cup \tilde{A}_2}(x) / x \quad (II.20)$$

Nous pouvons expliquer l'équation (II.8) par l'opération «jointure». Au fond, la jonction entre deux fonctions d'appartenance secondaires doivent être effectués entre chaque paire possible d'appartenances primaires. Si plus d'une combinaison de paires donne le même point, alors dans la jointure, nous conservons celle avec le degré maximum d'appartenance.

#### II.6.4. Intersection des ensembles flous de type-2

L'intersection de  $\tilde{A}_1$  et  $\tilde{A}_2$  est un autre ensemble flou de type-2, de même que L'intersection des ensembles flous de type 1  $A_1$  and  $A_2$  est un autre ensemble flou de type-1. Plus formellement, nous avons l'expression suivante

$$\tilde{A}_1 \cap \tilde{A}_2 = \int_{x \in X} \mu_{\tilde{A}_1 \cap \tilde{A}_2}(x) / x \quad (II.21)$$

#### II.6.5. Complément d'un ensemble flou de type-2

Le complément de  $\tilde{A}$  est un autre ensemble flou de type-2, de même que le complément du l'ensemble  $A$  est un autre ensemble flou de type-1. Plus formellement, nous avons :

$$\tilde{A}' = \int_x \mu_{\tilde{A}'}(x) / x \quad (II.22)$$

### II.7. Systèmes flous de type-1 et type-2

Comme les degrés d'appartenance d'un ensemble flou de type 1 sont précis dans un ensemble référentiel  $[0,1]$ , ils ne sont pas robustes et ne gèrent pas bien les incertitudes dans de nombreuses applications Zadeh dans [29], a proposé le concept d'un ensemble flou de type 2 (T2FS) où les fonctions d'appartenance sont elles mêmes de type 1 et avec une troisième description de dimension. De manière générale, ces T2FS, dans de nombreux cas, sont capables de faire face et de gérer l'incertitude leurs homologues de type 1 avec des fonctions d'appartenance précis [145, 158].

#### II.7.1. Schéma bloc systèmes flous de type-1 et type-2

Les éléments suivants sont les blocs de base d'un SIF de Type-2:

- **Fuzzifier** : Le Fuzzifier mappe les entrées nettes dans des ensembles flous de type-2, ce qui active le moteur d'inférence,
- **Base des règles** : Les règles dans un SIF de Type-2 restent les mêmes que dans les SIF de Type-1, mais les antécédents et les conséquences sont représentés par des ensembles flous de type-2 intervalle,
- **Moteur d'inférence** : le moteur d'inférence assigne des entrés flous à des sorties flous utilisant les règles dans la base des règles et des opérateurs comme l'union et l'intersection. Dans les ensembles flous type-2, les opérateurs  $\cup$  et  $\cap$  , qui sont des nouveaux concepts dans la théorie de la logique floue, ces deux nouveaux opérateurs sont utilisés dans les fonctions d'appartenance secondaire,

- **Réduction de type** : Les sorties flous de type-2 du moteur d'inférence sont transformé en ensembles flous de type-1 qui sont appelés des ensembles type-réduit. Il y a deux méthodes communes pour l'opération de réduction de type dans les ensembles flous de type-2 intervalle : la première est l'algorithme d'itération du Karnik-Mendel, et l'autre la méthode de bande d'incertitude du Wu-Mendel. Ces deux méthodes sont basées sur le calcul du centre de gravité,
- **Defuzzifier** : les sorties de la réduction de type sont données au défuzzification bloc. Les ensembles type-réduit sont déterminés par le point de fin gauche et le point de fin droit, les valeurs défuzzifié sont calculées par la moyenne de ces points.

### II.7.2. stratégie de défuzzification

La stratégie de défuzzification la plus largement adoptée est le centroïde de région  $z_{COA}$  [144], pour défuzzifier un ensemble flou  $A$  d'un discours d'univers  $Z$  calculé par:

$$z_{COA} = \frac{\int_Z \mu_A(z)zdz}{\int_Z \mu_A(z)dz} \quad (II.23)$$

D'où:  $\mu_A(z)$  est la fonction d'appartenance à la sortie agrégée, comme il est montré sur la Figure II.6, un processus d'inférence floue de Mamdani à deux règles dérive la sortie globale  $z$  lorsqu'il est soumis à deux entrées numériques  $x$  et  $y$ , l'ensemble flou  $A$  est représenté par la fonction d'appartenance de sortie agrégée  $C'$  [29, 158, 172].

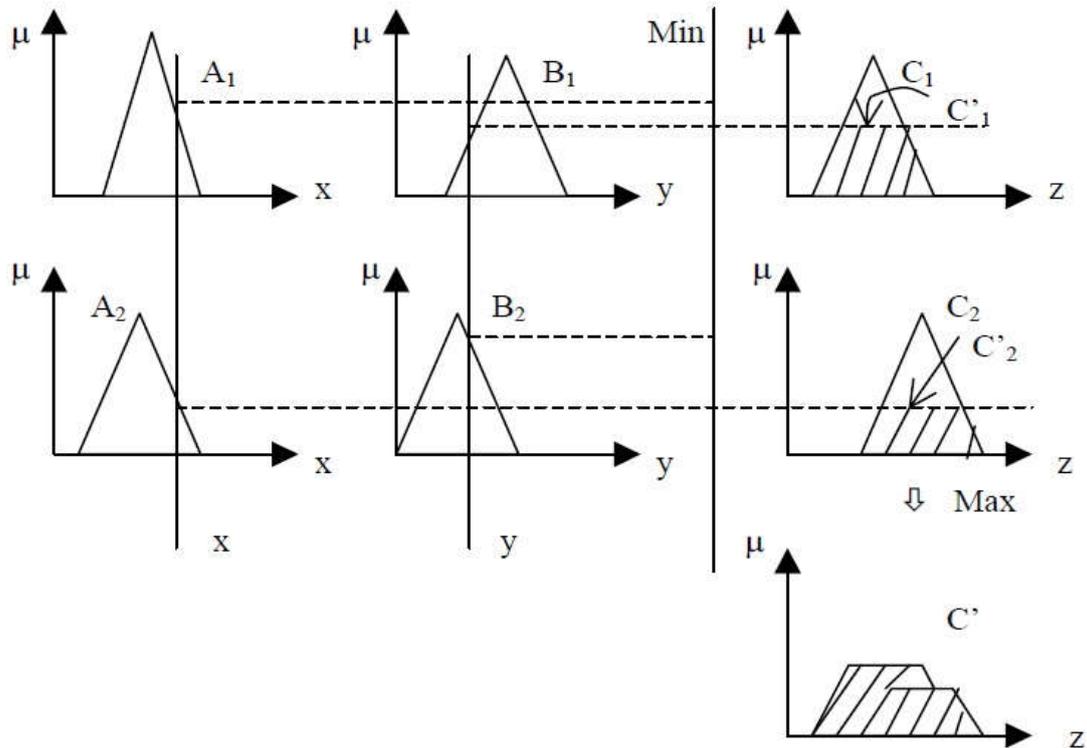


Figure II.6 : Processus d'inférence du Mamdani utilisant les opérateurs Min et Max

Les systèmes flous de type-1 et type-2 sont présentés dans les Figures II.7 et II.8 respectivement, seules les similitudes et les différences entre les systèmes flous de type-1 et type-2 seront présentées dans cette thèse. La Figure II.7 montre un bloc supplémentaire (réduction de type) est nécessaire dans la conception du système flou type-2. Bien que la structure de la Figure II.8 apporte des avantages lorsqu'ils traitent des incertitudes, il augmente également la charge de calcul.

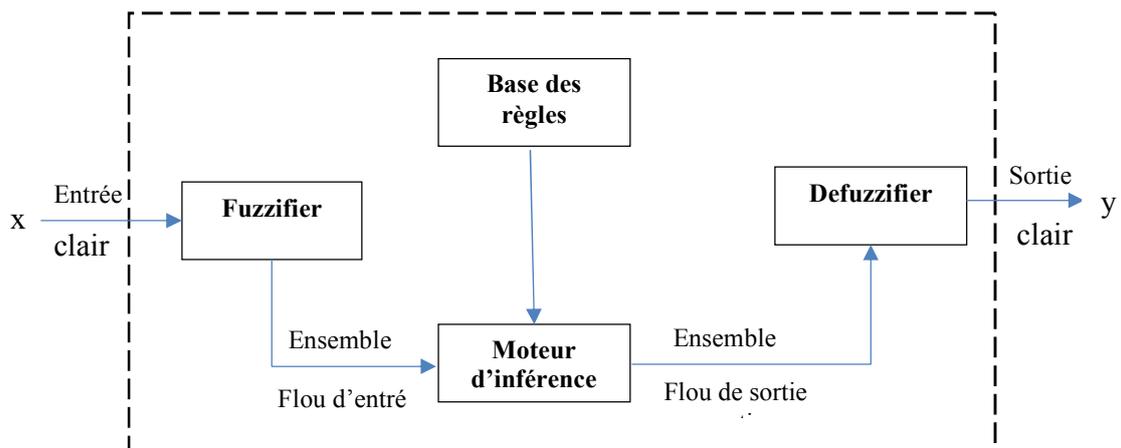


Figure II.7 : Schéma bloc d'un système d'inférence flou de type-1

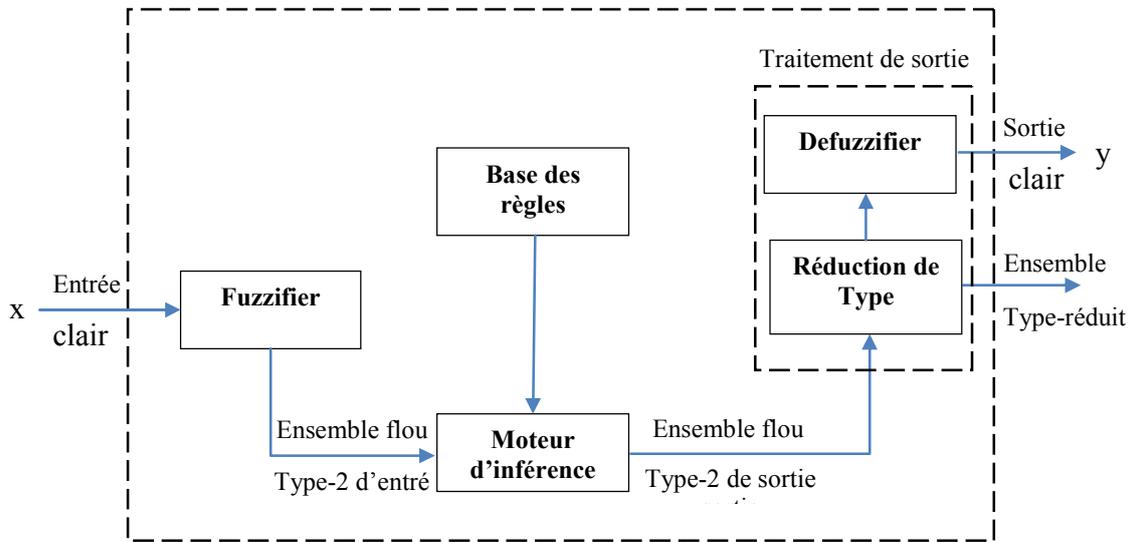


Figure II.8 : Schéma bloc d'un système d'inférence flou de type-2

Dans le cas du type-1, en général les règles floues Si\_Alors sont sous la forme [105]:

$$R^l: \text{Si } x_1 \text{ is } A_1^l \text{ and } \dots x_p \text{ is } A_p^l, \text{ ALORS } y \text{ is } Y^l \quad l=1, \dots, M \quad (\text{II.24})$$

Comme est mentionné précédemment, la distinction entre les types 1 et 2 est liée à la nature des fonctions d'appartenance, ce qui n'est pas important lors de la définition des règles. La structure des règles reste exactement la même dans le cas du type-2, mais maintenant, une partie ou la totalité des ensembles impliqués sont du type-2.

Considérons un système d'inférence flou de type-2 avec r entrés  $x_1 \in X_1, \dots, x_r \in X_r$  et une sortie  $y \in Y$ . comme c'est le cas du type-1, on peut supposer qu'il existe M règles, mais dans le cas du type-2, la l-ième règle a la forme :

$$R^l: \text{Si } x_1 \text{ is } \tilde{A}_1^l \text{ and } \dots x_p \text{ is } \tilde{A}_p^l, \text{ ALORS } y \text{ is } \hat{Y}^l \quad l=1, \dots, M \quad (\text{II.25})$$

Dans un SIF de type-1, le moteur d'inférence combine des règles et fournit un mappage des ensembles flous d'entrée de type-1 aux ensembles flous de type-1 en sortie. Plusieurs antécédents dans les règles sont combinés par la norme t. Les degrés d'appartenance dans les ensembles d'entrées sont combinés à celles des ensembles de sortie à l'aide de la composition. Plusieurs règles peuvent être combinées à l'aide du t-conorme ou lors de la défuzzification par sommation pondérée. Dans le cas de type 2, le moteur d'inférence est très similaire. Le moteur d'inférence combine les règles et fournit un mappage des ensembles flous d'entrée du type-2 aux ensembles flous de sortie du type-2.

Pour ce faire, il faut calculer les unions et les intersections d'ensembles flous de type-2, ainsi que les compositions de relations de type-2.

Dans le système flou type-2 (figure 8), comme le système flou type-1, les entrées nettes sont d'abord fuzzifiées en ensembles d'entrées floues qui activent ensuite le bloc d'inférence, qui dans le cas présent est associé à un ensemble flou type-2. Dans cette section, nous décrivons la fuzzification de singleton et l'effet de cette fuzzification sur le moteur d'inférence. Le «fuzzifier» mappe un point précis  $x = (x_1, \dots, x_r)^T \in X_1 \times X_2 \dots \times X_r \equiv X$  dans un ensemble flou de type-2  $\tilde{A}_x$  in  $X$ .

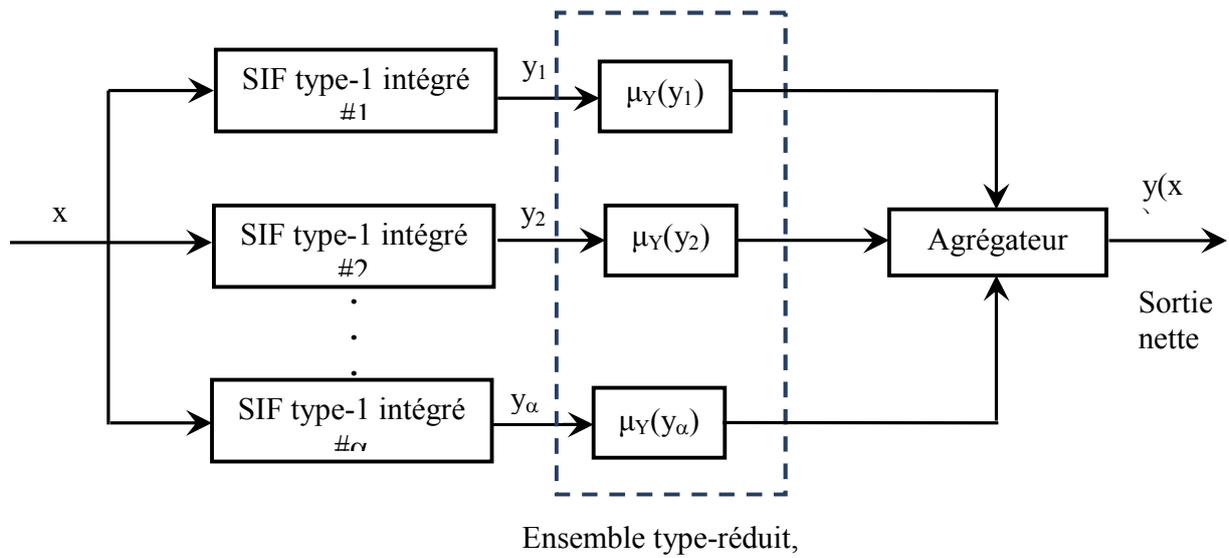
La sortie type-2 du moteur d'inférence illustré à la figure doit être traité ensuite par le processus de sortie, dont la première opération est la réduction de type.

### II.7.3. Réduction du type et défuzzification

Les méthodes de réduction de type incluent: centroïde, centre des sommes, hauteur, hauteur modifiée et centre des ensembles. Supposons que nous effectuions une réduction de type par la méthode du centroïde. Ensuite, chaque élément de l'ensemble type-réduit est le centroïde d'un ensemble incorporé de type-1 pour l'ensemble de sortie de type-2 du SIF. Chacun de ces ensembles incorporés peut être considéré comme un ensemble de sortie d'un SIF type-1 associé et, en conséquence, le SIF type-2 peut être visualisé comme une collection de nombreux différents SIF de type 1. Chaque SIF de type-1 est incorporé dans le SIF de type-2; par conséquent, l'ensemble type-réduit est une collection des sorties de tous les SIFs incorporés de type-1 (voir la Figure 9). L'ensemble type-réduit nous permet de représenter la sortie du SIF de type 2 sous la forme d'un ensemble flou plutôt que sous la forme d'un nombre net, ce qui est impossible avec un système flou de type-1.

Si l'on se réfère à la Figure II.9, lorsque les fonctions d'appartenance antécédentes et consécutives du SIF type 2 ont des domaines continus, le nombre d'ensembles incorporés est indénombrable. La figure x montre une situation dans laquelle nous avons supposé que les fonctions d'appartenance avaient des domaines discrets (ou discrétisés).

Les appartenances dans l'ensemble type-réduit,  $\mu_{\tilde{A}_x}(y_i)$  représentent le niveau d'incertitude associé à chaque SIF de type 1 intégré. Une sortie nette peut être obtenue en agrégeant les sorties de tous les SIF incorporés de type-1, par exemple en recherchant le centroïde de l'ensemble type-réduit [172]. Si toutes les incertitudes de type-2 disparaissaient, les fonctions d'appartenance secondaires de tous les antécédents et conséquences seraient alors réduites à un seul point, ce qui montre que le SIF du type-2 est réduite en un SIF du type-1.



**Figure II.9: Système d'inférence flou type-2 visualisé comme une collection des systèmes d'inférence flou type-1 intégré**

Si on considère un SIF de type-2 comme une «perturbation» d'un SIF de type-1, en raison d'incertitudes dans leurs fonctions d'appartenance, l'ensemble type-réduit de SIF de type-2 peut être considéré comme représentant l'incertitude dans la sortie nette due à la perturbation. Une certaine mesure de l'étalement de l'ensemble de types réduits peut ensuite être prise pour indiquer la variation possible de la sortie nette due à la perturbation. Ceci est analogue à l'utilisation d'intervalles de confiance dans une situation d'incertitude stochastique.

On défuzzifie l'ensemble type-réduit pour obtenir une sortie nette du SIF type-2. La façon la plus naturelle de faire cela semble être de trouver le centroïde de l'ensemble type réduit. Trouver le centre de gravité équivalent à la moyenne pondérée des sorties de tous les SIF type-1 intégrés dans le SIF type-2, les pondérations correspondant aux appartenances de l'ensemble type-réduit (voir la figure), si l'ensemble type-réduit Y pour une entrée x est discrétisé ou est discret et se compose de  $\alpha$  points, l'expression de son centre de gravité est :

$$y(x) = \left[ \sum_{k=1}^{\alpha} y_k \mu(y_k) \right] / \left[ \sum_{k=1}^{\alpha} \mu(y_k) \right] \quad (II.26)$$

Si  $\alpha$  est supérieur par rapport le stockage des données alors ça peut poser un problème pour le calcul de l'équation (II.26). Cette équation peut toutefois être évaluée à l'aide d'un traitement parallèle. Dans ce cas, le stockage des données ne sera pas un problème.

#### II.7.4. Système d'inférence flou non singleton

Un SIF non singleton [29, 51] est un SIF dont les entrées sont modélisées sous forme de nombres flous. Un SIF type-2 dont les entrées sont modélisées sous la forme de nombres flous type-1 est appelé «SIF type-2 de type-1 non singleton». Ce type de système flou ne tient pas seulement compte des incertitudes relatives aux antécédents ou aux conséquences des règles, mais également des incertitudes liées à la mesure des entrées.

Un SIF type-2 de type-1 non singleton est décrite par le même schéma que dans un SIF type-2 singleton, voir la Figure 8. Les règles d'un Un SIF type-2 de type-1 non singleton sont identiques à celles du SIF type-2 singleton. Ce qui est différent, c'est le Fuzzifier, qui traite les entrées comme des ensembles flous type-1, et son effet sur le bloc d'inférence. La sortie du bloc d'inférence sera à nouveau un ensemble flou type-2; ainsi, les réducteurs de type et le Defuzzifier que nous avons décrits pour un SIF type-2 singleton s'appliquent également à un SIF type-2 de type-1 non singleton.

Les règles d'un SIF type-2 de type-2 non singleton sont identiques à celles d'un SIF type-2 de type-1 non singleton, identiques à celles d'un SIF type-2 singleton. Ce qui est différent, c'est le Fuzzifier, qui traite les entrées comme des ensembles flous type-2, et son effet sur le bloc d'inférence. La sortie du bloc d'inférence sera à nouveau un ensemble flou type-2; ainsi, les réducteurs de type et le Defuzzifier que nous avons décrits pour un SIF type-2 singleton s'appliquent également à un SIF type-2 de type-2 non singleton.

#### II.7.5. Système flou type-2 de Sugeno

Tous les SIFs précédents étaient du type Mamdani [158, 172], même si nous ne les avons pas mentionnés en tant que tels. Dans cette section, on doit faire la distinction entre les deux types de SIF, nous appelons nos SIF précédents SIF de type «Mamdani ». Les deux types de SIF sont caractérisés par des règles SI-ALORS et ont les mêmes structures antécédents. Ils diffèrent par la structure de leurs conséquences. La conséquence d'une règle Mamdani est un ensemble flou, alors que la conséquence d'une règle Sugeno est une fonction.

Takagi et Sugeno (1985) et Sugeno et Kang (1988) [137] ont proposé un SIF type-1 de Sugeno pour développer une approche systématique de la génération de règles floues à partir d'un ensemble de données entrées-sorties donné. Dans cette section, nous examinerons l'extension de SIF type-1 de Sugeno du premier ordre à son homologue type-2, l'accent étant mis sur les ensembles d'intervalles.

Le système flou global Takagi-Sugeno est de la forme [2, 137] :

$$\begin{aligned}\dot{x} &= \sum_{i=1}^l \omega_i(\alpha)(A_i x + B_i u + a_i) \\ y &= \sum_{i=1}^l \omega_i(\alpha)(C_i x + c_i)\end{aligned}\tag{II.27}$$

D'où:  $l$  est le nombre de modèles locaux affines et :

$$\begin{aligned}\omega_i(\alpha) &= \frac{h_i(\alpha)}{\sum_{k=1}^l h_k(\alpha)}, \\ h_i(\alpha) &= \prod_{j=1}^r \mu_j^i(\alpha) \\ \sum_{i=1}^l \omega_i(\alpha) &= 1\end{aligned}\tag{II.28}$$

D'où:  $r$  est le nombre de paramètres de la partie antécédente  $\alpha_i$ , et  $h_i$  est l'activation pour chaque règle floue dans le système flou TS, le système de l'équation est considéré obtenue du modèle non linéaire :

$$\dot{x} = f(x, u, \theta), \quad y = g(x, \theta)\tag{II.29}$$

où:  $\theta$  est l'ensemble des paramètres variantes.

Considérons un système d'inférence flou de type-2 de Sugeno avec  $r$  entrées  $x_1 \in X_1, \dots, x_r \in X_r$  et une sortie  $y \in Y$ .

Sugeno est également décrite par des règles floues SI-ALORS représentant les relations entrée-sortie d'un système [128]. Dans un modèle général de Sugeno type-2 de premier ordre avec une base de règles de  $M$  règles ayant chacune des antécédents, la  $i$ -ième règle peut être exprimée comme suit:

$$R^i: \text{SI } x_1 \text{ est } \tilde{A}_1^i \text{ et } \dots x_p \text{ est } \tilde{A}_p^i, \text{ ALORS } Y^i \text{ est } Y^i = C_0^i + C_1^i x_1 + \dots + C_r^i x_r\tag{II.30}$$

où  $i = 1, \dots, M$ ;  $C_j^i$  ( $j = 1, \dots, r$ ) sont des ensembles flous type-1 de la partie conséquence;  $Y^i$ , la sortie de la  $i$ -ième règle, est également un ensemble flou type-1 (puisque'il s'agit d'une combinaison linéaire d'ensembles flous de type 1); et  $\tilde{A}_k^i$  ( $k = 1, \dots, r$ ) sont des ensembles flous type-2 de la partie antécédente. Ces règles nous permettent de prendre en compte simultanément l'incertitude liée aux fonctions d'appartenance antécédentes et aux valeurs de paramètre résultantes. Pour un SIF type-2 de Sugeno, la réduction de type n'est pas nécessaire, tout comme il n'est pas nécessaire de défuzzifier dans un SIF type-1 de Sugeno [144, 145].

## II.8. Modélisation par les méthodes basées sur le Clustering

### II.8.1. Clustering soustractif

Le principe de fonctionnement de la méthode du clustering soustractif consiste à trouver le point de données optimal pour déterminer un centre de cluster en fonction de la densité des points de données environnants. En comparaison avec d'autres techniques de clustering, les avantages de cette méthode est de réduire les complexités de calcul et donne une meilleure distribution des centres de cluster. Cette méthode suppose que chaque point comme un centre potentiel, et calcule le meilleur choix de centre utilisant des approximations mathématiques. Chaque centre de cluster peut être vu comme une règle floue du système, et le groupe identifié représente la partie antécédente de cette règle. L'estimation de la mesure du potentiel de données est basée de la distance de ce point de données par rapport à tous les autres points de données. L'identification d'un modèle Takagi-Sugeno en utilisant le clustering implique la formation de clusters dans l'espace de données et la traduction de ces clusters en règles de Takagi-Sugeno telles que le modèle obtenu soit proche du système à identifier [24, 88, 94].

### II.8.2. Clustering par l'algorithme flou C-means

Les méthodes de clustering sont applicables sur un ensemble de données soit numériques ou bien catégorique, ou bien les deux au même temps [172]. Les données sont des observations ou des enregistrements des quelques processus physique, chaque enregistrement consiste d'un nombre  $n$  de variables mesurés, assemble dans un vecteur  $X$  de dimension  $n$ . On note  $S$  l'espace de donnée tel que  $X \subset S$ . L'algorithme du clustering flou c-means est une méthode itérative, qui utilise des conditions nécessaires pour effectuer la minimisation de la fonction d'objective  $J_m$  comme est présenté par la formule suivante [24] :

$$J_m(U, C, X) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n \mu_i(x_k)^m \cdot d_{ik}^2 \quad (\text{II.31})$$

Tel que :  $n$  est le nombre totale des patterns,  $c$  est le nombre des sous-ensembles (clusters) qui peut être:  $n > c \geq 2$ ,  $X$  est l'ensemble de données, où  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \subset R^S$ ,  $C$  sont les centres des sous-ensembles(clusters), où  $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\} \subset R^S$ ,  $U = \mu_{ij}$  est la matrice des partitions flous, qui est définie par:

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{1,1} & \mu_{1,2} & \dots & \mu_{1,c} \\ \mu_{2,1} & \mu_{2,2} & \dots & \mu_{2,c} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mu_{N,1} & \mu_{N,2} & \dots & \mu_{N,c} \end{bmatrix} \quad (II.32)$$

Où  $\mu$  désigne le degré d'appartenance de chaque ensemble  $x_j$  de donnée à chaque cluster  $c_i$  avec :

$$\mu_i(x_k) = \left( \sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right)^{-1} \quad (II.33)$$

$$c_i = \frac{\sum_{k=1}^n \mu_i(x_k)^m \cdot x_k}{\sum_{k=1}^n \mu_i(x_k)^m} \quad (II.34)$$

$d_{ik}^2$  Signifie la distance Euclidien entre chaque donnée  $x_k$  du l'ensemble de données et les centres  $c_i$  des clusters, définie par :

$$d_{ik}^2 = \|x_k - c_i\|^2 \quad (II.35)$$

Et  $m$  est l'exponentielle pondérée. Les équations (II.34) et (II.35) sont des procédures itératives d'optimisation pour minimiser la fonction d'objective  $J_m(U, C, X)$ .

Les étapes de l'algorithme C-means flou sont comme suivant:

1. Donner un nombre des clusters  $c$  ( $c=25$ ), et une valeur choisit pour  $m$  ( $m=2$ ), met une matrice des partitions flous initiale  $U = [\mu_{ik}]$
2. calculer les centres des clusters pour tous  $k = 1, 2, \dots, N \mid i = 1, 2, \dots, c$  utilisant l'équation (II.34)
3. Utiliser l'équation (II.33) pour mettre à jour l'appartenance flou  $\mu_{ik}$
4. Pour finir, vérifier si l'amélioration dans  $J_m(U, C, X)$  est inférieur à certain seuil  $\varepsilon$  ( $\varepsilon = 0.001$ ), avec  $\|U_k - U_{k-1}\| < \varepsilon$ , sinon, met  $k = k + 1$  et retourner à l'étape 2

### II.8.3. Identification par le modèle TSK basé sur FCM

Considérons un système non linéaire multi entrés avec une sortie (MISO) avec q entrées :  $u \in U \subset R^q$  et une seule sortie,  $y \in Y \subset R$ . le modèle flou Takagi-Sugeno correspond est défini avec n règles, tel que la règle floue i<sup>ème</sup> pour l'instant du temps donné k est décrit comme suit [28, 172] :

$$\begin{aligned}
 R^i : & \text{if } x_1 \text{ is } A_1^i, x_2 \text{ is } A_2^i, \dots, x_m \text{ is } A_m^i \\
 & \text{then } y^i(k) = p_0^i + p_1^i x_1 + p_2^i x_2 + \dots + p_m^i x_m \\
 & = p_0^i + \sum_{j=1}^m p_j^i x_j \quad i = 1, 2, \dots, n
 \end{aligned} \tag{II.36}$$

Où  $A_j^i$  est l'ensemble flou de la j<sup>ème</sup> variable entrée de la partie antécédent de la règle floue i<sup>ème</sup>;  $x(k) = [x_1, x_2, \dots, x_m]$  est le vecteur des variables d'entrées;  $y^i$  est la variable de sortie de la règle i<sup>ème</sup>;  $p_j^i$  sont les paramètres de la partie conséquence.

La sortie finale du modèle flou Takagi-Sugeno dans un instant k peut être exprimée par la méthode de défuzzification moyenne pondérée comme suit :

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n \alpha_i y^i}{\sum_{i=1}^n \alpha_i} \tag{II.37}$$

Tel que n représente le nombre des règles floues,  $y^i$  est la variable de sortie de la règle i<sup>ème</sup>;  $\alpha_i$  représente l'appartenance de la règle i<sup>ème</sup>, définie par :

$$\begin{aligned}
 \alpha_i &= \min(\mu_{x_1}^i(x_1), \mu_{x_2}^i(x_2)) \\
 \alpha_i &= \mu_{x_1}^i(x_1) \mu_{x_2}^i(x_2)
 \end{aligned} \tag{II.38}$$

Ou bien :

$$\mu^i(x) = \prod_{j=1}^m A_j^i(x_j) \tag{II.39}$$

Où  $\prod$  est l'opérateur flou du produit;  $A_j^i(x_j)$  est le degré de la fonction d'appartenance.

La sortie estimée peut être exprimé en général comme suit :

$$y = \frac{\sum_{i=1}^n \mu^i y^i}{\sum_{i=1}^n \mu^i} = \sum_{i=1}^n \beta_i y^i = \sum_{i=1}^n \beta_i (p_0^i + p_1^i x_1 + \dots + p_m^i x_m) \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (II.40)$$

Tel que :

$$\beta_i = \frac{\mu^i}{\sum_{i=1}^n \mu^i} \quad (II.41)$$

Et la fonction objective est:

$$J_b(U, C) = \sum_{i=1}^f \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m \|x_k - c_i\|^2 \quad (II.42)$$

où  $x_k$  désigne l'échantillon dans l'espace de donnée ;  $N$  est le nombre des échantillons de donnée ;  $c_i$  désigne le centre du cluster finale,  $i = 1, 2, \dots, f$ ;  $f$  correspond au nombre des règles flous,  $\mu_{ik} \in [0, 1]$  est le degré d'appartenance de paire de données appartenant au  $i$ -ème sous-ensemble flou, et contraint avec l'équation suivante :

$$\sum_{i=1}^f \mu_{ik} = 1, k = 1, 2, \dots, N \quad (II.43)$$

#### II.8.4. Modèle flou Takagi Sugeno Type-2

Le modèle flou Takagi Sugeno (TS) peut représenter un modèle mathématique d'un système multi entré - une seule sortie (MISO) utilisant l'inférence floue et ses implications, et on considère la représentation d'un système dynamique multivariable (MIMO), le modèle flou de type TS est définie par un ensemble de règles floues de type Si-Alors et chaque règle est présentée comme suite [144, 158, 161]:

$$\begin{aligned} P^i : & \text{ IF } x_{k1} \text{ is } A_1^i \text{ and } x_{k2} \text{ is } A_2^i \text{ and } \dots \text{ and } x_{kn} \text{ is } A_n^i \\ & \text{ THEN } y_k^i = p_0^i + x_{k1} \cdot p_1^i + \dots + x_{kn} \cdot p_n^i \\ & = p_0^i + \sum_{j=1}^n x_{kj} \cdot p_j^i, \quad (i = 1, 2, \dots, C \text{ rules}) \\ & = [1 \quad x_k^T] \theta^i = \bar{x}_k \theta^i \end{aligned} \quad (II.44)$$

où:  $\theta^i = [p_0^i, p_1^i, \dots, p_n^i] \in \mathfrak{R}^{(n+1)}$  sont les coefficients de paramètre conséquence de la règle ième,  $x_k = [x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kn}]^T \in \mathfrak{R}^n$  est la variable antécédente et  $y_k^i$  est la variable conséquence générée par la règle i-ème qui convient l'échantillon k-ième.

Pour la fonction d'appartenance, la fonction Gaussienne type-2 est utilisée pour la variable antécédente, tels que le degré d'appartenance supérieure  $\bar{A}_j^i(x_{kj})$  et le degré d'appartenance inférieur  $\underline{A}_j^i(x_{kj})$  sont définies comme suite :

$$\bar{A}_j^i(x_{kj}) = \exp\left(-\frac{(x_{kj} - \bar{\nu}_j^i)^2}{(\bar{\sigma}_j^i)^2}\right) \in [0, 1], \quad (11.45)$$

( $j = 1, \dots, n$  and  $i = 1, \dots, C$ )

Et :

$$\underline{A}_j^i(x_{kj}) = \exp\left(-\frac{(x_{kj} - \underline{\nu}_j^i)^2}{(\underline{\sigma}_j^i)^2}\right) \in [0, 1], \quad (11.46)$$

( $j = 1, \dots, n$  and  $i = 1, \dots, C$ )

D'où:  $\bar{\nu}_j^i$  et  $\underline{\nu}_j^i$  sont les moyennes,  $\bar{\sigma}_j^i$  et  $\underline{\sigma}_j^i$  sont les largeurs des fonctions d'appartenance supérieure et inférieure successivement.

La sortie estimée pour l'échantillon k-ième peut être obtenue par la moyenne pondérée de toutes les règles active comme suite :

$$\hat{y}_k^i = \frac{\sum_{i=1}^C w_k^i * y_k^i}{\sum_{i=1}^C w_k^i} \quad (11.47)$$

D'où:

$$\begin{aligned} \bar{w}_k^i &= \min\{\bar{A}_j^i(x_{kj})\}, \\ \underline{w}_k^i &= \min\{\underline{A}_j^i(x_{kj})\}, \text{ for } i = 1, 2, \dots, C \\ w_k^i &= \frac{\bar{w}_k^i + \underline{w}_k^i}{2} \end{aligned} \quad (11.48)$$

## **II.9. Approches de commande floue type-1 et Type-2**

L'approche de commande classique, ainsi que le PID, utilisent des modèles mathématiques pour introduire une correspondance entre les entrées et les sorties d'un système avec des équations définissant cette relation, en considérant comme hypothèse que le système est complètement linéaire ou linéaire autour d'un point d'opération ou dans un intervalle spécifique du système, d'autre point, pour les deux approches floues, la non-nécessité d'une modélisation du processus à contrôler, ainsi qu'une analyse mathématique approfondie.

En effet, la commande des systèmes à résoudre avec un comportement complexe (fortement non linéaire et difficile à modéliser), également, cette approche offre la possibilité d'utiliser des processeurs spécialisés (appelés processeurs flous), pour augmenter la précision et donc la vitesse de calcul. En outre, la possibilité de bénéficier et de mettre en œuvre les connaissances et l'expertise humaine sur le système sur commande.

### **II.9.1. Comparaison entre les systèmes de commande floue type-1 et type-2**

L'un des inconvénients des approches floues est le manque de méthodes précises et systématiques pour la synthèse et la conception du contrôle par logique floue et l'impossibilité de démontrer la stabilité du circuit de contrôle en général (en l'absence d'un modèle valable). L'ajout de la cohérence des inférences n'est pas garanti a priori (apparition possible de règles d'inférence contradictoires).

Cependant, les deux systèmes flous ont les mêmes quatre blocs: Fuzzification, moteur d'inférence, base de règles et défuzzification. De plus, la sortie du système de type-2 génère un ensemble flou de type-1 utilisant un réducteur de type ou une valeur précise utilisant une défuzzification. Les règles Si-Alors caractérisent les deux systèmes flous, mais les ensembles antécédents ou conséquences pour le cas de type-2 sont du type 2 [29]. Un ensemble flou type-2 peut mieux modéliser et gérer les incertitudes intrinsèques au langage naturel entre les personnes internes et externes, car le degré d'appartenance d'un ensemble de type-2 correspond à un intervalle à la place d'un nombre clair (crisp) dans un ensemble flou type-1. Mendel dans [10, 25] a également montré que la modélisation des incertitudes linguistiques à l'aide d'ensembles flous de type 2 est scientifiquement correcte par rapport à l'utilisation d'ensembles flous type-1.

En comparant l'utilisation des ensembles flous type-1 pour représenter le contrôleur flou, l'utilisation d'ensembles flous de type-2 entraînera une réduction du nombre de règles de la base de règles [145, 158]. L'empreinte de l'incertitude dans les ensembles flous de type-2 peut représenter plus

d'incertitudes, ce qui permet de couvrir les domaines d'entrée / sortie avec moins que les ensembles flous. Cela augmente la robustesse et facilite la construction de la base de règles en utilisant des connaissances expertes [105, 124, 128]. De plus, la nouveauté des contrôleurs à intervalle flou de type-2 n'existe pas dans les contrôleurs flous traditionnels. Wu et al. dans [158] a montré que, dans un contrôleur flou de type-2, différents degrés d'appartenance au même ensemble de caractères flous de type-2 peuvent être utilisés dans des règles différentes, tandis que pour un jeu de flous de type-1 traditionnel, le même degré d'appartenance à la même Le même ensemble Fuzzy Type-1 est utilisé pour différentes règles.

Cela implique qu'un nouveau contrôleur flou de type 2 est plus complexe qu'un contrôleur flou de type 1 et qu'il ne peut pas être mis en œuvre par un contrôleur flou de type 1 utilisant la même base de règles.

Les contrôleurs flou Type-2 intervalle sont plus flexibles et adaptables et peuvent gérer des systèmes d'E / S plus complexes qui ne peuvent pas être gérés par des contrôleurs flous de type-1. Un système flou de type 2 peut être considéré comme un ensemble de nombreux systèmes intégrés flous de type 1 différents [51]. Les techniques de regroupement et de classification basées sur des ensembles flous de type 2 sont plus précises et plus aptes à traiter un grand nombre de points de données avec un degré d'incertitude élevé que les méthodes basées sur le type 1 flou [105, 145].

## **II.10. Conclusion**

On a présenté dans ce chapitre les systèmes d'inférence floue de type-1 et type-2, d'abord une description sur les théories des ensembles flous type-1 et type-2, les opérations sur les ensembles et les éléments des systèmes flous type-1 et type-2, ensuite les systèmes Takagi-Sugeno et les différences entre les systèmes flous de type Mamdani et de type Takagi-Sugeno, ensuite la modélisation par les modèles TS, Enfin une étude théorique et pratique par la comparaison entre les différences entre les systèmes flous type-1 et type-2, avec un exemple illustratif d'une application de surveillance un système d'actionneur de valve du Fuel d'une Turbine à Gaz.

L'utilisation des systèmes flous type-2 intervalle a montré une performance élevé après la comparaison avec celle de type-1, l'objectif est de bénéficier ces performances dans la commande floue tolérante aux défauts afin d'obtenir des résultats efficace et fiable permettant d'améliorer les facteurs d'efficacité des turbines à gaz, pour réduire les charges de maintenance industrielle. Le Chapitre suivant concerne l'identification des systèmes par les méthodes sous-espace, et l'application aux turbines à gaz pour obtenir un modèle linéaire multi variable en espace d'état.

# CHAPITRE III

## IDENTIFICATION DE VARIABLES DE MODELE D'UNE TURBINE A GAZ AVEC UNE APPROCHE SOUS-ESPACES D'ETATS N4SID

---

Ce chapitre porte sur l'identification d'un modèle d'états d'une turbine à gaz utilisé dans le transport du gaz, utilisant une approche sous espace d'état pour l'identification de modèle de cette turbine. Cette méthode permet de fournir une représentation d'état du modèle fiable et robuste avec exploitation en commande pour sa finalité de surveillance et la supervision de cette machine. Le modèle adopté pour chaque variable de modèle de turbine est établi, afin que les matrices d'états associés au modèle de la turbine à gaz seront déterminés, à partir de leurs données d'entrée / sortie réelles. La comparaison des résultats d'identification obtenus avec ceux de fonctionnement réelle de turbine examinée permet de valider le modèle proposé dans ce travail. Cette méthode Numerical algorithm for Subspace IDentification est riche en termes d'information et plus précise en termes d'erreur résiduelle de modélisation, exprime une très bonne confiance sur la dynamique de turbine identifiée. D'où, les tests de contrôlabilité et d'observabilité du fonctionnement de turbine pour différents variables d'entrée / sortie a permis de validé la stabilité de fonctionnement de la turbine en temps réel.

### III.1. Introduction

Les turbines à gaz ont connu un grand développement dans de plusieurs applications industrielles dans le monde, notamment dans le secteur de production d'énergie ou dans le transport du gaz, ces machines sont de plus en plus performantes et complexes. En effet, l'activité de surveillance de ces machines tournantes est une tâche très complexe et nécessite une grande quantité d'informations et des données, concernant le fonctionnement de ces processus, pour assurer une bonne surveillance en temps réel. Pour cela, la dynamique de ces machines, et l'étude de leurs stabilités, servent d'une base de données importante nécessaires aux modèles aboutissant à l'amélioration de la sécurité et des performances de ces systèmes.

Plusieurs solutions et approches de surveillance ont été proposées dans plusieurs travaux, pour palier à ces problèmes de commande des turbines à gaz et leur utilisation en temps réel [1, 2, 5, 6, 11, 19, 22, 24, 89, 110]. En effet, l'identification des systèmes avec la méthode des sous-espaces déterminent à partir des mesures des entrées et des sorties la matrice d'observabilité et la matrice des séquences d'état, d'où la stratégie de commande sera ensuite déterminés à partir de ces matrices de représentation d'état. En effet, cette méthode de modélisation est très dépendante de l'application et trouve souvent ses origines dans le domaine d'application concerné par la tradition et les techniques particulières. En utilisant un algorithme d'estimation numérique et les données d'entrée et de sortie de turbine sur les sous-espaces déterminés par analyse en composantes principales de cette machine tournante, cela permettent de trouver une représentation du système dans l'espace d'état à partir d'une estimation de l'espace colonne de la matrice d'observabilité et espace ligne de filtre de Kalman.

Par ailleurs, cette démarche basée sur les sous espaces permet de déterminer la matrice d'observabilité dans les différentes séquences réelles de fonctionnement de turbine à gaz en évitant l'identification off line. La méthode N4SID est riche en termes d'information et plus précise en terme d'erreur résiduelle de modélisation, exprime véritablement une confiance sur la dynamique identifiée, ce qu'aucune autre méthode d'identification classique n'offre. Ce travail permet de confirmer l'efficacité de modèle de turbine dans l'espace état, utilisant l'identification sous espace de modèle, cette efficacité peut prendre une place très importante dans le cadre de la mise en place d'une politique de commande prédictive de ce type de machine tournante en temps réel. Basée sur cette approche d'identification sous espace de modèle de turbine à gaz, l'analyse de comportement dynamique de la turbine examinée a été réalisée avec l'évaluation des effets de commande de variables de sorties en fonction de variables d'entrées, ce qui a permis la synchronisation des actions de contrôle de cette machine tournante.

### III.2. Identification et représentation d'un système

Un système est un objet qui consiste d'un ensemble de variables de différents types, interagissant et produisant des signaux observables, ces derniers sont représentés par les sorties. Le système est également affecté par les signaux externes qui peuvent être manipulés par l'observateur et sont appelés les entrées. D'autres sont appelées perturbations et peuvent être divisées en celles qui sont mesurées directement et celles qui ne sont observées que par leur influence sur la sortie [74, 99, 166]. Dans un système dynamique, les valeurs des signaux de sortie dépendent des valeurs instantanées de ses signaux d'entrée ainsi que du comportement passé du système au même temps.

Cependant, le concept de l'état d'un système dynamique fait référence à un ensemble minimal de variables, connues sous le nom de variables d'état qui décrivent pleinement le système et sa réponse à un ensemble donné d'entrées, comme il est montré sur la Figure III.1.

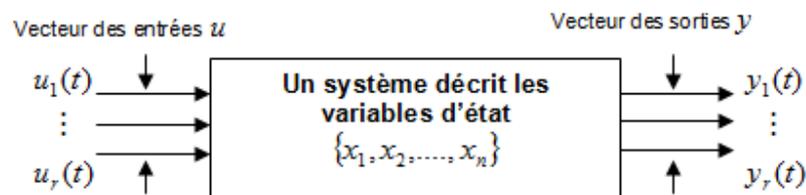


Figure III.1 : Représentation des variables d'un système

Un modèle peut être défini comme une relation mathématique entre les variables d'entrée et de sortie d'un système. En général, les modèles de systèmes dynamiques sont décrits par des équations différentielles, des fonctions de transfert, des équations d'espace d'état et des modèles de gain à pôle zéro, les modèles dynamiques peuvent être représentés en forme à temps continu et en forme à temps discret [42, 74].

#### III.2.1. Identification d'un système

Le domaine de l'identification des systèmes dynamiques complexes consiste à construire des modèles mathématiques de systèmes dynamiques utilisant des méthodes statistiques à partir des signaux mesurés d'entrée-sortie. En principe, on a besoin de données d'enregistrement pour construire un modèle [42]. L'identification du système utilise les signaux mesurés des entrées et des sorties pour estimer les valeurs de paramètres ajustables dans une structure de modèle donnée. L'obtention d'un bon modèle du système étudié dépend de la mesure dans laquelle les données mesurées reflètent le comportement du système étudié [74, 96]. Le processus d'identification du système, comme il est

montré sur la Figure III.2, nécessite le choix d'une structure de modèle et l'application des méthodes d'estimation pour déterminer les valeurs numériques des paramètres du modèle. Les modèles peuvent être construits à l'aide de signaux d'entrée-sortie dans le domaine temporel, de données de réponse en fréquence, de signaux de série temporelle et de spectres de série temporelle.

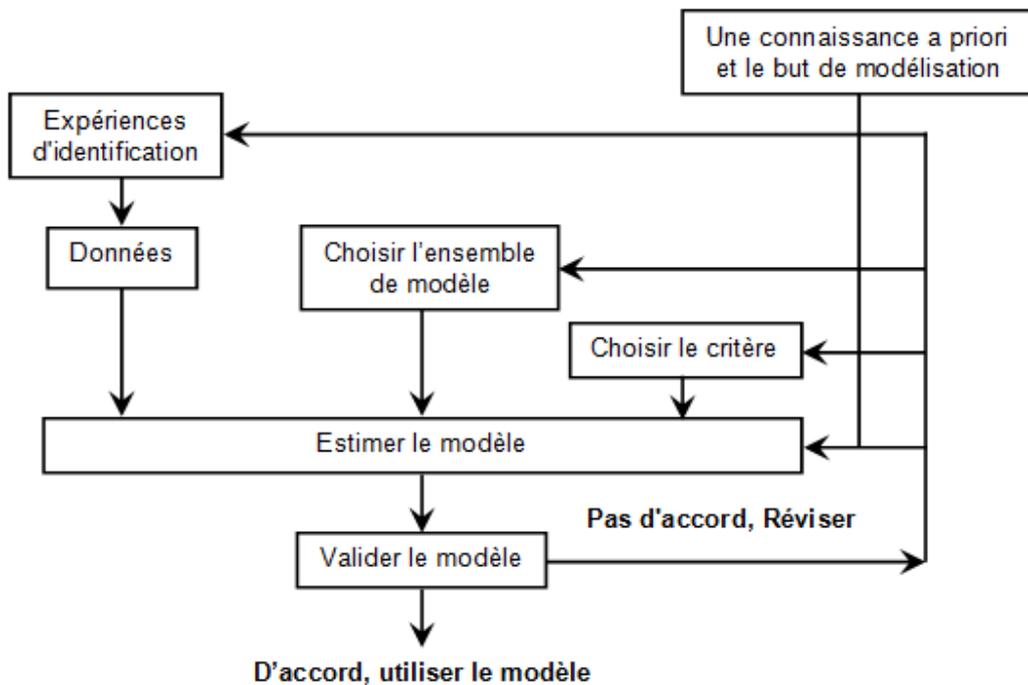


Figure III.2 : Procédure d'identification d'un système

### III.2.2. Outils mathématiques pour l'identification

Dans cette section, nous définissons brièvement quelques outils mathématiques et passons en revue la projection oblique dans les méthodes des sous-espaces. D'abord la décomposition QR est présentée. Afin de tenir compte de la décomposition QR, nous introduirons une transformation orthogonale, appelé la transformation de Householder, comme il est montré sur la Figure III.3. Considérons deux vecteurs  $x \neq y \in \mathfrak{R}^n$  avec  $\|x\| = \|y\|$ , où  $\|\cdot\|$  désigne la norme vectorielle. Donc il existe un vecteur  $u \in \mathfrak{R}^n$  tel que :

$$(I - 2uu^T)x = y, \|u\| = 1 \quad (III.1)$$

Le vecteur  $u$  est défini de manière unique à la signature :

$$u = \pm \frac{x - y}{\|x - y\|} \quad (III.2)$$

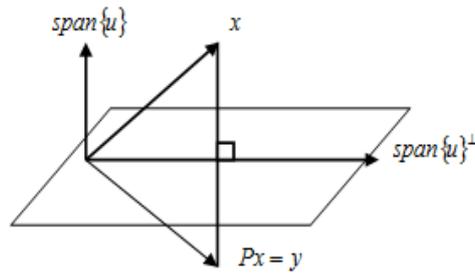


Figure III.3 : Transformation du Householder

Définition : Supposons que  $\mathfrak{R}^n$  est donné par une somme directe de sous-espaces  $\mathcal{W}$  et  $\mathcal{V}$ , écrit :

$$\mathfrak{R}^n = \mathcal{W} + \mathcal{V}, \quad \mathcal{V} \cap \mathcal{W} = \{0\} \quad (\text{III.3})$$

Alors,  $x \in \mathfrak{R}^n$  peut être uniquement écrit sous l'expression :

$$x = \nu + \omega, \quad \nu \in \mathcal{V}, \quad \omega \in \mathcal{W} \quad (\text{III.4})$$

où:  $\nu$  est la projection de  $x$  sur  $\mathcal{V}$  dans  $\mathcal{W}$ , et  $\omega$  est la projection de  $x$  sur  $\mathcal{W}$  dans  $\mathcal{V}$ . La singularité vient de  $\mathcal{V} \cap \mathcal{W} = \{0\}$ . La projection est souvent appelée projection oblique (ou parallèle), comme est montré dans la Figure III.4.

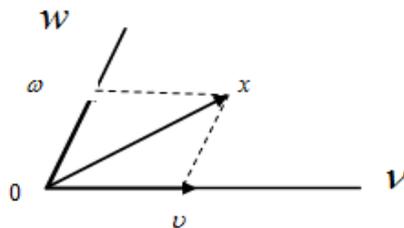


Figure III.4 : Projection oblique ou parallèle

### III.2.3. Préparation de données d'identification

Lorsque les données du test final ont été obtenues, elles ne conviennent pas non plus à une utilisation immédiate dans les algorithmes d'identification. Il existe certaines faiblesses potentielles:

- Bruit haute fréquence (mesure) dans les données,
- Pics occasionnels et valeurs aberrantes,
- Il existe souvent des perturbations non mesurées importantes qui peuvent pousser le cycle hors de sa plage linéaire,

- Un changement de point de fonctionnement pendant le test peut entraîner un non linéarité des données,
- La dérive et de décalage, des perturbations à basse fréquence.

### III.3. Identification du modèle multi entrée multi sorti dans l'espace état

Avant de commencer la démarche d'identification purement déterministe du système de turbine à gaz, il convient de noter que la plupart des mesures sont filtrés, car ces derniers sont corrompus par le bruit. Cela, permet de faire le lien entre la réalité du système et la représentation mathématique souhaitée de turbine à gaz examinée, en fonction de l'algorithme d'identification et aux propriétés du modèle et des données expérimentales utilisées [157].

Plusieurs approches ont été développées dans la littérature permettent de identifier les systèmes et les processus industriels. Parmi ces approches, on peut citer les approches d'identification avec prédiction et les méthodes temporelles d'espace état, permettent bien souvent de franchir les limites des méthodes fréquentielles en s'affranchissant du traitement des fonctions de transfert [10, 13, 46, 93, 96, 98, 127, 141, 149]. Toutefois, il reste qu'un certain nombre de limitations liées à des problèmes numériques, la surestimation de l'ordre du système ou encore la récursivité réduisent la portée utile de ces méthodes [42, 63, 122, 125, 159]. C'est dans ce cadre, ce travail propose l'utilisation de méthode sous espace dans l'espace état pour l'identification de modèle de turbine à gaz examinée, cette méthode permet de fournir une représentation d'état du modèle identifie sans utiliser des paramètres explicites du modèle.

En utilisant un algorithme d'estimation numérique et les données d'entrée et de sortie de turbine sur les sous-espaces déterminés pare analyse en composantes principales de cette machine tournante, cela permettent de trouver une représentation du système dans l'espace d'état à partir d'une estimation de l'espace colonne de la matrice d'observabilité et espace ligne de filtre de Kalman. La représentation mathématique de modèle proposé dans ce travail est un modèle d'espace état multi variable dynamique à temps discret et linéaire est décrit par la forme suivante [46, 74]:

$$\begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) + w(k) \\ y(k) = Cx(k) + Du(k) + v(k) \end{cases} \quad (\text{III.5})$$

d'où  $x(k) \in \mathfrak{R}^n$  représente le vecteur d'états,  $u(k) \in \mathfrak{R}^{m \times 1}$  est le vecteur d'entrée de contrôle et  $y(k) \in \mathfrak{R}^{l \times 1}$  est le vecteur de sorties,  $v(k) \in \mathfrak{R}^{l \times 1}$  et  $w(k) \in \mathfrak{R}^{n \times 1}$  sont des séquences de vecteur de bruit blanc non mesurables à moyenne nulle,  $A \in \mathfrak{R}^{n \times n}$ ,  $B \in \mathfrak{R}^{n \times m}$ ,  $C \in \mathfrak{R}^{l \times n}$  et  $D \in \mathfrak{R}^{l \times m}$  sont des

matrices constantes de dimensions appropriées peuvent être identifiées avec des techniques d'identification classiques de type entrées/sorties tels que ARMA, ARX, et autres méthodes.

#### **III.4. Algorithme N4SID d'identification**

La technique d'identification utilisée dans ce travail est basée sur l'identification de sous-espace utilisant l'algorithme N4SID [52, 74, 146, 157]. Cet algorithme est récemment présenté comme une alternative puissante à la méthode classique d'identification des systèmes basée sur des approches itératives, l'étape la plus importante de cette méthode est la projection oblique des sous-espaces générés par les matrices de blocs de Hankel formées par les données d'entrée / sortie du système [38].

Le principal avantage de l'algorithme sous espèces d'états N4SID est pouvant estimer et identifier les variables de système en temps réel, en particulier en ajustant ses sous espèces sous-espace aux données d'entrée-sortie à l'aide d'outils numériques robustes et fiables avec une précision d'identification élevés. Cette approche d'identification permet d'estimer la matrice d'observabilité étendue avec estimation de l'état du système globale de turbine à gaz. En effet, le modèle d'états de variables de turbine est obtenu avec la technique d'identification N4SID, basée sur les sous-espaces, afin de mener à terme l'identification des matrices d'états de turbine à gaz quelles que soient les conditions ou le type de mode de fonctionnement de cette machine tournante.

L'ordre du système et la matrice d'observabilité qui contiennent les paramètres du modèle estimé sont obtenus par plusieurs méthodes algébriques; telles que SVD (Singular Value Decomposition) [63, 146, 152]. Dans cette section, nous décrivons brièvement les principales techniques mathématiques utilisées dans la méthode d'identification de sous-espace en utilisant un algorithme N4SID basé sur des données d'entrée-sortie du système étudié, qui sera mise en application pour l'identification de variables de modèle de turbine à gaz par la suite de ce travail, en prendre en considération quelques hypothèses sachant que le système est purement déterministe. Le schéma général du processus d'identification utilisé dans ce travail est présenté dans la Figure III.5, l'algorithme détermine les séquences d'état par projection des données d'entrée et de sortie. Ces séquences d'état sont des sorties des blocs de filtres de Kalman à l'état non stable [127].

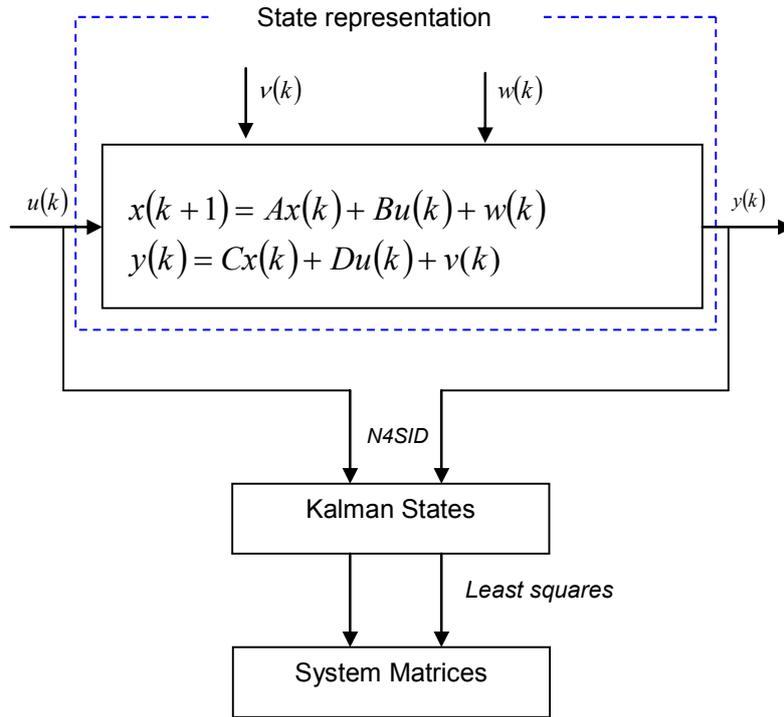


Figure III.5 : Schéma générale de l'approche « N4SID » utilisé

En pratique, il n'est généralement pas possible de mesurer complètement l'état du système, pour stabiliser le système on considère souvent des bouclages donnée par l'équation canonique donnée par (5). Avec la matrice d'observabilité étendue  $\Gamma_i$  associée la représentation d'état donnée par l'équation (5) est donnée par [127, 152]:

$$\Gamma_i = \begin{pmatrix} C \\ CA \\ CA^2 \\ \dots \\ CA^{i-1} \end{pmatrix} \quad (\text{III.6})$$

D'où,  $i$  indique le nombre de lignes du bloc,  $A$  et  $C$  sont les matrices du système.

La matrice de contrôlabilité étendue inversée de  $\Delta_i^d$  de la représentation d'état (5) est donnée par [52, 146]:

$$\Delta_i^d = (A^{i-1}B \quad A^{i-2}B \quad \dots \quad AB \quad B) \quad (\text{III.7})$$

D'où  $A$  et  $B$  sont les matrices du système, et  $i$  indique le nombre de colonnes de bloc.

Le bloc est défini inférieur de la matrice Toeplitz triangulaire  $H_i$ , déterminé par la formule suivante [14, 31]:

$$H_i = \begin{pmatrix} D & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ CB & D & 0 & \cdots & 0 \\ CAB & CB & D & \cdots & 0 \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ CA^{i-2}B & CA^{i-3}B & CA^{i-4}B & \cdots & D \end{pmatrix} \quad (III.8)$$

d'où  $A, B, C$  et  $D$  sont les matrices du système.

Et les matrices de Henckel d'entrée et de sortie sont définies par [21, 34]:

$$U_{0|i-1} = \begin{pmatrix} u_0 & u_1 & u_2 & \cdots & u_{j-1} \\ u_1 & u_2 & u_3 & \cdots & u_j \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ u_{i-1} & u_i & u_{i+1} & \cdots & u_{i+j-2} \end{pmatrix}, \quad U_{i|2i-1} = \begin{pmatrix} u_i & u_{i+1} & u_{i+2} & \cdots & u_{i+j-1} \\ u_{i+1} & u_{i+2} & u_{i+3} & \cdots & u_{i+j} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ u_{2i-1} & u_{3i} & u_{i+1} & \cdots & u_{2i+j-2} \end{pmatrix} \quad (III.9)$$

$$Y_{0|i-1} = \begin{pmatrix} y_0 & y_1 & y_2 & \cdots & y_{j-1} \\ y_1 & y_2 & y_3 & \cdots & y_j \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ y_{i-1} & y_i & y_{i+1} & \cdots & y_{i+j-2} \end{pmatrix}, \quad Y_{i|2i-1} = \begin{pmatrix} y_i & y_{i+1} & y_{i+2} & \cdots & y_{i+j-1} \\ y_{i+1} & y_{i+2} & y_{i+3} & \cdots & y_{i+j} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ y_{2i-1} & y_{2i} & y_{2i+1} & \cdots & y_{2i+j-2} \end{pmatrix} \quad (III.10)$$

D'où  $U_{0|i-1}$  est l'entrée précédente et  $U_{i|2i-1}$  est l'entrée suivante, et  $Y_{0|i-1}$  est la sortie précédente et  $Y_{i|2i-1}$  est la sortie suivante,  $u$  désigne les éléments du vecteur d'entrée,  $y$  désigne les éléments du vecteur de sortie, et pour la simplification,  $U_{0|i-1} = U_p$ ,  $U_{i|2i-1} = U_s$ ,  $Y_{0|i-1} = Y_p$  et  $Y_{i|2i-1} = Y_s$

Les matrices d'état précédent et suivant  $X_p$  et  $X_s$  sont définies comme:

$$X_p = (x_0 \quad x_1 \quad x_2 \quad \cdots \quad x_{j-1}) \in \mathfrak{R}^{n \times j} \quad (III.11)$$

$$X_s = (x_i \quad x_{i+1} \quad x_{i+2} \quad \cdots \quad x_{i+j-1}) \in \mathfrak{R}^{n \times j} \quad (III.12)$$

$X_p$  et  $X_s$  peuvent être estimés en effectuant la décomposition QR et la décomposition en valeurs singulières (SVD) sur les matrices de Hankel du bloc de données. La matrice de variable instrumentale  $Z_p$  ou bien la matrice du Hankel de donnée passée est définie par [52, 74, 77]:

$$Z_p = (U_p \quad Y_p)^T \quad (III.13)$$

où  $U_p$  est la matrice des entrées précédentes, et  $Y_p$  est la matrice des sorties précédentes.

La détermination de la matrice d'état et de la matrice d'observabilité étendue est déterminé en utilisant la formulation unifiée proposée par Van Overschee et Bart De Moor dans [74, 78]. Cette méthode permet l'identification de variables de système de turbine à gaz dans la suite de ce travail, les équations d'entrée-sortie de la matrice d'état et les projections principales sont définies comme suit:

$$X_S = A^i X_P + \Delta_i U_P \quad (\text{III.14})$$

$$Y_P = \Gamma_i X_P + H_i U_P \quad (\text{III.15})$$

$$Y_S = \Gamma_i X_P + H_i U_S \quad (\text{III.16})$$

d'où  $U_p$  est l'entrée précédent,  $U_s$  est l'entrée suivant,  $X_p$  et  $X_s$  sont les matrices d'état précédent et suivant,  $\Delta_i^d$  est la matrice de contrôlabilité étendue inversée,  $H_i$  est le bloc est défini inférieur de la matrice Toeplitz triangulaire,  $\Gamma_i$  la matrice d'observabilité étendue et  $A^i$  est la matrice du bloc du filtre Kalman à l'état non stable.

La projection précédente  $Z_i$  et la projection suivante  $Z_{i+1}$  sont définies comme suit:

$$\begin{cases} Z_i = \Gamma_i \hat{X}_i + H_i U_{i|2i-1} \\ Z_{i+1} = \Gamma_{i+1} \hat{X}_{i+1} + H_{i+1} U_{i+1|2i-1} \end{cases} \quad (\text{III.17})$$

d'où :  $\Gamma_i$  la matrice d'observabilité étendue,  $U_{i|2i-1}$  est l'entrée suivante,  $H_i$  est défini bloc inférieur de la matrice Toeplitz triangulaire  $H_i$ ,  $\hat{X}_i$  et  $\hat{X}_{i+1}$  sont les états précédent et suivant estimé par le filtre du Kalman et sont calculé dans la section suivante.

Pour estimer la matrice d'observabilité étendue, la méthode des sous-espaces utilise une relation matricielle exprimant la sortie du système, linéairement en fonction de l'état et des entrées [96, 98, 152]. Cette matrice d'état peut être obtenue par les formes du filtre de Kalman récursif:

$$\hat{X}_i = \left( A^i - Q_i \Gamma_i \mid \Delta_i - Q_i H_i \mid Q_i \right) \begin{pmatrix} SR^{-1} U_{0|2i-1} \\ \frac{U_{0|2i-1}}{Y_{0|2i-1}} \end{pmatrix} \quad (\text{III.18})$$

avec:  $\Gamma_i$  la matrice d'observabilité étendue,  $U_{i|2i-1}$  est l'entrée suivante,  $Q$  et  $R$  sont les matrices de la décomposition QR,  $A^i$ ,  $Q_i$  et  $S$  sont les matrices du bloc du filtre Kalman à l'état non stable.

D'où, la matrice des séquences d'état future  $\hat{X}_{i+1}$  est obtenue par la relation suivante:

$$\hat{X}_{i+1} = \left( A^{i+1} - Q_{i+1}\Gamma_{i+1} \mid \Delta_{i+1} - Q_{i+1}H_{i+1} \mid Q_{i+1} \right) \begin{pmatrix} SR^{-1}U_{0|2i-1} \\ U_{0|i} \\ Y_{0|i} \end{pmatrix} \quad (\text{III.19})$$

Avec:

$$Q_i = \alpha_i \beta_i^{-1} \quad (\text{III.20})$$

D'où,  $\alpha_i = A^i(P - SR^{-1}S^t)\Gamma_i^t + \Delta_i$  et  $\beta_i = \Gamma_i(P - SR^{-1}S^t)\Gamma_i^t + L_i$

$P$  est la matrice de covariance du filtre de Kalman,  $\Delta_i^d$  est la matrice de contrôlabilité étendue,  $\Gamma_i$  est la matrice d'observabilité étendue l'élément d désigne la partie purement déterministe,  $A^i$ ,  $Q_i$  et  $S$  sont les matrices du bloc du filtre Kalman à l'état non stable,  $L$  est la matrice de la composition SVD [74, 77].

### III.5. Représentation d'état

L'objectif de cette technique d'identification est de déterminer l'ordre  $n$  du système et d'obtenir une réalisation  $(A, B, C, D)$  du système de turbine, et ceci à partir de la seule connaissance d'un nombre fini  $i$  de mesures des entrées  $u_i$  et des sorties  $y_i$ . Dans ce travail nous proposons l'algorithme N4SID pour la détermination de ces matrices d'état  $(A, B, C, D)$  réalisée via la reconstruction d'une séquence de l'état de système examiné, cependant ici nous présentons la solution utilisant les propriétés structurelles de la matrice d'observabilité étendue donnée par l'équation (III.6). Cet algorithme est résumé en quatre étapes suivantes:

#### III.5.1. Étape de détermination des projections

Cette étape consiste à déterminer les projections  $Z_i$  et  $Z_{i+1}$  afin d'appliquer la composition de la valeur singulière, et sont définies comme suite :

$$Z_i = Y_{i|2i-1} / \begin{pmatrix} U_{0|i-1} \\ U_{i|2i-1} \\ Y_{0|i-1} \end{pmatrix} = \left( \underbrace{L_i^1}_{l_i \times m_i} \mid \underbrace{L_i^2}_{l_i \times m_i} \mid \underbrace{L_i^3}_{l_i \times l_i} \right) \begin{pmatrix} U_{0|i-1} \\ U_{i|2i-1} \\ Y_{0|i-1} \end{pmatrix} \quad (\text{III.21})$$

$$Z_{i+1} = Y_{i+1|2i-1} / \left( \frac{U_{0|i}}{Y_{0|i}} \right) \quad (\text{III.22})$$

### III.5.2. Étape de décomposition de la valeur singulière (SVD)

Après l'obtention des projections par l'étape précédente, la méthode de la décomposition algébrique SVD est appliquée pour simplifier le calcul des états précédents et suivants  $\hat{X}_i$  et  $\hat{X}_{i+1}$ , et on écrit :

$$(L_i^1 | L_i^3) \begin{pmatrix} U_{0|i-1} \\ Y_{0|i-1} \end{pmatrix} = (U_1 \quad U_2) \begin{pmatrix} \Sigma_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix} V^t \quad (\text{III.23})$$

Avec le nombre de valeurs non singulières est donnée par:

$$\Gamma_i = U_1 \Sigma_1^{1/2} \quad \text{et} \quad \Gamma_{i-1} = U_1 \Sigma_1^{1/2} \quad (\text{III.24})$$

### III.5.3. Étape de détermination des états

Dans cette étape les états  $\hat{X}_i$  et  $\hat{X}_{i+1}$  sont calculés à l'aide du pseudo inverse du Moore-Penrose

$$\tilde{X}_i = \Gamma_i^\dagger (L_i^1 | L_i^3) \begin{pmatrix} U_{0|i-1} \\ Y_{0|i-1} \end{pmatrix} \quad (\text{III.25})$$

$$\tilde{X}_{i+1} = \Gamma_{i-1}^\dagger (L_{i+1}^1 | L_{i+1}^3) \begin{pmatrix} U_{0|i} \\ Y_{0|i} \end{pmatrix} \quad (\text{III.26})$$

$\Gamma^\dagger$  désigne le pseudo inverse du Moore-Penrose, et  $p^\perp$  indique une matrice dont l'espace des lignes est perpendiculaire à l'espace des lignes de  $p$ .

### III.5.4. Étape de détermination de solution des moindres carrés

La dernière étape consiste à trouver la solution des moindres carrés  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$  et  $\lambda_4$  pour déterminer les matrices du système de manière approximative

$$\begin{pmatrix} \tilde{X}_{i+1} \\ Y_{i|i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & \lambda_2 \\ \lambda_3 & \lambda_4 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \tilde{X}_i \\ U_{i|i} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \end{pmatrix} \quad (\text{III.27})$$

Avec :

$$\rho = \begin{pmatrix} U_{02i-1} \\ Z_i \\ \hat{X}_i \end{pmatrix}^{\perp} \quad (\text{III.28})$$

D'où :  $\hat{X}_i$  est l'état précédent du filtre de Kalman,  $Z_i$  est la projection précédente et  $U_{02i-1}$  est la matrice d'entrée de Henckel.

La détermination des matrices du système: les matrices du system A, B, C et D sont déterminé approximativement comme suite [10, 32]:

$$\begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} \leftarrow \begin{pmatrix} \lambda_1 & \lambda_2 \\ \lambda_3 & \lambda_4 \end{pmatrix} \quad (\text{III.29})$$

Avec d'autre manière, cet algorithme est résumé dans la section suivante [7, 10, 20]:

En prendre en considération :

- Les indices P et S indiquent l'état passé ou précédent et l'état suivant ou futur respectivement,
- L'excitation des entrées est une persiste d'ordre  $2i$  ( $\text{rank}(U_{02i-1}) = 2mi$ ), et les matrices de poids  $W_1 \in \mathfrak{R}^{li \times li}$  et  $W_2 \in \mathfrak{R}^{li \times li}$  satisfait :

$$\text{rank}(Z_p) = \text{rank}(Z_p W_2) \quad (\text{III.30})$$

- et  $o_i$  comme la projection oblique :

$$o_i = Y_S / U_S Z_P \quad (\text{III.31})$$

Et

$$W_1 o_i W_2 = [U_1 \quad U_2] \begin{bmatrix} S_1 & 0 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V_1^T \\ V_2^T \end{bmatrix} \quad (\text{III.32})$$

Avec :

$$W_1 o_i W_2 = U_1 S_1 V_1^T \quad (\text{III.33})$$

On obtient :

- Etape 01 : déterminer les projections :

$$o_i = \Gamma_i X_S \quad (\text{III.34})$$

Etape 02 : Déterminer la décomposition de la valeur singulière (SVD) de système d'équations (27,28), l'ordre du modèle est égal au nombre des valeurs singulières différent à zéro, donné par la matrice  $S_1$ .

- Etape 03 : La matrice d'observabilité étendue  $\Gamma_i$ , est donnée par :

$$\Gamma_i = W_1^{-1} U_1 S_1^{\frac{1}{2}} T \quad (III.35)$$

- Etape 04 : Déterminer les matrices d'état :

$$X_S W_2 = T^{-1} U_1 S_1^{\frac{1}{2}} V_1^T \quad (III.36)$$

Avec :

$$X_S = \Gamma_i o_i \quad (III.37)$$

D'où  $T \in \mathfrak{R}^{n \times n}$  est la matrice de transformation non singulière de similarité, le facteur  $S_1^{\frac{1}{2}}$  est introduit pour des raisons de symétrie.

### III.5.5. Ordre du système

Pour déterminer l'ordre du système, on forme les matrices du Hankel  $(Y_p, Y_s)^T$  et  $(U_p, U_s)^T$  à partir d'un nombre fini  $q$  de données d'entrée-sortie  $(u_k, y_k)$  après la déduction de la matrice de variable instrumentale  $Z_p = (Y_p, U_s)^T$ , et calculer la projection oblique de l'équation (III.34).

par la multiplication de  $o_i$  à gauche et à droite respectivement par les matrices de poids,  $W_1$  et  $W_2$ , qui sont utilisés pour améliorer l'estimation de  $\Gamma_i X_S$ , on obtient l'équation (III.32), ensuite calculer SVD de  $W_1 o_i W_2$ , lorsque  $S_1$  est une matrice diagonale formé par un nombre  $n$  de valeurs singulières différent à zéro, donc l'ordre du système est  $n$ .

#### 1. Matrices A et C

Les matrices  $A$  et  $C$  sont déterminés à partir d'espace de colonne de la matrice d'observabilité  $\Gamma_i$ , après  $\Gamma_i$  est calculé, la matrice  $C$  est extrait directement à partir de  $l$  lignes premiers de  $\Gamma_i$ .

La matrice  $A$  est déterminée comme suit :

$$A = \underline{\Gamma}_i^{\dagger} \bar{\Gamma}_i \quad (III.38)$$

avec :  $\bar{\Gamma}_i$  est la matrice  $\Gamma_i$  sans les premiers  $l$  lignes,  $\underline{\Gamma}_i$  est la matrice  $\Gamma_i$  sans les derniers  $l$  lignes,  $\Gamma_i^{\dagger}$  désigne le pseudo inverse du Moore Penrose [15].

## 2. Matrices B et D

Les matrices B et D peuvent être trouvés par :

$$\Gamma_i^\perp [Y_S / U_S] U_S^\dagger = \Gamma_i^\perp H_i \quad (\text{III.39})$$

Par multiplication l'équation (24) à gauche par  $\Gamma_i^\perp$  et à droite par  $U_{i|2i-1}^\dagger$  on obtient :

$$\Gamma_i^\perp Y_S U_S^\dagger = \Gamma_i^\perp \Gamma_i X_S U_S^\dagger + \Gamma_i^\perp H_i U_S U_S^\dagger \quad (\text{III.40})$$

et par considérer le produit  $\Gamma_i^\perp \Gamma$  est nulle on obtient:

$$\Gamma_i^\perp Y_S U_S^\dagger = \Gamma_i^\perp H_i \quad (\text{III.41})$$

Si on faire un changement de variable comme suit :

$$M = LH \quad (\text{III.42})$$

avec:  $L = \Gamma_i^\perp = (L_1 \quad L_2 \quad \dots \quad L_i)$  et  $M = \Gamma_i^\perp Y_S U_S^\dagger = (M_1 \quad M_2 \quad \dots \quad M_i)$ . B et D sont trouvés par résoudre un système d'équations par l'algorithme de régression linéaire :

$$\begin{pmatrix} X_{i+1} \\ Y_{i|i} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & B \\ C & D \end{pmatrix} \begin{pmatrix} X_i \\ U_{i|i} \end{pmatrix} \quad (\text{III.43})$$

Avec  $U_{i|i}$  et  $Y_{i|i}$  sont les matrices des blocs de Hankel avec une seule ligne des blocs d'entrée avec leurs sorties respectives.

Afin d'observer le comportement de la méthode dans un contexte réel, nous allons testés lors d'une phase d'identification en boucle fermée sur les variables de turbine à gaz examinée, cette méthode d'identification des sous-espaces ont suscité beaucoup d'intérêt sur cette application. Basées sur des outils de l'algèbre linéaire, elles utilisent notamment les projections matricielles. Une propriété intéressante de ces méthodes est leur simplicité de mise en marche pour l'identification des paramètres de turbine étudiée.

### III.6. Résultats d'applications

La complexité du comportement dynamique des systèmes à turbine à gaz, augmente la difficulté à obtenir un modèle de contrôle en temps réel fiable pour ce type de machine. Les différents résultats obtenus de l'algorithme N4SID d'identification employés pour répondre à cette problématique de la commande en temps réel d'une turbine à gaz seront présenté dans cette section. Ces résultats reposent sur les divers outils d'identification numérique en utilisant les données réelles, afin de garantir la supervision et le suivi du comportement de la turbine examinée. L'algorithme N4SID a été appliqué sur des données d'entré/sortie expérimentales d'une turbine à gaz de type Titan 130 utilisé dans la station de compression du gaz SC3 situé à Moudjbara, Djelfa, Algérie. Ce modèle proposé contient quatre entrés

(IGV (Inlet Guide Vane),  $W_f$  (Combustible Gas Fuel), Température d'air et pression d'air d'entrée (ambient) et deux sorties ; la variation de la vitesse de rotation de l'arbre HP en % (la vitesse maximale est 8855 rpm) et la température d'échappement en  $^{\circ}\text{C}$ , comme il est montré sur la Figure III.6.

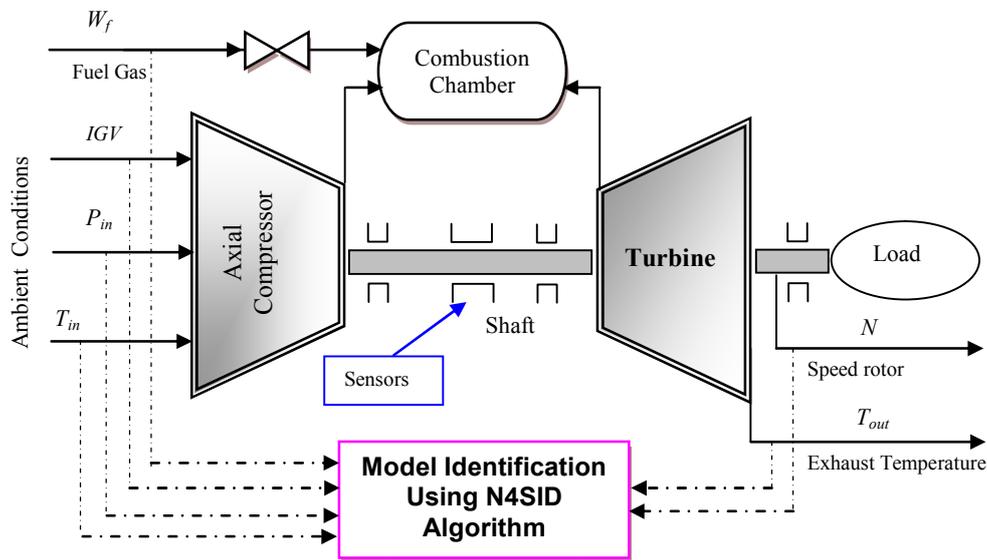


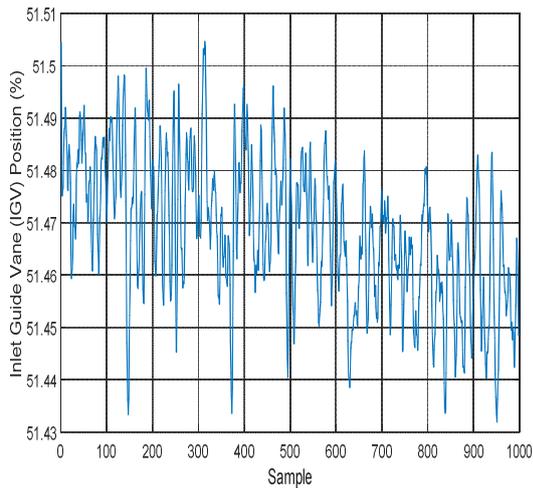
Figure III.6 : Installation expérimentale de système turbine à gaz

### III.6.1. Résultats de modèle d'espace d'état de la turbine

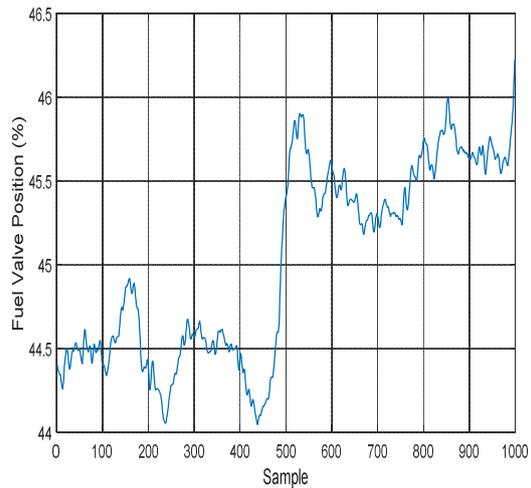
Les instruments de mesure du banc d'essais expérimentale de la Figure III.6 permettent d'exploiter la méthode d'identification N4SID pour obtenir un modèle multivariable d'espace d'état de la turbine, via le système d'acquisition de données, qui sont utilisés et répartis sur un intervalle du temps d'enregistrement entre d'échantillonnage des données à l'ordre de 6 min comme une série de temps. Pendant la période d'essais et pour voir l'influence de la variation des variables d'entrée et de sortie de système de turbine, différentes variables sont pris en considération pendant la phase d'identification, tels que ; Inlet Guide Vane, Combustible Gas Fuel, Température d'air d'entrée, la pression d'air d'entrée, la variation de la vitesse de rotation de l'arbre HP et la température d'échappement. Cela est dans le but d'assurer les performances optimales de la stratégie de contrôle de cette machine pour un bon fonctionnement fiable.

Cependant, la Figure III.7 montre la variation de la position de l'Inlet guide vane (IGV) en fonction de série de temps d'enregistrement, on observe sur cette figure que la position du de l'Inlet guide vane (IGV) variée d'une façon harmonique d'une moyenne de 51.48 %, et après le moment 400 (Unité de temps) la position diminue et ça variation reste au voisinage d'une moyenne de 51,45%. La Figure III.8 montre la variation de la position de la valve du fuel combustible en %, on voit que la position de la valve

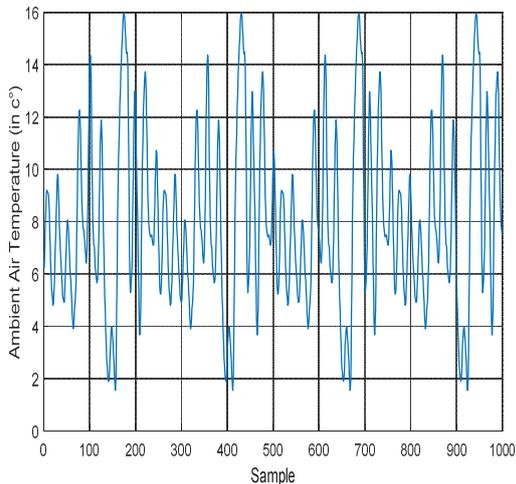
du fuel augmente après le temps 400 (x 6 min). Cette augmentation est expliquée par le changement de régime de fonctionnement de la turbine de régime de démarrage vers le régime dynamique de fonctionnement normale. Par conséquent, la Figure III.9 et la Figure III.10 montrent la variation réelle de la température et de la pression de l'air ambiant entrant dans le compresseur axial respectivement.



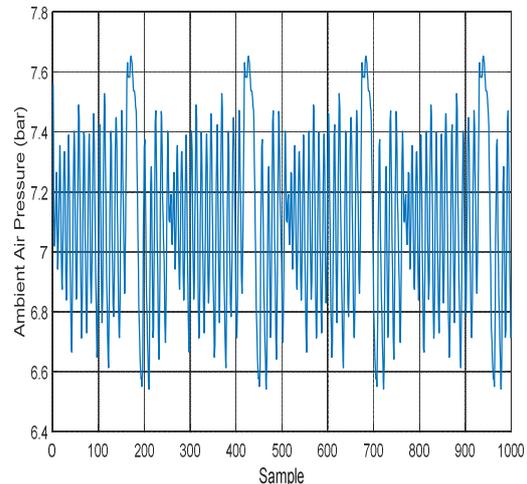
**Figure III.7 : Variation de la position d'aube de guidage d'admission (IGV) (%)**



**Figure III.8 : Variation de la position de vanne de carburant %**

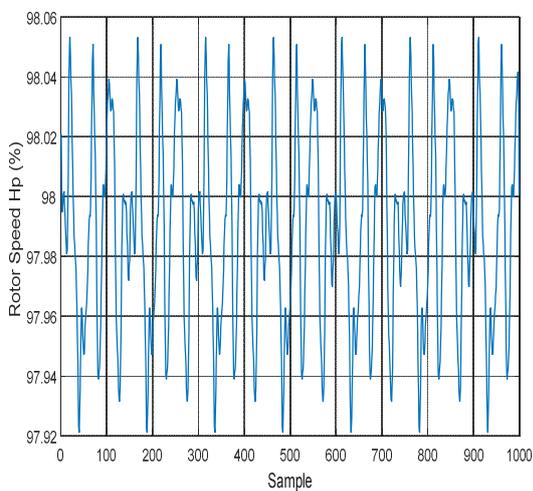


**Figure III.9: Variation de la température d'air d'admission (C°)**

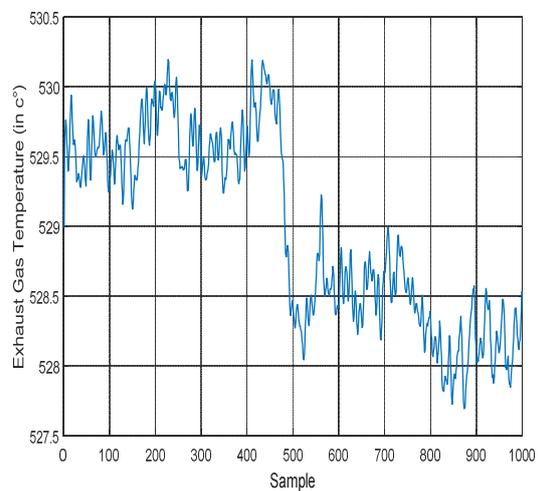


**Figure III.10: Variation de la pression d'air d'admission (bar)**

Les variables de sorties du modèle proposée de la turbine examinée de la station de compression du gaz SC 3 de Djelfa, Algérie sont constituer à partir des mesures établies expérimentalement qui évaluent et estiment la température d'échappement T5 et la vitesse rotation de l'arbre HP en fonction du temps comme il est montré à travers les Figures III.11 et III.12. Ces variables sont élaborés à partir des enregistrements expérimentaux collectés par les capteurs de vitesse et de température installés sur la machine en temps réel. En effet, la connaissance exacte des phénomènes dynamiques et les interactions entre les différentes variables d'entrée / sortie de la machine permettent d'identifier la turbine, par la suite, la méthode d'identification N4SID proposé permet d'obtenir un modèle multivariable de la turbine le plus fiable possible pour son exploitation en commande de cette machine.



**Figure III.11: Variation de la vitesse du rotor HP**



**Figure III.12: Variation de la température des gaz d'échappement**

Dans cette partie de travail la reconstitution des matrices A, B, C et D de représentation d'état la turbine est abordée utilisant l'algorithme sous-espace numérique d'identification N4SID, avec un processus de classification de données entrée / sortie mis en jeu et organisé selon le modèle proposé pour la turbine à gaz étudié sur les différent série de temps d'enregistrement (1000 points d'enregistrement avec un intervalle de 6 minutes entre chaque point). Le comportement du vecteur des sorties estimées par la méthode d'identification numérique sous-espace N4SID est compare avec le vecteur des sorties réelle de turbine, comme il est montré sur les Figures III.13 et III.14. Ces figures présentent les estimations obtenues à partir de la méthode d'identification N4SID en couleur rouge, cette méthode d'identification proposée fonctionne bien par rapport aux variations réelles de sorties de turbine présenté en couleur bleu.

La Figure III.13 montre la variation de la vitesse de rotor de la turbine haute pression HP mesurée avec l'ajustement de l'estimation proposé par l'algorithme d'identification N4SID, pour une vitesse de rotation 98.05% de la vitesse maximale de la turbine qui à l'ordre de 8855 rpm. D'où, la Figure III.14 montre la variation de la température d'échappement mesuré avec l'ajustement de l'estimation proposé par l'algorithme d'identification N4SID, pour une température d'échappement à l'ordre de 530.5 C°.

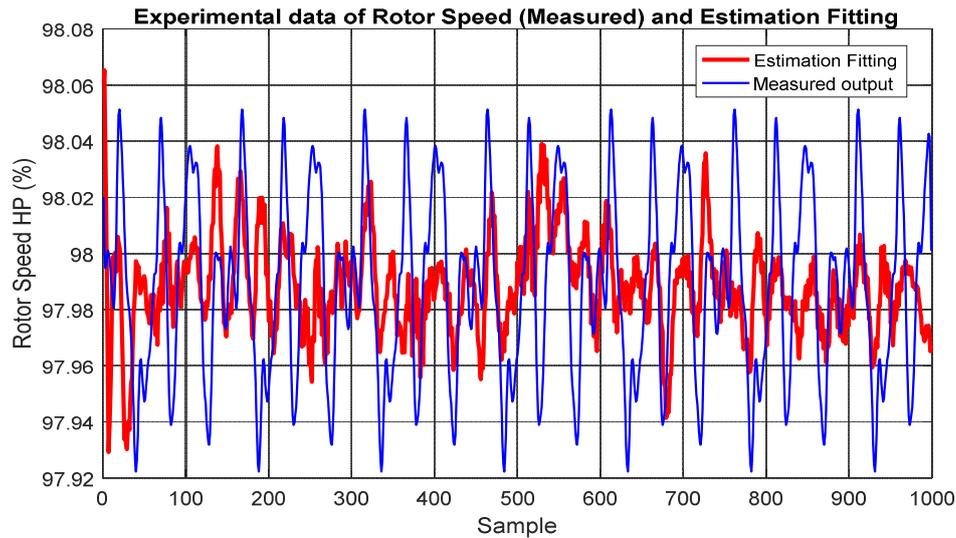


Figure III.13 : Variation de la vitesse rotation mesuré avec son estimation utilisant l'identification N4SID

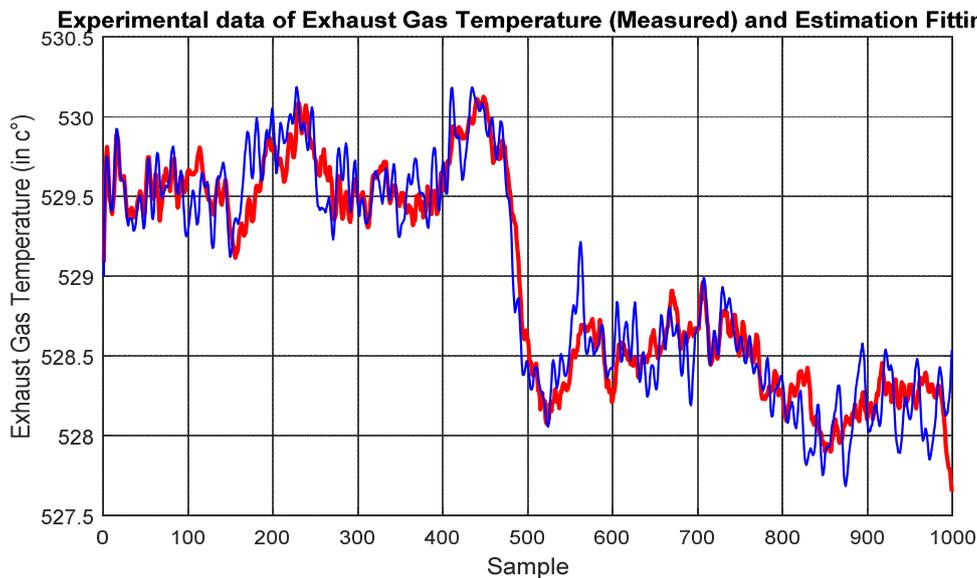


Figure III.14 : Variation de la température d'échappement T5 mesuré avec son estimation utilisant l'identification N4SID

Afin d'avoir une idée plus précise du comportement de la méthode proposée, vis à vis du comportement dynamique de la turbine, l'erreur d'estimation de modèles obtenus est déterminé pour pouvoir évaluer l'écart entre la sortie estimée et la sortie réelle de la machine, comme il est montrent sur les Figures III.15 et III.16.

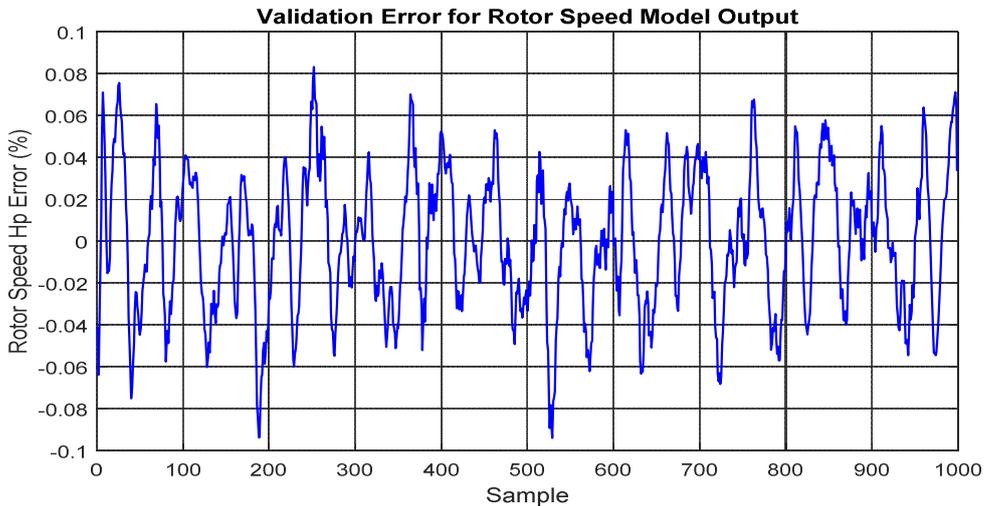


Figure III.15 : Erreur d'estimation d'identification N4SID de vitesse rotation N de rotor HP

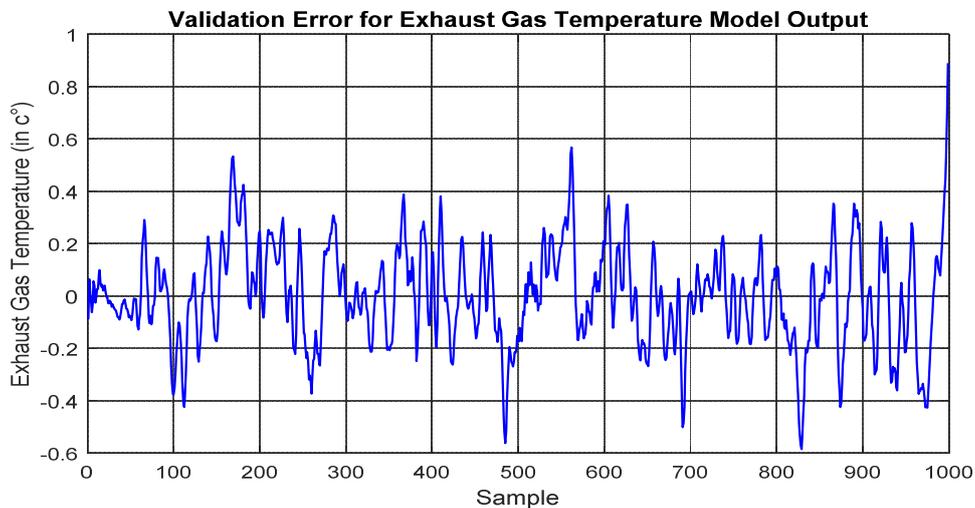


Figure III.16 : Erreur d'estimation d'identification N4SID de la température T5

Les résultats obtenus ont permis de valider que l'algorithme d'identification N4SID est fiable pour déterminer les matrices d'états de modèle de turbine examinée à partir des données entrées et sorties de cette machine. Ces résultats sont extrêmement sensibles aux perturbations, on observe que la variation de l'erreur pour la vitesse de rotation est à l'ordre de 0.07 et pour la température

d'échappement est à l'ordre de 0.6, l'erreur pour chaque variable de sortie identifié est acceptable pour l'élaboration de modèle d'état de système.

### III.6.2. Résultats d'identification pour la commande de turbine

Le modèle en espace d'état de la turbine à temps discret est présenté par les matrices A, B, C et D comme suite :

$$A = \begin{bmatrix} A_1 & A_2 & A_3 \\ A_4 & A_5 & A_6 \\ A_7 & A_8 & A_9 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \\ B_3 \end{bmatrix}, C = [C_1 \quad C_2 \quad C_3], D = 0 \quad (\text{III.45})$$

Avec les matrices  $A_i$  ( $i=1 :9$ ),  $B_j$  et  $C_j$  ( $j=1 :3$ ) sont déterminés pour la vérification de l'observabilité ; Le système est observable car le rank de la matrice d'observabilité  $\Gamma$  est égale à l'ordre du système  $n=15$ , égale à la dimension de la matrice A qui est 15. Pour la vérification de contrôlabilité, le système est contrôlable car le rank de la matrice de contrôlabilité  $\Delta$  est égale à l'ordre du système d'états de la turbine. Aussi, la stabilité est vérifiée par la représentation des plans zéros / pôles de modèle d'état de système de turbine pour les deux sorties (la vitesse rotation de l'arbre HP et pour la température d'échappement T5, lorsque tous les pôles sont dans le contour du diamètre inférieur à 1, comme ils sont montrent sur les Figures III.17 et III.18.

$$A_1 = \begin{bmatrix} 0.9390 & 0.0454 & 0.1768 & 0.0831 & 0.0178 \\ -0.0370 & 0.9311 & 0.2384 & -0.0003 & 0.0730 \\ -0.0402 & -0.2204 & 0.7793 & 0.3171 & 0.0855 \\ -0.0098 & 0.0664 & -0.3825 & 0.8473 & 0.3733 \\ -0.0193 & 0.0131 & -0.0328 & -0.3800 & 0.8987 \end{bmatrix}, A_2 = \begin{bmatrix} 0.1067 & -0.2596 & 0.1113 & 0.0211 & -0.3074 \\ -0.0464 & 0.0753 & -0.0393 & -0.1120 & 0.2101 \\ -0.3540 & 0.1286 & -0.0978 & 0.1224 & -0.0616 \\ -0.0129 & -0.0147 & -0.0047 & -0.0125 & 0.0025 \\ -0.1365 & -0.0575 & 0.0544 & 0.1506 & -0.0358 \end{bmatrix},$$

$$A_3 = \begin{bmatrix} 0.1676 & -0.0738 & 0.0185 & -0.1211 & -0.1642 \\ -0.1025 & -0.0166 & 0.0553 & 0.1006 & 0.1763 \\ -0.0906 & 0.0924 & -0.0184 & 0.1099 & -0.0189 \\ -0.0621 & -0.0237 & 0.0994 & 0.1164 & 0.0617 \\ -0.0144 & -0.0013 & 0.1158 & 0.1287 & -0.0679 \end{bmatrix}, A_4 = \begin{bmatrix} -0.0018 & 0.0108 & 0.1448 & 0.0255 & 0.0364 \\ -0.0134 & -0.0039 & -0.0202 & -0.0194 & 0.0197 \\ -0.0098 & 0.0016 & 0.0111 & 0.0181 & -0.0793 \\ 0.0013 & -0.0138 & 0.0277 & 0.0348 & -0.0269 \\ 0.0010 & 0.0081 & 0.0197 & 0.0712 & 0.0033 \end{bmatrix},$$

$$A_5 = \begin{bmatrix} 0.8095 & 0.5461 & -0.0105 & 0.2875 & -0.1027 \\ -0.0889 & 0.8274 & -0.3234 & -0.4720 & -0.0083 \\ -0.1448 & 0.2664 & 0.9558 & -0.0968 & -0.2889 \\ -0.1208 & 0.0875 & -0.0815 & 0.7228 & 0.0227 \\ 0.0125 & 0.1102 & 0.1332 & 0.0756 & 0.9828 \end{bmatrix}, A_6 = \begin{bmatrix} 0.0167 & 0.1870 & -0.3005 & -0.2226 & -0.1387 \\ 0.1893 & -0.0930 & -0.2344 & -0.4089 & -0.0613 \\ 0.0329 & -0.0294 & 0.1167 & -0.0752 & -0.0201 \\ 0.2420 & -0.2494 & 0.2351 & -0.1667 & -0.0501 \\ -0.1437 & 0.1175 & 0.0487 & 0.1930 & -0.0943 \end{bmatrix},$$

$$A_7 = \begin{bmatrix} -0.0078 & 0.0105 & 0.0257 & 0.0340 & 0.0033 \\ 0.0020 & -0.0097 & 0.0018 & -0.0125 & -0.0055 \\ -0.0012 & 0.0006 & 0.0062 & -0.0114 & -0.0098 \\ 0.0027 & -0.0009 & -0.0200 & -0.0252 & -0.0010 \\ 0.0011 & -0.0037 & -0.0016 & -0.0096 & 0.0071 \end{bmatrix}, A_8 = \begin{bmatrix} -0.0450 & -0.0509 & 0.0147 & -0.1270 & 0.0390 \\ 0.0008 & 0.0135 & 0.0077 & 0.0276 & -0.1166 \\ 0.0484 & -0.0244 & -0.1219 & -0.0918 & 0.0702 \\ 0.0196 & -0.0073 & -0.1325 & -0.0006 & -0.1677 \\ 0.0392 & -0.0244 & -0.0283 & -0.0601 & 0.0511 \end{bmatrix},$$

$$A_9 = \begin{bmatrix} 0.2400 & 0.4907 & -0.1192 & -0.8564 & -0.3882 \\ -0.8187 & -0.1227 & -0.2995 & -0.4478 & -0.1482 \\ -0.0691 & -0.4302 & 0.4053 & 0.2727 & -0.5263 \\ -0.1843 & 0.5882 & 0.5298 & 0.4170 & -0.1806 \\ -0.1653 & -0.0335 & 0.6396 & -0.1156 & 0.5794 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} -2.7155 & 0.2081 & 0.0072 & -0.4548 \\ 2.0230 & 0.2389 & -0.0004 & 0.4332 \\ -0.1794 & -0.1678 & 0.0102 & -0.0782 \\ 0.1183 & 0.3796 & 0.0011 & 0.0929 \\ -1.9328 & -0.1330 & -0.0033 & -0.1165 \end{bmatrix},$$

$$B_2 = \begin{bmatrix} -1.1620 & -1.0709 & 0.0186 & -0.1266 \\ 2.6272 & 0.7804 & 0.0013 & -0.0148 \\ 0.6515 & -0.2221 & 0.0133 & -0.1161 \\ 2.8482 & 0.7465 & 0.0089 & 0.0628 \\ -0.3457 & -0.4995 & 0.0032 & 0.0307 \end{bmatrix}, B_3 = \begin{bmatrix} 6.3638 & -3.0824 & 0.0241 & 0.1250 \\ 5.4994 & 7.2621 & -0.0294 & 0.4442 \\ -0.4800 & 4.4795 & -0.0247 & 0.1852 \\ 4.7431 & -5.0950 & 0.0430 & -0.0779 \\ 4.3002 & -0.8934 & 0.0222 & 0.0430 \end{bmatrix},$$

$$C_1 = \begin{bmatrix} -0.0374 & -0.0412 & 0.0024 & -0.0072 & 0.0832 \\ -0.3338 & -0.0988 & 0.3744 & 0.1116 & 0.1736 \end{bmatrix},$$

$$C_2 = \begin{bmatrix} -0.0151 & 0.0663 & -0.0365 & 0.0472 & 0.1893 \\ 0.4273 & -0.3592 & 0.1181 & -0.3299 & 0.0087 \end{bmatrix},$$

$$C_3 = \begin{bmatrix} 0.1103 & -0.0106 & -0.1571 & -0.1889 & 0.1359 \\ 0.1525 & -0.1956 & 0.0854 & -0.1091 & 0.0361 \end{bmatrix},$$

**Donc, la représentation d'état du modèle de turbine est totalement observable, contrôlable et stable.**

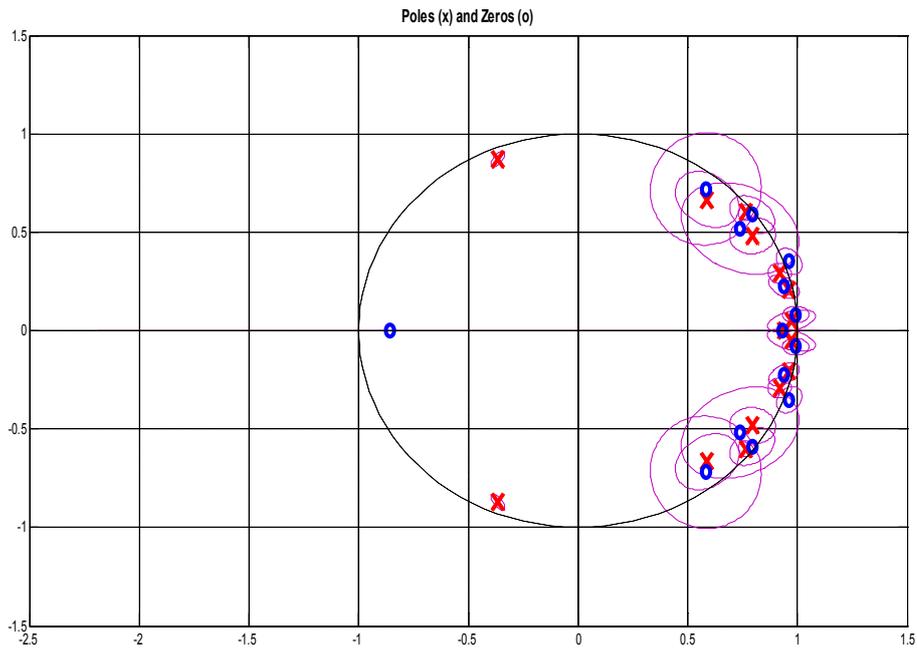


Figure III.17 : Pôles en rouge et les zéros en bleu de turbine pour la vitesse rotation N de rotor HP

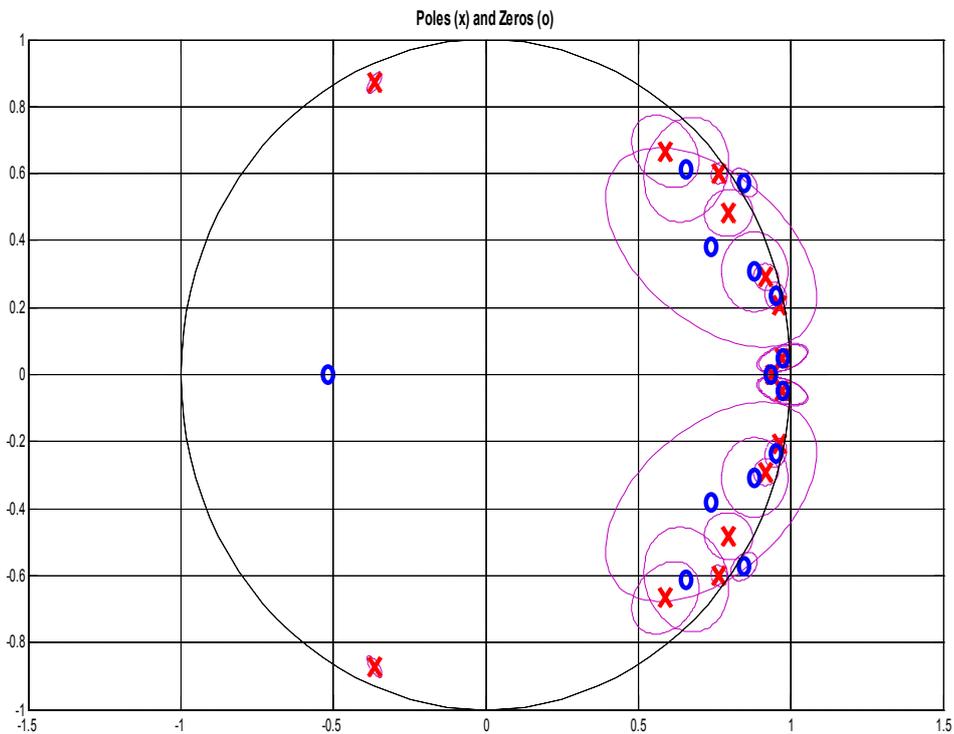
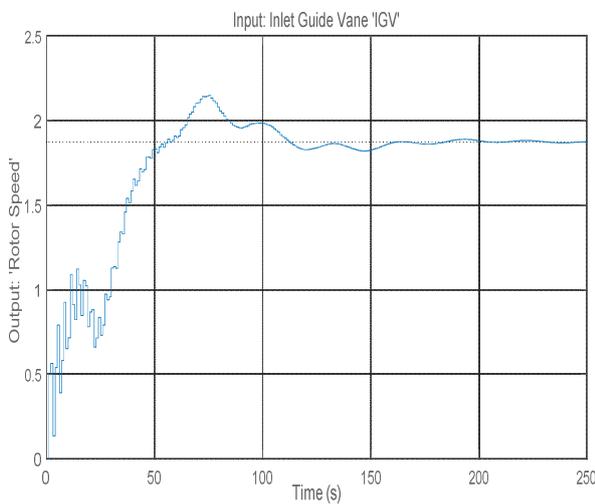
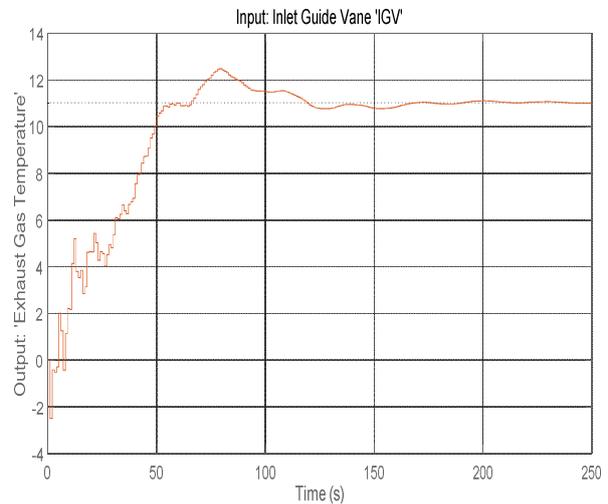


Figure III.18 : Pôles en rouge et les zéros en bleu de turbine pour la température d'échappement T5

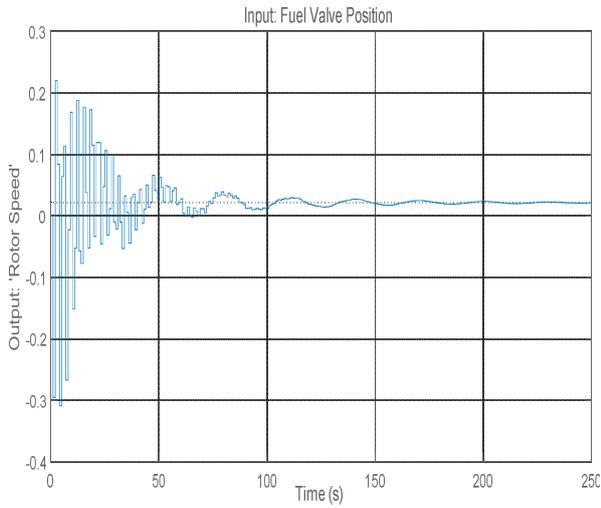
Pour comprendre l'influence des entrées du modèle proposé de la turbine à gaz (IGV, Wf, T1 et P1) sur les sorties (N et T5), des tests de commande ont été effectués sur la réponse indicielle, afin de bien voir le comportement du système et comprendre comment les 4 entrées interagissent avec les 2 sorties et quels sont les plus éléments d'entrée qui influencent sur le système. Les figures suivantes présentent la réponse d'un échelon à des valeurs initiales différentes, de chaque entrée associée à chaque sortie du système (4x2), les réponses en bleu, données par les Figures III.19, III.21, III.23 et III.25 représentent la réponse indicielle à partir des 4 entrées vers la sortie de la vitesse rotation N de rotor HP et les réponses en rouge données par les Figures III.20, III.22, III.24 et III.26 représentent la réponse indicielle à partir des 4 entrées vers la sortie de température d'échappement T5.



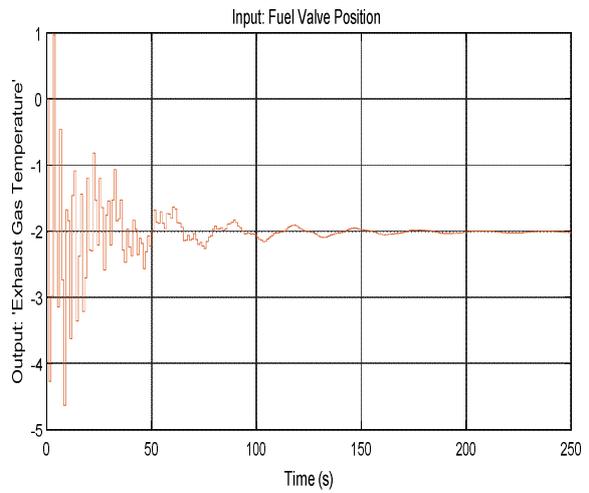
**Figure III.19: Réponse en échelon de l'entrée IGV avec la sortie de vitesse du rotor N**



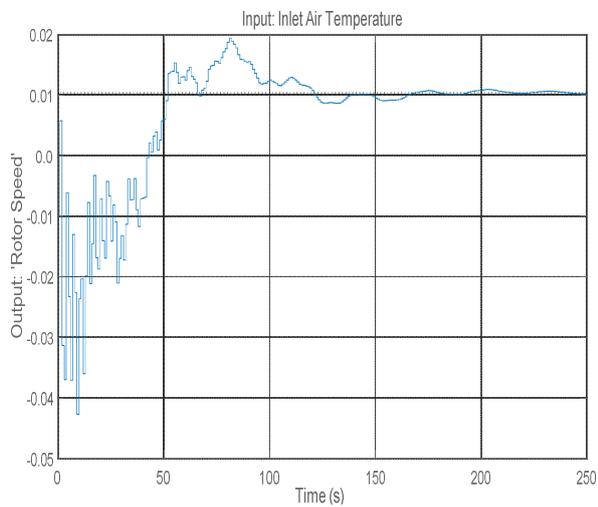
**Figure III.20: Réponse en échelon de l'entrée IGV avec la sortie de température d'échappement T5**



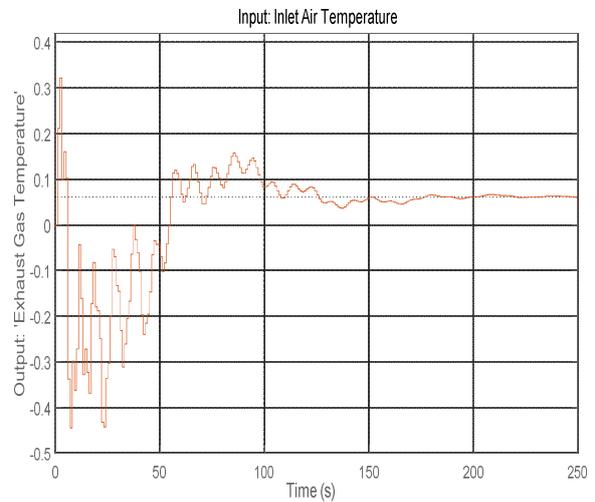
**Figure III.21: Réponse en échelon de l'entrée de position de la vanne de carburant avec la sortie de vitesse du rotor N**



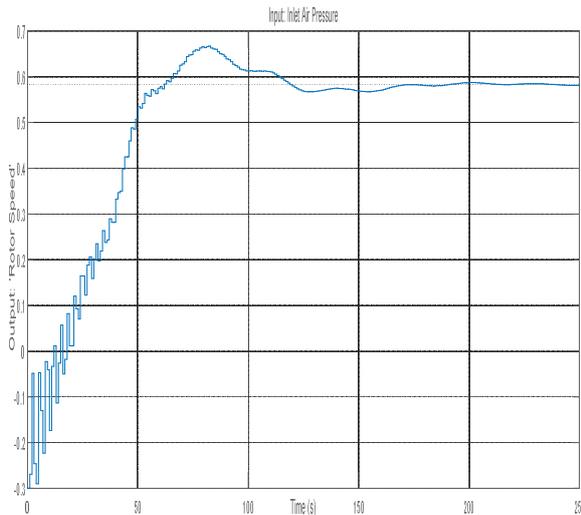
**Figure III.22: Réponse en échelon de l'entrée de position de vanne de carburant avec la sortie de température d'échappement T5**



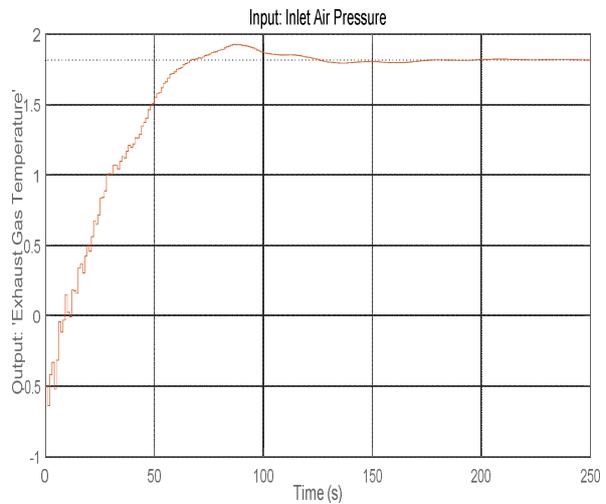
**Figure III.23: Réponse en échelon de l'entrée de température d'air avec la sortie de vitesse du rotor N**



**Figure III.24: Réponse en échelon de l'entrée de température d'air avec la sortie de température d'échappement T5**



**Figure III.25: Réponse en échelon de l'entrée de pression d'air avec la sortie de vitesse du rotor N**



**Figure III.26: Réponse en échelon de l'entrée de pression d'air avec la sortie de température d'échappement T5**

On observe que l'influence des variable d'entré IGV et  $W_f$  est le plus grand comme est présenté dans les figures des deux premières colonnes, (avec un degré d'influence élevé pour le IGV et un temps de réponse grand) comparant avec les deux autres entrés, la température et la pression d'air entrant, et ça nous donne une idée pour comprendre le comportement de la vitesse rotation de rotor et la température d'échappement de turbine et l'interaction entré-sortie, spécifiquement dans l'étude du système de commande multivariable, on doit prendre en considération que l'impact de la vanne d'air et du fuel combustible sur la vitesse et la température avec un temps de réponse grand pour IGV (165s) comparant avec  $W_f$ , le temps de réponse pour la pression d'air entrant est petit (50s) et pour la température d'entré est presque nulle.

Les résultats de l'application montrent que la méthode numérique de l'identification est une méthode fiable et convenable dans le cas de la disponibilité des données réelles expérimentales pour obtenir un modèle multivariable dans l'espace d'état pour des études commande et de diagnostic, la réponse indicelle du système a présenté à fin de comprendre les interactions entre les entrés et les sorties.

### **III.7. Conclusion**

A travers cette contribution, l'algorithme numérique N4SID a été utilisé pour l'identification d'un modèle linéaire sous la forme d'espace d'état d'une turbine à gaz industrielle de type TITAN 130 à partir des données réelles d'entrée-sortie. Ce travail a apporté une analyse sur le comportement dynamique de cette machine. Les approches et les procédures utilisées permettent de donner et de fournir des résultats et des matrices d'états de système examiné, qui déterminent les évaluations des différentes variables de contrôle de la machine tournantes examinée.

Ce travail a montré que l'utilisation de l'algorithme d'identification N4SID pour la modélisation des grandeurs qui interviennent dans le fonctionnement d'une turbine à gaz destiné à au transport du gaz naturelle est aussi un autre moyen qui peut donner des solutions souhaitables en commande et en supervision de ces machines complexes. En effet, les résultats expérimentaux et théoriques ont été confrontés dans ce travail et les modèles d'états obtenus sont stables, observables et contrôlables en temps réel de fonctionnement de la turbine.

# CHAPITRE IV

## DIAGNOSTIC ET COMMANDE FLOUE TOLERANTE AUX DEFAUTS APPLIQUEE A UNE TURBINE A GAZ MONO ARBRE

---

Ce chapitre est consacré par l'application de la commande floue tolérante aux défauts pour améliorer des facteurs d'efficacité d'une turbine à gaz industrielle mono arbre. D'où, le processus du diagnostic à base de modèle est appliqué sur son modèle d'espace d'état identifié à partir des données opérationnelles d'entrée / sortie. La mesure des variables de turbine sont utilisées afin de mettre en oeuvre la stratégie de commande avec une stratégie de surveillance et de diagnostic de défauts, dans un aspect de commande tolérante aux défauts de cette machine tournante. Cette commande est basée sur une approche flous type-1 et type-2, dans le but de réaliser un observateur de type Luenberger pour le processus de détection et l'isolation du défaut de la turbine examinée.

#### **IV.1. Introduction**

La surveillance de turbine à gaz s'appuie essentiellement sur les informations et les données d'exploitation de ce type de machine, ces paramètres caractéristiques aux conditions de fonctionnement normal et en mode de dégradation rencontrée. Dans ce but, ce travail propose l'utilisation de la commande floue tolérante aux défauts, pour améliorer des facteurs d'efficacité d'une turbine à gaz mono arbre, pour maintenir le bon fonctionnement de turbine à contrôler sous la présence de défauts par accommodation, reconfiguration de la loi de commande ou restructuration. Pour cela, plusieurs sources d'information et de données ont été explorées et expérimentées, car dans la commande tolérante aux défauts, les informations relatives aux changements induits d'éventuels défauts sont nécessaires.

En effet, Qingcai Yang et al. dans [129] ont proposé un schéma de détection et d'estimation basé sur plusieurs modèles pour le diagnostic simultané d'un capteur de turbine à gaz et Nadji Hadroug, et al. dans [111-112] ont réalisés un système de contrôle actif tolérant aux pannes basé sur un système d'inférence neuro floue appliqué à une turbine à gaz à deux arbres. Également, Qingcai Yang et al. dans [129-130] ont proposés une approche à plusieurs modèles basée sur un filtre de suivi puissant pour le diagnostic des défauts des turbines à gaz et Mohamed Ben Rahmoune et al. dans [102-103] ont réalisés un système de surveillance d'un arbre à grande vitesse de turbine à gaz à l'aide de réseaux de neurones artificiels et Yu Zhang et al. dans [165] ont fait la détection et le diagnostic des défauts d'une Turbine à Gaz en utilisant une approche à base de modèle.

Cependant, les techniques de l'intelligence artificielles se présentent aujourd'hui comme une solution, permettant de résoudre un grand nombre de ces problèmes de diagnostic. Dans ce travail, la commande floue tolérante aux défauts est proposée pour la détection et l'isolation des défaillances de composants de la turbine. Cette approche de commande est basée sur concept de la logique flous type-1 et type-2, dans le but de réaliser un observateur de type Luenberger pour le processus de détection et l'isolation du défaut à partir d'identification de mesures entrées sorties de cette machine tournante.

#### **IV.2. Surveillance et scénario des défauts de turbine à gaz**

Les approches de détection et d'isolation de défauts à base de modèle ont été appliquées avec succès dans plusieurs applications industrielles [15, 43, 126, 136, 140, 146, 148]. L'idée principale est de générer des résidus qui reflètent des anomalies entre le comportement nominal du système et son

comportement réel. Dans cette section une description de la forme du modèle du système de turbine et le modèle du défaut pour les différents composants de cette machine; tels que les capteurs, actionneurs et la turbine lui même seront présentés.

D'abord on a supposé que le système de turbine étudié est modélisé dans des conditions de fonctionnement normales (sans défaut), par un modèle dynamique linéaire à temps discret et invariant dans le temps dans la forme d'espace d'état suivant [42, 95, 99]:

$$\begin{cases} x(t+1) = Ax(t) + Bu^*(t) \\ y^*(t) = Cx(t) + Du^*(t) \end{cases} \quad t = 1, 2, \dots \quad (\text{IV.1})$$

d'où  $x(t) \in \mathfrak{R}^n$  est le vecteur d'états,  $y^*(t) \in \mathfrak{R}^m$  est le vecteur de sortie du système,  $u^*(t)$  est le vecteur de signal de commande d'entrée, A, B, C et D sont des matrices d'état de système de turbine.

La Figure IV.1 présente le schéma de système de turbine à surveiller, avec les matrices d'état de système de turbine sont constantes d'une dimension appropriée, seront déterminer dans la section suivante. Si on propose que le bruit d'entrée et de sortie n'affectent pas le système ( $f_u(t) = 0, f_y(t) = 0$ ), les signaux de mesures de capteur d'entrée et de sortie sont décrits par les relations suivantes [99, 141]:

$$\begin{aligned} u(t) &= u^*(t) + \tilde{u}(t) \\ y(t) &= y^*(t) + \tilde{y}(t) \end{aligned} \quad (\text{IV.2})$$

Avec  $\tilde{u}(t)$  et  $\tilde{y}(t)$  sont de signaux de bruit affectant le comportement des capteurs d'entrée / sortie.

Donc, les relations entre les capteurs d'entrée et de sortie réelles sont donnée par  $u^*(t)$  et  $y^*(t)$ , les défauts de capteur sont :  $f_u(t) = [f_{u_1}, \dots, f_{u_r}]^T$  et  $f_y(t) = [f_{y_1}, \dots, f_{y_m}]^T$  et les sorties du capteur  $u(t)$  et  $y(t)$ , ces relations peuvent être modélisées sous la forme suivant [17, 20, 28]:

$$\begin{aligned} u(t) &= u^*(t) + \tilde{u}(t) + f_u(t) \\ y(t) &= y^*(t) + \tilde{y}(t) + f_y(t) \end{aligned} \quad (\text{IV.3})$$

Lorsqu'un défaut de système est survenu dans le système de l'équation (1), le système dynamique est modélisé comme suite :

$$x(t+1) = Ax(t) + Bu^*(t) + f_s(t) \quad (\text{IV.4})$$

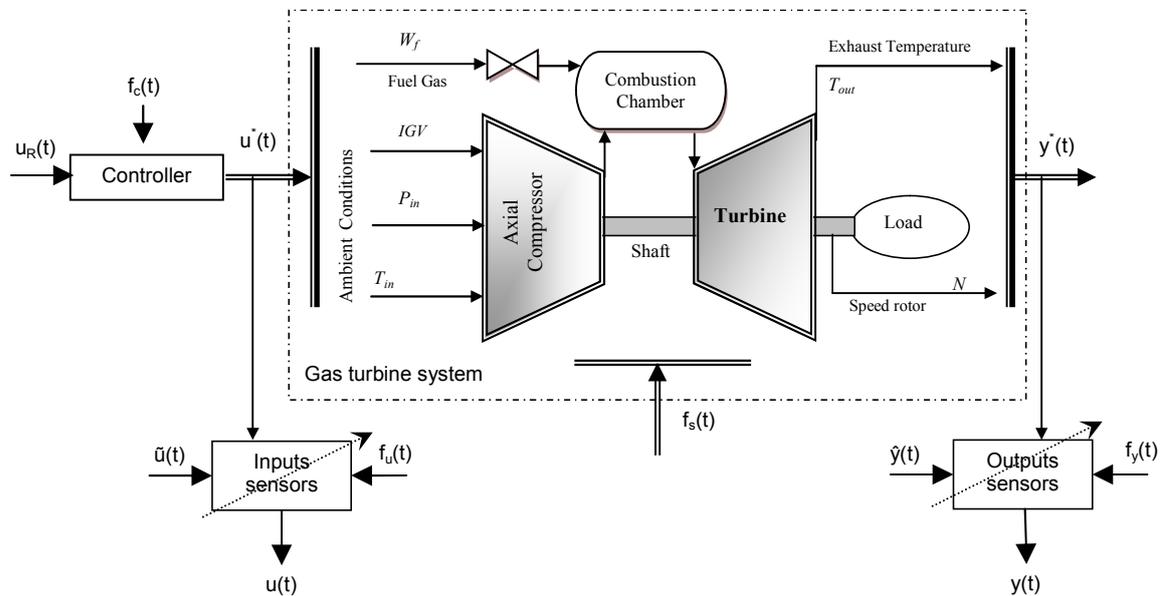
Et aussi un défaut  $f_c(t)$  peut être survenu dans le contrôleur, dans ce cas, en supposant que  $f_u(t) = 0$ , le lien entre la sortie du contrôleur  $u(t)$ , son entrée  $u_R(t)$  et le défaut du contrôleur  $f_c(t)$  est modélisé comme suite :

$$u(t) = \tilde{u}(t) + f_c(t) + u_R(t) \quad (\text{IV.5})$$

Le comportement du contrôleur dans le cas du fonctionnement normal, sans défaut ( $f_c(t) = 0$ ) peut être décrit comme suite :

$$u^*(t) = u_R(t) \quad (\text{IV.6})$$

D'où  $u_R(t)$  représente le signal de commande désirée ou la référence.



**Figure IV. 1 : Structure de surveillance de turbine à gaz**

Habituellement, les signaux  $f_u(t)$ ,  $f_y(t)$ ,  $f_s(t)$  et  $f_c(t)$  sont décrits par des fonctions d'échelon et de rampe représentant les défauts naissants et brusques (polarisation ou dérive), respectivement. Le problème traité dans ce travail concerne la détection et l'isolement des défauts sur la base de la connaissance des séquences mesurées  $u$  et  $y$ . En plus, on suppose qu'un seul défaut peut être présent dans les actionneurs, système ou capteur de sortie à un instant donné. En effet, dans ce travail, la procédure de diagnostic utilisée est à la base d'un modèle de bon fonctionnement de turbine à effectuer

une estimation d'état à partir de la connaissance des entrées et des sorties de turbine et à utiliser l'erreur d'estimation de la sortie comme résidu.

### IV.3. Analyse des performances de turbine à gaz

Le schéma bloc de modélisation de système utilisé dans ce travail modélise une unité d'alimentation auxiliaire (APU) de Turbine à Gaz basée sur le cycle de Brayton. D'où, les blocs de compresseur et de turbine sont des composants personnalisés basés sur la bibliothèque de gaz Simscape™ Foundation [55, 56, 110]. La puissance absorbée dans le système est représentée par l'injection de chaleur dans la chambre de combustion, comme il est montré sur la Figure IV.2, le comportement chimique de combustion réelle n'est pas modélisé. Un seul arbre relie le compresseur et la turbine de sorte que la puissance de la turbine entraîne le compresseur, comme il est montré par le couple du compresseur de la Figure IV.3 avec une vitesse d'entrée et de sortie du compresseur variable, comme il est montré sur la Figure IV.4. Cependant, la turbine examinée est une turbine libre qui élargit davantage le flux d'échappement pour produire de la puissance de sortie comme il est montré sur la Figure IV.5, entraînée par un compresseur de type centrifuge, avec une carte de surveillance liée au fonctionnement de la turbine examinée, comme il est montré sur la Figure IV.6.

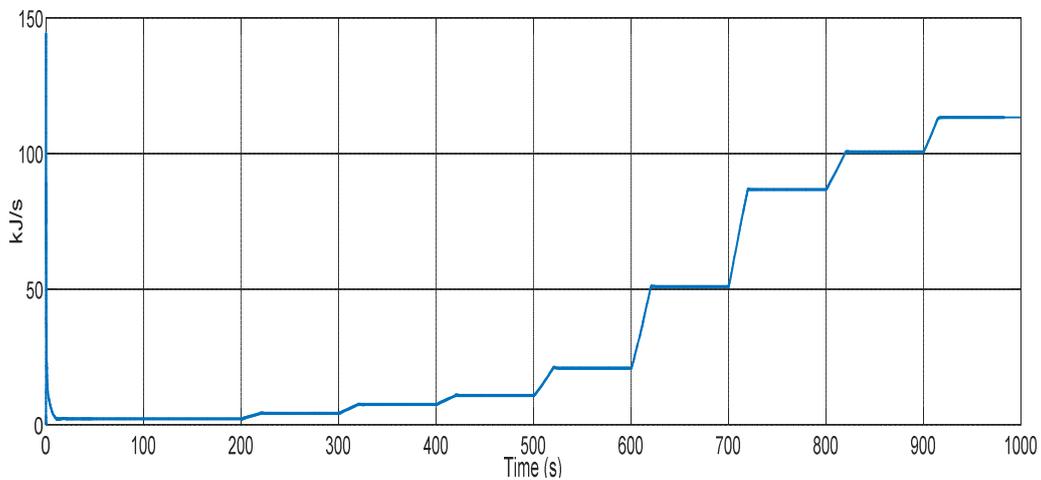
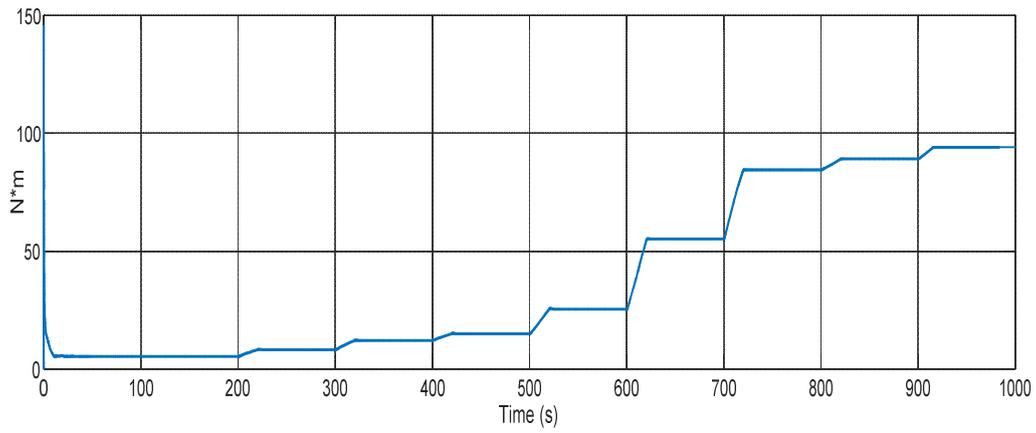
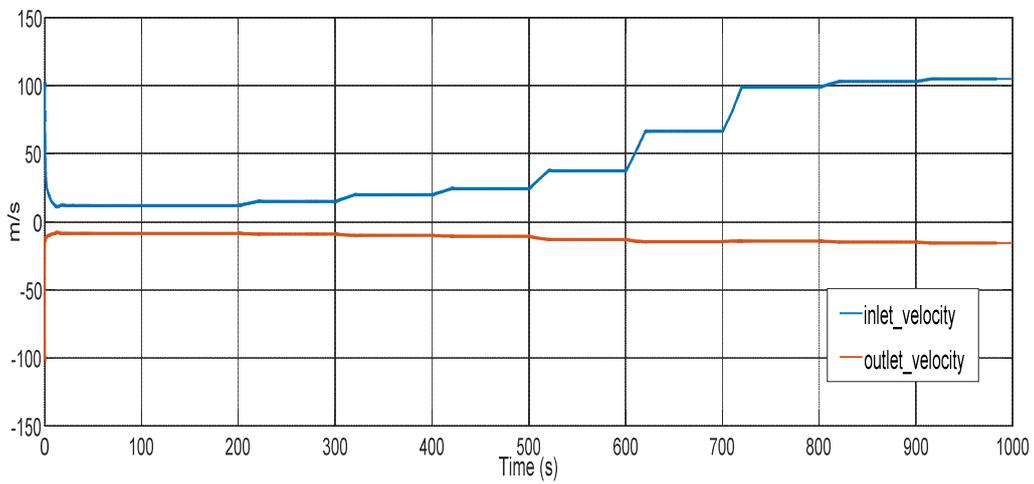


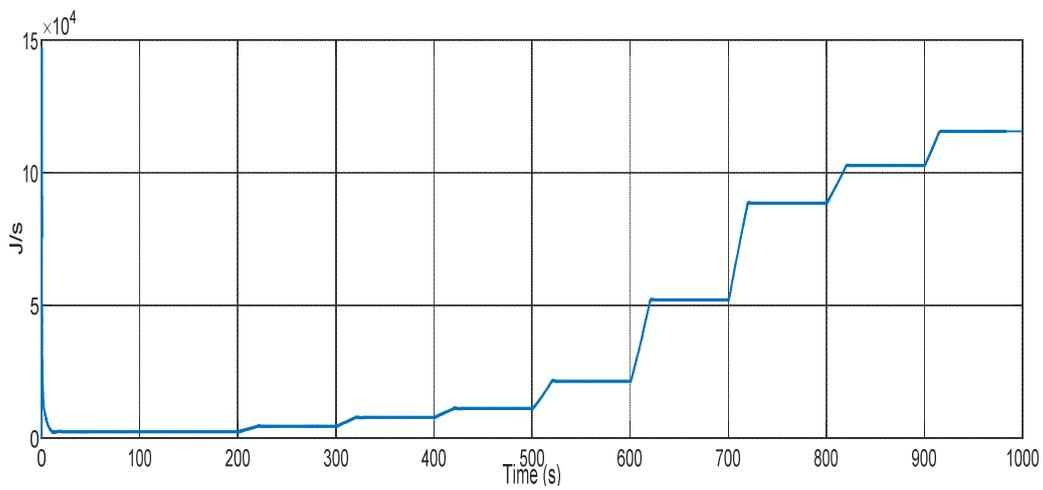
Figure IV.2 : Comportement de la puissance du fluide du compresseur



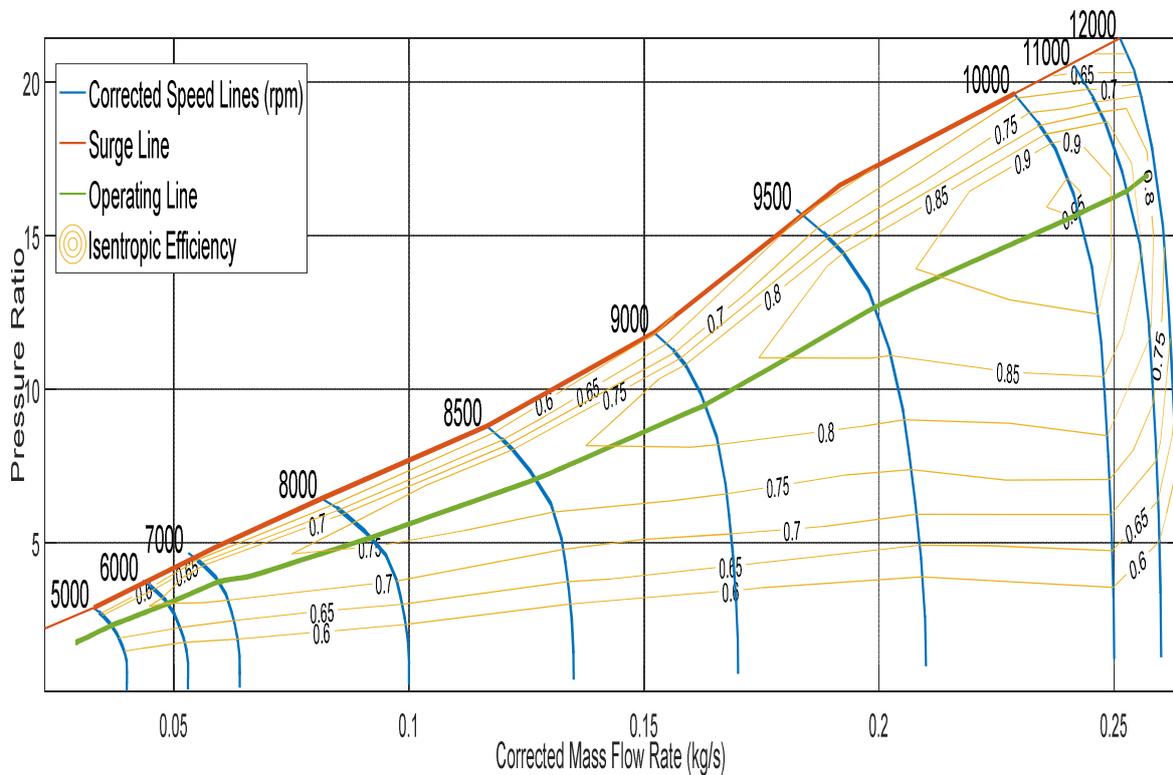
**Figure IV.3 : Couple du compresseur**



**Figure IV.4 : Vitesse d'entrée et de sortie du compresseur**



**Figure IV.5 : Puissance mécanique du compresseur**



**Figure IV.6 : Carte de surveillance du compresseur centrifuge**

La Figure IV.7 montre le modèle blocs de turbine à gaz examinée, avec son application sur la turbine à gaz examinée, cela fournit plusieurs avantages en maintenance et en exploitation des turbines à gaz. En effet, ce stratégie de surveillance permet de détecter les problèmes potentiels dans le fonctionnement de la turbine à gaz et à analyser les problèmes qui se sont produits lors de leur fonctionnement. D'où, sur cette configuration de surveillance de turbine à gaz, la Figure IV.8 montre les différentes entrées et sorties du système de commande de turbine à gaz examinée et la Figure IV.9 présente le système de commande.

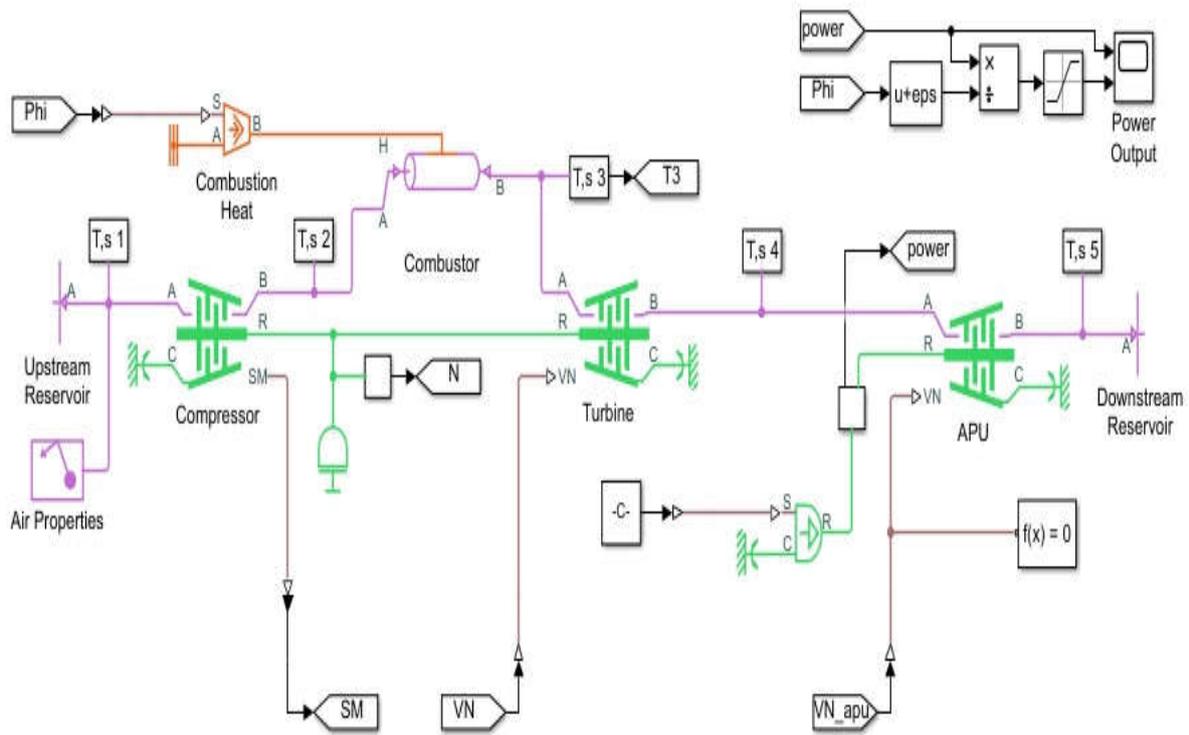


Figure IV.7 : Modèle blocs de turbine à gaz examinée

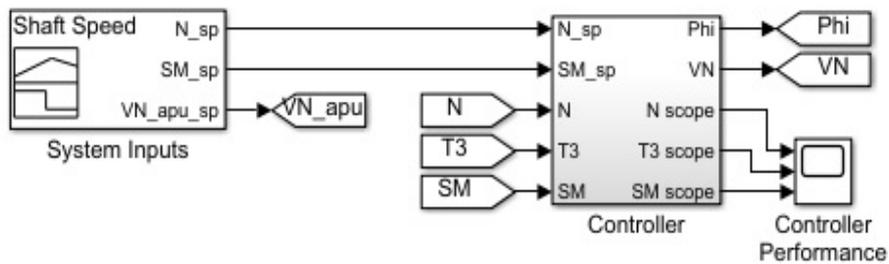
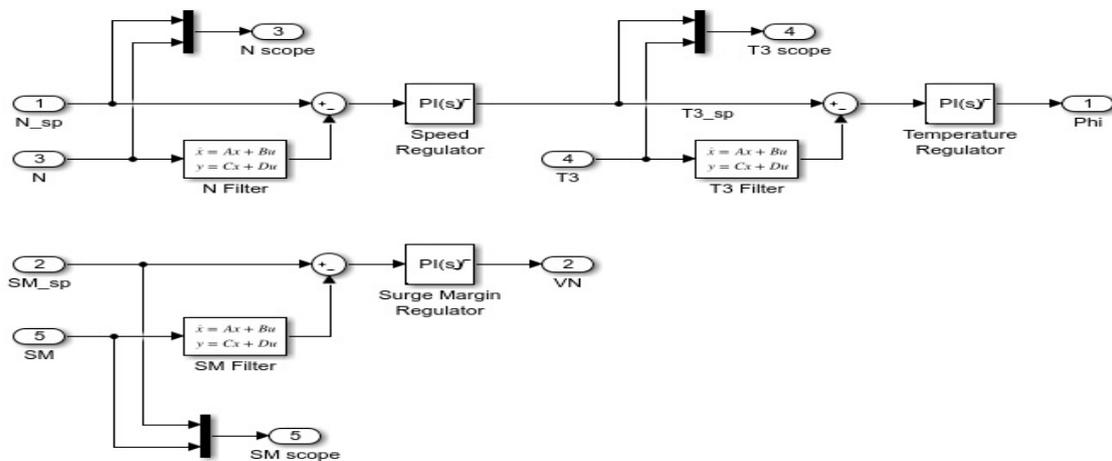


Figure IV.8: Entrées et sorties du système de commande de turbine à gaz



**Figure IV.9: Système de commande de turbine à gaz**

Sur cette configuration de surveillance de turbine à gaz, trois contrôleurs PID sont proposés pour régler la vitesse de l'arbre, la température d'entrée de la turbine et la marge de surtension du compresseur. Les entrées du système sont définies pour trois scénarios: vitesse variable de l'arbre, marge de surtension variable et ouverture variable des palettes de turbine. L'exécution du premier scénario produit la ligne de fonctionnement typique sur la carte du compresseur. L'exécution des deuxième et troisième scénarios montre où se produisent la puissance de sortie maximale et l'efficacité globale maximale de la turbine à gaz.

Les résultats d'analyse des performances de turbine à gaz examinée sont montrés sur les Figures IV.10, IV.11, IV.13. D'où, la Figure IV.10 montre l'efficacité isentropique et débit massique de turbine et la Figure IV.11 montre la variation d'inertie de turbine à gaz examinée, la Figure IV.12 montre l'efficacité isentropique et débit massique de turbine et la Figure IV.13 montre la variation de température de chambre de combustion.

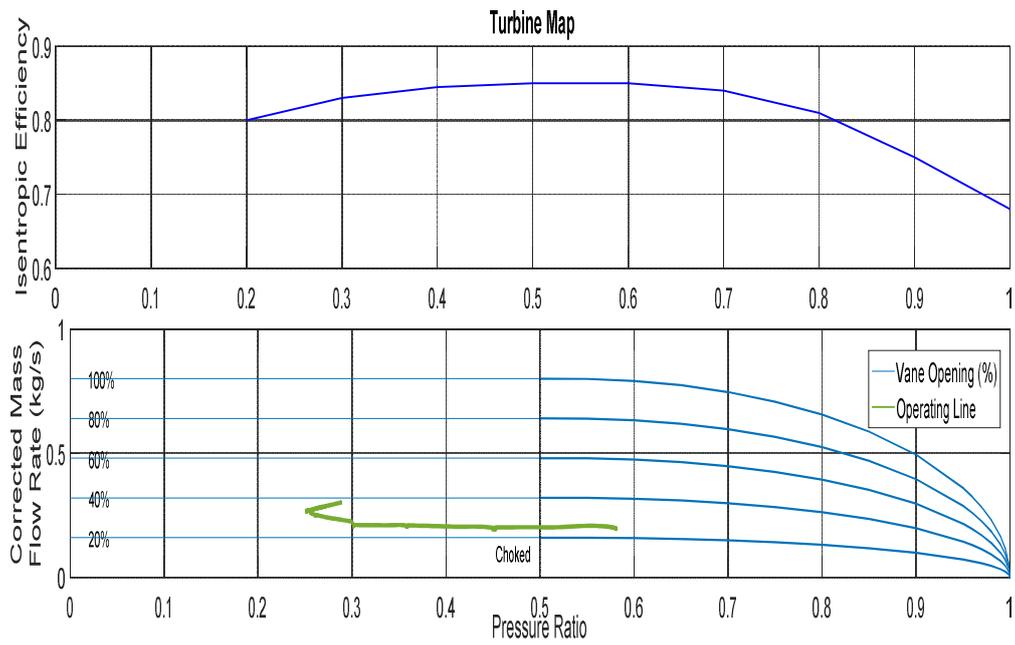


Figure IV.10: Efficacité isentropique et débit massique de turbine à gaz examinée

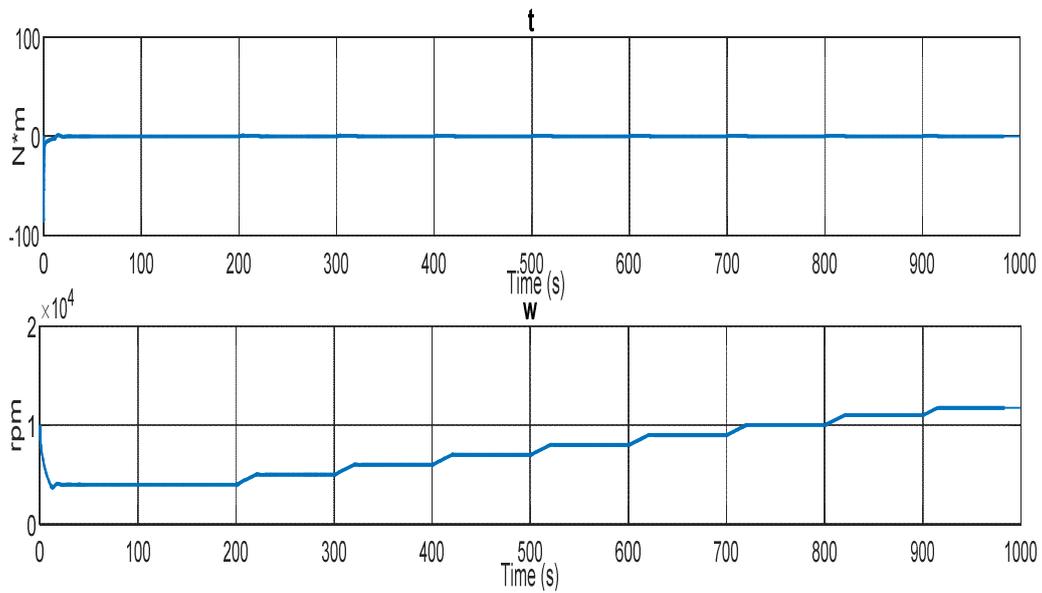


Figure IV.11 : Variation d'inertie de turbine à gaz examinée

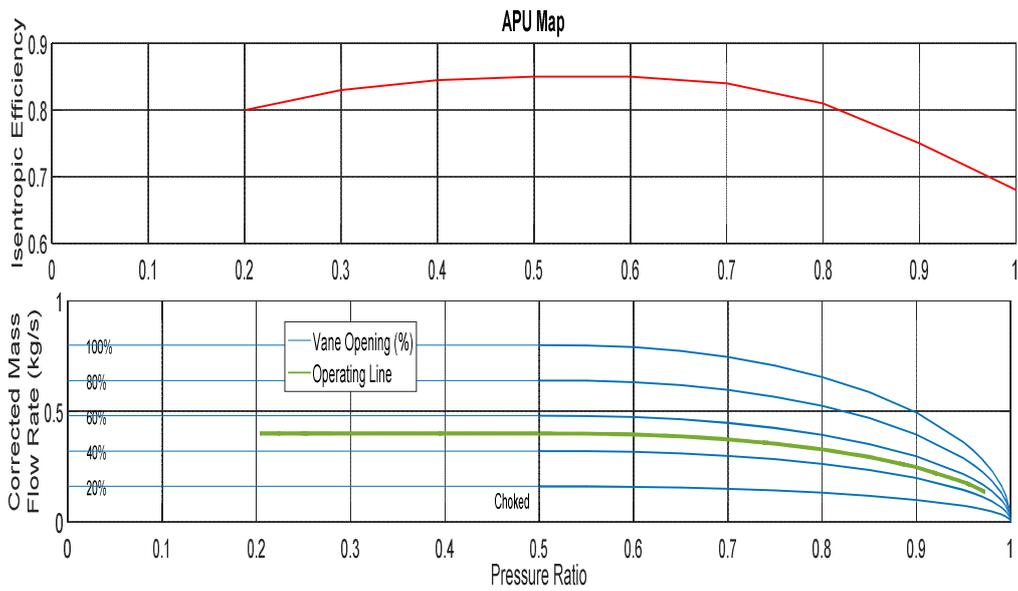


Figure IV.12 : Efficacité isentropique et débit massique de turbine à gaz examinée

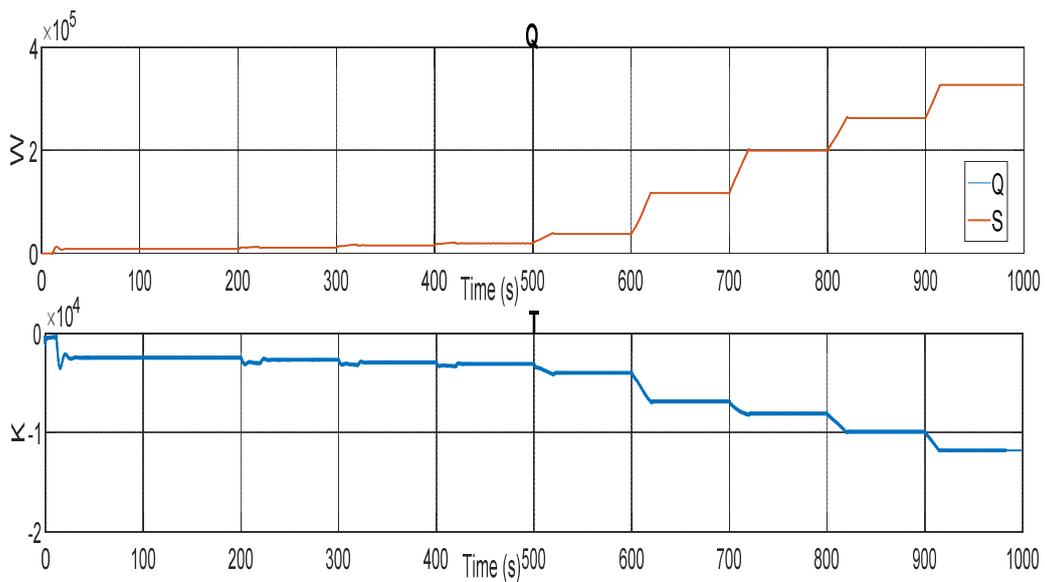


Figure IV.13 : Variations de température de chambre de combustion

#### IV.4. Scénario des défauts de turbine à gaz examinée

Le diagnostic à base d'observateurs est une technique ayant fait l'objet de très nombreux développements, dans la plus part de ces travaux, en fonctionnement normal, les résidus doit être sensiblement nul, aux erreurs de modélisation et aux erreurs de mesures, et s'écarter significativement de zéro lors de l'occurrence d'un défaut sur le système; défauts de capteurs ou d'actionneurs.

Cependant, la détection de l'occurrence des défauts est en général assez aisée en revanche, sa localisation ou la détermination de la grandeur d'entrée ou de sortie sur laquelle il est intervenu est plus délicate. Dans le cas de ce chapitre, la détection et de localisation de défauts de turbine à gaz est réalisé avec une mise en oeuvre d'une approche de commande, la localisation est introduite lorsque aucune décision d'action sur la commande n'est requise.

La localisation et l'identification constituent le diagnostic de fautes, avec la combinaison des trois scénarios suivantes:

1. Défaut d'actionneur (1<sup>er</sup> cas) : Le paramètre concerné par le défaut d'actionneur  $f_u$  est l'entrée de commande de la turbine,
2. Défaut de capteur (2<sup>ème</sup> cas) : Le paramètre concerné par le défaut de capteur  $f_c$  est la température de sortie de la turbine,
3. Défaut de turbine (3<sup>ème</sup> cas) : La conséquence d'un défaut du système  $f_s$  au niveau de la turbine est l'endommagement du joint de la turbine à cause d'une haute pression et l'impact de cette défaillance résulte un mauvais comportement de la vitesse rationnelle de turbine.

Le tableau IV.1 montre les différents scénarios de l'effet des défauts sur la turbine à gaz examinée, ces défauts de fonctionnement seront pris en considération lors de la mise en oeuvre de la stratégie de surveillance.

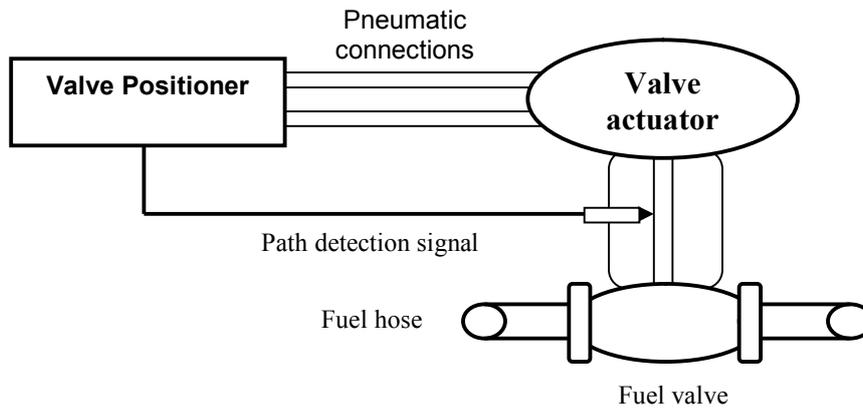
Tableau IV.1: Différentes scénarios de défauts de turbine à gaz examinée

Cas du défaut	$w_f$	$T_T$	$N_T$
Cas 1	1	0	0
Cas 2	0	1	0
Cas 3	0	0	1

#### IV.5. Surveillance à base des règles de contrôleur PID floue Type-1 / Type-2

Pour appliquer les deux approches de contrôle flou, le processus examiné est un système de position de soupape de carburant d'une turbine à gaz industrielle représentée à la Figure IV.14, qui montre le positionneur de soupape avec la connexion à l'actionneur et au système de soupape de carburant. Le

positionneur de vanne a pour fonction de faire tourner l'actionneur de vanne dans une certaine position en fonction de la position souhaitée. Le but de la commande adaptative tolérante aux défauts appliqué à l'actionneur de fuel de la turbine est d'assurer le maintien de la soupape du fuel, qui représente l'entrée de la commande de la turbine à gaz.



**Figure IV.14: Système de positionnement de la valve du carburant de turbine à gaz**

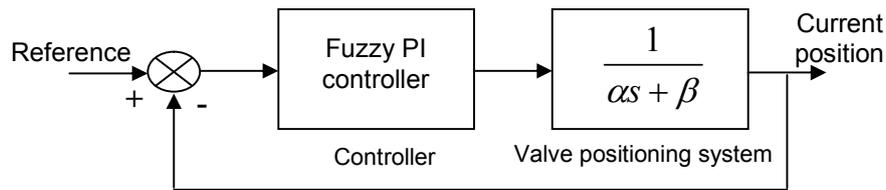
La commande proportionnelle / Intégrale (PI) est utilisé pour la commande de la position de valve de fuel, puis le rôle du système d'inférence flou type-2 sera l'adaptation et l'ajustement des paramètres du contrôleur PI à chaque modification du système causé par la présence de défauts. Cela, est pour surmonter les défauts d'actionneur, sa valeur estimée est utilisée pour modifier les entrées des actionneurs comme suite:

$$u(k) = m(k) - \hat{f}_u \quad (IV.7)$$

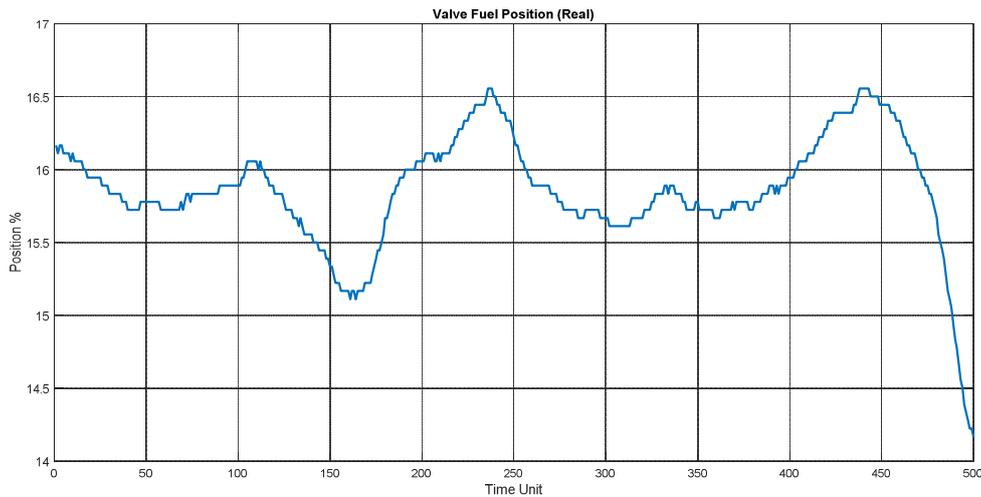
avec  $u(k)$  est l'entrée de commande qui manipule la turbine,

Le signale de commande  $u(k)$  est calculé par la soustraction de signal de défaut estimé  $\hat{f}_u$  de l'actionneur avec le signal de commande du contrôleur reconfigurable ( $m(k)$ ).

En effet, pour assurer le maintien de la position actuelle dans la position souhaitée, le système de commande en boucle fermée de la Figure IV.15 est proposé. Dans cette configuration les paramètres  $\alpha$  et  $\beta$  sont des constants du temps du système de position de valve, peut être identifié par la méthode de variables instrumentales, utilisant des données expérimentales de la turbine à gaz étudié dans ce travail, ces données sont présentés sur la Figure IV.16.

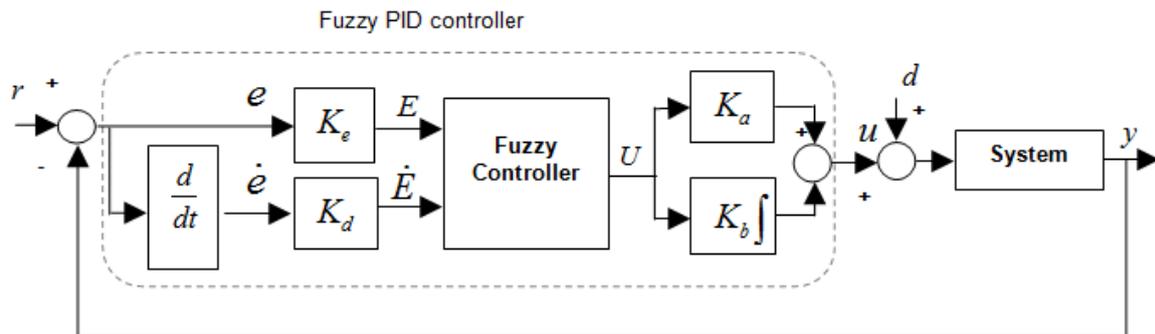


**Figure IV.15 : Configuration de commande de la position de valve de fuel**



**Figure IV.16 : Données expérimentales utilisées pour l'identification du système du positionneur de valve de fuel**

L'estimation de l'état se fait en prenant en compte la commande  $u$  donnée par les entrées de système, mais également les mesures des sorties du système  $y$  dans le but de corriger les écarts éventuels. Dans ce travail, cette estimation est établie d'une manière globale, en utilisant les méthodes à base d'observateur. Cela, nécessitent de faire un bon choix d'observateurs et de structures de génération résidus à utiliser. L'approche de commandé à base de contrôleur floue PI (Type-1/Type-2) est très intéressante a montré son efficacité dans la littérature industrielle. Dans ce travail, cette approche est résumer par la Figure IV.17, à partir des deux entrées (l'erreur et le taux de variation de l'erreur), une sortie et un algorithme adéquat de défuzzification, il est possible de déduire une structure floue similaire à celle d'un PI mais avec les coefficients proportionnel et intégral variantes en fonction de l'erreur et du taux de variation de l'erreur.



**Figure IV.17: Structure de système de commandé à base de contrôleur floue PI**

Dans cette Figure IV.17,  $e$ ,  $\dot{e}$  sont l'erreur (Position désirée – Position actuelle) et ses changement (la dérivé), les facteurs  $K_e$ ,  $K_d$ ,  $K_a$  et  $K_b$  sont les facteurs scalaires du contrôleur floue PI,  $E$  signifie l'erreur et  $\dot{E}$  est la dérivé du l'erreur après la normalisation,  $u$  est le signal de commande,  $r$  est le signal de référence et  $d$  c'est une perturbation. Le tableau IV.2 présente la base des règles proposée dans les 2 contrôleurs flous (Type-1/Type-2), avec les symboles présentent les variables linguistiques et sont;  $NB$  : Negative Big,  $NM$  : Negative Middle,  $Z$  : Zero,  $PM$  : Positive Middle,  $PB$  : Positive Big. D'où le tableau IV.3 présente les paramètres utilisés dans l'application de la commande floue de turbine examinée.

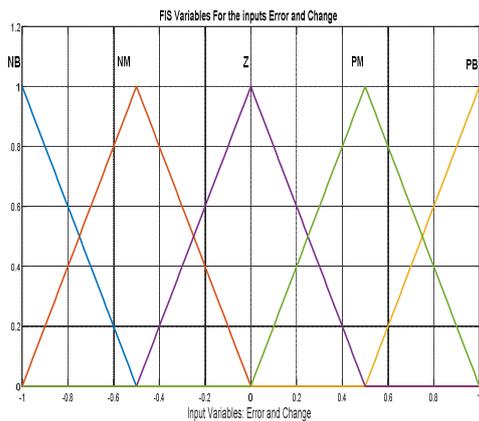
Tableau IV.2: Base des règles de contrôleur floue PI (Type-1/Type-2)

$\dot{E}/E$	$NB$	$NM$	$Z$	$PM$	$PB$
$NB$	$NB$	$NM$	$NM$	$NM$	$Z$
$NM$	$NM$	$NM$	$NM$	$Z$	$PM$
$Z$	$NM$	$NM$	$Z$	$PM$	$PM$
$PM$	$NM$	$Z$	$PM$	$PM$	$PM$
$PB$	$Z$	$PM$	$PM$	$PM$	$PB$

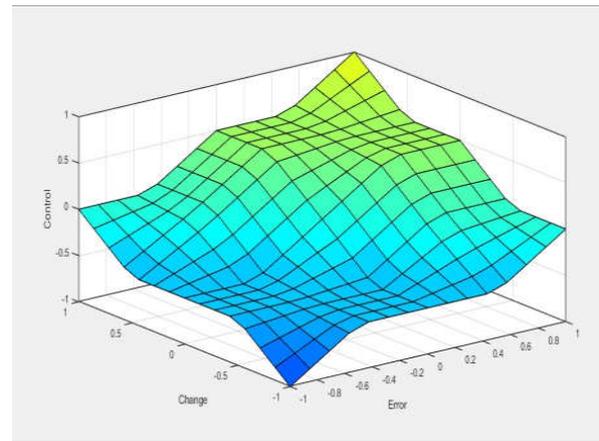
Tableau IV.3: Paramètres de contrôleur floue PI (Type-1/Type-2) utilisés

Paramètre	Valeur
$K_a$	0.077
$K_e$	1
$K_d$	0.5141
$K_b$	7.336
$A$	3.933
$B$	5.7

La commande par logique floue type-1 est réalisée pour le réglage de positionneur de valve de fuel de la turbine dont le but d’obtenir de bonnes performances. Le choix de la commande par logique floue type-1 présente plusieurs avantages : raisonnement proche du celui de l’homme c’est-à-dire traite l’imprécis, l’incertain et le vague, sa capacité à commander des systèmes non linéaires, obtention de meilleures performances dynamiques. La Figure IV.18 montre les fonctions d’appartenance associées à ce contrôleur PI floue Type-1 et la Figure IV.19 présente la surface des règles floues Type-1 associées.

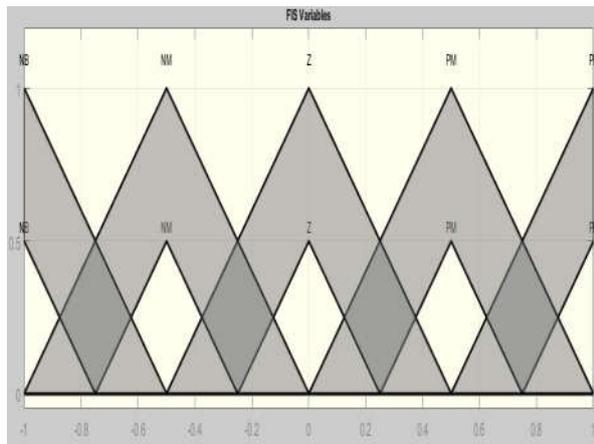


**Figure IV.18 : Fonctions d’appartenance associées au contrôleur PI floue Type-1**

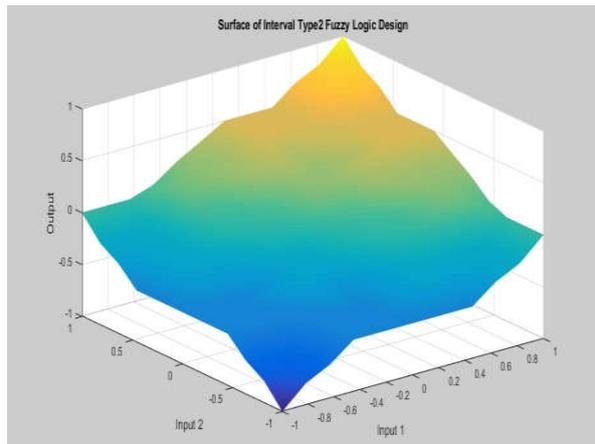


**Figure IV.19 : Surface des règles floues Type-1**

Les ensembles flous type-2 peuvent être utilisés dans des situations où l’incertitude est présente; par exemple l’incertitude sur la forme des fonctions d’appartenance. L’avantage principal de la logique floue type-2 par rapport à la logique floue type-1 est sa capacité de prendre en compte les incertitudes linguistiques et numériques. La Figure IV.20 montre les fonctions d’appartenance associées au contrôleur PID floue Type-2 et la Figure IV.21 présente la surface des règles floues Type-2.



**Figure IV.20: Fonctions d'appartenance associées au contrôleur PI flou Type-2**



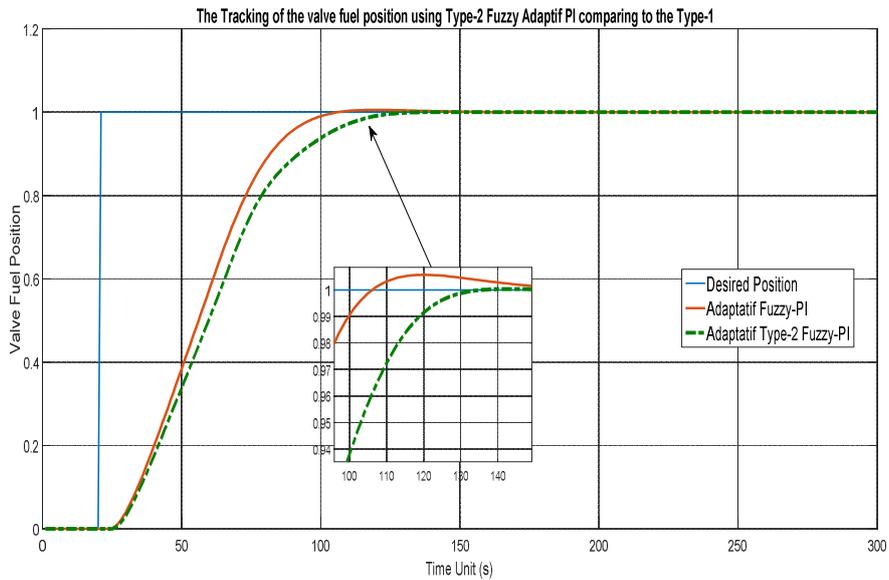
**Figure IV.21 : Surface des règles floues Type-2**

#### IV.5.1. Application de la commande floue PI type-1 et type-2

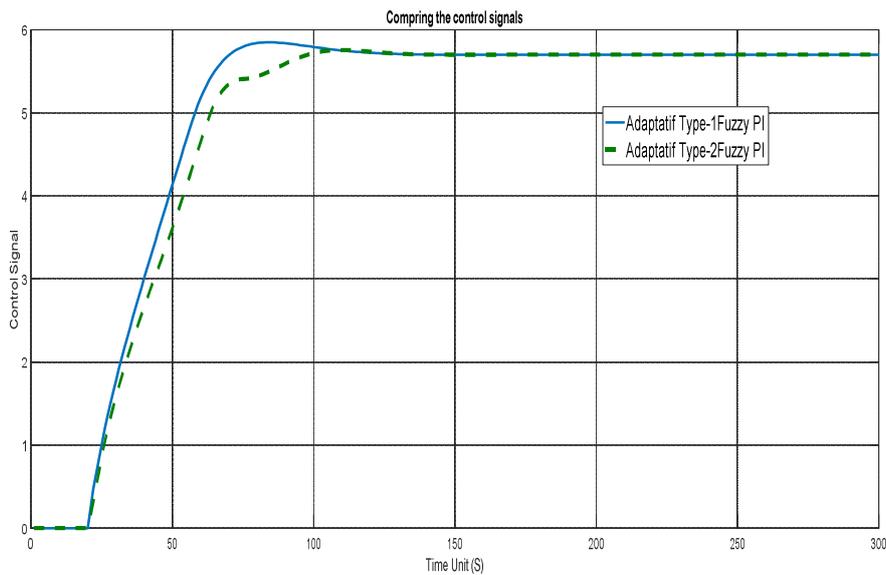
Afin de valider la méthode de la commande PI floue type-1 et type-2 pour chaque variable d'entrées et de sortie appliquée au positionneur de valve de fuel de turbine. Plusieurs tests sont réalisés sur le système de turbine, avec le signal référence est donnée comme un échelon unitaire, après l'entrée désiré est un signal expérimentale (Set Point) de turbine. D'après les résultats de simulation obtenus dans la Figure IV.22, on constate la bonne poursuite de la position en utilisant les deux approches de commande floue type-1 et type-2 présenté par la Figure IV.23. Ces résultats obtenus montrent une forte robustesse en présence des variations paramétriques et la dynamique de poursuite de la consigne n'est pas affectée par la variation introduite sur le système. La Figure IV.22 présente la poursuite de la position de la valve à la position désirée utilisant le contrôleur flou PI type-1 en couleur rouge et le contrôleur PI flou type-2 en couleur vert discontinue, dans le but de comparer leur performance, quelques paramètres de comparaison sont utilisés tel que le dépassement  $O_s$  (%), le temps du montée  $T_s$  (s), le temps de réponse  $T_r$  (s), ce dernier signifie le moment de début du régime permanent du système et la stabilisation à la référence désirée. D'où, le tableau IV.4 montre une comparaison entre les deux approches de commande floue type-1 et type-2.

Table IV.4 : Performances des deux contrôleurs flous type-1 et type-2

Contrôleur	$T_s$ (s)	$O_s$ (%)	$T_r$ (s)
F-PID Type-1	105	2,5	160
F-PID Type-2	130	00	130



**Figure IV.22: Poursuite de la position utilisant les deux approches de commande floue type-1 et type-2**



**Figure IV.23 : Signaux de commande floue type-1 et type-2**

A partir de la comparaison, on observe sur la Figure IV.24, que la commande floue PI type-1 besoin un temps de montée moins (105 s) mais avec un dépassement de 2,5% et un temps de réponse lente (160s) au contraire au commande floue PI type-2, malgré le temps de montée demandé est un peu grand que type-1, mais la commande floue PI type-2 a éliminé de dépassement (0%) et a réduit le temps de réponse (130s), dans la turbine à gaz, il est nécessaire de manipuler le système du fuel avec une

commande rapide (temps de réponse minimal) sans affecter la stabilité du système (réduire le dépassement et les oscillations).

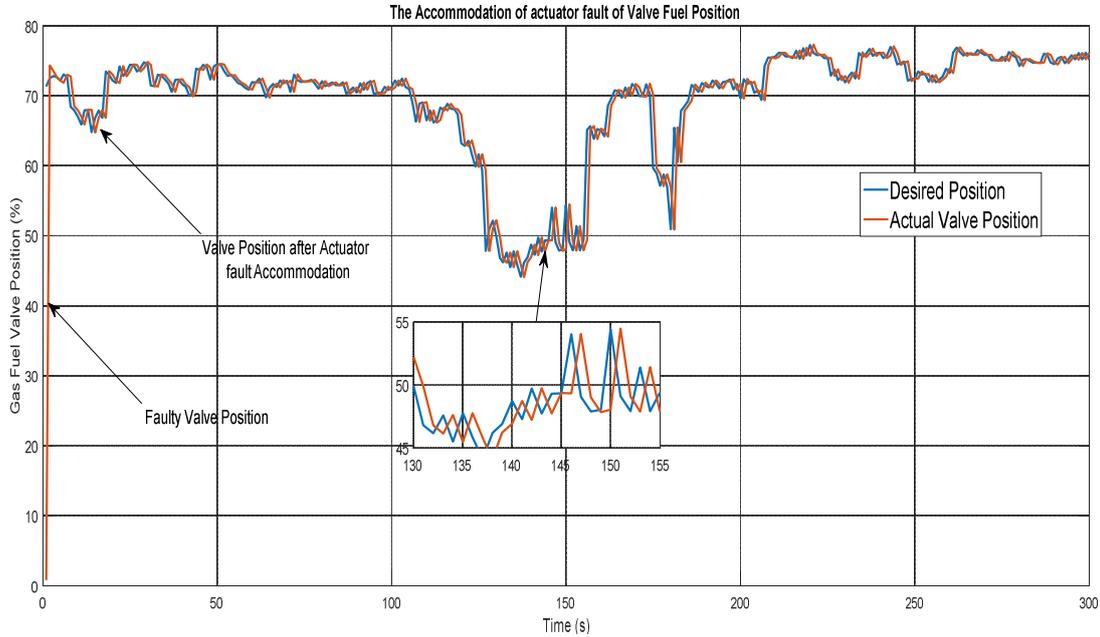


Figure IV.24: Poursuite de la position de valve du fuel à la référence réelle

#### IV.6. Détection de défauts de turbine par l'observateur du Luenberger

Dans cette section, l'observateur du Luenberger est déterminé sous un modèle espace d'état de la turbine à gaz, l'observateur du Luenberger c'est des plus importants observateurs utilisé dans la génération des résidus pour la détection et l'isolation des défauts utilisant la redondance analytique [4, 24, 31], le nombre d'observateurs utilisé est égale au nombre des sorties du système de turbine, donnée par la représentation d'état suivant:

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

d'où  $f_a \in R^r$  signifie la présence de défaut d'actionneur et  $f_s \in R^m$  signifie défaut de capteur.

La forme d'un observateur dynamique associé modèle d'état de l'équation (IV.8) est donnée par :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}(t) = A\hat{x}(t) + Bu(t) + L(y - \hat{y}) \\ \hat{y}(t) = C\hat{x}(t) \end{cases} \quad (IV.9)$$

avec  $L \in R^{n \times p}$  est le gain d'observateur,

L'erreur de l'estimation est déterminée par :

$$\dot{e}_x(t) = (A - LC)e_x(t) + (F_x - LF_y)f(t) + D_x(t)d(t) \quad (\text{IV.10})$$

Dans le cas d'absence du défaut ( $f(t) = 0$ ), et en négligeant l'effet des entrées inconnues ( $d(t) = 0$ ), l'erreur de l'estimation sera déterminée par:

$$\dot{e}_x(t) = (A - LC)e_x(t) \quad (\text{IV.11})$$

Les résultats de figures suivantes présentent les résultats des sorties du système avec l'observateur associé à chaque sortie et la variation d'erreur d'estimation pour chaque des sorties pour valider les résultats obtenus. D'où, la Figure IV.25 montre la variation de sortie du modèle linéaire de la vitesse rotation avec l'observateur associé, ces résultats représente la vitesse rotation du l'arbre qui est la première sortie du modèle linéaire de la turbine à gaz, l'unité est % par rapport à la vitesse nominale du l'arbre (8855 rpm), le régime transitoire prend presque 3 min pour stabiliser dans le régime permanent ( $\approx 98\%$ ), l'observateur du Luenberger associé effectue la poursuite avec une erreur minimale. Et la Figure IV.26 présente l'erreur de l'estimation du l'observateur avec la sortie de la vitesse en absence de défaut, cette variation du l'erreur est présenté dans le cas où le système fonctionne sans défaut, pour la sortie deuxième du modèle, la variation de la température d'échappement comme est présenté dans la figure en  $^{\circ}\text{C}$  avec la sortie du l'observateur associé, le courbe de ce dernier poursuit le comportement de la sortie du système avec une erreur très minimale et acceptable.

La Figure IV.27 montre la variation de sortie du modèle linéaire de température d'échappement avec observateur et la Figure IV.28 présente l'erreur de l'estimation du observateur avec la sortie de température d'échappement en absence de défauts.

Ces résultats précédentes représentent le cas où le système fonctionne sans défaut, la convergence du l'erreur vers 0 peut être réalisé par le calcul du gain  $L$ , si toutes les valeurs propres de  $A-LC$  sont stable,  $e$  approchera zéro asymptotiquement.

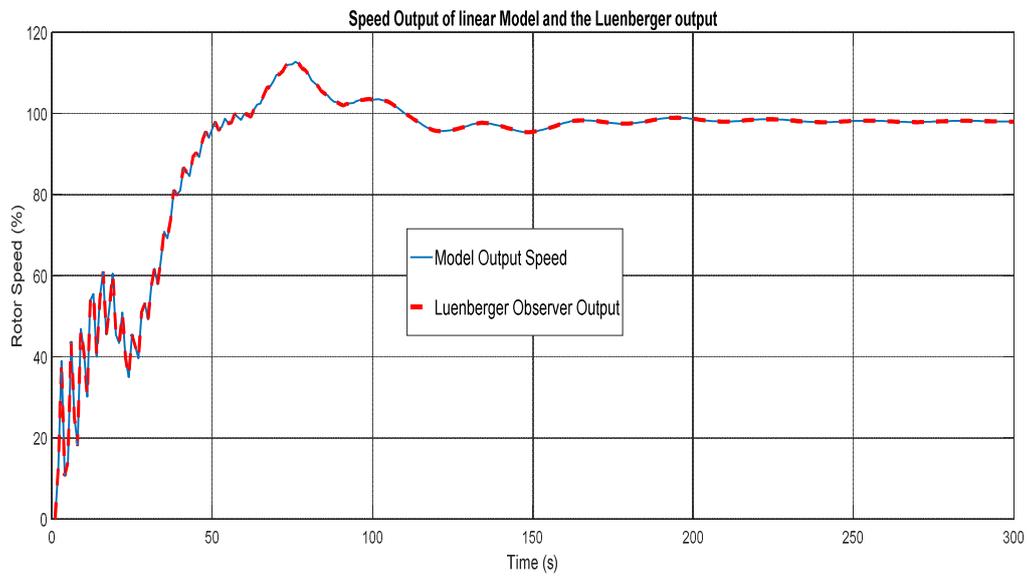


Figure IV.25 : Variation de sortie du modèle linéaire de la vitesse rotation avec l'observateur associé

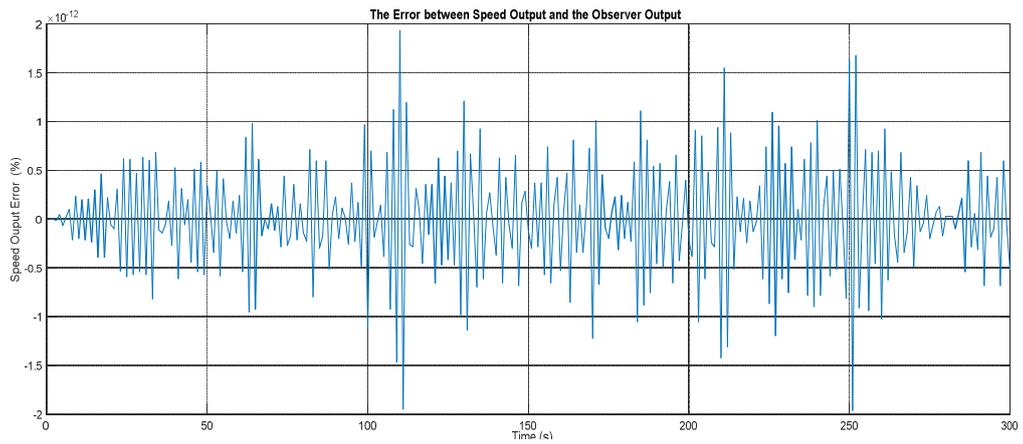
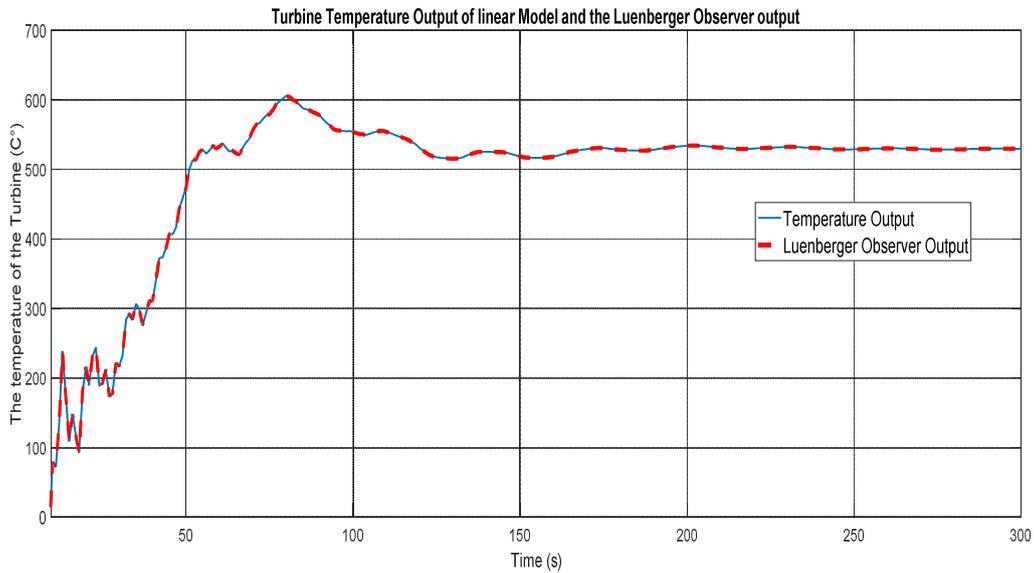
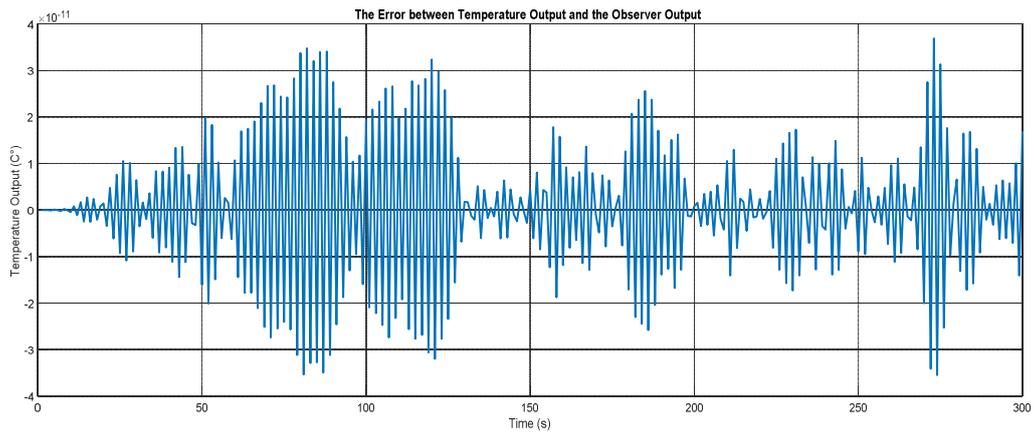


Figure IV.26 : Erreur de l'estimation du l'observateur avec la sortie de la vitesse en absence de défaut



**Figure IV.27 : Sortie du modèle linéaire de température d'échappement avec observateur**



**Figure IV.28 : Erreur de l'estimation de l'observateur avec la sortie de température d'échappement en absence de défauts**

Les résidus sont générés par la différence entre la sortie et la sortie estimée par l'observateur comme est présenté dans la formule (IV.12). L'étape de la génération des résidus est très importante dans les méthodes de la détection de défaut basé sur l'observateur, toute différence par rapport à zéro représente l'occurrence de défaut dans le système, donnée par [5, 11, 13]:

$$r(t) = y(t) - \hat{y}(t) \quad (\text{IV.12})$$

Les résidus peut être généré par l'équation suivante:

$$r(t) = y(t) - C\hat{x}(t) \quad (\text{IV.13})$$

Par l'application du l'observateur du Luenberger dans le système décrit par les équations (IV.8) et (IV.9), le résidu et l'erreur de l'estimation sera donnée par [26]:

$$\dot{e}(t) = (A - LC)e(t) + Bf_x - Lf_y \quad (\text{IV.14})$$

$$r(t) = Ce(t) + f_y \quad (\text{IV.15})$$

Une logique simple de seuil de détection peut être appliquée comme suite:

$$\begin{cases} \|r\| < \text{Threshold} & \text{for fault-free case} \\ \|r\| \geq \text{Threshold} & \text{for faulty case} \end{cases} \quad (\text{IV.16})$$

Lorsque le système est corrompu avec des perturbations, l'observateur de Luenberger n'est plus approprié pour une application de détection de défauts robuste, par l'ajout de terme «  $E_d$  » de perturbations, l'erreur d'estimation d'état et le résidu dans le cas de présence de perturbations seront [4, 26]:

$$\dot{e}(t) = (A - LC)e(t) + Ed + Bf_a - Lf_s \quad (\text{IV.17})$$

$$r(t) = Ce(t) + f_s \quad (\text{IV.18})$$

Bien que le résidu est encore sensible aux défauts d'actionneur et les défauts de capteur, il est sensible aux perturbations terme  $E_d$  ainsi, ce qui signifie que le résidu est incapable de faire la différence entre les défauts et perturbations. Les résultats de détection de défaut et de générer les résidus par les deux observateurs du Luenberger pour les sorties du système (la vitesse rotation et la température d'échappement) sont présentés dans les Figures IV.29 et IV.30, d'où la Figure IV.29 montre la variation de résidu dans le cas de présence du défaut de la turbine et la Figure IV.30 montre la variation de résidu dans le cas de présence du défaut du capteur thermocouple, dans ces cas, le système fonctionne avec un défaut de capteur apparaît dans le moment  $t=100s$ .

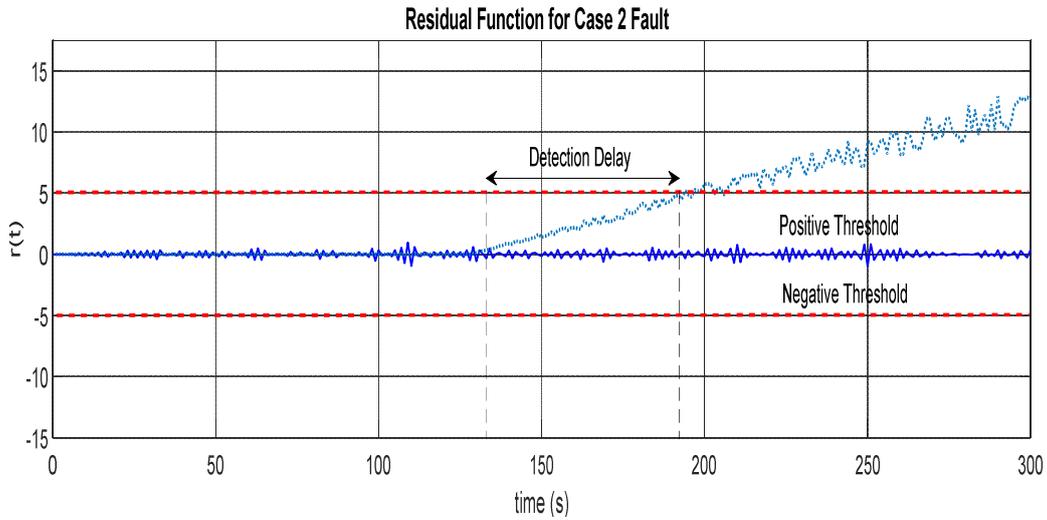


Figure IV.29: Variation de résidu en cas de défaut turbine

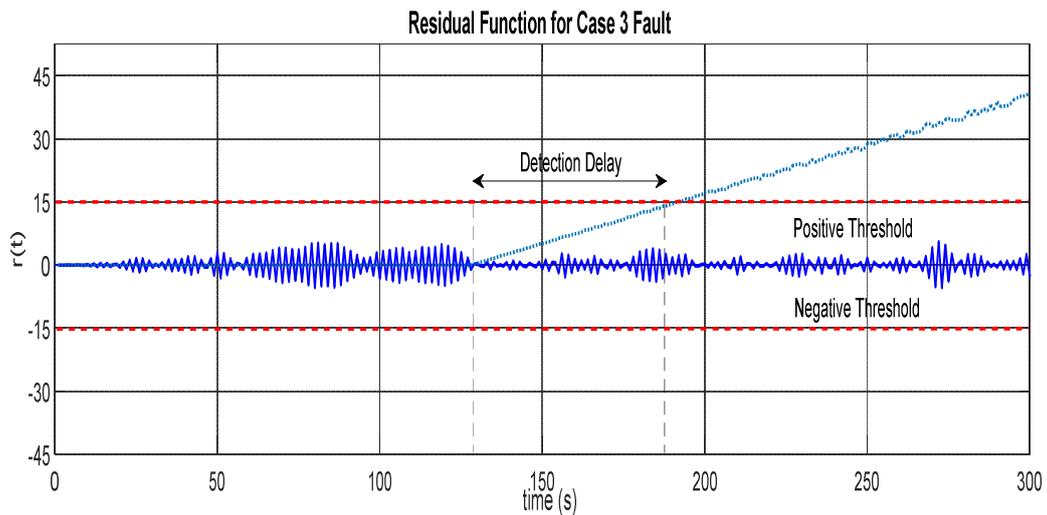
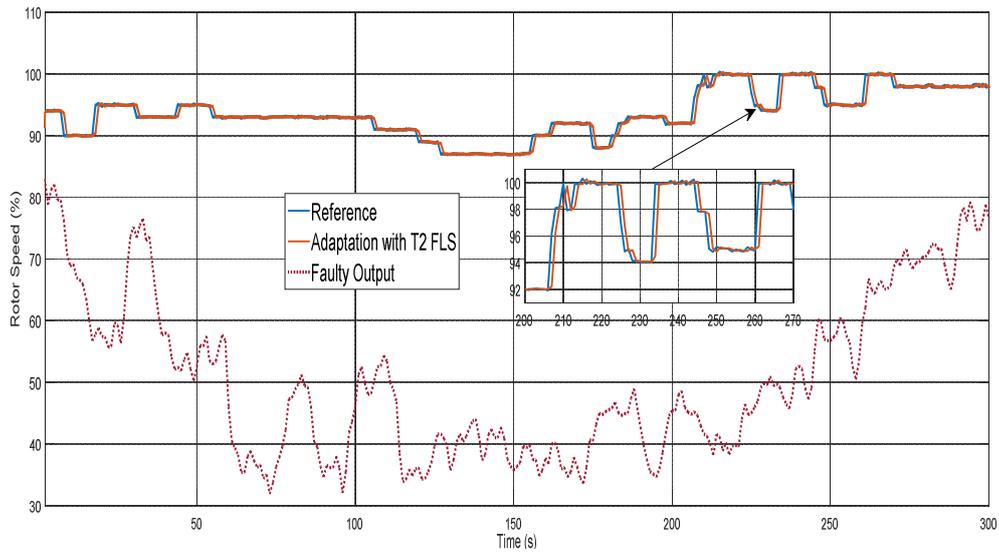


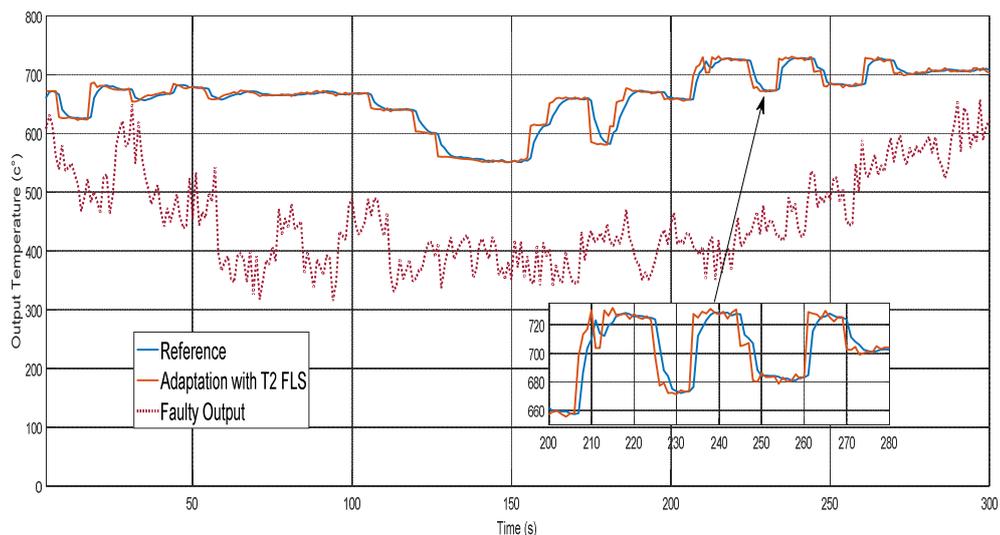
Figure IV.30: Variation de résidu en cas de défaut d'un capteur thermocouple

#### IV.6.1. Commande tolérante aux défauts de la vitesse et la température de la turbine

Pour le processus de reconfiguration de la commande sans défauts du système et de capteur apparaît dans la turbine étudié, les paramètres du régulateur PI sont pour le premier cas le  $(K_p, K_i)$  égale à  $(0,51, 7.33)$  et pour le deuxième cas  $(8.463, 5.602)$ . D'où, les résultats de la commande sont montrés par la Figure IV.31 qui présente la poursuite de la vitesse rotation à la référence expérimentale et à la Figure IV.32 qui montre la poursuite de la température de turbine à la référence expérimentale.



**Figure IV.31 : Poursuite de la vitesse rotation à la référence expérimentale**



**Figure IV.32 : Poursuite de la température de turbine à la référence expérimentale**

La Figure IV.31 montre la variation de la vitesse du rotor de sortie avec la vitesse de rotor souhaitée (en %) par rapport au temps. D'où, la vitesse désirée est obtenue à partir des données d'entrée sortie de turbine, la poursuite de la vitesse rotation du l'arbre a été assuré par la commande tolérante au défaut utilisant un système de commande Proportionnelle / Intégrale (PI) avec le système d'inférence flou Type-2. On observe l'accommodation du défaut de la turbine a été effectué par le contrôleur flou PI type-2 avec un temps de réponse minimal à l'ordre de 10 secondes et que la réponse de la vitesse réelle

poursuit la référence. Aussi, la stabilité de réglage est assurée par le contrôleur qui protège la vitesse de l'arbre de dépasser la valeur nominale à 100%.

La Figure IV.32 présente la variation de la température réelle des gaz d'échappement (sortie) avec le signal souhaité de la température des gaz d'échappement (en °C) à partir des données opérationnelles, l'accommodation du défaut de capteur de température est effectuée avec l'intervention du contrôleur flou PI, la courbe de la température poursuit le signal de la référence en temps de réponse moindres, le contrôleur fournit une stabilité qui empêche la température de dépasser la valeur nominale de la turbine étudiée.

#### **IV.7. Conclusion**

D'après les résultats obtenus, nous pouvons conclure que la commande par logique floue pour la commande d'une turbine à gaz tolérante aux défauts par l'utilisation de régulateur flou commande floue type-1 et type-2 donne de meilleures performances aussi bien en présence de perturbation ainsi que lors d'une augmentation de vitesse de rotation en vitesse critique de turbine. Comparativement à d'autres approches de commande comme la commande (PI) utilisée dans le domaine industrielle, la commande floue de type 2 ne fait pas intervenir une connaissance préalable des équations de la dynamique du système, seulement les données d'entrée / sortie. En effet, la commande floue type-2 est testée pour les variations paramétriques du système de turbine, les résultats enregistrés, ont permis de juger que cette commande présente une forte robustesse en présence des défauts de fonctionnement de turbine. Les résultats obtenus sont intéressants et peuvent confirmer que le réglage par logique floue présente une solution valable par rapport aux réglages conventionnels. Cela est confirmé non seulement par un fort développement dans beaucoup de domaines d'application, mais aussi par des travaux de recherche sur le plan théorique.

## Conclusion générale

Les travaux présentés dans cette thèse portent essentiellement sur le développement et la validation expérimentale des techniques de diagnostic à base de modèle et les techniques de la commande floue tolérante aux défauts appliqués à une turbine à gaz. D'abord ce travail propose l'utilisation de méthode sous espace dans l'espace état pour l'identification de modèle de turbine à gaz en temps réel, tout en considérant leurs variables de commande en plusieurs points de mesures, pour déterminer une représentation d'état fiable pour son contrôle. Cette approche des sous-espaces est basée sur la minimisation de l'erreur de sortie de modèle identifié, cette méthode d'identification permet d'estimer les paramètres du système en utilisant les données d'entrée / sortie de fonctionnement, sans utiliser les modèle mathématique complexes de système. Elle permet de déterminer les caractéristiques dynamiques d'un système dont la connaissance est nécessaire pour la conception et la mise en œuvre d'un système commande performant, cette algorithme d'identification s'appuie sur l'utilisation des relations entre les variations des entrées de commande et les variations des sorties mesurées de turbine à gaz.

En effet, ces dernières années, il y a eu une tendance moderne vers la modélisation intensive des incertitudes à l'aide des systèmes flous, dont ce type de modélisation utilise les représentations de langage naturel (humain). Dans ce contexte, les travaux de cette thèse porte sur la recherche des solutions pour les lacunes de modélisation des incertitudes en utilisant des fonctions d'appartenances des systèmes flous. Pour cela, la méthode proposée dans ce travail d'identification utilisant l'algorithme de sous espace N4SID est basée sur des données de mesure d'entrée-sortie de la turbine à gaz examinée, afin de permettre l'obtention d'estimations fiables (stable, contrôlable et observable) des paramètres de modèle d'espace d'état de cette machine tournante. L'originalité et la nouveauté dans cette contribution réside dans la construction et l'utilisation de modèles d'espace d'état N4SID (Numerical algorithm for Subspace IDentification) pour représenter le comportement du processus de turbine à gaz étudié en temps réel, utilisant les données d'entrée / sortie de fonctionnement de système.

Cependant, la robustesse et l'efficacité de cette modélisation ouvre des plusieurs perspectives pour ses application dans d'autre nombreuses disciplines scientifiques et technologiques. D'où, cette modélisation permet d'obtenus des modèles expérimentaux à partir des données entrée/sortie et d'améliorer le fonctionnement de système industriel à étudier.

Cette approche permet de d'aborder un nouvel angle de modélisation des systèmes industriels complexes, en prenant l'exemple d'une turbine à gaz. Aussi, cette technique s'applique à toutes les configurations de modèles dynamiques complexes et offre toute la souplesse et la fiabilité nécessaire au traitement de données d'identification industrielles.

Ce travail de thèse apporte des éléments pratiques et montre les résultats obtenus à partir des modèles flous proposés, qui vise la mise en place de cette approche floue pour le diagnostic et la commande floue tolérante aux défauts appliquées à une turbine à gaz.

Par conséquent, **le premier chapitre**, nous avons présenté une synthèse de l'état de l'art sur le diagnostic industriel et la commande tolérante aux défauts, par citer les différents types de diagnostic industriel, les types de défauts et les méthodes de génération des résidus qui sont utilisés pour la détection et l'isolement des défauts qui peuvent apparaître dans un système industriel. Puis, on a exposé un aperçu du commande tolérante aux défauts (Fault Tolerant Control ; FTC) avec ses deux approches passive et active, en mentionnant certains des travaux des chercheurs dans le domaine de commande tolérante aux défauts.

Dans **le deuxième chapitre**, nous avons présenté les systèmes d'inférence floue de type-1 et type-2, d'abord une description sur les théories des ensembles flous type-1 et type-2, les opérations sur les ensembles et les éléments des systèmes flous type-1 et type-2, ensuite les systèmes Takagi-Sugeno et les différences entre les systèmes flous de type Mamdani et de type Takagi-Sugeno, ensuite la modélisation par les modèles TS. Enfin une étude théorique et pratique par la comparaison entre les différences entre les systèmes flous type-1 et type-2, avec un exemple illustratif d'une application de surveillance un système d'actionneur de valve du fuel d'une turbine à gaz.

Le **troisième chapitre** a été consacré à la modélisation floue, utilisant l'algorithme numérique N4SID a été utilisé pour l'identification d'un modèle linéaire sous la forme d'espace d'état d'une turbine à gaz industrielle de type TITAN 130 à partir des données réelles d'entrée-sortie. Ce travail à apporter une analyse sur le comportement dynamique de cette machine tournante. Les approches et les procédures utilisées permettent de donner et de fournir des résultats et des matrices d'états de système examiné, qui déterminent les évaluations des différentes variables de contrôle de la machine tournantes examinée.

**Le quatrième chapitre** a été consacré à l'étude expérimentale de la commande floue tolérante aux défauts appliqués à une turbine à gaz. D'après les résultats obtenus, nous pouvons conclure que la commande par logique floue pour la commande d'une turbine à gaz tolérante aux défauts par

L'utilisation de régulateur flou commande floue type-1 et type-2 donne de meilleures performances aussi bien en présence de perturbation ainsi que lors d'une augmentation de vitesse de rotation en vitesse critique de turbine. Comparativement à d'autres approches de commande comme la commande (PI) utilisée dans le domaine industrielle, la commande floue de type 2 ne fait pas intervenir une connaissance préalable des équations de la dynamique du système, seulement les données d'entrée / sortie.

En effet, la commande floue type-2 est testée pour les variations paramétriques du système de turbine, les résultats enregistrés, ont permis de juger que cette commande présente une forte robustesse en présence des défauts de fonctionnement de turbine. Les résultats obtenus sont intéressants et peut confirmer que le réglage par logique floue présente une solution valable par rapport aux réglages conventionnels.

Enfin, cette thèse ouvre d'autres **perspectives** dans les futurs travaux de recherche, pour la conception de nouvelles procédures pour les méthodes FDI combinés avec la commande floue tolérante aux défauts. L'approche de diagnostic à base de modèle et les techniques de la commande floue tolérante aux défauts contient de nombreux concepts et sujets qui ne sont pas abordés dans cette thèse, comme les modificateurs flous, les quantificateurs flous et les problèmes comme gérer l'incertitude dans ce cadre.

## Bibliographie

---

- [1]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Gas turbine modelling based on fuzzy clustering algorithm using experimental data. *Journal of Applied Artificial Intelligence*, 2016, vol. 30, no. 1, pp. 29-51.
- [2]. Abdelhafid Benyounes, Commande floue tolérante aux défauts appliquée à la supervision des vibrations dans les turbines à gaz : Application sur une turbine TITAN 130. Thèse de Doctorat, 2016, FST, Université de Djelfa, Algérie.
- [3]. Abdo Ali, Steven X. Ding, Waseem Damlakhi and Jedsada Saijai, Robust fault detection filter design for uncertain switched systems with adaptive threshold setting. In the Proceeding of 2011 50th IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference, pp. 5467-5472.
- [4]. Abhinav Garg, Felipe P. C. Gomes, Prashant Mhaskar, Michael R. Thompson, Model predictive control of uni-axial rotational molding process. *Computers & Chemical Engineering*, 2019, vol. 121, pp. 306-316.
- [5]. 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.
- [6]. Ahmed Boubenia, Ahmed Hafaifa, Abdellah Kouzou, Kamal Mohammedi and Mohamed Becherif, Carbone dioxide capture and utilization in gas turbine plants via the integration of power to gas. *Petroleum Elsevier*, 2017, vol. 3, pp. 127-137.
- [7]. 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.
- [8]. 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.
- [9]. Ahmed Hafaifa, Ferhat Laaouad and Kouider Laroussi, Fuzzy logic approach applied to the surge detection and isolation in centrifugal compressor. *Automatic Control and Computer Sciences*, 2010, vol. 44, no. 01, pp. 53-59.

- [10]. Ahmed Hafaifa, Ferhat Laaouad, and Kouider Laroussi, A Numerical structural approach to surge detection and isolation in compression systems using fuzzy logic controller. *International Journal of Control, Automation, and Systems, IJCAS*, February 2011, vol. 9, no. 1, pp. 69-79.
- [11]. 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*, 2010, vol.02, no. 01, pp. 49-73.
- [12]. Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana and Attia Daoudi, Vibration supervision in gas turbine based on parity space approach to increasing efficiency. *Journal of Vibration and Control*, 2015, vol. 21, pp. 1622-1632.
- [13]. Ahmed Hafaifa, Rachid Belhadeb and Mouloud Guemana, Modelling of surge phenomena in a centrifugal compressor: experimental analysis for control. *Systems Science & Control Engineering: An Open Access Journal*, 2014, vol. 2 no.1, pp. 632-641.
- [14]. Ahmed Zohair Djeddi, Ahmed Hafaifa and Abudura Salam, Operational reliability analysis applied to a gas turbine based on three parameter Weibull distribution. *Mechanics*, 2015, vol. 21, no. 3, pp. 187-192.
- [15]. Ahmed Zohair Djeddi, Ahmed Hafaifa, Abudura Salam, Gas turbine reliability model based on tangent hyperbolic reliability function. *Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2015, vol. 53, no. 3, pp. 723-730.
- [16]. Alhelou H.H., Golshan M.H. and Askari Marnani J., Robust sensor fault detection and isolation scheme for interconnected smart power systems in presence of RER and EVs using unknown input observer. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2018, vol. 99, pp. 682-694.
- [17]. Ali Chaibakhsh, Saeed Amirkhani, A simulation model for transient behaviour of heavy-duty gas turbines. *Applied Thermal Engineering*, 2018, vol. 132, pp. 115-127.
- [18]. Amare F.D., Gilani S.I., Aklilu B.T., Mojahid A., Two-shaft stationary gas turbine engine gas path diagnostics using fuzzy logic. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2017, vol. 31, pp. 5593-5602.
- [19]. Andrzej Frąckowiak, Michał Ciałkowski, Agnieszka Wróblewska, Application of iterative algorithms for gas-turbine blades cooling optimization. *International Journal of Thermal Sciences*, 2017, vol. 118, pp. 198-206.

- [20]. Antonios Giannopoulos, Jean-Luc Aider, Prediction of the dynamics of a backward-facing step flow using focused time-delay neural networks and particle image velocimetry data-sets. *International Journal of Heat and Fluid Flow*, 2020, vol. 82, p. 108533.
- [21]. An-Yang Lu, Guang-Hong Yang, Secure Luenberger-like observers for cyber–physical systems under sparse actuator and sensor attacks. *Automatica*, 2018, vol. 98, pp. 124-129.
- [22]. Bachir Alili, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Lakhdar Mazouz, Decision Making for a Sustainable and Rentable Maintenance of a TORNADO Gas Turbine based on Fuzzy Logic Concept. *Journal of Vibration Testing and System Dynamics*, 2020, vol. 4, no. 2, pp. 147-162.
- [23]. Barua Amitabh and Khashayar Khorasani, Hierarchical fault diagnosis and fuzzy rule-based reasoning for satellites formation flight. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, vol. 47, no. 4, pp. 2435-2456.
- [24]. Bezdek James C., Robert Ehrlich, and William Full, FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers & Geosciences*, 1984, vol. 10, no.2-3, pp. 191-203.
- [25]. Bin Yang, Mingjie Liu, Hakil Kim, Xuenan Cui, Luenberger-sliding mode observer based fuzzy double loop integral sliding mode controller for electronic throttle valve. *Journal of Process Control*, 2018, vol. 61, pp. 36-46.
- [26]. Bodo Roberto, Matteo Bertocco and Alberto Bianchi. Fault Classification Driven by Maintenance Management for Smart Maintenance Applications. In *Proceeding of the 2020 IEEE International Workshop on Metrology for Industry 4.0 & IoT*, pp. 27-32.
- [27]. Boulanouar Saadat, Développement d'un système pronostic pour la modélisation des vibrations d'une turbine à gaz en réduisant les coûts de maintenance. Thèse de Doctorat, 2017, FST, Université de Djelfa, Algérie.
- [28]. Cannon Robert L., Jitendra V. Dave and James C. Bezdek, Efficient implementation of the fuzzy c-means clustering algorithms. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 1986, vol. 2, pp. 248-255.
- [29]. Castillo Oscar, Patricia Melin, Emanuel Ontiveros, Cinthia Peraza, Patricia Ochoa, Fevrier Valdez, and Jose Soria, A high-speed interval type 2 fuzzy system approach for dynamic parameter adaptation in metaheuristics. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2019, vol. 85, pp. 666-680.

- [30]. Chand Annas, Laiq Khan, Qudrat Khan, Zain Ahmad Khan, Atiq Ur Rehman and Saghir Ahmed, Robust Fault Diagnosis and Fault Tolerant MPPT Control of PMSG-WECS using Certainty Equivalence Principle. In Proceeding of the 2020 3rd International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies (iCoMET), pp. 1-6.
- [31]. Chen Jie, Alian Chen, Chenghui Zhang and Ke Li. A model predictive control based fault-tolerant control strategy for T-type three-level inverters. In Proceeding of the 2017 IEEE Energy Conversion Congress and Exposition (ECCE), pp. 2839-2845.
- [32]. Chen M.S. and Kang G. Shin, Adaptive fault-tolerant routing in hypercube multi computers. IEEE Transactions on Computers, 1990, vol. 39, no. 12, pp. 1406-1416.
- [33]. Chen Mou and Gang Tao, Adaptive fault-tolerant control of uncertain nonlinear large-scale systems with unknown dead zone. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, vol. 46, no. 8, pp. 1851-1862.
- [34]. Chengen Wang, Lida Xu, Wuliang Peng, Conceptual design of remote monitoring and fault diagnosis systems. Information Systems, 2007, vol.32, no. 7, pp. 996-1004.
- [35]. Chintan Raikar, Ranjan Ganguli, Denoising signals used in gas turbine diagnostics with ant colony optimized weighted recursive median filters. INAE Letters, 2017, vol. 2, pp. 133-143.
- [36]. Choi Han Ho and Myung Jin Chung, Robust observer-based  $H^\infty$  controller design for linear uncertain time-delay systems. Automatica, 1997, vol. 33, no. 9, pp. 1749-1752.
- [37]. Cui L. and Yang Y., A new adaptive controller for fault tolerant control. In Proceedings of the 30th Chinese Control Conference 2011, pp. 4259-4263.
- [38]. David W. Lin, Sun -Yuan Kung, Optimal Hankel-norm approximation of continuous-time linear systems. Circuits, Systems and Signal Processing, 1982, vol. 1, no. 3/4, pp. 407-431.
- [39]. Ding Min, Dechang Chen, Kai Xing and Xiuzhen Cheng, Localized fault-tolerant event boundary detection in sensor networks. In Proceedings IEEE 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, 2005, vol. 2, pp. 902-913.
- [40]. Djamel Halimi, Ahmed Hafaifa and Elahmoune Bouali, Maintenance actions planning in industrial centrifugal compressor based on failure analysis. The quarterly Journal of Maintenance and Reliability, 2014, vol. 16, no. 1, pp. 17-21.

- [41]. Dongqing Wang, Feng Ding, Liu Ximei, Least squares algorithm for an input nonlinear system with a dynamic subspace state space model. *Nonlinear Dynamics*, 2014, vol. 75, no. 1/2, pp. 49-61.
- [42]. Doshmanziari Roya, Hamid Khaloozadeh and Amirhossein Nikoofard, Gas pipeline leakage detection based on sensor fusion under model-based fault detection framework. *Journal of Petroleum Science and Engineering*, 2020, vol. 184, p. 106581.
- [43]. Duan Rong Xing and Hui lin Zhou, A new fault diagnosis method based on fault tree and Bayesian networks. *Energy Procedia*, 2012, vol. 17, pp. 1376-1382.
- [44]. Ebrahimifakhar Amir, Adel Kabirikopaei and David Yuill, Data-driven fault detection and diagnosis for packaged rooftop units using statistical machine learning classification methods. *Energy and Buildings*, 2020, p. 110318.
- [45]. 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.
- [46]. Mohammadi Ehsan and Morteza Montazeri Gh, A new approach to the gray-box identification of wiener models with the application of gas turbine engine modeling. *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, 2015, vol. 137, no. 7, p. 071202.
- [47]. Ehsan Mohammadi, Morteza Montazeri-Gh, Active Fault Tolerant Control with self-enrichment capability for gas turbine engines. *Aerospace Science and Technology*, 2016, vol. 56, pp. 70-89.
- [48]. Geng Hang, Yan Liang, Feng Yang, Linfeng Xu and Quan Pan, Model-reduced fault detection for multi-rate sensor fusion with unknown inputs. *Information Fusion*, 2017, vol. 33, pp. 1-14.
- [49]. Gharsellaoui Sondes, Majdi Mansouri, Shady S. Refaat, Haitham Abu-Rub and Hassani Messaoud, Multivariate features extraction and effective decision making using machine learning approaches. *Energies*, 2020, vol. 13, no. 3, p. 609.
- [50]. Gölcük İlker, An interval type-2 fuzzy reasoning model for digital transformation project risk assessment. *Expert Systems with Applications*, 2020, p. 113579.
- [51]. Hachicha Slim, Kharrat Maher and Chaari Abdessattar, N4SID and MOESP algorithms to highlight the ill-conditioning into subspace identification. *International Journal of Automation and Computing*, 2014, vol. 11, no. 1, p. 30-38.

- [52]. Hadi Shahnazari, Fault diagnosis of nonlinear systems using recurrent neural networks. *Chemical Engineering Research and Design*, 2020, vol. 153, pp. 233-245.
- [53]. Hamelin Frédéric and Dominique Sauter, Robust fault detection in uncertain dynamic systems. *Automatica*, 2000, vol. 36, no. 11, pp. 1747-1754.
- [54]. Hamid Asgari, XiaoQi Chen, Mirko Morini, Michele Pinelli, Raazesh Sainudiin, Pier Ruggero Spina, Mauro Venturini, NARX models for simulation of the start-up operation of a single-shaft gas turbine. *Applied Thermal Engineering*, 2016, vol. 93, pp. 368-376.
- [55]. Hasan Abbasi Nozari, Mahdi Aliyari Shoorehdeli, Silvio Simani, Hamed Dehghan Banadaki, Model-based robust fault detection and isolation of an industrial gas turbine prototype using soft computing techniques. *Neurocomputing*, 2012, vol. 91, pp. 29-47.
- [56]. Hathaway Richard J. and James C. Bezdek, Switching regression models and fuzzy clustering. *IEEE Transactions on fuzzy systems*, 1993, vol. 1, no. 3, pp. 195-204.
- [57]. He Q. Peter, S. Joe Qin and Jin Wang, A new fault diagnosis method using fault directions in fisher discriminant analysis. *AIChE journal*, 2005, vol. 51, no. 2, pp. 555-571.
- [58]. He Qizhi, Weiguo Zhang, Peng Lu and Jinglong Liu, Performance comparison of representative model-based fault reconstruction algorithms for aircraft sensor fault detection and diagnosis. *Aerospace Science and Technology*, 2020, vol. 98, p. 105649.
- [59]. Ho Chung Kin, Peter R. Shepherd, Friedman Eberhardt and W. Tenten, Hierarchical fault diagnosis of analogy integrated circuits. *IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications*, 2001, vol. 48, no. 8, pp. 921-929.
- [60]. Hong Sang Jeon and Gary S. May, Neural-network-based sensor fusion of optical emission and mass spectroscopy data for real-time fault detection in reactive ion etching. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2005, vol. 52, no. 4, pp. 1063-1072.
- [61]. Hurdle Emma Eileen, L. M. Bartlett and J. D. Andrews, System fault diagnostics using fault tree analysis. In the *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part O: Journal of Risk and Reliability*, 2007, vol. 221, no. 1, pp. 43-55.
- [62]. Hüseyin Akçay, Spectral estimation in frequency-domain by subspace techniques. *Signal Processing*, 2014, vol. 101, pp. 204-217.
- [63]. Ilyes Boulkaibet, Contribution à la commande prédictive non linéaire. Thèse de Doctorat, 2017, Université de Constantine 1, Algérie.

- [64]. Imed Kaid, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Nadji Hadroug, Abdellah Kouzou and Lakhdar Mazouz, Photovoltaic system failure diagnosis based on adaptive neuro fuzzy inference approach: South Algeria solar power plant. *Journal of Cleaner Production*, 2018, vol. 204, pp. 169-182.
- [65]. Isermann Rolf, On fuzzy logic applications for automatic control, supervision, and fault diagnosis. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans*, 1998, vol. 28, no. 2, pp. 221-235.
- [66]. Isermann Rolf, Fault diagnosis of machines via parameter estimation and knowledge processing: Tutorial paper. *Automatica*, 1993, vol. 29, no. 4, pp. 815-835.
- [67]. Isermann Rolf, Model-based fault-detection and diagnosis—status and applications. *Annual Reviews in Control*, 2005, vol. 29, no.1, pp. 71-85.
- [68]. Isermann Rolf, Process fault detection based on modeling and estimation methods—A survey. *automatica*, 1984, vol. 20, no. 4, pp.387-404.
- [69]. Isermann Rolf, Supervision, fault-detection and fault-diagnosis methods: An introduction. *Control Engineering Practice*, 1997, vol. 5, no. 5, pp. 639-652.
- [70]. Jahromi Amin Torabi, Meng Joo Er, Xiang Li and Beng Siong Lim, Sequential fuzzy clustering based dynamic fuzzy neural network for fault diagnosis and prognosis. *Neurocomputing*, 2016, vol. 196, pp. 31-41.
- [71]. Jaradat Mohammad Abdel Kareem and Reza Langari, A hybrid intelligent system for fault detection and sensor fusion. *Applied Soft Computing*, 2009, vol. 9, no. 1, pp. 415-422.
- [72]. Jenny L. Diaz C., Carlos Ocampo-Martinez, Sorin Olaru, Dual mode control strategy for the energy efficiency of complex and flexible manufacturing systems. *Journal of Manufacturing Systems*, 2020, vol. 56, pp. 104-116.
- [73]. Jia Wang, Daniel Miller, HongWei Wang, Hong Gu, Closed-loop subspace identification algorithm based on correlation function estimates. *Science China Information Sciences*, 2015, vol. 58, no. 3, pp. 1-10.
- [74]. Jiang Jin and Xiang Yu, Fault-tolerant control systems: A comparative study between active and passive approaches. *Annual Reviews in Control*, 2012, vol. 36, no.1, pp. 60-72.
- [75]. Jiang Jin, Fault-tolerant control systems-an introductory overview. *Acta Automatica Sinica*, 2005, vol. 31, no. 1, pp. 161-174.

- [76]. Jianyang Yu, Jianing Yu, Fu Chen, Cong Wang, Numerical study of tip leakage flow control in turbine cascades using the DBD plasma model improved by the parameter identification method. *Aerospace Science and Technology*, 2019, vol. 84, pp. 856-864.
- [77]. Jie Hou, Tao Liu, Fengwei Chen, Orthogonal projection based subspace identification against colored noise. *Control Theory and Technology*, 2017, vol. 15, no. 1, pp. 69-77.
- [78]. Johansson Andreas, Michael Bask, and Torbjörn Norlander, Dynamic threshold generators for robust fault detection in linear systems with parameter uncertainty. *Automatica*, 2006, vol. 42, no. 7, pp. 1095-1106.
- [79]. Jun Wang, Baocang Ding, Shuangxi Zhang, Multivariable offset-free MPC with steady-state target calculation and its application to a wind tunnel system. *ISA Transactions*, 2020, vol. 97, pp. 317-324.
- [80]. Kalman Rudolph Emil, A new approach to linear filtering and prediction problems [J]. *Journal of basic Engineering*, 1960, vol. 82, no. 1, pp. 35-45.
- [81]. Kalogirou Soteris, Sylvain Lalot, Georgios Florides and Bernard Desmet, Development of a neural network-based fault diagnostic system for solar thermal applications. *Solar Energy*, 2008, vol. 82, no. 2, pp. 164-172.
- [82]. Karim Salahshoor, Majid Soleimani Khoshro, Mojtaba Kordestani, Fault detection and diagnosis of an industrial steam turbine using a distributed configuration of adaptive neuro-fuzzy inference systems. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 2011, vol. 19, no. 5, pp. 1280-1293.
- [83]. Karim Salahshoor, Mojtaba Kordestani, Design of an active fault tolerant control system for a simulated industrial steam turbine. *Applied Mathematical Modelling*, 2014, vol. 38, no. 5/6, pp. 1753-1774.
- [84]. Laghrouche Salah, Jianxing Liu, Fayez Shakil Ahmed, Mohamed Harmouche, and Maxime Wack, Adaptive second-order sliding mode observer-based fault reconstruction for PEM fuel cell air-feed system. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 2014, vol. 23, no. 3, pp. 1098-1109.
- [85]. Lahcène Nouredine, Mustapha Nouredine, Ahmed Hafaifa, and Abdellah Kouzou, DWT-PSD extraction feature for defects diagnosis of small wind generator. *Diagnostyka*, vol. 20, n. 3, 2019, pp. 45-52.

- [86]. Lei Yaguo, Zhengjia He, Yanyang Zi and Xuefeng Chen, New clustering algorithm-based fault diagnosis using compensation distance evaluation technique. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2008, vol. 22, no. 2, pp. 419-435.
- [87]. Li Chuan, Mariela Cerrada, Diego Cabrera, René Vinicio Sanchez, Fannia Pacheco, Gözde Ulutagay and José Valente de Oliveira, A comparison of fuzzy clustering algorithms for bearing fault diagnosis. *Journal of Intelligent and Fuzzy Systems*, 2018, vol. 34, no. 6, pp. 3565-3580.
- [88]. Li YG., Performance-analysis-based gas turbine diagnostics: A review. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part A: Journal of Power and Energy*, 2002, vol. 216, no. 5, pp. 363-77.
- [89]. Liu Jianxing, Wensheng Luo, Xiaozhan Yang and Ligang Wu, Robust model-based fault diagnosis for PEM fuel cell air-feed system. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2016, vol. 63, no. 5, pp. 3261-3270.
- [90]. Liu Wei, An on-line expert system-based fault-tolerant control system. *Expert Systems with applications*, 1996, vol. 11, no. 1, pp. 59-64.
- [91]. Liu Yi, Jiusun Zeng, Lei Xie, Xun Lang, Shihua Luo and Hongye Su, An improved mixture robust probabilistic linear discriminant analyzer for fault classification. *ISA transactions*, 2020, vol. 98, pp. 227-236.
- [92]. Lukas R.S. Theisen, Hans H. Niemann, Ilmar F. Santos, Roberto Galeazzi, Mogens Blanke, Modelling and identification for control of gas bearings. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, vol. 70/71, pp. 1150-1170.
- [93]. Lv Ning, Xiaoyang Yu and Junfeng Wu, A fault diagnosis model through GK fuzzy clustering. In the *Proceeding of the 2004 IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, vol. 6, pp. 5114-5118.
- [94]. Maren Scheel, Mladen Gibanica, Anders Nord, State-Space Dynamic Substructuring with the Transmission Simulator Method. *Experimental Techniques*, 2019, vol. 43, pp. 325-340.
- [95]. Masaki Inoue, Subspace identification with moment matching. *Automatica*, 2019, vol. 99, pp. 22-32.
- [96]. Mentés Ayhan and Ismail H. Helvacioğlu, An application of fuzzy fault tree analysis for spread mooring systems. *Ocean Engineering*, 2011, vol. 38, no. 2-3, pp. 285-294.

- [97]. Mikael Manngård, Jari M. Böling, Hannu T. Toivonen, Subspace identification for MIMO systems in the presence of trends and outliers. *Computer Aided Chemical Engineering*, 2017, vol. 40, pp. 307-312.
- [98]. Mladen Gibanica, Thomas J. S. Abrahamsson, Identification of physically realistic state-space models for accurate component synthesis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2020, vol. 145, p. 106906.
- [99]. 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.
- [100]. Mohamed Benrahmoune, Ahmed Hafaifa and Guemana Mouloud, Vibration modeling improves pipeline performance, costs. *Oil & Gas Journal*, Mars 2015, pp. 98-100.
- [101]. Mohamed Benrahmoune, 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.
- [102]. Mohamed Benrahmoune, Diagnostic des défaillances d'une turbine à gaz à base des réseaux de neurones artificiels pour l'amélioration de leur système de détection des vibrations. Thèse de Doctorat, 2017, FST, Université de Djelfa, Algérie.
- [103]. Mohsen Shabanian, Mohsen Montazeri, A neuro-fuzzy online fault detection and diagnosis algorithm for nonlinear and dynamic systems. *International Journal of Control, Automation and Systems*, 2011, vol. 9, p.665.
- [104]. Moreno Juan E., Mauricio A. Sanchez, Olivia Mendoza, Antonio Rodriguez-Diaz, Oscar Castillo, Patricia Melin and Juan R. Castro, Design of an interval Type-2 fuzzy model with justifiable uncertainty. *Information Sciences*, 2020, vol. 513, pp. 206-221.
- [105]. Mouloud Guemana, Ahmed Hafaifa and Mohamed Ben Rahmoune, Reliability study of gas turbines for improving their availability by ensuring optimal exploitation. *OIL GAS European Magazine*, June 2015, vol. 2, pp. 88-91.
- [106]. Moussa Charif, Rezki Haddouche, Mohand Tahar Bensidhoum, Arezki Benfdila, Simplest fuzzy controllers implemented in an industrial micro PLC. *International Journal of Applied Automation and Industrial Diagnostics*, March 2020, vol. 1, no.1, pp. 47-52.

- [107]. Mouzakitis Alexandros, Classification of fault diagnosis methods for control systems. *Measurement and Control* , 2013, vol. 46, no. 10, pp. 303-308.
- [108]. Muhammad Asghar, Nasimullah, Performance comparison of wind turbine based doubly fed induction generator system using fault tolerant fractional and integer order controllers. *Renewable Energy*, 2018, vol. 116, Part B, pp. 244-264.
- [109]. Muhammad Baqir Hashmi, Mohd Amin Abd Majid, Tamiru Alemu Lemma, Combined effect of inlet air cooling and fouling on performance of variable geometry industrial gas turbines. *Alexandria Engineering Journal*, 2020, vol. 59, no. 3, pp. 1811-1821.
- [110]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa, Abdellah Kouzou and Ahmed Chaibet, Improvement of Gas Turbine Availability Using Reliability Modeling Based on Fuzzy System. Chapter in *Applied Condition Monitoring book series, ICDT 2016: Advances in Technical Diagnostics*, 2018, vol. 10, pp. 15-28.
- [111]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa, Abdellah Kouzou and Ahmed Chaibet, Faults detection in gas turbine using hybrid adaptive network based fuzzy inference systems to controlling there dynamic behavior. *DIAGNOSTYKA the Journal of Polish Society of Technical Diagnostics (PSTD)*, 2016, vol. 17, no. 4, pp. 3-17.
- [112]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa, Abdellah Kouzou and Ahmed Chaibet, Improved gas turbine supervision system based on fuzzy estimation of their reliability and availability. *Journal of Advanced Research in Science and Technology*, 2016, vol. 3, no. 2, pp. 313-323.
- [113]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa, Abdellah Kouzou, Mouloud Guemana and Ahmed Chaibet, Control of the speed and exhaust gas temperature in gas turbine using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Journal of Automation & Systems Engineering*, 2016, vol. 10, no. 3, pp. 158-167.
- [114]. 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.
- [115]. 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.

- [116]. Nadji Hadroug, Commande neuro floue tolérante aux défauts d'une turbine à gaz : Contribution à la détection de vibrations. Thèse de Doctorat, 2017, FST, Université de Djelfa, Algérie.
- [117]. Nan Cen, Faisal Khan and M. Tariq Iqbal, Real-time fault diagnosis using knowledge-based expert system. *Process Safety and Environmental Protection*, 2008, vol. 86, no. 1, pp. 55-71.
- [118]. Noura Hassan, Sauter Dominique, Hamelin Frédéric and Theilliol Didier, Fault-tolerant control in dynamic systems: Application to a winding machine. *IEEE control systems magazine*, 2000, vol. 20, no. 1, pp. 33-49.
- [119]. Oh Hwanyong, Won Yong Lee, Jinyeon Won, Minjin Kim, Yoon Young Choi and Soo-Bin Han, Residual-based fault diagnosis for thermal management systems of proton exchange membrane fuel cells. *Applied Energy*, 2020, vol. 277, p. 115568.
- [120]. Oudghiri Mohammed, Mohammed Chadli and Ahmed El Hajjaji, Robust observer-based fault-tolerant control for vehicle lateral dynamics. *International Journal of Vehicle Design*, 2008, vol. 48, no. 3-4, pp. 173-189.
- [121]. Palash Sashittal, Daniel J. Bodony, Reduced-order control using low-rank dynamic mode decomposition. *Theoretical and Computational Fluid Dynamics*, 2019, vol. 33, pp. 603-623.
- [122]. Patan Krzysztof, Marcin Witczak and Józef Korbicz, Towards robustness in neural network based fault diagnosis. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2008, vol. 18, no. 4, pp. 443-454.
- [123]. Peng Wei, Chengdong Li, Guiqing Zhang and Jianqiang Yi, Interval type-2 fuzzy logic based transmission power allocation strategy for lifetime maximization of WSNs. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, vol. 87, p. 103269.
- [124]. Peter Benner, Christian Himpe, Tim Mitchell, On reduced input-output dynamic mode decomposition. *Advances in Computational Mathematics*, 2018, vol. 44, pp. 1751-1768.
- [125]. Peter Turney, Michael Halasz, Contextual normalization applied to aircraft gas turbine engine diagnosis. *Applied Intelligence*, 1993, vol. 3, pp. 109-129.
- [126]. Peter Van Overschee, Bart De Moor, N4SID: Subspace algorithms for the identification of combined deterministic-stochastic systems. *Automatica*, 1994, vol. 30, no. 1, pp. 75-93.
- [127]. Qin Jindong, Yan Xi and Witold Pedrycz, Failure mode and effects analysis (FMEA) for risk assessment based on interval type-2 fuzzy evidential reasoning method. *Applied Soft Computing*, 2020, vol. 89, p. 106134.

- [128]. Qingcai Yang, Shuying Li, Yunpeng Cao, A strong tracking filter based multiple model approach for gas turbine fault diagnosis. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2018, vol. 32, pp. 465-479.
- [129]. Qingcai Yang, Shuying Li, Yunpeng Cao, Multiple model-based detection and estimation scheme for gas turbine sensor and gas path fault simultaneous diagnosis. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2019, vol. 33, pp. 1959-1972.
- [130]. Qu Fuming, Jinhai Liu, Hongfei Zhu and Bowen Zhou, Wind turbine fault detection based on expanded linguistic terms and rules using non-singleton fuzzy logic. *Applied Energy*, 2020, vol. 262, p. 114469.
- [131]. Quiroga J., Liu L. and Cartes D.A., , Fuzzy logic based fault detection of PMSM stator winding short under load fluctuation using negative sequence analysis. In the Proceeding of the 2008 IEEE American Control Conference, pp. 4262-4267
- [132]. Raka Sid Ahmed and Christophe Combastel, Fault detection based on robust adaptive thresholds: A dynamic interval approach. *Annual Reviews in Control*, 2013, vol. 37, no. 1, pp. 119-128.
- [133]. Ramos A. Rodríguez, Orestes Llanes-Santiago, JM Bernal de Lázaro, C. Cruz Corona, AJ Silva Neto, and JL Verdegay Galdeano, A novel fault diagnosis scheme applying fuzzy clustering algorithms. *Applied Soft Computing*, 2017, vol. 58, pp. 605-619.
- [134]. Ramos Adrián Rodríguez, José Manuel Bernal de Lázaro, Antônio J. da Silva Neto, Carlos Cruz Corona, José Luís Verdegay and Orestes Llanes-Santiago, An approach to fault diagnosis using fuzzy clustering techniques. In Book Chapter *Advances in Fuzzy Logic and Technology*, 2017, pp. 232-243.
- [135]. Rayyam Marouane and Malika Zazi, A novel metaheuristic model-based approach for accurate online broken bar fault diagnosis in induction motor using unscented Kalman filter and ant lion optimizer. *Transactions of the Institute of Measurement and Control*, 2020, vol. 42, no. 8, pp. 1537-1546.
- [136]. Rodrigo Berríos, Felipe Núñez, Aldo Cipriano, Fault tolerant measurement system based on Takagi–Sugeno fuzzy models for a gas turbine in a combined cycle power plant. *Fuzzy Sets and Systems*, 2011, vol. 174, no. 11, pp. 114-130.

- [137]. Rodríguez Ramos Adrián, Antônio José da Silva Neto, and Orestes Llanes-Santiago, An approach to fault diagnosis with online detection of novel faults using fuzzy clustering tools. *Expert Systems with Applications*, 2018, vol. 113, pp. 200-212.
- [138]. Romeo Ortega, Laurent Praly, Stanislav Aranovskiy, Bowen Yi, Weidong Zhang, On dynamic regressor extension and mixing parameter estimators: Two Luenberger observers interpretations. *Automatica*, 2018, vol. 95, pp. 548-551.
- [139]. 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.
- [140]. Santhosh Kumar Varanasi, Phanindra Jampana, Nuclear norm subspace identification of continuous time state–space models with missing outputs. *Control Engineering Practice*, 2020, vol. 95, p. 104239.
- [141]. Shenghui Guo, Bin Jiang, Fanglai Zhu, Zhenhua Wang, Luenberger-like interval observer design for discrete-time descriptor linear system. *Systems & Control Letters*, 2019, vol. 126, pp. 21-27.
- [142]. Shrivastava Akash and Amiya R. Mohanty, Identification of unbalance in a rotor-bearing system using Kalman filter–based input estimation technique. *Journal of Vibration and Control*, 2020, vol. 26, no. 11-12, pp. 1081-1091.
- [143]. Shukla Amit K., Megha Yadav, Sandeep Kumar and Pranab K. Muhuri, Veracity handling and instance reduction in big data using interval type-2 fuzzy sets. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, vol. 88, p. 103315.
- [144]. Shukla Amit K., Rahul Nath, Pranab K. Muhuri and QM Danish Lohani, Energy efficient multi-objective scheduling of tasks with interval type-2 fuzzy timing constraints in an Industry 4.0 ecosystem. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2020, vol. 87, p. 103257.
- [145]. 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.
- [146]. Silvio Simani, Stefano Alvisi, Mauro Venturini, Data-driven design of a fault tolerant fuzzy controller for a simulated hydroelectric system. *IFAC Proceeding*, 2015, vol. 48, no. 21, pp. 1090-1095.
- [147]. Simani S., Ron J. Patton, Fault diagnosis of an industrial gas turbine prototype using a system identification approach. *Control Engineering Practice*, 2008, vol. 16, no. 7, pp. 769-786.

- [148]. Subhayan De, Patrick T. Brewick, Erik A. Johnson, Steven F. Wojtkiewicz, A hybrid probabilistic framework for model validation with application to structural dynamics modeling. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2019, vol. 121, pp. 961-980.
- [149]. Tabatabaeipour, Seyed Mojtaba and Thomas Bak, Robust observer-based fault estimation and accommodation of discrete-time piecewise linear systems. *Journal of the Franklin Institute*, 2014, vol. 351, no. 1, pp. 277-295.
- [150]. Tanaka Hideo, L.T. Fan, F.S. Lai and K. Toguchi, Fault-tree analysis by fuzzy probability. *IEEE Transactions on reliability*, 1983, vol. 32, no. 5, pp. 453-457.
- [151]. Tao Liu, Jie Hou, S. Joe Qin, Wei Wang, Subspace model identification under load disturbance with unknown transient and periodic dynamics. *Journal of Process Control*, 2020, vol. 85, pp. 100-111.
- [152]. Tayarani Bathaie, S. Sina, ZN. Sadough Vanini and Khashayar Khorasani, Dynamic neural network-based fault diagnosis of gas turbine engines. *Neurocomputing*, 2014, vol. 125, pp. 153-165.
- [153]. Theilliol Didier, Cédric Join and Youmin Zhang, Actuator fault tolerant control design based on a reconfigurable reference input. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2008, vol. 18, no. 4, pp. 553-560.
- [154]. Wen Long, Xinyu Li, Liang Gao and Yuyan Zhang, A new convolutional neural network-based data-driven fault diagnosis method. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2017, vol. 65, no. 7, pp. 5990-5998.
- [155]. Wiese A.P., Blom M.J., Manzie C., Brear M.J., Kitchener A., Model reduction and MIMO model predictive control of gas turbine systems. *Control Engineering Practice*, 2015, vol. 45, pp. 194-206.
- [156]. Wu Dongrui and Jerry M. Mendel, Recommendations on designing practical interval type-2 fuzzy systems. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2019, vol. 85, pp. 182-193.
- [157]. Xiang Xie, Hui Zheng, Stijn Jonckheere, Bert Pluymers, Wim Desmet, A parametric model order reduction technique for inverse viscoelastic material identification. *Computers & Structures*, 2019, vol. 212, pp. 188-198.
- [158]. Xin Wu, Yibing Liu, Leakage detection for hydraulic IGV system in gas turbine compressor with recursive ridge regression estimation. *Journal of Mechanical Science and Technology*, 2017, vol. 31, pp. 4551-4556.

- [159]. Yan Jing Jing, Guang Hong Yang, and Xiao Jian Li, Adaptive Observer-Based Fault-Tolerant Tracking Control for T–S Fuzzy Systems With Mismatched Faults. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2019, vol. 28, no. 1, pp. 134-147.
- [160]. Yazdani Shabnam and Morteza Montazeri Gh, A novel gas turbine fault detection and identification strategy based on hybrid dimensionality reduction and uncertain rule-based fuzzy logic. *Computers in Industry*, 2020, vol. 115, p. 103131.
- [161]. Yeh S.W., Chuan-lin Wu, H.D. Sheng, C.K. Hung and R.C. Lee, Expert system based automatic network fault management system. In the Proceeding of the IEEE Thirteenth Annual International Computer Software & Applications Conference, 1989, pp. 767-774.
- [162]. Yong-Duan Song, Ying Lu, Zhong-Xue Gan, Descriptor sliding mode approach for fault/noise reconstruction and fault-tolerant control of nonlinear uncertain systems. *Information Sciences*, 2016, vol. 367/368, pp. 194-208.
- [163]. Yu Zhang, Chris Bingham, Mike Garlick, Michael Gallimore, Applied fault detection and diagnosis for industrial gas turbine systems. *International Journal of Automation and Computing*, 2017, vol. 14, pp. 463-473.
- [164]. Yuanqiu Tan, Chaoping Zang, Biao Zhou, Xiaowei Wang, Petrov E.P., Identification of crystal orientation for turbine blades with anisotropy materials. *Chinese Journal of Aeronautics*, 2018, vol. 31, no. 2, pp. 410-418.
- [165]. Yuebing Hu, James Lam, Jinling Liang, Consensus of multi-agent systems with Luenberger observers. *Journal of the Franklin Institute*, 2013, vol. 350, no. 9, pp. 2769-2790.
- [166]. Yuhua Dong and Yu Datao, Estimation of failure probability of oil and gas transmission pipelines by fuzzy fault tree analysis. *Journal of Loss Prevention in the Process Industries*, 2005, vol. 18, no. 2, pp. 83-88.
- [167]. Yutian Liu, Li Changgang and Hu Junjie, Fault diagnosis and fault tolerant control of nonlinear systems. In the Proceeding of 2010 IEEE International Conference on Automation and Logistics, pp. 447-450.
- [168]. Zhang Y.M. and Jin Jiang, Active fault-tolerant control system against partial actuator failures. In Proceeding of IEE Control Theory and applications, 2002, vol. 149, no. 1, pp. 95-104.

- [169]. Zhang Youmin and Jin Jiang, Fault tolerant control system design with explicit consideration of performance degradation. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2003, vol. 39, no. 3, pp. 838-848.
- [170]. Zhao Yue, Jiahui Wang, Fei Yan and Yi Shen, Adaptive sliding mode fault-tolerant control for type-2 fuzzy systems with distributed delays. *Information Sciences*, 2019, vol. 473, pp. 227-238.
- [171]. Zhikui Chen, Xu Yuan, Mingyang Sun, Jing Gao, Peng Li, A hybrid deep computation model for feature learning on aero-engine data: applications to fault detection. *Applied Mathematical Modelling*, 2020, vol. 83, pp. 487-496.
- [172]. Zhu Ji Hang and Hong Guang Li, Subtractive fuzzy c-means clustering approach with applications to fuzzy predictive control. *WSEAS Transactions on Systems and Control*, 2011, vol. 6, no. 2, pp. 33-43.