



N° d'ordre : / 2016

Autorisation de soutenance N°/2016

THESE

Présentée pour l'obtention du grade de DOCTORAT 3^{ème} Cycle

En : Electronique

Spécialité : Automatique

Par : **Abdelhafid BENYOUNES**

Sujet

**Commande floue tolérante aux défauts appliquée à la supervision des vibrations
dans les turbines à gaz : Application sur une turbine TITAN 130**

Soutenue publiquement, le ... /... /2016, devant le jury composé de :

Nom et Prénom	Grade	Etablissement de rattachement	Désignation
Mr Farid MESSELMY	MCA	Université de Djelfa	Président
Mr Ahmed HAFIFA	MCA	Université de Djelfa	Directeur de thèse
Mr Abdellah KOUZOU	MCA	Université de Djelfa	Co Directeur de thèse
Mr Kamal MOHAMMEDI	Professeur	Université de Boumerdès	Examineur
Mr Abdelhalim TLEMCANI	Professeur	Université de Médéa	Examineur
Mr Slami SAADI	MCA	Université de Djelfa	Examineur

Université de Djelfa, FST, 2016

Dédicaces

Je dédie cette thèse

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

A ma femme qui m'a soutenu avec patience,

A mon enfant Mohamed

A mes frères et sœurs,

A toute ma famille,

A tous mes amis,

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

Abdelhafid BENYOUNES

Djelfa 03 Février 2016

Remerciements

Cette thèse présente le travail effectué durant quatre ans au sein du Laboratoire d'Automatique Appliquée et Diagnostics Industriel LAADI de l'université de Djelfa, sur la commande floue tolérante aux défauts en vue d'améliorer les performances de la turbine à gaz.

Je tiens à exprimer mes reconnaissance et mes remerciements à mon Directeur de thèse, **Monsieur Ahmed HAFIFA**, en acceptant de rapporter ce travail, pour ses précieux conseils et encouragements ; il était toujours disponible pour des discussions et prêt à résoudre les problèmes rencontrés en proposant de nouvelles idées et solutions ; qui n'ont cessé de me guider pendant la réalisation de ce projet de thèse. Comme, je n'oublis pas mon co-directeur de thèse, **Monsieur Abdellah KOUZOU** à qui j'exprime ma reconnaissance et mon respect le plus profond vis à vis sa disponibilité durant ces années de thèse, ainsi que pour l'ensemble de ses conseils précieux, ses corrections fructueuses et ses apports afin d'améliorer mes compétences en anglais.

Je suis reconnaissant à **Monsieur Abdelhalim MAYOUF**, Professeur à l'Université de Djelfa, responsable de notre formation doctorale, il a consacré tout son temps à ouvrir cette formation et à discuter ses axes de recherches, qui étaient sans aucun doute très fructueux à ma formation doctorale.

J'adresse tout particulièrement ma reconnaissance à **Monsieur Mouloud GUEMANA**, Maître de conférences à l'Université de Médéa et **Monsieur Djamel HALIMI**, Maître de conférences à l'Université de Boumerdes, pour leurs conseils avisés, leurs grandes compétences et surtout leurs encouragements permanents tout au long de cette thèse.

Tous mes remerciements également à **Monsieur Farid MESSELM**, Maître de conférences à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté d'examiner mon travail et présider le jury. Je suis profondément reconnaissant de sa participation à ce jury de thèse. 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 Slami SAADI**, Maître de conférences à l'Université de Djelfa, pour avoir accepté de prendre part au jury.

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

Abdelhafid BENYOUNES

Djelfa 03 Février 2016

تطور نظم الإنتاج الآلي يجعل تشخيص الأعطاب أمر أساسي في التنمية الصناعية وزيادة المردود، نعرض في هذه الأطروحة مجموعة من الأبحاث التي قمنا بها ، يمكن لنا أن نقسمها الى قسمين : قسم أول يحتوي اقتراح طريقة جديدة لنمذجة ديناميكية التوربينات الغازية ، تعتمد على نمذجة المنطق الغامض باستعمال البيانات التجريبية ، ومزج خوارزمية قوستافسون كيسل مع المنطق الغامض من نوع تكاجي سوجنو ، أما القسم الثاني هو مساهمة لدراسة أساليب التحكم المتسامحة والمتحملة للأعطاب وكيفية كشف وتحديد هذه العيوب باستعمال طرق تستند على نماذج المنطق الغامض ، وهذا لتحقيق التنفيذ الفعال لهذا النظام القائم على استخدام النماذج التي تم الحصول عليها وكانت النتائج مرضية وتعطي مبرر لمواصلة تطبيق المنطق الغامض في أساليب التحكم المتسامحة مع الأخطاء وخاصة في تحسس و رصد الأعطاب في النظم اللاخطية المعقدة.

Abstract

Automation production systems evolution makes the failures diagnosing essential for industrial development. The work developed in this thesis is a contribution to the study of methods of control to faults tolerant, for the detection and localization of defects based on fuzzy models. This work aims to identify and model the dynamics of a gas turbine, used in industrial plants, from experimental data to approximate variable of this nonlinear system, by integrating the inaccuracies of human reasoning as rules and linguistic variables. This is to achieve an effective implementation of this system based on the use of models obtained in their strategy of fault tolerant control. The obtained results are satisfactory and give justification to further the applicability of fuzzy control fault tolerant approach in industry, especially for problems of diagnosis and monitoring of complex processes.

Résumé

L'évolution des systèmes automatisés de production rend le diagnostic des défaillances indispensable pour le développement industriel. Les travaux développés dans cette thèse constituent une contribution à l'étude des méthodes de commandes tolérantes aux défauts, pour la détection et localisation de défauts par des approches à base de modèles flous. Ce travail propose d'identifier et de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz, utilisée dans des installations industrielles, à partir de données expérimentales, pour approximer les variables de ce système non linéaire en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme de règles et variables linguistiques. Cela est pour réaliser une conduite efficace de ce système qui repose sur l'utilisation des modèles obtenus, dans leur stratégie de commande tolérante aux défauts. Les résultats obtenus sont satisfaisants et donnent une justification de plus à l'applicabilité de l'approche de commande floue tolérante aux défauts en milieu industriel, notamment pour les problèmes de diagnostic et de surveillance des processus complexes.

TABLE DES MATIÈRES

Liste des Figures	G
Liste des Tableaux	J
Liste des Travaux	K
Introduction Générale	13
CHAPITRE I : Etat de l'art sur la commande tolérante aux défauts.....	18
I.1. Introduction	19
I.2. Objectifs de la commande tolérante aux défauts.....	20
I.2.1. Critères de performance d'une commande tolérante aux défauts.....	22
I.3. Définitions et terminologie.....	23
I.3.1. Défaut.....	23
I.3.2. Défaillance.....	24
I.3.3. Anomalie.....	24
I.3.4. Perturbation	25
I.3.5. Panne.....	25
I.4. Classification des défauts.....	25
I.4.1. Défauts actionneurs.....	26
I.4.2. Défauts capteurs.....	26
I.4.3. Défauts système.....	26
I.4.4. Type des défauts.....	26
I.4.5. Autres classification des défauts.....	27
I.4.6. Caractéristiques des défauts.....	29
I.5. Classification des méthodes de commande tolérante aux défauts.....	31
I.5.1 Approche passive.....	32
I.5.2. Approche active.....	34
I.5.3. Technique du pseudo inverse.....	39
I.5.4. Commande prédictive.....	40
I.5.5. Commande adaptative.....	41
I.5.6. Commande multi modèles.....	42
I.5.7. Techniques utilisant les réseaux de neurones.....	43
I.5.8. Techniques utilisant la logique floue.....	44

I.6. Conclusion	44
CHAPITRE II : Modélisation et commande floues de type Takagi-Sugeno.....	46
II.1. Introduction.....	47
II.2. Concept de la logique floue.....	48
II.3. Sous ensembles flous.....	50
II.4. Variables linguistiques.....	50
II.4.1. Fonction d'appartenance	52
II.4.2. Caractéristiques d'un sous-ensemble flou	53
II.4.3. Inférences floues	54
II.5. Modélisation floue.....	58
II.5.1. Classification floue	59
II.5.3. Modélisation floue de type Takagi-Sugeno à partir des données.....	67
II.5.4. Modèle flou de Takagi-Sugeno.....	70
II.5.4. Identification d'un système multi entrées multi sorties (MIMO)	74
II.5.5. Exemple de simulation.....	78
II.6. Commande floue	80
II.6.4.Exemple d'application.....	85
II.7. Conclusion.....	87
CHAPITRE III : Application de la modélisation floue de type Takagi-Sugeno à un système de turbine à gaz.....	88
III.1. Introduction	89
III.2. Fonctionnement des turbines à gaz	90
III.2.1. Description des composants d'une turbine à gaz.....	91
III.3. Principe d'exploitation d'une turbine à gaz.....	96
III.4. Types des turbines à gaz.....	97
III.4.1. Turbine à gaz à un seul arbre	97
III.4.2. Turbine à gaz à deux arbres.....	98
III.5. Vibrations des turbines à gaz.....	99
III.5.1. Mouvements vibratoires dans les turbines à gaz	100
III.6. Cycles thermodynamique d'une turbine à gaz.....	101
III.7. Rendement d'une turbine à gaz.....	102
III.8. Modélisation thermodynamique de turbine à gaz.....	104

III.8.1. Modélisation de compresseur.....	104
III.8.2. Modélisation de système de combustion.....	105
III.8.3. Modélisation de turbine de puissance.....	105
III.9. Modélisation floue type Takagi-Sugeno d'une turbine à gaz	109
III.9.1. Application sur la turbine à gaz GE MS5001P.....	109
III.9.1. Application sur la turbine à gaz SOLAR TITAN 130	118
III.10. Conclusion	127
CHAPITRE IV : Résultats d'application de la commande floue tolérante aux défauts à une turbine à gaz.....	129
IV.1. Introduction.....	130
IV.2. Diagnostic à base de modèle.....	130
IV.3. Méthode FDI (Fault Detection and Isolation)	131
IV.3.1. Méthodes de génération de résidus.....	132
IV.3.2. Détection.....	133
IV.3.3. Localisation.....	134
IV.4. Méthode FDI floue (fuzzy Fault Detection and Isolation)	135
IV.4.1. Modèles flous pour la génération de résidus	135
IV.4.2. Principe d'évaluation des résidus.....	136
IV.4.3. Méthode d'isolation floue	137
IV.5. Résultats d'application	138
IV.5.1. Résultat de commande tolérante aux défauts à base d'un système experte floue	143
IV.5.2. Commande tolérante aux défauts utilisant deux régulateurs PID adaptatifs flous.....	144
IV.5.3. Commande tolérante aux défauts avec ensemble des contrôleurs floue.....	148
IV.6. Conclusion	150
Conclusion générale	152
Bibliographie	156

Liste des Figures

Figure I.1 : Structure de la commande tolérante aux défauts.....	21
Figure I.2 : Boucle de régulation et différents défauts agissants.....	25
Figure I.3 : Type des défauts.....	27
Figure I.4 : Type des défauts selon leurs formes.....	27
Figure I.5 : Type des défauts selon le comportement temporel.....	28
Figure I.6 : Principe d'un système de commande tolérante aux défauts.....	28
Figure I.7 : Biais de défauts de capteur.....	29
Figure I.8: Dérive de défauts de capteur.....	30
Figure I.9 : Valeurs aberrantes de défauts.....	30
Figure I.10 : Classification des commandes tolérantes aux défauts.....	31
Figure I.11 : Principe de commande passive tolérante aux défauts	33
Figure I.12 : Principe de commande active tolérante aux défauts.....	35
Figure I.13 : Classification des approches actives.....	37
Figure I.14 : Redondance physique.....	37
Figure I.15 : Système de commande adaptative.....	41
Figure II.1: Représentation de deux variables par logique booléenne et par logique floue.....	49
Figure II.2 : Représentation floue de la variable vitesse.....	51
Figure II.3 : Ensembles flous.....	52
Figure II.4 : Exemple de fonctions d'appartenance.....	53
Figure II.5 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Non.....	55
Figure II.6 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Et.....	56
Figure II.7 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Ou.....	56
Figure II.8 : Opérations sur les ensembles flous.....	58
Figure II.9 : Principe de la classification floue.....	61
Figure II.10 : Classification floue par la méthode C-moyennes floues FCM.....	64
Figure II.11 : Classification floue par la méthode de Gustafson-Kessel GK.....	65
Figure II.12 : Algorithme de Gustafson-Kessel (GK)	66
Figure II.13 : Mécanisme de projection.....	68
Figure II.14 : Données projetées par une fonction d'appartenance paramétrique.....	69
Figure II.15: Résultat pour un entrée sinusoïdal avec $v_{af} = [99.997, 99.9996]$	78
Figure II.16: Erreur de mesures.....	78

Figure II.17 : Résultats pour un entré carré avec $vaf = [87.5343, 79.1556]$	79
Figure II.18 : Erreur de mesures.....	79
Figure II.19 : Résultats pour des donnés aléatoires avec $vaf = [94.8383, 94.3549]$	80
Figure II.20 : Erreur de mesures.....	80
Figure II.21 : Configuration générale d'un contrôleur flou.....	81
Figure II. 22 : Résultats de simulation et de stabilité de système de commande floue.....	85
Figure II.23 : Résultats de stabilité de système de commande floue avec la poursuite	86
Figure III.1 : Composants d'une Turbine à gaz simple.....	91
Figure III.2: Compresseur axial stator et rotor	92
Figure III.3 : Disposition du système de combustion.....	93
Figure III.4 : Chambres de combustion de la turbine TG GE 50001P.....	93
Figure III.5 : Bougie d'allumage.....	93
Figure III.6 Détecteurs de flamme ultraviolets.....	93
Figure III.7: Rotor d'une turbine.....	94
Figure III.8 : Stator d'une turbine.....	94
Figure III.9 : Espace roues pour la transformation d'énergie.....	94
Figure III.10 : Représentation de compartiment d'admission.....	95
Figure III.11 : Cadre d'échappement et diffuseur.....	95
Figure III.12 : Fonctionnement d'une turbine à gaz.....	96
Figure III.13 : Turbine à gaz a un seul arbre (signal shaft)	98
Figure III.14 : Turbine à gaz a deux arbre (two shaft)	98
Figure III.15 : Force transitoire.....	100
Figure III.16 : Force permanent.....	100
Figures III.17: Diagramme entropique (T-s) de Brayton Cycle.....	101
Figures III.18: Diagrammes (P-v) d'un cycle idéal de Joule.....	101
Figure III.19 : Variation de débit de gaz de carburant.....	106
Figure III.20 : Variation de pression de décharge de compresseur.....	107
Figure III.21 : Variation de température de décharge de compresseur.....	107
Figure III.22 : Variation de pression de décharge dans la chambre de combustion.....	107
Figure III.23 : Variation de température de décharge dans la chambre de combustion.....	108
Figure III.24 : Variation de puissance de turbine à gaz examinée.....	108
Figure III.25 : Variation de vitesse rotorique de turbine à gaz examinée.....	108

Figure III.26 : Variation de température d'échappement de turbine à gaz examinée.....	109
Figure III.27 : Turbine GE MS 5001P dans la station de production d'électricité M'sila	110
Figure III.28 : Entrées et sorties pour la modélisation de la turbine à gaz examinée.....	112
Figure III.29 : Données des entrées pour les tests de model floue proposé.....	113
Figure III.30 : Données des sorties pour les tests de model floue proposé.....	113
Figure III. 31 : Test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou de vitesse de rotor.....	114
Figure III.32 : Test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou de température d'échappement.....	114
Figure III.33 : Fonctions d'appartenance des sorties pour les modèles flous obtenus.....	115
Figure III.34 : Fonctions d'appartenance des entrées pour les modèles flous obtenus.....	115
Figure III.35 : Test de comparaison de modèles obtenus de vitesse de rotation de rotor.....	117
Figure III.36 : Test de comparaison de modèles obtenus de température d'échappement.....	117
Figure III.37 : Turbine Solar TITAN 130	119
Figure III.38 : Schéma de la turbine examinée.....	120
Figure III.39 : Configuration du model Takagi-Sugeno flou proposé.....	120
Figure III.40 : Test de validation du modèle flou Takagi-Sugeno de vitesse de rotor HP.....	122
Figure III.41 : Zoome sur le test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou de vitesse de rotor HP...	122
Figure III.42 : Erreur entre les données réelles et les modèles de vitesse HP.....	123
Figure III.43 : Test de validation du modèle flou Takagi-Sugeno de vitesse de rotor BP.....	123
Figure III.44 : Zoome sur le test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou de vitesse de rotor BP...	124
Figure III.45 : Erreur entre les données réelles et les modèles de vitesse BP.....	124
Figure III.46 : Test de validation du modèle flou Takagi-Sugeno de température d'échappement.....	125
Figure III.47 : Zoome sur le test de validation du modèle TS flou de température d'échappement.....	125
Figure III.48 : Erreur entre les données réelles et les modèles de température d'échappement.....	126
Figure III.49 : Fonctions d'appartenance des entrées pour les modèles flous obtenus.....	126
Figure III.50 : Fonctions d'appartenance des sorties pour les modèles flous obtenus.....	126
Figure IV.1 : Diagnostic à base de modèle.....	131
Figure IV.2 : Génération de résidus.....	133
Figure IV.3 : Observateur de sortie flou pour la génération de résidus.....	135
Figure IV.4 : Détermination de seuils adaptatifs par jeu de règles floues.....	136
Figure IV.5 : Signal de résidu avec la logique floue.....	137
Figure IV.6 : Détection et isolation des défauts dans la turbine à gaz	139
Figure IV.7 – IV.37 Résultats de d'application de la commande tolérante aux défauts.....	140-150

Liste des tableaux

Tableau II.1 : Récapitulatif des opérations flous	57
Tableau III.1 : Nature des vibrations	99
Tableau III.2: Performances de turbine à gaz GE MS5001P.....	111
Tableau III.3 : Validation numérique du modèle flou TS de GT MS5001P.....	116
Tableau III.4 : RMSE comparaison entre les modèles obtenus.....	118
Tableau III.5 : Caractéristiques de la turbine à gaz solar TITAN 130	119
Tableau III.6 : Validation numérique du modèle flou TS de GT solar titan 130.....	127
Tableau IV.1 : Description des défauts	138
Tableau IV.2 : Signatures de défaut pour une turbine à gaz	138
Tableau IV.3 : Points Milieux des Six ensembles flous.....	144
Tableau IV.4 : Points Milieux des Six ensembles flous.....	144
Tableau IV.5 : Définition des variables linguistiques.....	144

Liste des Travaux

Publications

- [1]. **Abdelhafid Benyounes**, Ahmed Hafaifa & Mouloud Guemana, Gas turbine modelling based on fuzzy clustering algorithm using experimental data. Journal of Applied Artificial Intelligence, Taylor & Francis, 2016, 2016, Vol. 30, no. 1, pp. 29 - 51.
- [2]. **Abdelhafid Benyounes**, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Fuzzy logic addresses turbine vibration on Algerian gas line. Oil & Gas Journal | Jan. 4, 2016, pp. 22-28
- [3]. **Abdelhafid Benyounes**, Ahmed Hafaifa, Ahmed Zohair Djeddi, Salam Abudura, Fuzzy modeling of Multiple-Input Multiple-Output systems using Takagi-Sugeno models based on Gustafson-Kessel clustering. International Journal on Advanced Electrical Engineering IJAEE, Vol 1, No 3, September 30, 2013, Pages 150-160. URL:

Conférences Internationales

- [1]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Adaptive neuro-fuzzy modeling of an industrial gas turbine based on experimental data. The 2nd International Conference on Automatics and Mechatronics (CIAM'2015), Oran 10-11 November 2015, Algeria
- [2]. Ahmed Hafaifa, Abdelhafid Benyounes and Mouloud Guemana, Control of an industrial gas turbine based on fuzzy model. 16th IFAC Conference on Technology, Culture and International Stability. September 24-27, 2015, Sozopol, Bulgaria
- [3]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Attia Daoudi, Takagi Sugeno models identification based on fuzzy data construction: Gas turbine investigation. The 1st International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics (ICAAID 2015), Djelfa on 29-30 March 2015, Algeria
- [4]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa, Djeddi Ahmed Zohair and Abudura Salam, Identification of multivariable industrial systems using fuzzy Takagi –Sugeno models based

on Gustafson-Kessel clustering. The 1st International Conference on Power electronics and their Applications ICPEA 2013, University of Djelfa -Algeria on 6-7 November, 2013.

Conférences Nationale

- [1]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Gas turbine parameters modelling based on fuzzy logic and artificial neural networks: Solar TITAN 130N investigation. 5ème Symposium de l'Association Algérienne de l'Industrie du Gaz AIG Sonatrach, 16-17 Février 2016, Alger
- [2]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Deia Y., Fuzzy modeling and control of an industrial gas turbine. 9ème Conférence sur le Génie Electrique, EMP, Bordj El Bahri, Alger du 14 au 15 Avril 2015.

Introduction générale

L'implémentation d'une stratégie de commande et régulation d'un système industriel nécessite l'utilisation des modèles fiables et exploitables en commande. L'objectif de ce travail est d'identifier et de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz, basée sur l'identification et la modélisation floue à partir des données expérimentales afin d'approximer les variables de ce même système non linéaire en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme des règles et variables linguistiques. Cela est dans le cadre de réaliser une conduite efficace de ce système qui repose sur l'utilisation des modèles obtenus dans leur stratégie de contrôle.

Cette représentation qui traduit le fonctionnement des turbines à gaz à travers des relations mathématiques, liant les différentes variables de ce système, faite sur la base de données recueillies sur cette machine dynamique. En effet, les turbines à gaz sont l'une des parties les plus importantes de l'industrie moderne qui utilise ce type de machines, qui jouent un rôle clé dans l'industrie aéronautique, la production d'électricité ainsi que dans le domaine de transport des hydrocarbures.

Cependant, dans plusieurs applications industrielles, la représentation et la modélisation jouent un rôle très important, afin de maîtriser leur fonctionnement. En réalité pratique, la modélisation des systèmes industriels consiste à représenter ses comportements dynamiques à l'aide d'un modèle mathématique fiable. Ces modèles seront utilisés pour l'apprentissage d'un régulateur dans un système de contrôle, ou encore comme simulateur du processus. Pratiquement la modélisation consiste à rassembler les connaissances dont on dispose sur le comportement du processus, à partir d'expériences et/ou d'une analyse théorique des phénomènes physiques mis en jeu. Ces connaissances conduisent à approximer les variables de système non linéaire et de rendre ces non linéarités exploitables pour une stratégie de commande. Les modèles de connaissance sont basés sur les variables d'entrée / sortie de système, dont une représentation d'état peut être adoptée pour ce type de modèle de connaissance.

L'intérêt majeur du modèle de connaissance réside dans le fait qu'il résulte d'une décomposition du système global non linéaire en sous systèmes linéaires autour des points de fonctionnement. Cette décomposition permet de vérifier que chaque sous-système réalise la fonction qui lui est affectée, et de détecter, le cas échéant, des problèmes de non identification. Ainsi, l'apprentissage des contrôleurs peut fournir les valeurs de paramètres réelles qui sont mal connus, ou qui présentent des déviations par rapport aux valeurs théoriques.

Ce travail propose d'identifier et de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz, utilisée dans une centrale de production d'électricité, basée sur l'identification et la modélisation floues à partir de données expérimentales afin d'approximer les variables de ce système non linéaire en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme de règles et variables linguistiques. Toutefois, plusieurs modèles ont été développés dans plusieurs applications, afin de repérer les comportements dynamiques de turbine à gaz. La complexité et le comportement dynamique des systèmes à turbine à gaz, augmentent la difficulté à obtenir un modèle fiable pour ce type de machine et d'obtenir le temps nécessaire pour disposer de données et d'utiliser le retour d'expérience.

Cela, conduit à proposer une approche de modélisation basée sur les données en temps réel. Ce travail propose d'intégrer les outils de l'intelligence artificielle basée sur la logique floue, afin de garantir la supervision des turbines à gaz. Cette approche possède l'avantage d'utiliser les modèles analytiques avec le raisonnement humain pour faire la prédiction et le suivi du comportement de la turbine à gaz. L'utilisation de la logique floue a l'avantage d'exprimer les appartenances des données à plusieurs classes, ce qui permet de mieux connaître la situation réelle du système et de prévoir des changements des états de contrôle. En assurant leurs performances, qui sont fortement liées aux états fonctionnels lors de l'implantation de cette approche de modélisation. Dans cette optique, ce travail de thèse a pour objectif d'augmenter la capacité de surveillance du comportement d'une turbine à gaz examinée, dans le but d'assurer un fonctionnement fiable et sûr dans les installations de compression de gaz à la reprise économique du gaz transporté.

Les résultats obtenus de cette modélisation ont permis la compréhension et l'analyse des phénomènes mis en jeu dans ce système de turbine à gaz, avec une prédiction

comportementale de ce système industriel ; l'approche floue proposée sera effectuée dans un environnement d'exploitation réel de la turbine à gaz examinée.

On montrera dans ce travail, à travers l'exemple d'un système de turbine à gaz qui est composée par des organes sensibles à des défauts accidentels; les conséquences de ces défauts sur le bon fonctionnement des turbines à gaz pouvant être critiques, car une fausse manœuvre peut être catastrophique aussi bien sur le plan humain, que sur le plan financier ; ce qui rend essentiel la surveillance du fonctionnement de ces systèmes de turbine à gaz. En vue de remplir les objectifs de performance, de sécurité, fiabilité, disponibilité et de la sûreté de fonctionnement de système de turbine à gaz, on leur associe des modules de commande tolérante aux défauts servant à détecter tout écart de comportement par rapport au comportement souhaité et même dans certaines situations à reconfigurer le fonctionnement du système.

Le développement d'algorithmes de décision basés sur la logique floue pour la surveillance des défauts, est une façon de surmonter le problème de détection et d'isolation en l'absence d'un modèle analytique. Le principal avantage de la logique floue est qu'elle permet de désigner le comportement du système par des relations de type If-then. Afin de générer des résidus ou indicateurs de défauts, nous utilisons le modèle de la turbine à gaz proposé pour comparer les signaux du modèle et les signaux réelles disponibles, qui seront ensuite analysés par un algorithme de décision. Par la suite nous commanderons le modèle de turbine à gaz par différentes techniques de commande tolérante au défaut basé sur la logique floue.

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

Dans le **premier chapitre**, nous donnons un état de l'art sur les différentes techniques de commande tolérante aux défauts d'un système non linéaire, décomposé en sous systèmes ainsi que sur le cas où les actionneurs sont soumis à des défauts. Cependant, les objectifs de la commande tolérante aux défauts avec les définitions propres à ce type de commande sont présentés dans ce chapitre. En suite, une classification des méthodes de la commande tolérante aux défauts appliquée dans plusieurs cas industrielles est illustrée selon deux classes ; les approches passives, qui sont équivalentes aux méthodes de synthèse de lois de commande

robuste et les approches actives, qui sont généralement classifiées en trois sous classes : l'accommodation de défauts, la reconfiguration du système et la restructuration de la commande. Donc, le but de ce chapitre est la conception de commande tolérante aux défauts d'un système industriel, pour son application à la dernière partie de cette thèse sur un système de turbine à gaz. Cela est dans le cadre, que cette commande permet dans un système de surveillance de prendre en compte la stabilité en fonction de la dégradation des performances du système défaillant, par l'isolation et l'identification des défauts affectant le système examiné en temps réel.

Le **deuxième chapitre** est consacré à l'utilisation des techniques issues du domaine de l'intelligence artificielle apparaît comme la principale alternative pour aborder les problèmes connus comme difficilement modélisables par des méthodes analytiques et qui requièrent souvent l'intervention des experts du domaine ou le traitement d'information de nature qualitative. Dans ce chapitre nous exposerons le principe de telles méthodes et tenterons d'en cerner les problèmes. Nous nous intéresserons plus particulièrement au problème de l'exploitation des modèles flous de type Takagi-Sugeno, en utilisant des données d'entrée/sortie recueillies sur le système examiné. Cela aboutira à la conception d'une méthode d'approximation Floue, qui permettra de caractériser plus précisément la corrélation contrôle – défauts dans la dernière partie de ce travail de thèse.

Le **troisième chapitre** est destiné à une contribution à un thème industriel important en intégrant des outils de classification floue pour déterminer des modèles robustes concernant les turbines à gaz, en étudiant l'exemple d'une turbine à gaz de type GE MS5001P et d'autres tests seront réalisés sur une turbine à gaz de type SOLAR TITAN 130. à partir d'une base des données et de l'historique d'exploitation, en appliquant les techniques de Takagi-Sugeno, pour modéliser la dynamique de cette machine, avec des linéarisations des régions floues dans l'espace d'état, afin de déterminer les fonctions d'appartenance des règles et d'estimer les paramètres de ces fonctions, basées sur les techniques de classification floue (clustering flou) avec la minimisation d'une fonction objective. Dans ce cadre, l'algorithme Gustafson-Kessel (GK) sera utilisé pour la modélisation floue avec l'algorithme FCM.

Dans le **quatrième chapitre**, nous nous sommes intéressés principalement à la validation de l'approche floue proposée dans cette partie de thèse ; des stratégies de commande tolérante aux défauts basées sur la logique floue seront exploitées. Ces derniers permettent de s'accommoder l'effet de certains types de défauts qui peuvent apparaître sur des capteurs, des actionneurs ou sur le système de turbine à gaz, tout en étant capable de maintenir sa stabilité et d'éviter les situations catastrophiques de fonctionnement de cette machine. Nous verrons comme dans le chapitre précédent comment obtenir des modèles robustes pour des turbines à gaz examinées à base des techniques de Takagi-Sugeno flou, dont le principe de modélisation repose sur la classification de leur données et historique d'exploitation, ce qui permet d'utiliser les modèles de type Takagi-Sugeno, afin de montrer les avantages et les performances de l'approche proposée dans ce travail, en mettant l'accent sur les besoins de la génération des fonctions d'appartenance et l'obtention des paramètres des conséquents, en vue de son application dans ce travail de thèse, pour la modélisation des variables d'une turbine à gaz.

Nous proposons dans ce **quatrième chapitre**, l'application de la commande floue tolérante aux défauts sur un système de turbines à gaz. Ces performances souhaitées seront obtenues par l'utilisation d'une stratégie de commande tolérante aux défauts, avec l'évaluation en temps réel de l'état de système, par des calculs des mesures et une modélisation robuste de systèmes correctives appropriés pour éviter les conséquences de l'apparition d'un défaut sur le bon fonctionnement de système de turbines à gaz examiné.

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

CHAPITRE I

ETAT DE L'ART SUR LA COMMANDE TOLÉRANTE AUX DÉFAUTS

Dans ce chapitre, une synthèse de l'état de l'art sur la commande tolérante aux défauts d'un système non linéaire décomposé en sous systèmes est présentée, et le cas où les actionneurs sont soumis à des défauts sont aussi discutées. Cependant, les objectifs de la commande tolérante aux défauts avec les définitions propres à ce type de commande sont présentés dans ce chapitre. En suite, une classification des méthodes de la commande tolérante aux défauts appliqués dans plusieurs cas industriels est illustrée selon deux classes ; les approches passives (Passive FaultTolerant Control Systems) qui sont équivalentes aux méthodes de synthèse de lois de commande robuste et les approches actives (Active Fault Tolerant Control Systems) qui sont généralement classifiées en trois sous classes : l'accommodation de défauts, la reconfiguration du système et la restructuration de la commande. Donc, le but de ce chapitre est la conception de commande tolérante aux défauts d'un système industriel, pour son application à la dernière partie de cette thèse sur un système de turbine à gaz. Cela est dans le cadre, que cette commande permet dans un système de surveillance de prendre en compte la stabilité en fonction de la dégradation des performances du système défaillant, par l'isolation et l'identification des défauts affectant le système examiné en temps réel.

I.1. Introduction

Aujourd'hui la complexité croissante et l'agrandissement des dimensions et l'environnement interactives dans les installations industrielles sont devenus de plus des grands défis dans le domaine de l'ingénierie. En particulier, les équipements industriels sont à grande échelle et représentent des non linéarités importantes avec des incertitudes dans leur modélisation, ils sont aussi sujets de plusieurs défauts spécifiques, qui violent l'observabilité de leurs composantes (sous-système). Donc, ces sous-systèmes défectueux ne sont pas pris en considération lors de l'estimation des états de ces équipements. Par exemple, dans un système de mesures (capteurs), les défauts d'actionneur ou de système lui-même, peuvent fortement modifier le comportement du système de mesures et qui peut avoir des dégradations de performances en qualité d'instabilité et de contrôle.

Dans ce sens, plusieurs travaux ont été réalisés dans la littérature pour traiter ces problèmes ; Chen W et al. en 2007 ont réalisé un système adaptatif de détection et isolation des défauts d'un actionneur pour les systèmes incertains dans [33], et les travaux de Akhmetov et al. en 2001 ont fait l'adaptation des paramètres d'un système non linéaire pour la modélisation en différentes séries de temps d'observation développé avec l'utilisation des réseaux de neurones combiné avec la logique floue dans [17]. Bien avant en 1997 Frank P. M. et al. dans [49], ont donné un rapport sur les méthodes de détermination et d'évaluation des résidus robustes dans les systèmes de diagnostic des pannes à base des observateurs. D'autres importants travaux ont été réalisés par Gertler Janos en 1993 jusqu'au 1995 [50-51] et par Willsky Alan 1976 en [92] portant sur le développement des méthodes de diagnostic, appliquées à plusieurs aspects des diagnostics des systèmes industriels.

Récemment, les travaux de Shun-Peng et al. en 2016 dans [84] ont été utilisés les approches probabilistes pour la détection des défaillances d'une turbine à gaz pour la prédiction de sa durée de vie résiduelle. Les travaux de Cristiano Hora Fontes et al. en 2016 dans [37] ont utilisé la reconnaissance de formes dans les calculs d'observabilité avec une étude de cas appliquée à la détection des défauts dans une turbine à gaz. En réalité pratique, la majorité des systèmes de commande utilisés dans l'industrie sont basés sur des schémas classiques qui

fonctionnent d'une manière très limitée et qui suggèrent le bon fonctionnement de tous les composants de ce système dans sa totalité.

Dans ce chapitre, une synthèse de l'état de l'art sur la commande tolérante aux défauts d'un système non linéaire décomposés en sous systèmes est présentée. Nous présentons, aussi les principaux concepts de la commande tolérante aux défauts ainsi que les différentes méthodes et approches utilisées dans ce domaine. Les inconvénients et les avantages de chaque méthode présentée seront mis en évidence. Cette présentation nous permettra de se positionner parmi le grand nombre de méthodes de la commande tolérante aux défauts déjà proposées. Une classification des défauts qui peuvent se produire dans une chaîne de commande sera donnée avec l'impact de chaque défaut sur le système de commande et les solutions proposées seront aussi discutées.

1.2. Objectifs de la commande tolérante aux défauts

Un système tolérant aux défauts possède la capacité de maintenir les objectifs nominaux de performances de système, en dépit de l'occurrence d'un défaut et à s'en accommoder de manière automatique. Il permet notamment de garantir la stabilité du système et/ou des performances acceptables en présence de défauts [25, 33, 35 et 46-47]. En dépit du fait qu'un schéma classique de commande permet de garantir la stabilité et les performances désirées du système dans le cas nominal, il s'avère très limité et peut guider le système vers des comportements non commandés, tel que son instabilité, en présence d'un défaut. Pour pallier ces insuffisances, des lois de commande particulières prenant en compte l'effet du défaut, ont été développées dans plusieurs applications industrielles, dans le but précis de protéger les performances de système souhaitées [48-49, 58, 68].

Dans le cas d'un défaut grave, telles que la défaillance complète, d'un actionneur ou un capteur, détériore la boucle de contrôle de système a surveillé. Donc, il est nécessaire d'utiliser un inducteur de référence entre les entrées et les sorties du système pour réaliser la tâche de contrôle correctement. Cela est l'objectif de contrôle tolérant aux défauts de type active, dans ce cas, le rôle de l'erreur de tolérance consiste à trouver et mettre en œuvre une nouvelle reconfiguration et structure de commande, en réponse de cette apparition de défaut grave dans

le système industriel a surveillé. Après avoir choisi la bonne nouvelle configuration de commande avec les nouveaux paramètres de contrôle, les changements des performances de commande sont affectés automatiquement pendant le fonctionnement du système a surveillé.

La commande tolérante aux défauts permis de traiter des défauts et conservé les performances du système en qualité de stabilité. Aussi, peuvent empêcherles défauts dans les sous-systèmes de se développer en défaillance de système. La Figure I.1 montre la structure général de la commande tolérante aux défauts. Qu'il s'agisse de défauts inhérents aux organes de mesure (capteurs), aux organes de commande (actionneurs) ou aux composants du processus (système), qui ils peut être soumis à des défauts, se traduisent par une modification du signal de mesure associé. Le bloc FDI de détection et localisation de défauts dans la Figure I.1, fournit les informations requises sur l'emplacement et l'effet de défaut sur les performances du système, pour être utiliser dans le bloc de contrôle. Par contre, le bloc de supervision reconfigure les capteurs et les actionneurs pour isoler les défauts, et d'adapter le contrôleur pour traiter les effets de ces défauts.

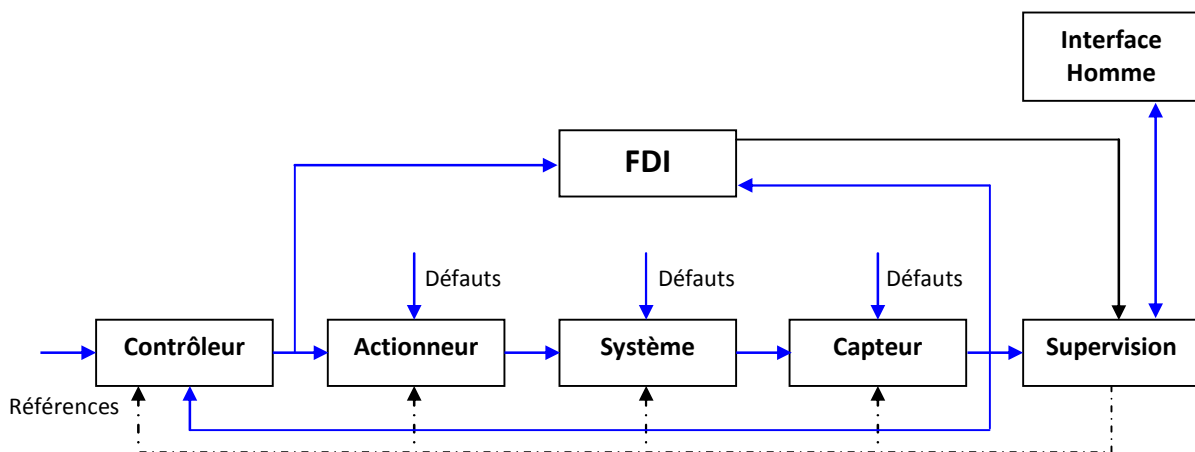


Figure I.1 : Structure de la commande tolérante aux défauts

En effet, les défauts dans les processus industriels automatisés, peuvent causer des indésirable réactions et pannes, qui peuvent provoquer l'arrêt total du système. Ces conséquences pouvant être graves sur la sécurité de personnel ou l'environnement et en qualité financière (arrêt de production). Dans ce cadre, la commande tolérante aux défauts combine le diagnostic avec les méthodes de contrôle de manière à gérer les erreurs et les défaillances

efficacement, avec l'objectif d'empêcher que des défauts simples se développent pour des dégâts graves. Cependant, l'objectif de la commande tolérante aux défauts est d'augmenter la disponibilité de l'installation et de réduire le risque de dangers et d'augmenter la sécurité.

Ces performances souhaitées sont obtenues par l'utilisation d'une stratégie de commande tolérante aux défauts, avec l'évaluation en temps réel de l'état de système, par les calculs des mesures et une modélisation robuste de système correctives appropriées pour éviter les conséquences de l'apparition d'un défaut sur le bon fonctionnement de système.

I.2.1. Critères de performance d'une commande tolérante aux défauts

Le choix d'une stratégie de commande tolérante aux défauts dépend du cahier des charges que l'on s'est fixé ainsi que de l'application considérée. Par exemple, le type d'information accessible sur le système ou le type de défauts à détecter conditionne la mise en œuvre d'une stratégie spécifique de commande tolérante aux défauts. Ainsi, comme nous le verrons par la suite, si les seules données entrée / sortie sont disponibles sur le système, une méthode par apprentissage semblera adaptée. Si au contraire un modèle mathématique peut-être développée, les méthodes analytiques seront privilégiées. Mais avant de développer les différentes méthodes de commande tolérante aux défauts connues dans la littérature, nous aborderons donc la conception de la stratégie de commande tolérante aux défauts selon les trois principes de base suivants :

Définition des objectifs :

Que veut-on surveiller ? Quels types de défauts doit-on détecter ?

Définition des critères :

Quelles sont les performances attendues ? Quels sont les critères pour juger de telles opérations ?

Définition des systèmes de surveillance :

Qu'est-ce que la redondance d'informations ? Quel est le principe d'un système de diagnostic ?

Bien d'autres critères doivent être pris en considération avant de développer un système de surveillance, tels que la rapidité des réponses, la sensibilité aux variations des mesures, la robustesse des algorithmes aux erreurs de modélisation, le taux de fausses alarmes ou de non détection... mais aussi les contraintes d'ordre économique, ergonomique et mécanique, le temps de développement [40, 46, 50-52, 58, 75].

En consultant la littérature existante sur la commande tolérante aux défauts, on se rend assez vite compte de la non unicité de la terminologie dans ce domaine. Le comité technique IFAC (International Federation of Automatic Control) SAFEPROCESS a tenté de normaliser certaines définitions généralement acceptées par l'ensemble de la communauté de l'Automatique [59, 60, 75, 77, 84-85, 89, 92].

Nous rappellerons dans ce qui suit les définitions données à certains principaux termes propres au domaine de la commande tolérante aux défauts et au diagnostic de ces défauts.

I.3. Définitions et terminologie

I.3.1. Défaut

C'est une anomalie de comportement du système, ça connaissance est importante dans les opérations de surveillance et de conduite des processus industriels. Tout écart entre la caractéristique observée et la caractéristique de référence est considéré comme étant un défaut. Donc, il est clair qu'une défaillance conduit à un défaut, mais un défaut n'induit pas nécessairement une défaillance. En effet, le dispositif peut conserver son aptitude à accomplir sa tâche principale si les défauts n'ont pas d'impacts sur cette tâche.

Par définition, un défaut correspond à la déviation non permise d'au moins une propriété ou variable caractéristique du système par rapport à son comportement acceptable ou habituel ou standard [75, 83, 89, 92].

I.3.1.1. Détection de défaut

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

I.3.1.2. Isolation de défaut

L'isolation d'un défaut est le fait de déterminer quel est le défaut le plus vraisemblable permettant d'expliquer le changement du comportement du système. Cette action d'isolation de défaut permis de rétablir le bon fonctionnement de système à nouveau.

I.3.1.3. Isolation généralisée de défaut

L'isolation généralisée d'un défaut est le fait de déterminer quel défaut peut expliquer le comportement du système. La fonction d'isolation détermine le type et la localisation du défaut ainsi que l'intervalle de temps sur lequel le défaut est présent. L'étape d'isolation n'intervient qu'après la détection du défaut.

I.3.1.4. Identification de défaut

L'identification d'un défaut est le fait d'estimer l'amplitude et l'évolution temporelle du défaut afin d'expliquer au mieux le comportement du système. Cette partie d'identification du défaut est la dernière phase de la procédure de diagnostic.

I.3.2. Défaillance

C'est une anomalie de fonctionnement du système, est définie par la norme comme une altération ou une cessation du fonctionnement d'un équipement pour accomplir la fonction qu'il doit remplir, la défaillance peut être complète ou partielle.

Par définition, une défaillance est une altération ou cessation de l'aptitude d'un système à accomplir correctement sa (ses) fonction(s) requise(s) en garantissant les performances définies dans des spécifications techniques [49-50, 58-59, 92].

I.3.3. Anomalie

Une anomalie peut survenir à tout moment et dégrader ou empêcher le bon fonctionnement de système pour qu'il réalise ses fonctions essentielles, c'est une particularité non conforme à la loi naturelle ou logique de fonctionnement de système.

Par définition, une anomalie c'est le changement de l'état d'un équipement ou d'un système risque d'affecter à brève échéance et plus au moins gravement la sécurité selon l'importance de la fonction affectée [75, 83, 89, 92].

I.3.4. Perturbation

Une perturbation c'est tout phénomène conçu comme normal influençant un processus, non ou mal, représenté par un modèle de référence.

Par définition, une perturbation c'est les ondes que peut subir un équipement victime de perturbations dues aux sources constituant l'environnement de type ; sources naturelles ou sources artificielles [75, 83, 89, 92].

I.3.5. Panne

Une panne peut engendrer une perte de disponibilité de tout le système, c'est l'inaptitude d'un dispositif à accomplir une fonction requise. Une panne résulte toujours d'une défaillance, qui oblige l'exploitant de faire une procédure d'arrêt d'équipement.

Par définition, une panne est une interruption permanente d'une ou de plusieurs des capacité(s) du système à exécuter une (des) fonction(s) requise(s) dans des conditions de fonctionnement spécifié [25, 33, 78, 83, 87].

I.4. Classification des défauts

Un défaut peut être défini comme étant une déviation, indésirable, d'au moins une propriété caractéristique ou d'un paramètre du système. Un défaut peut apparaître à différents endroits du système. Il peut provoquer des mauvais fonctionnements ou la perte totale du système. Trois classes de défauts peuvent être définies, comme il est montré sur la Figure I.2.

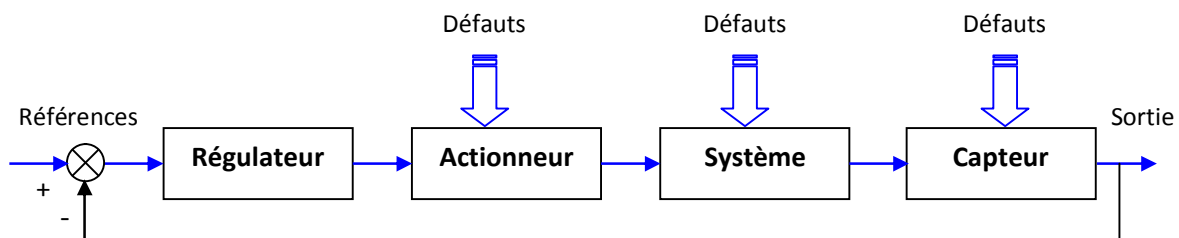


Figure I.2 : Boucle de régulation et différents défauts agissants

I.4.1. Défauts actionneurs

Les défauts actionneurs, agissant au niveau de la partie opérative du système de commande, elles conduisent à une perte partielle ou totale du signal de commande. Un défaut de type actionneur se traduit par une perte d'efficacité, un blocage ou une panne totale de l'actionneur. Une partie du système devient alors non commandable et de nouveaux actionneurs doivent être utilisés. Une perte totale d'un actionneur peut se produire, par exemple, à la suite d'une coupure d'un fil électrique reliant l'actionneur au système. Un exemple de perte partielle d'un actionneur est la fuite hydraulique ou pneumatique ou encore la chute de la tension d'alimentation [25, 33].

I.4.2. Défauts capteurs

Un défaut de type capteur, partiel ou total, est la cause d'une mauvaise image de la grandeur physique à mesurer. Un capteur totalement défectueux donne une information qui ne correspond pas du tout à la vraie valeur de la variable à mesurer. Un défaut capteur partiel produit des valeurs plus au moins différentes des vraies valeurs de la variable à mesurer. Une des solutions pour augmenter la tolérance aux défauts capteurs est de dupliquer les capteurs. Une vérification est faite sur les valeurs redondantes pour décider si une faute est présente ou non. Cette approche entraîne un coût important en instrumentation mais s'avère extrêmement fiable et simple à implanter. Cette solution, est mise en œuvre essentiellement sur des systèmes à haut risque telles que les centrales nucléaires ou les avions [46-47, 50, 60].

I.4.3. Défauts système

Ce sont des défauts qui ne peuvent pas être classifiés ni parmi les défauts capteurs, ni parmi les défauts actionneurs ; ils apparaissent dans les composants du système lui-même. Les défauts système se caractérisent par des changements dans les paramètres du système induisant un changement du comportement dynamique de ces paramètres [49-50, 58, 68].

I.4.4. Type des défauts

Du fait que les origines et les types des défauts d'un équipement industriel sont multiples, plusieurs techniques de commande tolérante aux défauts ont été développées pour répondre aux différentes problématiques rencontrées. Le choix d'une structure de commande tolérante

aux défauts dépend d'un grand nombre de facteurs tels que la nature d'équipement et l'envenimement de son exploitation et les problèmes économiques. Dans les sections suivantes, nous allons donner un aperçu global sur les Caractéristiques des défauts et les techniques de commande tolérante aux défauts les plus répandues dans l'industrie.

Si les défauts doivent être classés relativement à leurs effets sur les performances du système, deux types de défauts peuvent être distingués : des défauts additifs et des défauts multiplicatifs, comme il est montré sur la Figure I.3.

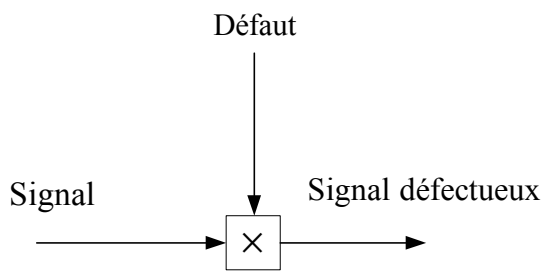


Figure I.3.A : Défauts multiplicatif

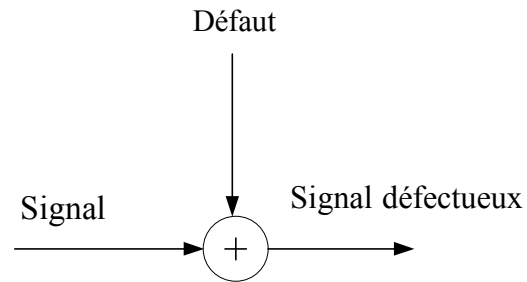


Figure I.3.B : Défauts additif

Figure I.3 : Types des défauts

I.4.5. Autres classification des défauts

Des autres classifications des défauts ont été données dans les littératures, ces classifications ont été faite selon leurs formes, comme il est montré sur la Figure I.4, comme brusque, progressif et intermittent [52, 58, 75, 76].

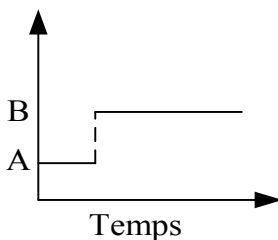


Figure I.4.A : Défauts brusque

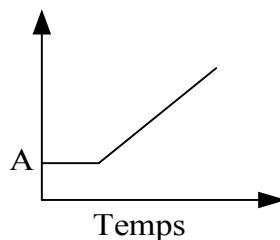


Figure I.4.B : Défauts progressif

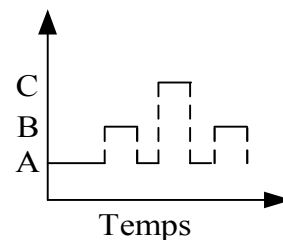


Figure I.4.C : Défauts intermittent

Figure I.4 : Types des défauts selon leurs formes

Aussi, des autres classifications des défauts ont été données dans les littératures, selon le comportement temporel permanent ou transitoire, comme il est montré sur la Figure I.5, ou un défaut permanent résulte d'une panne totale de composant de système [58, 75, 83].

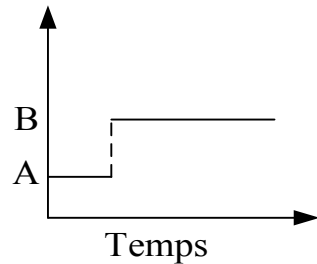


Figure I.5.A : Défauts permanent

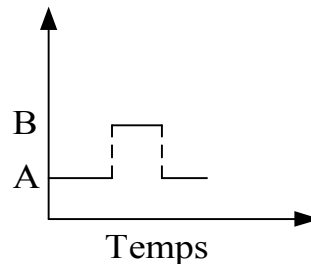


Figure I.5.B : Défauts transitoire

Figure I.5 : Types des défauts selon le comportement temporel

En effet, il existe différentes classifications pour les défauts et globalement ces défauts sont traités par les méthodes actives ou passives de commande tolérante aux défauts. Dans plusieurs applications industrielles complexes ; telles que l'aéronautique ou le nucléaire, le transport du gaz, le problème de la tolérance aux défauts est souvent traité au moyen de la redondance matérielle. Cette stratégie est non seulement coûteuse, mais nécessite également une grande gamme de la maintenance. La commande tolérante aux défauts avoisinée par des approches analytiques, comme il est montré sur la Figure I.6, permet d'éviter des coûts élevés de financement et d'entretien.

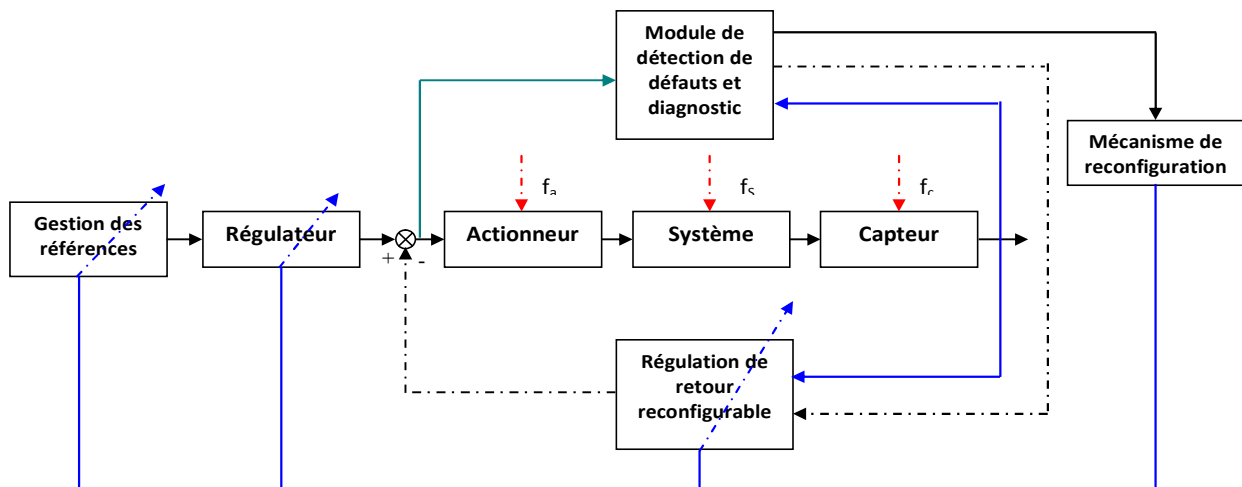


Figure I.6 : Principe d'un système de commande tolérante aux défauts

La tâche principale de telle système est la synthèse de lois de commande avec une structure adéquate permettant de garantir la stabilité du système et maintenir les performances de commande proches de celles désirées, non seulement lorsque tous les composants de la commande sont opérationnels, mais aussi lorsqu'il y a des défaillances aux niveaux des capteurs, des actionneurs ou du système, les travaux de recherches menés dans ce cadre depuis deux décennies sont nombreux [25, 33, 35, 46-48, 50, 58-59, 68, 83, 89, 92].

I.4.6. Caractéristiques des défauts

Dans le cadre de ce travail, nous développerons particulièrement les méthodes à base d'indicateurs de défauts. La première question que l'on doit se poser, lorsque l'on conçoit un système de commande tolérante aux défauts, est de savoir ce que l'on veut détecter. Cela revient à déterminer le type de dysfonctionnement que l'on veut tolérer, définir le type de défauts susceptibles d'altérer le bon fonctionnement d'un système. Celui-ci peut être divisé en trois catégories distinctes : Les biais, les dérives et les valeurs aberrantes. Comme un vecteur de information sur les défauts, ces caractéristiques sont entraînées par des classificateurs pour réaliser une stratégie de diagnostic de défaut.

I.4.6.1. biais de défauts

Un biais correspond à un saut brutal du signal, comme il est montré sur la Figure I.7. Cet exemple qui simule un biais d'amplitude 2.5 à l'instant 100 appliqué à un signal bruité (bruit blanc additionnel). C'est le cas pour des capteurs dont un composant élémentaire est défaillant. Ce défaut affecte le système d'une manière permanente et peut occasionner de graves dégâts.

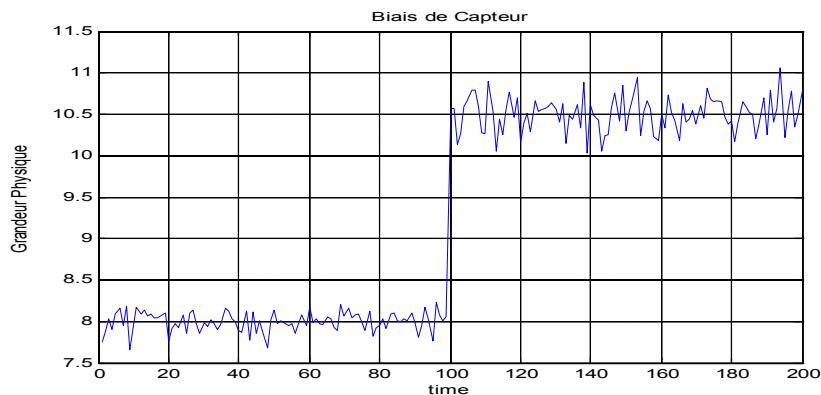


Figure I.7 : Biais de défauts de capteur

I.4.6.2. Dérive de défauts

Une dérive se manifeste par une croissance lente et continue du signal, et donc un éloignement progressif de sa valeur nominale. Ces défauts permanents sont plus difficiles à détecter à leur origine du fait de leur faible amplitude et de leur lente évolution. La Figure I.8 montre une dérive de capteur affectant le système au temps 5 avec une dérive de 0.01 par unité de temps. Par exemple, certains capteurs peuvent présenter une dérive de plus de 10% après 1 an d'activité, à cause d'un échauffement intensif ou d'un encrassement.

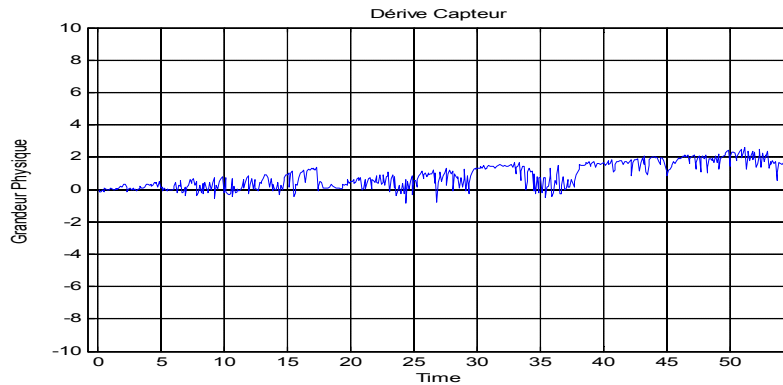


Figure I.8: Dérive de défauts de capteur

I.4.6.3. Valeurs aberrantes de défauts

Les valeurs aberrantes sont des défauts dits fugitifs : elles affectent le système de manière instantanée. Leur cause est souvent due à un parasite, par exemple une perturbation électromagnétique. Elles se manifestent par un écart important et sporadique par rapport à la valeur nominale du signal. La Figure I.9 représente un tel défaut au temps.

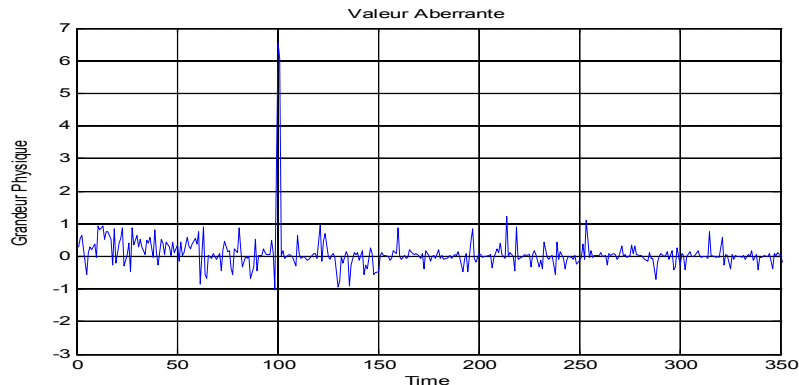


Figure I.9 : Valeurs aberrantes de défauts

La deuxième étape de la réalisation d'un système de commande tolérante aux défauts consiste à répondre à la question : Comment s'assurer que le système de commande développé soit le plus performant possible ? Pour répondre à une telle question, il convient tout d'abord de définir en quels critères le système de commande peut être évalué et analysé.

I.5. Classification des méthodes de commande tolérante aux défauts

Dans la littérature de diagnostic et de surveillance des systèmes industriels, il existe différentes méthodes de commande tolérante aux défauts, principalement sont subdivisée en deux approches, comme il est montré sur la Figure I.10 ; Les approches passives (Passive Fault Tolerant Control Systems PFTCS) et les approches actives (Active Fault Tolerant Control Systems AFTCS). Cependant, les méthodes passives sont équivalentes aux méthodes de synthèse de lois de commande robuste et les méthodes actives sont basées sur la reconfiguration des lois de commande en temps réel. Généralement, ces dernier approches sont classifiées en trois sous classes ; L'accommodation de défauts, la reconfiguration du système et la restructuration des contrôleurs [46, 47, 49, 58].

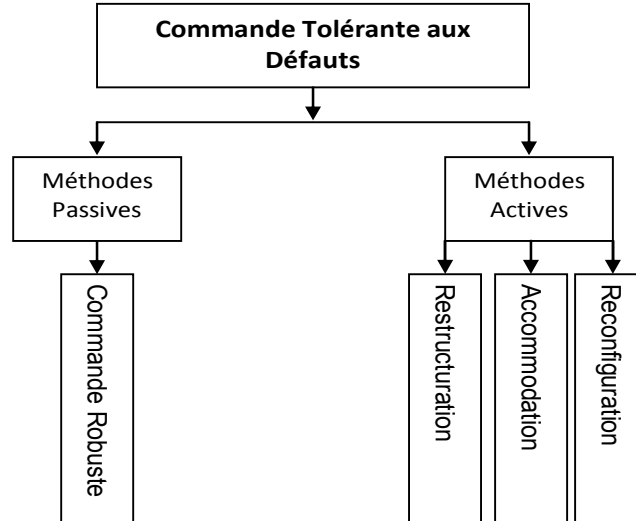


Figure I.10 : Classification des commandes tolérantes aux défauts

Pratiquement, une commande tolérante aux défauts est basée sur les observateurs et utilise un ensemble des résidus sensibles aux variations paramétriques de systèmes considéré, pour modéliser les incertitudes des perturbations du processus.

Avec l'évaluation de ces résidus les différents défauts sont détectés et identifiés. En effet, un ensemble d'observateurs (mesures), où chacun d'eux est sensible à un sous-ensemble de défauts sont conçu pour une stratégie de commande en temps réel. Quand un défaut se produit dans le système, l'observateur sensible à ce défaut génère un résidu significatif, tandis que les autres observateurs génèrent petits résidus à cause des incertitudes. Ces observateurs génèrent les petits résidus pour le cas sans défaut. Pour plus de détails sur les méthodes d'observation, le lecteur peut référé aux travaux réaliser par Frank P.M. et al. en 1994 dans [47, 48 et 49] et aussi les travaux de Gertler J. et al. en 1995 dans [50].

1.5.1 Approche passive

Dans l'approche passive, les techniques de commande robuste sont utilisées de manière à ce que le système en boucle fermée reste insensible à un certain ensemble de défauts. La tolérance aux défauts est assurée sans utilisation des informations en ligne relatives aux défauts affectant le système et sans changer la structure des régulateurs nominaux. Dans plusieurs travaux scientifiques et industriels ont traité ce type passif de commande tolérante aux défauts, et spécialement pour la détection des défauts des actionneurs en utilisant la décomposition de système globale non linéaire en sous systèmes linéaire. Par contre, la garantie de la stabilité en boucle fermée du système est étudiée par fonction Lyapunov [59-60, 63, 83, 92]. En effet, les défauts dans cette approche sont considérés comme étant des sources de perturbations et pris en compte dans la conception du système de commande, comme il est montré sur la Figure I.11.

La synthèse de lois de commande, de l'approche passive, est basée sur l'utilisation sur les techniques de commande robuste par rapport aux incertitudes paramétriques et perturbations extérieures (commande H^∞ , commande en mode glissant, . . .). Pour avoir une vue globale des méthodes des commandes robustes, le lecteur pourra se référer à [59-60, 63, 83, 92]. Ce type d'approche n'a besoin ni d'un module de diagnostic pour détecter la présence des défauts ni d'un bloc de reconfiguration de la loi de commande et/ou des paramètres du système, pour établie des bonne performances de ce type de système de contrôle. Par conséquent, il est souhaitable de développer tel système de contrôle qu'il soit capable de

tolérer des défaillances de composants de système, tout en conservant leur performance souhaitable en qualité de stabilité de système de régulation.

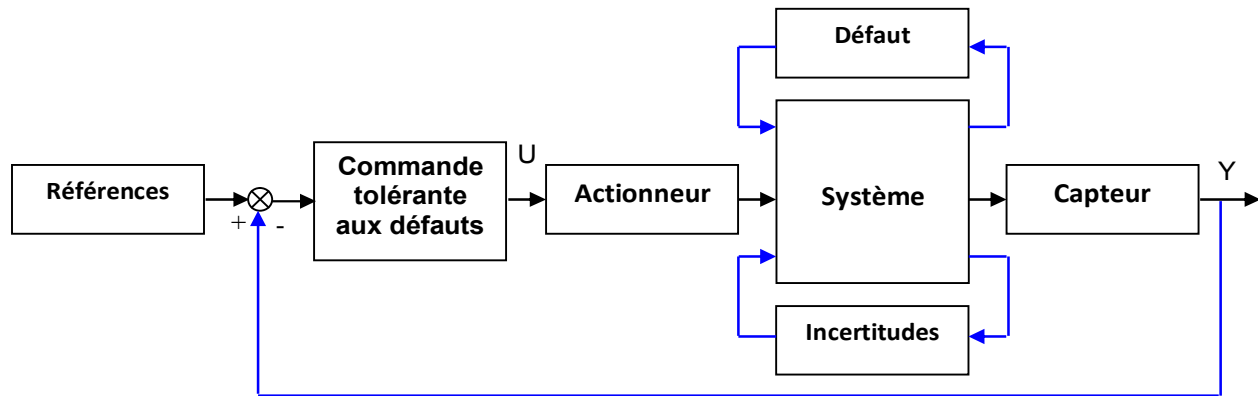


Figure I.11 : Principe de commande passive tolérante aux défauts

De nombreuses méthodes de commande passive tolérante aux défauts, utilisant les techniques de la commande robuste, basées sur la minimisation d'un critère, ont été développées largement dans [35, 46, 49, 58, 83]. Une méthodologie basée sur la minimisation d'un critère LQG (Linear Quadratic Gaussian) pour synthétiser le correcteur de ce type de commande (FTC) a été proposée par Choi J.W. et al en 1995 dans [34]. Dans cette méthodologie, l'effet des défauts sur le système a été modélisé par un processus aléatoire. Dans les travaux de Frank P. M. et al. en 1997 dans [49], ont données un rapport pour la génération et l'évaluation des méthodes à base des résidus, appliquée à un système de commande passive tolérante aux défauts, pour la détection de panne en utilisant des observateurs. La minimisation d'un critère H^∞ en vue de synthétiser des lois de commande tolérante aux défauts a été considérée dans plusieurs travaux [25, 49, 77, 84, 89, 92].

En particulier, la résolution d'équations algébriques de Riccati et les inégalités matricielles linéaires a été utilisée, pour résoudre le problème de minimisation H^∞ [22, 30, 34, 63]. Bien que les lois de commande tolérante aux défauts de l'approche passive soient simples à mettre en œuvre, elles présentent un faible niveau de performance. En fait, la robustesse vis-à-vis de certains défauts, qui ne se produisent que rarement, est obtenue au détriment d'un niveau de performance dégradé en mode de fonctionnement sans défauts. Il est évident que cette dégradation des performances sera plus importante si le nombre de défauts prédéfinis est

important, les techniques passives peuvent s'avérer suffisante dans certaines applications où l'ensemble de défauts est restreint.

La minimisation des erreurs est également nécessaire pour permettre la mise en marche de ce type de commande, de telle manière à récupérer, autant que possible, les performances optimale de système à commander.

1.5.2. Approche active

La demande de la productivité croissante dans la plus part des installations industrielles, mène de plus en plus ces installations industrielles d'être exploité dans des conditions difficiles ou par fois en mode dégradé, ce qui résultes par conséquent l'apparition des défauts dans le fonctionnement dans les équipements de ces installations. En effet, les méthodes de la commande tolérante aux défauts actives solvants ces problèmes d'exploitation en temps réel, réagissent à l'apparition d'un ou plusieurs défauts en reconfigurant en ligne (en temps réel), la loi de commande de manière à maintenir la stabilité et les performances nominales du système. Car ces équipements industriels utilise un grand nombre de capteurs et actionneurs, permettant la détection rapide des anomalies, pour faire des actions corrective appropriées par tel stratégie de commande active tolérante aux défauts, qui sont des outils efficaces de détection et d'isolation des défauts affectant le système en temps réel.

Cependant, cette stratégie de commande active tolérante aux défauts à été développé dans plusieurs applications ; les travaux de Chen W. et al. en 2007 dans [33] ont réaliser une approche adaptive pour la détection des défauts d'un actionneur dans les systèmes incertains et les travaux de Guasch A. et al. en 2000 dans [52] ont développé un système de diagnostic de panne appliqué à une turbine à gaz, basée sur une stratégie de commande active tolérante aux défauts. Bien avant, les travaux de Isermann R. et al. en 1997 dans [58] ont proposé une tendances pour l'application de la commande active tolérante aux défauts pour le diagnostic des processus basée sur des modèles. Aussi, les travaux de Lunze J. et al. en 2008 dans [68] traitant la commande active tolérante aux défauts avec reconfiguration et les travaux de Pak Kin Wong et al. en 2014 dans [76] proposant un système de commande active tolérante aux défauts en temps réel pour le diagnostic de pannes, appliquée à un système de générateurs de

turbine à gaz. En 2008 Poulsen N. K. et al. dans [77] réalisant un système de diagnostic de panne en utilisant la commande active tolérante aux défauts basée sur des tests stochastiques.

Dans ce contexte, un dispositif de commande active tolérante aux défauts, qui est capable de maintenir et garder les performances du système en boucle fermée avec un niveau acceptable en présence de défauts sera le sujet de l'application de ce travail de thèse, dans la dernière partie du travail.

L'architecture générale d'une commande active tolérante aux défauts FTC est illustrée dans la Figure I.12. Les deux blocs FDI (Faults Detection and Isolation) et FTC, constituent les deux étapes importantes dans cette commande. Le bloc « FDI » utilise les entrées et les sorties mesurées du système pour détecter et estimer, en ligne, les défauts. Ainsi que les variations des variables d'état du système. Une fois que un défaut est apparu, le bloc « FDI » fournit en temps réel les informations concernant ce défaut et l'état du système par le bloc « FTC ». Donc, le module FDI doit permettre de prendre en compte les différents types de défauts intervenant sur le système et d'assurer la fiabilité de ces informations pour activer le mécanisme de reconfiguration en un temps minimal.

Par contre, le bloc « FTC » se base sur les informations délivrées par le bloc « FDI », en fonction du mécanisme utilisé et du type du défaut présenté, il accommode ou reconfigure en ligne la loi de commande, afin de maintenir la stabilité et la dynamique du système, ainsi que ses performances nominales.

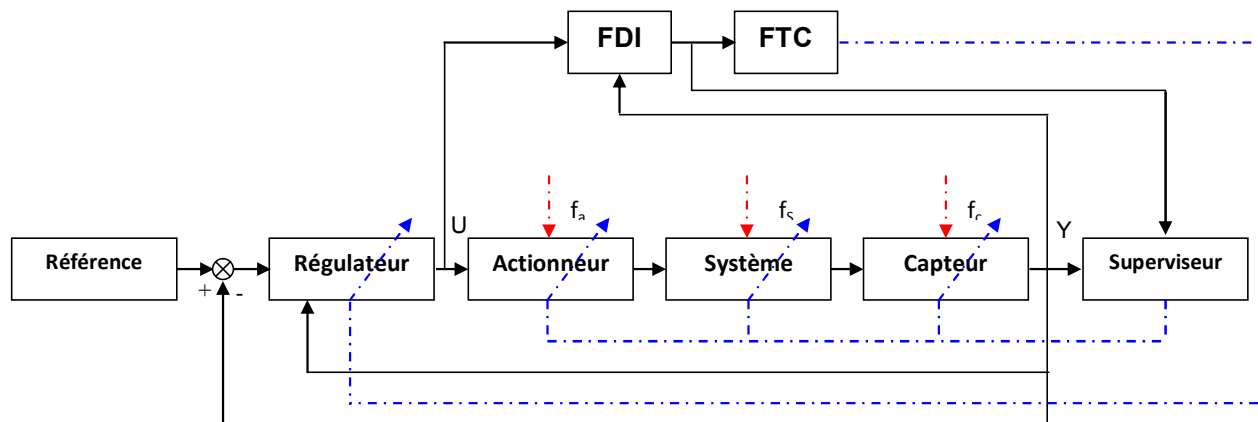


Figure I.12 : Principe de commande active tolérante aux défauts

Le principe est le suivant : sans défaut, la commande nominale qui a été déterminée au préalable pour le système « parfait » rejette les perturbations et assure la stabilité du système en boucle fermée. Dans ce cas le bloc « FDI » ne détecte aucun défaut et la loi de commande ne subira aucun changement. Si un défaut se produit, le bloc « FDI » le détecte, l'isole et l'identifie en temps réel. Généralement en industrie moderne, trois types de configurations sont possibles : accommodation des défauts, reconfiguration du système et restructuration.

Dans le cas de la reconfiguration, seuls les défauts de faibles amplitudes sont pris en compte. La nouvelle loi de commande est générée par l'adaptation en ligne des paramètres des entrées/sorties du régulateur et le système à commander reste inchangeable. La reconfiguration du système est utilisée dans le cas où les parties défailtantes ne peuvent pas être accommodées, car elle est caractérisée par la modification de la structure du système de façon à compenser le défaut [35, 49, 60, 68, 77, 89].

1.5.2.1. Classification des approches actives

Dans la littérature la commande active tolérante aux défauts est classés en quatre grands groupes [59, 60, 68, 83, 85 et 92]: Méthode à base de redondance (physique ou analytique), méthode à base d'apprentissage de contrôleur, les méthodes basées sur la projection et les méthodes de reconfiguration automatique des contrôleurs en ligne, comme il est montré sur la Figure I.13.

Pour le concept de base des systèmes de commande active tolérante aux défauts, utilisant la redondance physique ou analytique est la redondance d'informations. Cette redondance de connaissances sur le système fournit plusieurs informations différentes sur une même variable du système. Il est ainsi possible de vérifier la cohérence de cette information par des tests de cohérence que nous allons exposer. Celle-ci se divise en deux : la redondance physique et la redondance analytique.

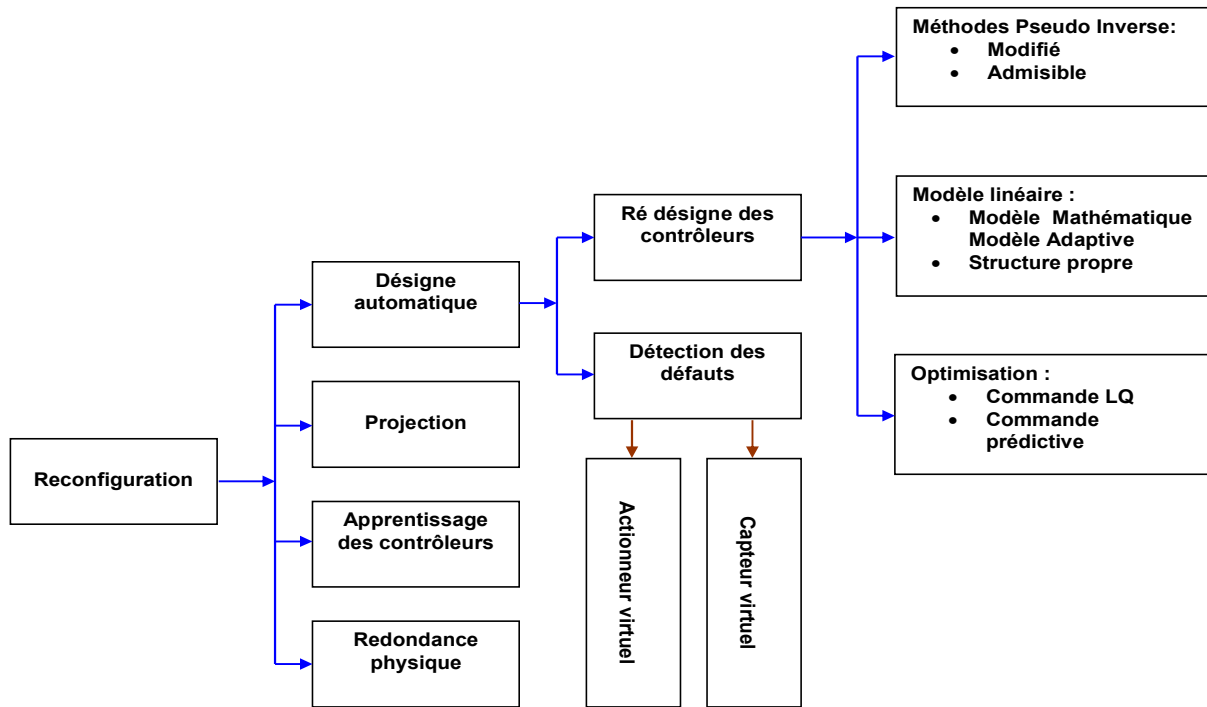


Figure I.13 : Classification des approches actives

1. Redondance physique

Le moyen le plus facile d'obtenir plusieurs informations sur une même variable est de disposer de plusieurs capteurs mesurant la grandeur de cette variable : c'est le principe de la redondance physique. Par exemple, pour obtenir deux mesures d'une même température, on doublera les capteurs de température comme indiquée sur la Figure I.14, suivante.

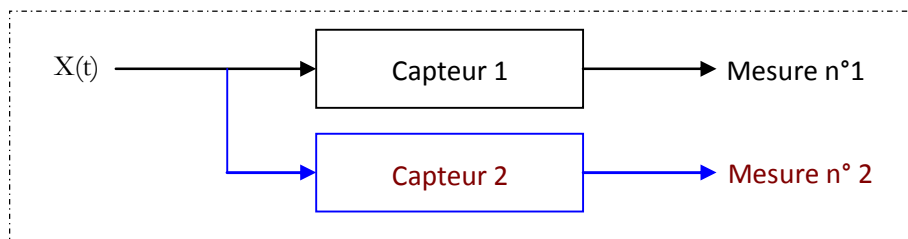


Figure I.14 : Redondance physique

La redondance physique souffre d'un désavantage majeur qui est son coût, doubler le nombre de capteur revient au moins à doublé le prix de l'organe de mesure. De plus, les contraintes ergonomiques liées à l'installation de ces capteurs peuvent limiter leur utilisation (manque de place).

2. Redondance analytique

C'est la redondance à base de modèles, nous entendrons une reproduction formelle réalisant les mêmes performances que le système étudié. Les modèles quantitatifs ou qualitatifs entrent dans le cadre d'une telle définition. Un modèle d'un système est la description de sa structure physique et une représentation comportementale et/ou fonctionnelle, abstraite, de chacun de ses composants [22, 30, 34, 63, 90 et 91]. Un système de commande active tolérante aux défauts peut ainsi faire appel à divers niveaux de modélisation, chacun se référant à des degrés de connaissance différents du système, structurelles, comportementales, fonctionnelles.

La représentation structurelle décrit les interconnexions des composants d'un système physique (la structure du système peut être représentée, par exemple, sous forme d'une matrice d'incidence). La représentation comportementale est constituée de relations entre les différents phénomènes qui régissent le comportement du système. Suite à la comparaison entre les comportements observé et attendu, toute incohérence est alors révélatrice d'une ou de plusieurs anomalies de comportement. Les incohérences sont ainsi considérées comme des signes de défauts ou des symptômes de défaillances [35, 47, 50].

Dans les processus à commande avec apprentissage des contrôleurs, les techniques de contrôle classiques sont combinées avec apprentissage des contrôleurs de la commande active tolérante aux défauts. Fondamentalement, l'apprentissage est fait d'une façon rapide, par exemple le Filtre de Kalman est utilisé pour estimer une condition de contrôle avec changement rapide des paramètres estimés, puis un apprentissage plus lent est utilisé pour stocker les données antérieures de cette commande pour l'utiliser à nouveau. Et dans le procédé de projection sur la base, un ensemble de contrôleur est conçu à l'avance et le système commute automatiquement entre eux de telle sorte qu'un degré sacrifié de performance du système de la présence de défauts est conservé [83, 84, 92].

Pour la reconfiguration automatique des contrôleurs en ligne, cela consiste à définir à nouveaux les paramètres de contrôleur, si le contrôleur est reconfigurable. Ce type de commande est utilisé dans les applications critiques, pour une haute gamme de sécurité, les capteurs et les actionneurs sont doublés.

Quand un défaut se produit, un algorithme de décision fait une commutation au dispositif de commande à partir d'un composant défectueux à un composant non défectueux [50, 59, 60].

En effet, la reconfiguration automatique des contrôleurs en ligne consiste à synthétiser une nouvelle loi de commande en modifiant la structure et les paramètres du régulateur. Elle est utilisée dans le cas où le problème de commande ne peut pas être résolu en utilisant l'accommodation ou la reconfiguration. Le grand inconvénient de l'approche active est la limitation du temps disponible pour recalculer la nouvelle loi de commande à chaque instant de détection d'un défaut. Parmi les techniques de commande qui utilisent l'approche active, on trouve les techniques du pseudo inverse, qui seront donnés par la suite dans ce chapitre.

1.5.3. Technique du pseudo inverse

La méthode pseudo inverse est l'une des méthodes de la commande tolérante aux défauts les plus citées [58, 60, 68, 83]. Elle est caractérisée par sa simplicité de calcul et sa capacité de traiter une grande classe de défauts système, à condition qu'ils soient prédéfinis. Son principe consiste à déterminer le gain d'une loi de commande par retour d'état de telle sorte que le comportement du système défaillant en boucle fermée soit proche de celui du système nominal, au sens d'une certaine norme. Dans le cas du fonctionnement nominal le système est décrit par la représentation d'état suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) \end{cases} \quad (1.1)$$

Où : $\dot{x}(t)$ représente le vecteur d'état, $u(t)$ est le vecteur de commande et $y(t)$ est le vecteur de sortie du système, tels que ; $x \in \mathfrak{R}^n$, $u \in \mathfrak{R}^m$ et $y \in \mathfrak{R}^p$, A, B et C sont des matrices de dimensions respectives $x \times n, n \times m$ et $p \times n$.

En supposant que l'état est accessible à la mesure, la loi de commande utilisée dans le cas nominal est la commande par retour d'état linéaire définie par :

$$u(t) = Fx(t) \quad (1.2)$$

Où F est le gain de retour d'état.

Le système en défaut se représente de la manière suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) = A_f x(t) + B_f u_R(t) \\ y(t) = C_f x(t) \end{cases} \quad (1.3)$$

Où $u_R(t)$ est le nouveau vecteur de commande, tels que $u_R \in \mathfrak{R}^m$ et A_f, B_f et C_f sont des matrices de dimensions respectives $x \times n, n \times m$ et $p \times n$ de la nouvelle loi de commande reconfigurée est donnée par :

$$u_R(t) = F_R x(t) \quad (1.4)$$

Avec F_R est le gain de retour d'état de la nouvelle loi de commande. Le but est de trouver la matrice de gain de retour d'état F_R telle que l'écart entre les matrices d'état du système nominal et en défaut, exprimé par la norme de Frobenius, soit minimisé :

$$\begin{cases} F_R = \arg_{F_R} \min \| (A + BF) - (A_f + B_f F_R) \|_F \\ = B_f^+ (A + BF - A_f) \end{cases} \quad (1.5)$$

Où B_f^+ est le pseudo inverse de la matrice B_f .

L'inconvénient principal relatif à cette méthode réside dans le fait que la loi de commande optimale ne garantit pas toujours la stabilité en boucle fermée du système défaillant. Des extensions de cette méthode utilisant une optimisation sous contrainte pour garantir la stabilité du système en boucle fermée a été proposée par Frank P. M. et al. en 1997 dans [47].

1.5.4. Commande prédictive

L'objectif de la commande prédictive MPC (Model Predictive Control) est de déterminer une séquence de commande sur un horizon fini qui réduit au minimum une fonction de coût J . Cette dernière est convenablement choisie en tenant compte des contraintes sur les entrées, les états et les sorties. La fonction de coût J est habituellement basée sur l'erreur entre la sortie prédite du modèle et la trajectoire de référence désirée. La reconfiguration par MPC peut être

réalisée en spécifiant les limites supérieure et inférieure d'un intervalle en dehors duquel les actionneurs sont considérés défectueux.

Les techniques de commande prédictive MPC permettent de réadapter le correcteur en présence de défauts de manière à garantir la stabilité du système et à maintenir des performances très proches de celles du système nominal. Cependant, la plupart de ces techniques sont valables uniquement sous certaines hypothèses : le modèle des défauts (et leurs effets sur le système) doit être parfaitement connu. Les défauts considérés doivent être de faible amplitude de telle sorte que les objectifs à atteindre par le système puissent rester inchangés après l'apparition des défauts. Tout le potentiel de la commande prédictive à résoudre le problème de l'accommodation aux défauts a été montré par Alsac O. et al. en 1998 dans [19] et bien sûr dans d'autres travaux scientifiques et industriels.

I.5.5. Commande adaptative

Cette approche comprend l'ensemble des techniques utilisées pour l'ajustement automatique en temps réel des régulateurs, afin de maintenir un certain niveau de performances quand des paramètres du procédé à commander sont inconnus et/ou variant dans le temps. Elle utilise des méthodes d'identification en ligne pour estimer régulièrement les valeurs des paramètres du procédé à commander et résoudre le problème de commande pour les variations de ces paramètres [59, 83]. Le principe d'un système de commande adaptative peut être illustré par la Figure I.15.

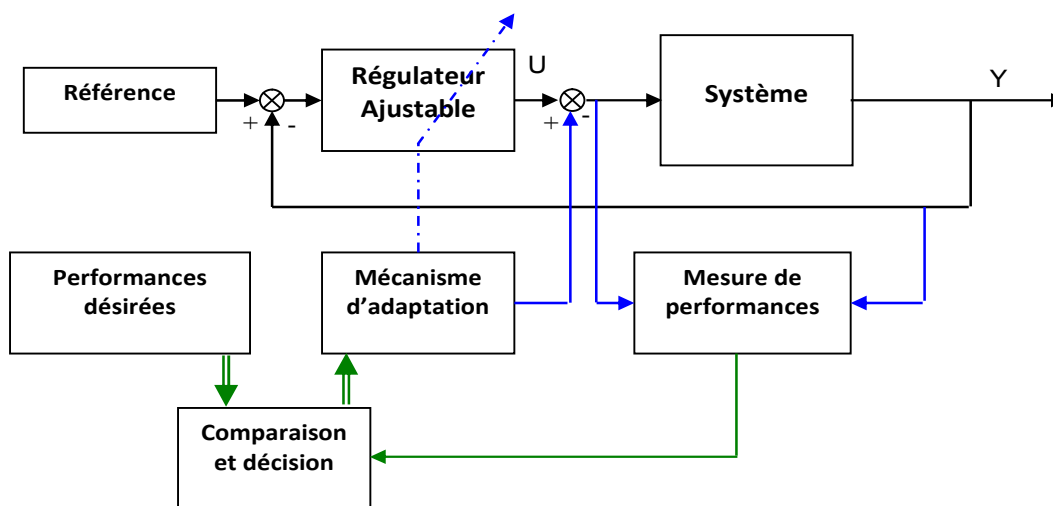


Figure I.15 : Système de commande adaptative

Dans ce type de commande, on distingue deux approches principales pour la commande adaptative :

I.5.5.1. Commande adaptative directe :

Les paramètres du régulateur sont ajustés directement et en temps réel à partir de comparaisons entre performances réelles et performances désirées. Comme exemple, on cite la méthode de commande adaptative à modèle de référence implicite et explicite [48, 49, 58].

I.5.5.2. Commande adaptative indirecte

Les paramètres du procédé sont estimés par une procédure d'identification, c'est le cas des régulateurs auto-ajustables (commande par placement de pôles adaptatifs). Ce type de commande adaptative est plus utilisé que le premier du fait qu'il tient compte des caractéristiques d'évolution du processus. La tolérance aux défauts de ces méthodes reste encore limitée.

Mais, comparées aux méthodes passives, les techniques de la commande adaptative sont plus tolérantes parce que le calcul de la loi de commande dépend de l'état actuel des paramètres du procédé [48, 49, 58].

I.5.6. Commande multi modèles

Cette technique permet de commander un système non linéaire sur une large zone de fonctionnement décomposée en plusieurs zones linéarités autour de différents points de fonctionnement. Les techniques linéaires restent alors utilisables en mode non linéaire. La loi de commande globale est déterminée à partir de n lois de commandes de base (calculées pour toutes les situations possibles du système). Ces situations sont décrites par un ensemble de n modèles. Le premier modèle correspond au fonctionnement nominal du système, les autres situations prennent en compte l'apparition d'un défaut particulier entraînant le système en dehors de sa zone de fonctionnement nominal [46, 47].

Les matrices de gain F_i de la commande sont calculées à l'avance pour chacun des modes de fonctionnement, la commande locale est déterminée par la relation suivante :

$$u_i = F_i \hat{x}_i \tag{I.6}$$

Où F_i est le gain de retour d'état, \hat{x}_i est l'état estimé du système fournie par le $i^{\text{ème}}$ filtre. Une unité de calcul des probabilités de Bayes [45] permet de calculer les probabilités $P(H_i/r_i)$ associées à chaque modèle possible par :

$$P(H_i/r_i) = \frac{P(H_i)P(r_i/H_i)}{\sum_{i=0}^n P(H_i)P(r_i/H_i)} \quad (1.7)$$

Où $P(H_i/r_i)$ désigne la probabilité conditionnelle de l'innovation r_i issue du $i^{\text{ème}}$ filtre et $P(H_i)$ est la probabilité à priori du modèle H_i . La loi de commande globale appliquée au système est alors déterminée par :

$$U = \sum_{i=1}^n u_i P(H_i/r_i) \quad (1.8)$$

Cette méthode est valable uniquement lorsque le modèle n'est pas entaché de bruits. Elle est basée sur une estimation d'état reconfigurée permettant d'éviter la modification du gain de la commande par retour d'état pour n'importe quelle situation du système, et elle requiert le calcul à priori des gains des régulateurs correspondant à chaque situation du système [49, 58].

1.5.7. Techniques utilisant les réseaux de neurones

Les stratégies d'accommodation aux défauts fondées sur les techniques d'apprentissage par réseaux de neurones, ont aussi reçu une grande attention de la part de la communauté s'intéressant à la commande tolérante aux défauts. Les travaux de Ahmed Hafaifa et al. en 2013 dans [10], on proposé la détection et l'isolation des défauts à base des réseaux de neurones artificiels, appliquée à une vanne motorisé pour la conception de leur système de diagnostic et Ahmed S. et al. en 2012 dans [14] ont réalisés un système de commande mode glissante avec l'apprentissage d'un système de réseaux neuronaux flous pour son utilisation à une commande tolérante aux défauts. Récemment, Sina Tayarani-Bathaie et al. en 2015 dans [85] ont fait la détection et l'isolation des défauts sur une turbine à gaz utilisant une base de données d'un système de réseaux de neurones. Ces approches permettant d'estimer le défaut en ligne à l'aide de réseaux de neurones a été proposée.

En effet, cette estimation sert à la fois au diagnostic et à l'accommodation aux défauts. Une procédure systématique pour la mise en œuvre d'un algorithme d'estimation non linéaire a été proposée dans ces travaux. Un schéma d'apprentissage a été également proposé en utilisant la théorie de Lyapunov [29]. Cette approche est valable pour une classe particulière de systèmes multivariables non linéaires soumis à des défauts abrupts uniquement. Elle requiert également que tous les états du système soient mesurés. Les auteurs ayant utilisé ces techniques soulignent cependant les difficultés de mise en œuvre de ces dernières à cause des capacités de calcul nécessaires et du manque d'outils de validation des algorithmes d'estimation des défauts et de commande par réseaux de neurones.

1.5.8. Techniques utilisant la logique floue

La théorie de la logique floue a également été utilisée pour concevoir des techniques d'accommodation aux défauts dans le cadre de systèmes non linéaires. Le schéma d'accommodation est basé sur une commande floue adaptative permettant l'apprentissage en ligne de nouvelles dynamiques inconnues causées par l'apparition des défauts [17, 24, 28, 64, 81, 87].

Les méthodes de commande tolérantes aux défauts basées sur la logique floue ont été appliquées à de nombreux systèmes non linéaires dans plusieurs applications industrielles. Cependant, les modèles de Takagi-Sugeno (TS) ont été introduits dans ces applications. Cette approche permet de représenter un système non linéaire sous forme d'une décomposition de sous-systèmes linéaires, avec la possibilité d'étendre de nombreux concepts théoriques de l'automatique linéaire au cas des systèmes non linéaires. Dans ce cas, les commandes statiques et dynamiques par retour d'état ont été faites.

1.6. Conclusion

Dans ce chapitre, l'état de l'art des méthodes de la commande tolérante aux défauts ne consiste pas en l'énumération exhaustive de toutes les approches possibles de ce type de commande. Ce travail dépasserait largement le cadre de cette thèse dont l'objectif principal est la commande floue tolérante aux défauts appliquée à la supervision des vibrations dans les turbines à gaz. Le lecteur devra retenir tout au long de cette thèse l'esprit applicatif de ce sujet

et les contraintes rencontreront. Ainsi, les méthodes dédiées à l'application de stratégies de commande floue tolérante aux défauts en vue de leur implémentation sur une turbine à gaz de type Solar TITAN 130 dans un outil de surveillance qui seront étudiées dans la dernière partie de cette thèse. Donc, nous avons présenté dans cette partie de travail de thèse, l'état de l'art des principales stratégies de commande tolérante aux défauts.

Tout d'abord, nous avons donné les définitions et les terminologies utilisées dans le domaine de la commande tolérante aux défauts des systèmes industriels, puis nous avons illustré leurs classifications selon plusieurs travaux réalisés dans ce domaine. Par la suite, nous avons présenté différents contrôleurs à tolérance de défaillance passive pour les systèmes non linéaires, décomposé en sous systèmes linéaires. Dans le cadre de cette commande passive tolérante aux défauts, nous avons formulé le problème de stabilité, qui a conduit à des solutions aux problèmes de la commande tolérante aux défauts pour les systèmes avec incertitudes. Et pour la commande active tolérante aux défauts, nous avons illustré leurs classifications par rapport aux travaux déjà réalisés dans la littérature, dans le but d'être exploité par la suite dans ce travail de thèse.

Bien que, nous avons cité diverses techniques utilisées pour la commande active tolérante aux défauts, tels que ; Les approches adaptatives et prédictives, multi modèles, approches à base des réseaux de neurones et les techniques utilisant la logique floue. Cette dernière approche fera l'objectif de la dernière partie de travail dans cette thèse, dans le but d'identifier et de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz, basée sur l'identification et la modélisation floues à partir de données expérimentales pour approximer les variables de ce système non linéaire en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme de règles et des variables linguistiques. Cela est pour réaliser une conduite efficace de ce système qui repose sur l'utilisation des modèles obtenus dans leur stratégie de contrôle.

CHAPITRE II

MODÉLISATION ET COMMANDE FLOUES DE TYPE TAKAGI-SUGENO

L'utilisation des techniques issues du domaine de l'intelligence artificielle apparaît comme la principale alternative pour aborder les problèmes connus comme difficilement modélisables par des méthodes analytiques et qui requièrent souvent l'intervention des experts du domaine ou le traitement d'information de nature qualitative. Dans ce chapitre nous exposerons le principe de telles méthodes et tenterons d'en cerner les problèmes. Nous nous intéresserons plus particulièrement au problème de l'exploitation des modèles flous de type Takagi-Sugeno, en utilisant des données d'entrée/sortie recueillies sur le système examiné. Cela aboutira à la conception d'une méthode d'approximation Floue, qui permettra de caractériser plus précisément la corrélation contrôle – défauts dans la dernière partie de ce travail de thèse.

II.1. Introduction

Actuellement, le développement de modèles mathématiques pour la représentation et l'approximation des systèmes complexes non linéaires est un sujet essentiel dans plusieurs disciplines des sciences et de l'ingénierie. Traditionnellement, la modélisation est vue comme la double conjonction entre la compréhension de la nature et du comportement d'un système ainsi que le traitement mathématique approprié qui conduit à l'obtention d'un modèle utilisable, par exemple en surveillances de ces systèmes. Le besoin d'une forte compréhension des phénomènes physiques dans les systèmes industriels, constitue une grande restriction au niveau pratique, quand on est confronté aux systèmes complexes non linéaires. En effet, la mise en équations des lois qui gouvernent de tels systèmes, conduit généralement à un modèle de connaissance trop complexe et sa mise en œuvre est délicate. Dans ce cas, l'utilisation des techniques de modélisation élaborées à partir des mesures d'entrée/sortie recueillies sur le système s'impose.

Dans ce but, nous nous appuyerons sur la logique floue et ses outils, pour présenter une approche complète et intégrée permettant de résoudre l'ensemble des problèmes rencontrés dans l'utilisation des méthodes classiques de modélisation et de commande. Nous nous intéresserons plus particulièrement au problème de l'exploitation des modèles flous de type Takagi-Sugeno, en utilisant des données d'entrée/sortie recueillies sur le système examiné, en vue de son application dans la dernière partie de ce travail de thèse, afin d'élaborer une commande tolérante aux défauts appliquée à un système de turbine à gaz.

En effet, la modélisation floue de type Takagi-Sugeno est une approximation universelle des systèmes réels, qui a montré ces efficacités dans plusieurs applications dans la littérature [17, 24, 28, 32, 38, 81, 86]. En 1985 Takagi et Sugeno ont proposé l'utilisation des propriétés des ensembles flous et l'utilisation des règles dans un modèle flou dit (modèle TS flou). Depuis lors, le modèle flou de type Takagi et Sugeno TS a prouvé son efficacité dans l'étude de nombreux autres systèmes dynamiques non linéaires. Contrairement, les approches conventionnelles utilisent un seul modèle pour décrire le comportement global d'un système non linéaire, par contre les modèles flous de type Takagi et Sugeno TS utilisent essentiellement une approche multi modèle, dans lequel les sous modèles simples sont linéaires et sont

combinées entre eux, dans le but de décrire le comportement global de système non linéaire [61, 62, 64, 81, 86 et 87].

Cette forte propriété de modèles flous de type Takagi et Sugeno TS peut trouver plusieurs systèmes dynamiques applications de modélisation qui peuvent être décrits par équations différentiel. Dans ce chapitre, l'identification et la modélisation floue à partir de données expérimentales seront présentées pour approximer les systèmes non linéaires. Avant cela, nous allons décrire les concepts de base, opérations et structures des systèmes ainsi que des modèles flous, comme nous allons présenter le principe de la classification floue, ainsi que les différents algorithmes associés, la méthode de construction des modèles de Takagi-Sugeno et leur structure de commande flou appropriées.

Dans ce cadre, ce chapitre est destiné à la conception d'une méthode originale à la modélisation et l'identification des systèmes, en vue de son application, par la suite, à un système de turbine à gaz. Cette étude sera mise en œuvre aux prochains chapitres. Dans cet objectif, on se propose, dans le cadre des systèmes non linéaires, de déterminer la gravité d'un défaut détecté. L'utilisation de techniques floues permettra de caractériser plus précisément la corrélation symptômes - défauts.

II.2. Concept de la logique floue

La logique floue est un axe de recherche important sur lequel se focalisent de nombreux travaux scientifiques industriels, avec des retombées technologiques et économiques dans le domaine industriel dans des divers applications (Régulation, diagnostic, classification, aide à la décision....etc). Ce concept à été introduit par le Professeur Lotfi A. Zadeh, de l'Université de Berkeley en Californie en 1965, il a introduit la notion de sous-ensemble flou pour fournir un moyen de représentation et de manipulation des connaissances imparfaitement décrites, vagues ou imprécises. Après c'est Mamdani et Assilian publient les premiers résultats permettant une exploitation de cette théorie dans des systèmes de réglage automatique en 1975 [32, 38, 64, 81, 86]. Les premières applications des sous-ensembles flous ont vu le jour dès les années 80 avec le contrôle du métro de Sendai au Japon [86]. Elle a été créée pour répondre au besoin de formaliser la représentation et le traitement de connaissances imprécises ou

approximatives. Cette méthode intervient donc dans la manipulation de connaissances imparfaites.

Cependant, une des caractéristiques du raisonnement humain est qu'il est généralement fondé sur des données imprécises ou même incomplètes, ces connaissances dont nous disposons sur un système quelconque, sont généralement incertaines ou vagues, soit parce que nous avons un doute sur leur validité ou alors nous éprouvons une difficulté à les exprimer clairement. Par exemple ; Soit E l'ensemble des tailles possible et A l'ensemble des grandes tailles, comme il est montré sur la Figure II.1. En logique booléenne, on est soit de petite taille, soit de grande taille. Si 170 cm est la frontière entre les deux, on est petit pour $x < 170cm$ et grand pour $x > 170cm$. Mais si l'on mesure 169 cm, on est petit ! Cette discontinuité est totalement absurde.

Donc, le plus correcte sera de représenter A par un ensemble flou permettant un passage progressif des tailles petites aux tailles grandes.

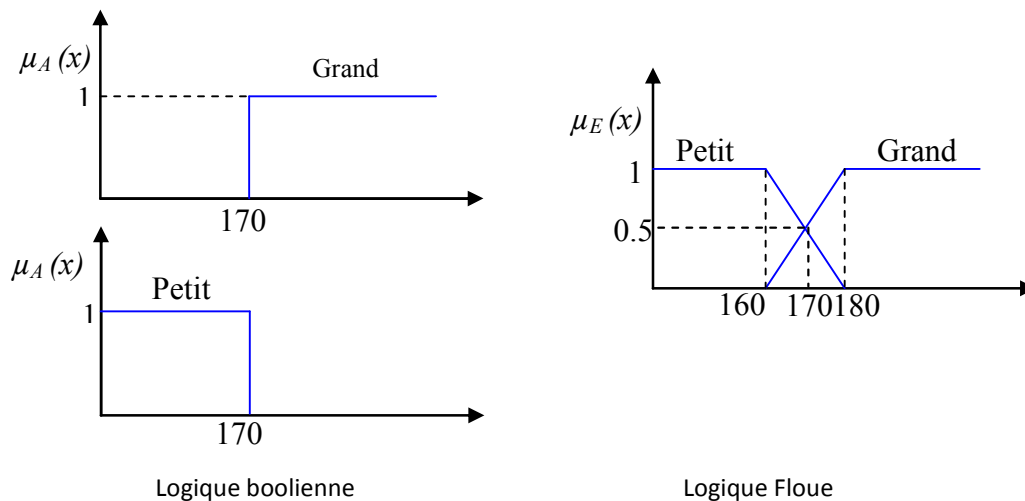


Figure II.1: Représentation de deux variables (grand et petit) par logique booléenne et par logique floue

La logique floue suscite actuellement un intérêt général de la part de tous ceux qui éprouvent le besoin de formaliser des méthodes empiriques, de généraliser des modes de raisonnement naturels, d'automatiser la prise de décision dans leur domaine, de construire des systèmes artificiels effectuant les tâches habituellement prises en charge par les humains. C'est

une technique pour le traitement de connaissances imprécises et incertaines. Elle permet de prendre en considération des variables linguistiques dont les valeurs sont des mots ou des expressions du langage naturel, telles que rapide, lent, grand, petit...etc.

II.3. Sous ensembles flous

Dans cette section, nous décrivons rapidement les fondements mathématiques de la théorie des sous-ensembles flous. Dans la théorie ensembliste classique, l'appartenance d'un élément à un sous-ensemble est définie par une valeur logique standard : 1 si l'élément appartient au sous-ensemble, 0 sinon. Dans la théorie floue, un élément peut appartenir en partie à un sous-ensemble : son degré d'appartenance est décrit par une valeur comprise entre 0 et 1.

La logique floue s'appuie sur la théorie des sous ensembles flous, permet ainsi d'intégrer et de traiter le caractère approximatif ou vague de la connaissance humaine en utilisant des catégories aux limites mal définies comme celui de 'grande vitesse' ou 'petite taille', des situations intermédiaires entre le vrai et le faux et d'introduire un passage progressif d'une propriété à une autre. Ce qui autorise à des éléments de n'appartenir complètement ni à un ensemble ni à l'autre, ou encore à appartenir partiellement à chacun.

Définition 1

Soit X , un ensemble dénombrable ou non. Un sous-ensemble flou A de X est caractérisé par sa fonction d'appartenance μ_A , telle que:

$$\begin{aligned} \mu_A : X &\rightarrow [0,1] \\ x &\rightarrow \mu_A(x) \end{aligned} \tag{II.1}$$

Où : $\mu_A(x)$ représente le degré d'appartenance de x à l'ensemble flou A .

II.4. Variables linguistiques

La notion de variable linguistique permet de modéliser les connaissances imprécises ou vagues sur une variable dont la valeur précise est inconnue. Une variable linguistique, ou variable floue, est donc une variable dont les valeurs appartiennent à des ensembles flous pouvant représenter des mots du langage naturel. Ainsi une variable floue peut prendre

simultanément plusieurs valeurs linguistiques. Par exemple la variable «Vitesse» peut appartenir aux ensembles flous, comme il est montré sur la Figure II.2 ; Lente, Moyen et Rapide. La variable linguistique peut être représentée par un triplet $(x, T(x), U)$, dans lequel x est le nom de la variable linguistique, $T(x)$ l'ensemble des noms des valeurs linguistiques de x et U l'ensemble de référence (univers de discours).

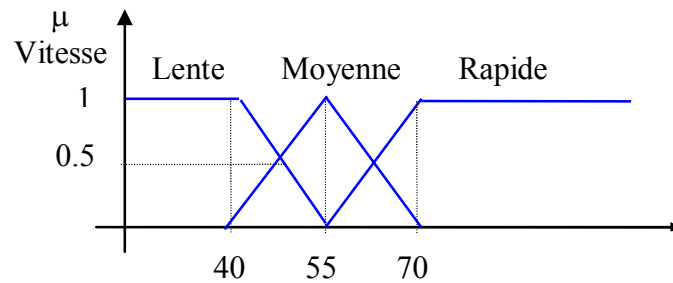


Figure II.2 : Représentation floue de la variable vitesse

Aussi, une variable linguistique est représentée par un triplet (V, X, T_v) où V est la variable elle-même, X l'univers de discours et T_v l'ensemble des caractérisations floues de la variable V . Considérons par exemple la variable taille définie sur l'ensemble des entiers positifs et caractérisée par les ensembles flous Jeun et Vieux, dans le cas d'une variable linguistique simple, et par Jeun mais, Pas trop Jeun, Non Jeun et Non Vieux, Plus ou moins Vieux et Extrêmement Vieux, dans le cas d'une variable composés ou complexe, cette représentation est donnée par la Figure II.3, suivante.

La création du système d'aide à la décision suppose la définition de variables floues ainsi que la détermination des ensembles flous correspondants, un ensemble flou A défini sur l'univers de discours X est noté :

$$A = \sum_{i=1}^n \frac{\mu_A(x_i)}{x_i} = \frac{\mu_A(x_1)}{x_1} + \dots + \frac{\mu_A(x_n)}{x_n} \quad \text{Dans le cas discret} \quad (II.2)$$

$$A = \int \mu_A(x)/x \quad \text{Dans le cas continu}$$

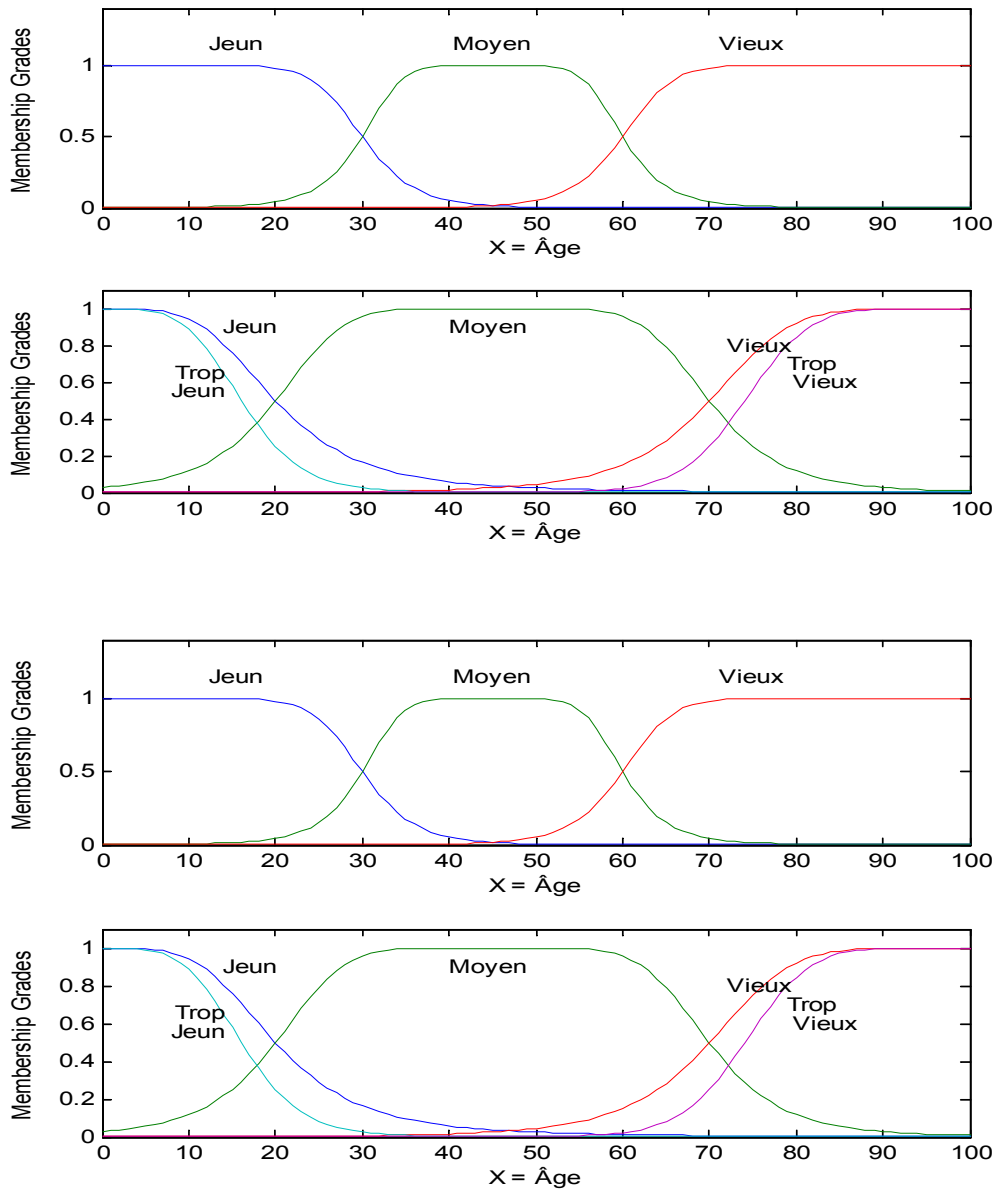


Figure II.3 : Ensembles flous

II.4.1. Fonction d'appartenance

La variable \tilde{v} varie dans un domaine X appelé univers de discours, ce dernier est partagé en sous-ensembles flous de façon que dans chaque zone il y ait une situation dominante. Ces zones sont décrites par des fonctions convexes, généralement sous forme triangulaire ou trapézoïdale, elle admettent comme argument la position de la variable \tilde{v} dans l'univers de discours, et comme sortie le degré d'appartenance de \tilde{v} à la situation décrite par la

fonction; notée $(\mu_E(\tilde{v}))$ degré d'appartenance de \tilde{v} au sous ensemble E . Le choix de la répartition des fonctions, leurs chevauchements ainsi que leurs forme doit être judicieux comme indiqué dans [32, 38, 61, 64, 81]. On attribue à chaque valeur de la variable linguistique des fonctions d'appartenance μ , dont la valeur varie entre 0 et 1, en tenant compte de la classification en un certain nombre d'ensembles flous. Le plus souvent, on utilise pour les fonctions d'appartenance de forme trapézoïdales ou triangulaires, rectangulaires ou de type singleton. Les fonctions d'appartenance donnée par la Figure II.4 sont les plus souvent utilisées pour définir les ensembles flous:

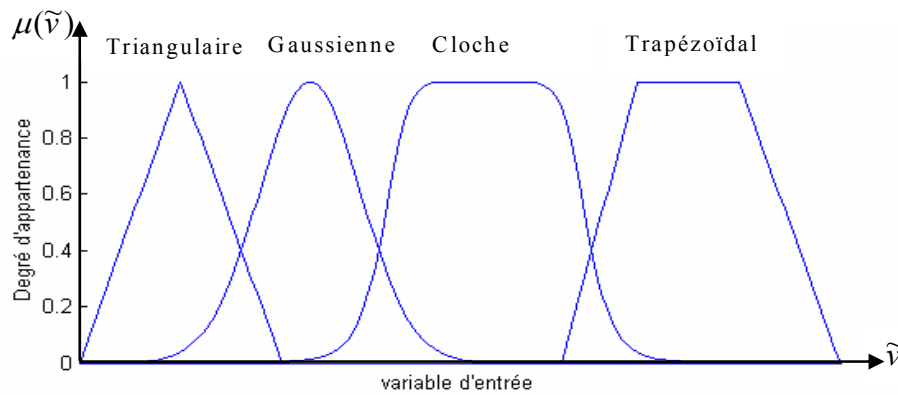


Figure II.4 : Exemple de fonctions d'appartenance

II.4.2. Caractéristiques d'un sous-ensemble flou

Pour montrer dans quelle mesure un sous-ensemble flou A d'un référentiel X diffère d'un sous-ensemble classique, nous définissons les caractéristiques suivantes.

- **Support d'un sous-ensemble flou**

Le support d'un sous-ensemble flou A est caractérisé par l'ensemble des éléments de X , qui sont à des degrés divers dans A , et que l'on note par $Supp(A)$ défini par:

$$Supp(A) = \{x \in X / \mu_A(x) \neq 0\} \quad (II.3)$$

- **Noyau d'un sous-ensemble flou**

Le noyau d'un sous-ensemble flou A est caractérisé par l'ensemble des éléments de X qui sont réellement dans A , et que l'on note par $N(A)$ défini par :

$$N(A) = \{x \in X / \mu_A(x) = 1\} \quad (II.4)$$

- **Hauteur d'un sous-ensemble flou**

La hauteur H d'un sous-ensemble flou A est définie à l'aide de l'opérateur supérieur, telle que:

$$H(A) = \sup_{x \in X} \mu_A(x) \quad (II.5)$$

II.4.3. Inférences floues

Afin de tirer des conclusions, plusieurs valeurs de variables linguistiques sont liées entre elles par des règles. On parle alors de déductions floues ou inférences. Les règles peuvent alors être exprimées sous la forme générale:

Opération: **Si** Condition 1 **Et** Condition 1', **Alors** Conséquence 1, ou
 Si Condition 2 **Et** Condition 2', **Alors** Conséquence 2, ou
 Si Condition m **Et** Condition m', **Alors** Conséquence m.

Si les conditions, qui sont exprimées par la condition (prémisse), sont vraies, alors l'action spécifiée à la conséquence (conclusion), aura lieu.

Les inférences avec plusieurs règles sont caractérisées par le fait qu'en général plusieurs règles sont (plus ou moins) simultanément vérifiées. L'opération qui doit être effectuée doit tenir compte des différentes conditions et s'obtient par les règles de calcul de la logique floue.

II.4.3.1. Opérations sur les sous-ensembles flous

Les variables linguistiques sont liées entre elles au niveau des inférences par des opérateurs **Et** ou **Ou**. Il s'agit d'opérateurs de la logique floue qui interviennent sur les fonctions d'appartenance représentant les variables linguistiques. Les opérateurs les plus importants sont : **l'intersection, l'union et le complément.**

Nous allons généraliser ces fonctions fondamentales de la théorie des ensembles. On devra retrouver dans le cas classique les fonctions habituelles. Les solutions proposées devront répondre à certaines propriétés (croissance, associativité,...) spécifiques aux fonctions considérées.

A. Complément d'un ensemble (fonction négation)

Une fonction négation $n(x)$ doit vérifier les conditions suivantes:

- $n(x) : [0, 1] \rightarrow [0, 1]$
- $n(x) \downarrow$ si $x \uparrow$ (croissance)
- $n(1) = 0$ et $n(0) = 1$ (conditions aux limites)

Il existe plusieurs fonctions répondant aux critères énoncés. On a choisi d'adopter la fonction, comme il est montré sur la Figure II.5.

$$\text{Non } (\mu_A(x) = 1 - \mu_A(x)) \quad (I-4)$$

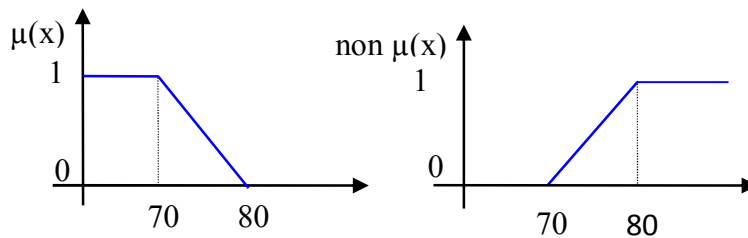


Figure II.5 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Non

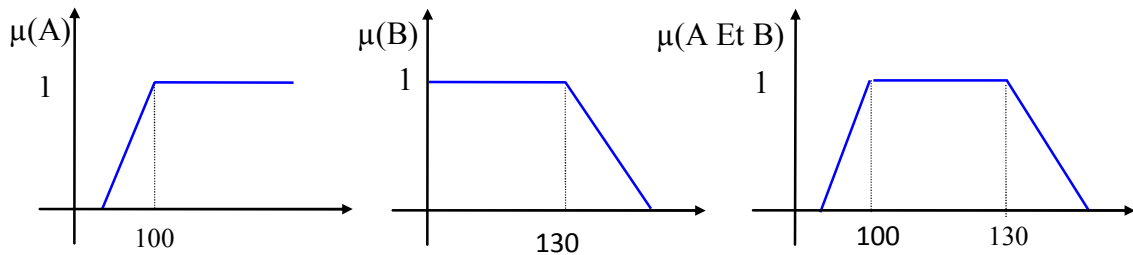
B. Intersection de deux ensembles (fonction "Et")

Une fonction "Et" associée à deux ensembles d'univers de discours x et y doit remplir les conditions suivantes:

- $Et(x, y) : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$
- $Et(x, y) = Et(y, x)$ (commutativité)
- si $x < y$ et $z < t$: $Et(x, z) < Et(y, t)$ (croissance)
- $Et(x, Et(y, z)) = Et(Et(x, y), z)$ (associativité)
- $Et(0, x) = 0$, $Et(1, x) = x$ (conditions aux limites)

De nombreuses possibilités existent (voir tableau II.1 récapitulatif), la proposition est souvent d'utilisée: la fonction minimum. Son interprétation est simple: un élément ne peut pas

appartenir plus à l'intersection de deux ensembles qu'à chacun de ceux-ci, cette fonction est montrée sur la Figure II.6.



Figure

II.6 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Et

C. Union de deux ensembles (fonction "Ou")

La fonction doit être donnée par :

- $Ou(x, y) : [0, 1] \times [0, 1] \rightarrow [0, 1]$
- $Ou(x, y) = Ou(y, x)$ (commutativité)
- $Si x < y Ou z < t : Ou(x, z) < Ou(y, t)$ (croissance)
- $Ou(x, Ou(y, z)) = Ou(Ou(x, y), z)$ (associativité)
- $Ou(0, x) = x Ou(1, x) = 1$ (conditions aux limites)

Plusieurs choix sont également possibles, dont les plus courants sont repris dans le tableau illustratif ci-après. C'est généralement la fonction maximum qu'on sélectionne, elle est illustrée par la Figure II.7.

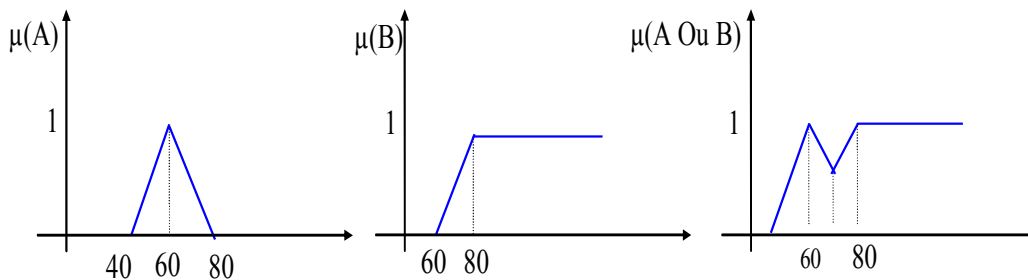


Figure II.7 : Fonction d'appartenance de l'opérateur Ou

De façon générale, dans la théorie des ensembles classiques, la notion d'appartenance est fondamentale, mais elle est de type tout ou rien, un élément appartient ou n'appartient pas

à un ensemble. Un tel outil s'avère alors difficilement utilisable lorsqu'il s'agit de manipuler des données vagues, imprécises, contradictoires ou lorsqu'il s'agit de classer des informations suivant des catégories aux frontières mal définies.

Malheureusement aussi, lorsque le système est difficilement modélisable, la conception du contrôleur peut s'avérer très complexe, sinon impossible. La théorie des ensembles flous, par un assouplissement de la notion d'appartenance, permet d'atteindre de tels objectifs. Elle s'avère alors plus adaptée pour la représentation des connaissances qualitatives. Lorsqu'on dispose d'un modèle plus ou moins précis du système à commander, on peut utiliser un contrôleur de structure standard, fixe ou adaptatif, dont les paramètres seront évalués à partir du modèle. Nous présenterons dans la Figure II.8 quelques opérations sur les ensembles flous.

Appellation	ET	OU	NON
Zadeh	$\min(x, y)$	$\max(x, y)$	$1 - x$
Probalistique	$x \cdot y$	$x + y - x \cdot y$	$1 - x$
Lukasiewicz	$\max(x + y - 1, 0)$	$\min(x + y, 1)$	$1 - x$
Hanacher ($\beta > 0$)	$x \cdot y / (\beta + (1 - \beta)(x + y - x \cdot y))$	$(x + y + x \cdot y - (1 - \beta) \cdot x \cdot y) / (1 - (1 - \beta) \cdot x \cdot y)$	$1 - x$
Weber	x si $y = 1$, y si $x = 1$ 0 sinon	x si $y = 0$, y si $x = 0$ 1 sinon	$1 - x$
Tableau II.1 : Récapitulatif des opérations flous			

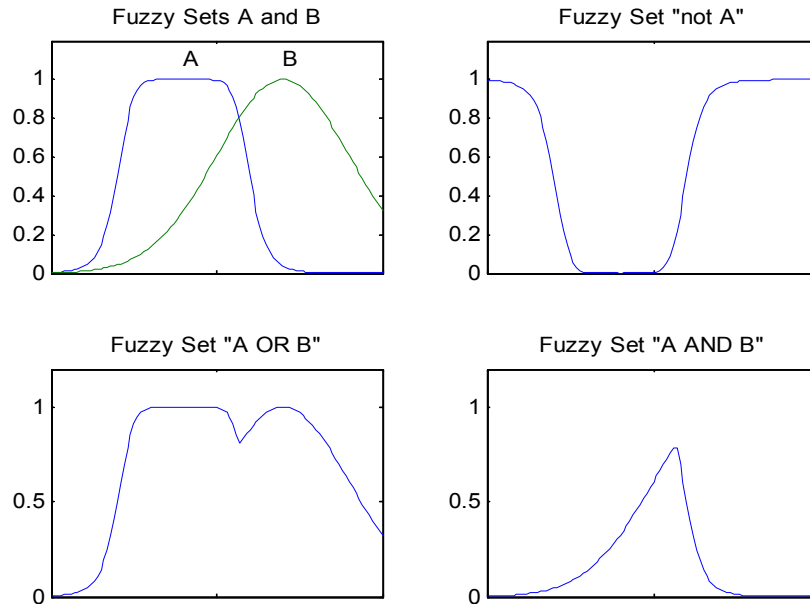


Figure II.8 : Opérations sur les ensembles flous

II.5. Modélisation floue

Les modèles flous ont connu un développement important ces dernières années, ils permettent une représentation des systèmes non linéaires en intégrant les imprécisions du raisonnement humain. Cette modélisation floue est constituée d'un ensemble de règles comportant des variables linguistiques de type *if-then* [32, 38, 61, 64, 87]. En effet, dans la littérature il existe principalement trois types de modèles flous ; le modèle à base des relations floues donnée par Pedrycz en 1941, les modèles flous linguistiques proposés par Zadeh en 1973 et Mamdani en 1977, et la modélisation floue de type Takagi-Sugeno, cette modélisation a connu beaucoup de succès dans plusieurs applications industrielles [8, 20, 29, 42, 72, 88].

Dans plusieurs applications industrielles, la représentation et la modélisation jouent un rôle très important, afin de maîtriser leur fonctionnement [55, 62, 72, 88]. En effet, la modélisation des systèmes industriels consiste à représenter ses comportements dynamiques à l'aide d'un modèle mathématique fiable. Ces modèles seront utilisés pour l'apprentissage d'un régulateur dans un système de contrôle, ou encore comme simulateur du processus.

Pratiquement la modélisation consiste à rassembler les connaissances dont on dispose sur le comportement du processus, à partir d'expériences et/ou d'une analyse théorique des phénomènes physiques mis en jeu. Ces connaissances conduisent à approximer les variables de système non linéaire et de rendre ces non linéarité exploitable pour une stratégie de commande. Cependant, les modèles de connaissance sont basés sur les variables d'entrée / sortie de système, une représentation d'état peut être adoptée pour ce type de modèle de connaissance.

Cette partie de travail propose d'identifier et de modéliser la dynamique système non linéaire, basée sur l'identification et la modélisation floues à partir de données expérimentales pour approximer les variable de ce système non linéaire en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme des de règles et des variables linguistiques. En intégrant les outils de classification floue, à partir des bases de données, cela est pour l'exploitation de cette approche dans le troisième chapitre de ce travail de thèse, en exploitant les techniques de Takagi-Sugeno, pour modéliser la dynamique de cette machine tournante.

II.5.1. Classification floue

Lorsque la connaissance de l'expert n'est pas disponible, l'identification d'une structure doit être faite à partir des données réelles reculées sur le système. Une méthode de classification floue peut alors permettre de partitionner l'espace des données en plusieurs classes [62, 88]. Chacune de ces classes ou régions floues est caractérisée par un vecteur appelé centre de classe. L'appartenance des données à un groupe est basée sur la vérification d'un degré de similitude. Habituellement, il est calculé en utilisant une mesure appropriée de distance qui quantifie la distance entre les données, représentées comme des points dans l'espace caractéristique, et les centres des groupes [8, 20, 29].

L'utilisation d'un algorithme de classification floue a l'avantage essentiel de permettre la génération automatique des fonctions d'appartenance ou des régions floues à partir des données. Elles sont construites, en minimisant une fonction coût [42, 72]. Parmi les techniques de classification floue les plus utilisées, les méthodes d'apprentissage supervisées et non supervisées. Ces dernières ne demandent aucune connaissance a priori sur la structure des

données [20, 29, 54]. Leur principal inconvénient est la nécessité d'initialiser les algorithmes par un nombre de classe, paramètre d'entrée, qui doit être estimé et fixé a priori [55, 72, 88]. Ce paramètre joue un rôle important dans la réalisation d'une classification optimale des données de système à étudier.

II.5.1.1. Matrice de données

Dans les méthodes de classification floue, les données sont typiquement des observations (mesures) issues d'un certain processus physique. Chaque k-ième observation constitue un vecteur noté par $z_k = [z_{1k}, \dots, z_{nk}]^T$, avec $1 \leq k \leq N$ $z_k \in \mathfrak{R}^n$, ou N représente le nombre des observations et n correspond au nombre de variables mesurées. Un ensemble de N observations est dénoté par $Z = \{z_k, k = 1, 2, \dots, N\}$ et il est représenté comme étant une matrice donnée par :

$$Z = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \cdots & z_{1N} \\ z_{21} & z_{22} & \cdots & z_{2N} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_{n1} & z_{n2} & \cdots & z_{nN} \end{bmatrix} \quad (\text{II.6})$$

Ou Z sera appelée la matrice de données.

II.5.1.2. Partition floue

Les algorithmes de classification floue visent à réaliser un partitionnement d'un ensemble de données en établissant une *partition* floue des observations en un certain nombre de classes. La notion de partition floue, qui s'est avérée d'une grande utilité pour le développement des techniques floues de classification, a été introduite par Ruspini [54, 55, 72, 88]. Au sens de Ruspini (partition floue stricte), une C-partition floue d'un ensemble Z peut être obtenue en définissant des c sous-ensembles flous de Z ; Tel que la somme des degrés d'appartenance pour chaque observation de Z soit unitaire.

En effet, on associe à chaque observation $z_k \in Z$, un vecteur de degrés d'appartenance aux différentes classes. La juxtaposition de ces vecteurs pour l'ensemble des N observations de Z amène à la définition d'une *matrice d'appartenance* U (de dimension $c \times N$) où l'élément μ_{ik} représente le coefficient d'appartenance de l'observation z_k à la classe $i, i = 1, \dots, c$.

Cette matrice établit une relation d'ordre flou et traduit l'idée d'une partition floue en c classes. La matrice d'appartenance $U = [\mu_{ik}]$ est également appelée matrice de partition floue et respecte les propriétés suivantes [55, 72]:

$$U = \begin{bmatrix} \mu_{11} & \mu_{12} & \cdots & \mu_{1j} & \cdots & \mu_{1N} \\ \mu_{21} & \mu_{22} & \cdots & \mu_{2j} & \cdots & \mu_{2N} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \mu_{i1} & \mu_{i2} & \cdots & \mu_{ij} & \cdots & \mu_{iN} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ \mu_{c1} & \mu_{c2} & \cdots & \mu_{cj} & \cdots & \mu_{cN} \end{bmatrix} \quad (II.7)$$

Ou la i -ème ligne de U , $U_i = (\mu_{i1}, \mu_{i2}, \dots, \mu_{iN})$ contient les n degrés d'appartenance au i -ième sous ensemble flou, la j -ième colonne $U_j = (\mu_{1j}, \mu_{2j}, \dots, \mu_{cj})$ contient les c degrés d'appartenance du j -ième élément de Z avec c c'est une sous-ensembles flous. La somme de tous les degrés d'appartenance d'une donnée z_k quelconque étant égale à 1, la somme de tous les éléments d'une même colonne vaut par conséquent 1 est donnée par [29, 42] :

$$\sum_{i=1}^c \mu_{ik} = 1 \quad \forall k \in \{1, 2, \dots, N\} \quad (II.8)$$

Dans la Figure II.9, l'ensemble de données est partitionné en deux classes de centres v_1 et v_2 . La matrice de partition rassemble les degrés d'appartenance des différents points aux deux classes. La donnée z_k est à une distance $d(z_k; v_1)$ de la première classe et à $d(z_k; v_2)$ de la deuxième. Du fait que $d(z_k; v_1) < d(z_k; v_2)$, le degré d'appartenance μ_{1k} sera donc supérieur à μ_{2k} .

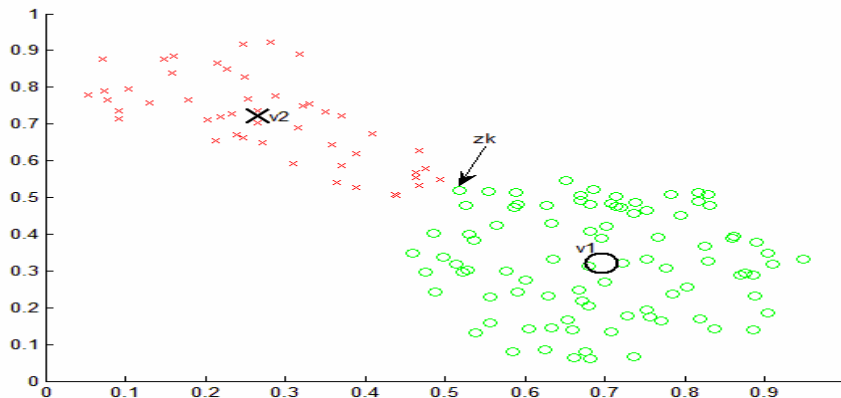


Figure II.9 : Principe de la classification floue

II.5.2. Algorithmes de classification floue

Les algorithmes de classification floue ont comme paramètre d'entrée le nombre de classe. Ils partagent l'ensemble de N objets en c groupes, la similarité à l'intérieur d'un même groupe est élevée, mais faible entre les différentes classes. Pour ce faire, ces algorithmes itèrent en deux étapes, d'abord ils calculent les centres des groupes et ensuite ils assignent chaque objet au centre le plus proche. Chaque classe est caractérisée par le centre et par ses éléments [1, 3, 5, 8, 20, 29, 42, 72, 88].

Cependant, les algorithmes de classification flou optimisent itérativement un critère de classification afin d'établir une partition floue d'un ensemble de données en un certain nombre de classes. Le groupement des données est fait à partir d'une phase d'apprentissage en utilisant une mesure de similitude par l'intermédiaire de techniques de classification [2, 4, 6, 62, 88].

Dans cette section, nous allons présenter les deux méthodes les plus utilisées dans le domaine de l'identification de structure des systèmes : les FCM (C-moyenne floue) classiques développés par Bezdek et al. dans [29, 42, 61, 62] et l'algorithme proposé par Gustafson-Kessel (GK) [54]. La première méthode permet la détection de classes hypersphériques, tandis que la deuxième détecte des classes hyper-ellipsoïdales, typiquement mieux adaptées à la géométrie des observations.

II.5.2.1. Algorithme des C-moyennes floues (FCM)

L'algorithme C-moyennes floues (FCM), issu des travaux de Dunn et amélioré plus tard par Bezdek et al. dans [29, 42, 61, 62], constitue une référence parmi les différentes méthodes de classification floue basées sur la minimisation de la fonction objective de la forme :

$$J_{FCM}(Z;U;V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m D_{ikA}^2 \quad (II.9)$$

Où ; Z est l'ensemble des données, $U = [\mu_{ik}]$ est la matrice de partition floue (de dimension $c \times N$), $V = [v_1, v_2, \dots, v_c]$ est le vecteur de centre de classes qui doit être déterminé.

Avec $v_i \in R^n$ centre de la i -ème classe, $1 < i < c$, donnée par :

$$D_{ikA}^2 = \|z_k - v_i\| \|z_k - v_i\|_A^2 = (z_k - v_i)^T A (z_k - v_i) \quad 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N \quad (II.10)$$

Cela est une norme de distance quadratique dans l'espace considéré, qui définit la mesure de distance entre l'observation z_k et le centre v_i au sens de la métrique induite par A et $m \in [1, +\infty]$ est un facteur qui désigne le degré de flou de la partition [62, 72, 88].

Dans l'équation (II.9), la mesure de non-similarité exprimée par le terme $J_{FCM}(Z;U;V)$ est la somme des carrés des distances entre chaque vecteur de données z_k et le centre v_i de la classe correspondante. L'effet de cette distance est pondéré par le degré d'activation μ_{ik}^m correspondant au vecteur de données z_k . La valeur de la fonction coût $J_{FCM}(Z;U;V)$ peut être vue comme une mesure de la variance totale de z_k par rapport aux centres v_i .

La minimisation de la fonction objective (II.9) nous donne:

$$\mu_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{D_{ikA}}{D_{jkA}} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N \quad (\text{II.10})$$

$$v_i = \frac{\sum_{K=1}^N (\mu_{ik})^m z_k}{\sum_{K=1}^N (\mu_{ik})^m} \quad (\text{II.11})$$

Etant donné l'ensemble de données Z choisir un nombre de classe $1 < c < N$, l'exposant $m > 1$, la tolérance d'arrêt $\varepsilon > 0$ et la matrice de norme A . Initialiser aléatoirement la matrice de partition U et de répéter l'opération pour $l = 1, 2, \dots$.

Etape 1 : Calculer les centres des classes en utilisant la formule suivante :

$$v_i^l = \frac{\sum_{K=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^m z_k}{\sum_{K=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^m} \quad 1 \leq i \leq c$$

Etape 2 : Calculer les distances avec :

$$D_{ikA}^2 = (z_k - v_i^l)^T A (z_k - v_i^l) \quad 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N$$

Etape3 : Mettre à jour la matrice de partition en utilisant la condition suivante :

$$\text{Si } D_{ikA} > 0 \text{ pour } 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq N \text{ on a : } \mu_{ik}^{(l)} = 1 / \sum_{j=1}^c \left(\frac{D_{ikA}}{D_{jkA}} \right)^{2/m-1}$$

Autrement en réalise ces étapes pour :

$$\mu_{ik}^{(l)} = 0 \text{ Si } D_{ikA} > 0, \text{ et } \mu_{ik}^{(l)} \in [0,1]. \text{ avec } \sum_i^c \mu_{ik}^{(l)} = 1. \text{ Jusqu'à } \|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| < \varepsilon$$

La forme des classes est déterminée par le choix de la matrice A dans l'équation de l'algorithme de classification flou. Le choix particulier $A = I$, induit la norme Euclidienne standard $D_{ikA}^2 = (z_k - v_i^l)^T A (z_k - v_i^l)$ dans ce cas les classes détectées ont des formes sphériques [72].

Prenant maintenant un exemple d'application, pour une matrice de données (140x2), On a choisi $c = 3$ (nombre des classes), et avec la fonction (FCM) en peut trouver les clusters montrés sur la Figure II.10.

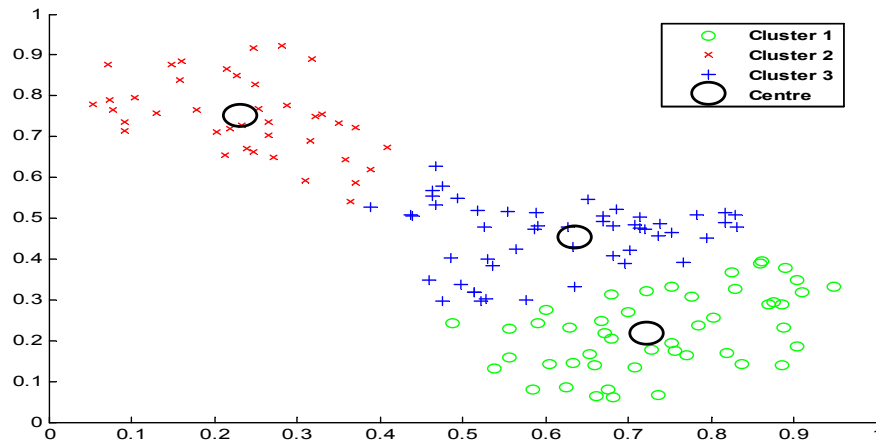


Figure II.10 : Classification floue par la méthode C-moyennes floues FCM

II.5.2.2. Algorithme de Gustafson-Kessel (GK)

En 1979, Gustafson et Kessel [54] ont généralisé l'algorithme FCM en employant une norme de distance adaptative dans le but de détecter des classes de différentes formes géométriques dans un ensemble de données. Dans ce cas, chaque classe possède sa propre matrice de norme, ce qui entraîne :

$$D_{ikA}^2 = \|z_k - v_i\|_A^2 = (z_k - v_i)^T A_i (z_k - v_i) \quad (II.12)$$

On suppose que la matrice A_i avec ρ_i est fixé pour chaque classe vérifié l'hypothèse :

$$|A_i| = \rho_i, \rho_i > 0 \quad (II.13)$$

Dans ce cas, l'optimisation de (II.6) nous donne l'expression suivante pour A_i :

$$|A_i| = [\rho_i \det(F_i)]^{\frac{1}{n}} F_i^{-1} \quad (\text{II.14})$$

Où : F_i est la matrice de covariance floue de la i-ième classe donnée par :

$$F_i = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m (z_k - v_i)(z_k - v_i)^T}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m} \quad (\text{II.15})$$

Ce qui nous mène à l'algorithme de Gustafson-Kessel (GK), on peut synthétiser l'algorithme de Gustafson-Kessel (GK), comme il est montré sur la Figure II.12. En pratique, les algorithmes de clustering flou optimisent itérativement un critère de classification afin d'établir une partition floue d'un ensemble de données en un certain nombre de classes.

Le groupement des données est fait à partir d'une phase d'apprentissage en utilisant les mesures par l'intermédiaire de techniques de classification. Au niveau de la modélisation, à chaque cluster correspond théoriquement un fonctionnement homogène du système qui peut se présenter sous la forme d'un modèle linéaire local. L'algorithme de coalescence floue présenté Gustafson-Kessel (GK) qui est une extension de l'algorithme FCM, est basé sur la minimisation d'une fonction objective. Prenant un exemple d'application de l'algorithme de Gustafson-Kessel (GK), montré sur la Figure II.11. L'avantage de l'algorithme de GK par rapport à l'algorithme FCM est sa capacité de détecter des classes possédant des formes et des orientations différentes dans un seul ensemble de données.

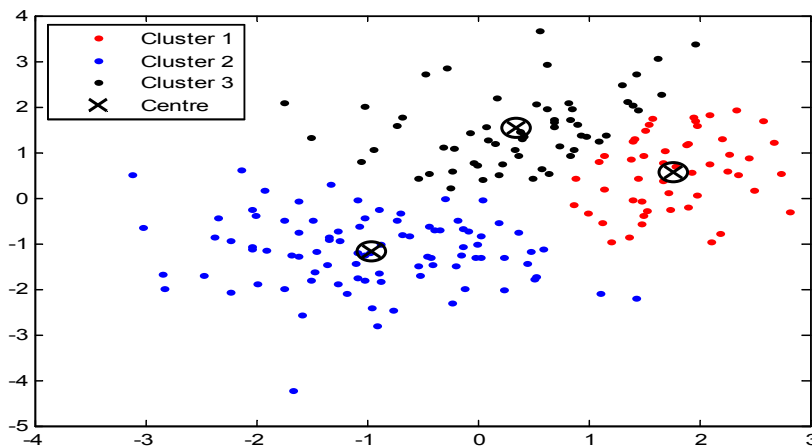


Figure II.11 : Classification floue par la méthode de Gustafson-Kessel GK

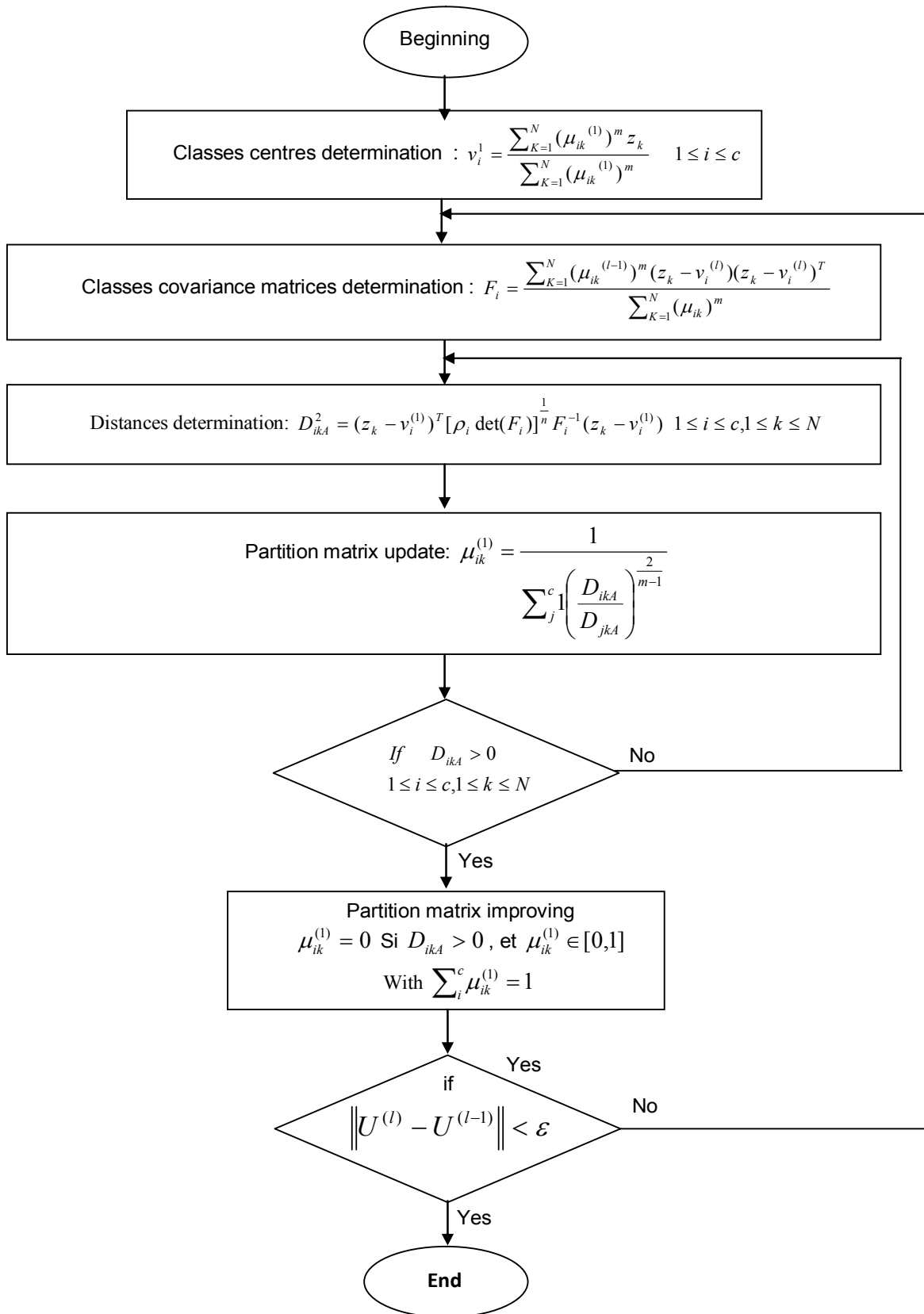


Figure II.12 : Algorithme de Gustafson-Kessel (GK)

II.5.3. Modélisation floue de type Takagi-Sugeno à partir des données

Dans le cadre de la modélisation floue des systèmes, l'intérêt porte sur l'obtention des modèles Takagi-Sugeno, qui permettent une décomposition d'un système non linéaire en un ensemble de sous systèmes linéaires. Nous abordons ainsi une description d'une méthodologie générale pour la construction des modèles flous du type Takagi-Sugeno, en mettant l'accent sur les besoins communs qui sont la génération des fonctions d'appartenance et l'obtention des paramètres des conséquents.

II.5.3.1. Sélection de la structure

L'objectif de cette étape est la détermination des entrées et sorties prépondérantes par rapport au but final de la modélisation. Quand il s'agit de l'identification des systèmes dynamiques, il faut choisir la structure et l'ordre du modèle dynamique. Pour le cas des systèmes non linéaires, cela s'effectuera en deux étapes [19, 41, 57, 62]:

1. Une étude hors ligne pour déterminer le modèle linéaire,
2. Une étude en ligne pour adapter les paramètres du modèle.

II.5.3.2. Classification des données

La sélection de la structure d'un système, conduit à un problème de régression non linéaire statique, qui est alors approximée par une collection de sous modèles linéaires locaux. La localisation et les paramètres des sous modèles sont établis en partitionnant les données disponibles en classes, chacune des classes définit une région floue dans laquelle le système peut être approximé localement par un sous modèle linéaire. Dans le cas des algorithmes C-moyennes floues (FCM), l'estimation des paramètres des sous modèles linéaires affines fait partie du processus de classification. Par contre, dans le cas de l'algorithme de Gustafson-Kessel (GK), l'obtention des paramètres des conséquents du modèle Takagi-Sugeno (TS) correspondant est faite lors d'une étape postérieure au processus de la classification [29, 42, 54, 72].

D'autre part, il faut remarquer aussi que pour ces algorithmes, l'utilisateur doit définir à l'avance le nombre c de classe, ce nombre reste constant pendant toute la durée d'exécution de l'algorithme.

II.3.3.3. Génération des fonctions d'appartenance des antécédents

Les fonctions d'appartenance des antécédents peuvent être obtenues en calculant les degrés d'appartenance directement dans l'espace produit des variables de l'antécédent. Elles peuvent aussi être extraites à partir de la matrice de partition floue U en appliquant le mécanisme de projection sur ces variables [62, 88].

A. Génération par projection

Le principe de cette méthode est de projeter pour chaque règle, les ensembles flous définis point par point dans la matrice de partition floue U sur les variables individuelles des antécédents. On projette donc la matrice de partition floue sur chacun des axes des variables sur les régresseurs. La Figure II.13, illustre le mécanisme de projection d'un ensemble flou A_1 de dimension 2, sur les deux axes des antécédents x_1 et x_2 .

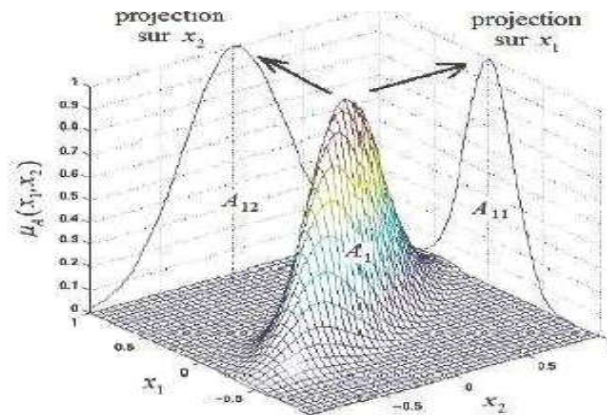


Figure II.13 : Mécanisme de projection

B. Génération par Paramétrisation

Une définition point par point de l'ensemble flou A_{ij} est obtenue en projetant la i -ième ligne m_i de la matrice de partition floue U sur la variable x_j de l'antécédent.

Afin d'obtenir un modèle dans un but de prédiction ou de commande, les fonctions d'appartenance de l'antécédent doivent être exprimées sous une forme qui permet le calcul des degrés d'appartenance, même pour des données d'entrée non contenues dans l'ensemble des données Z . Cela est réalisé en approximant la fonction d'appartenance définie point par point par une fonction paramétrique appropriée [64, 81, 86].

La Figure II.14, montre le mécanisme de projection pour le cas d'un ensemble de données partitionné en deux classes de centres v_1 et v_2 .

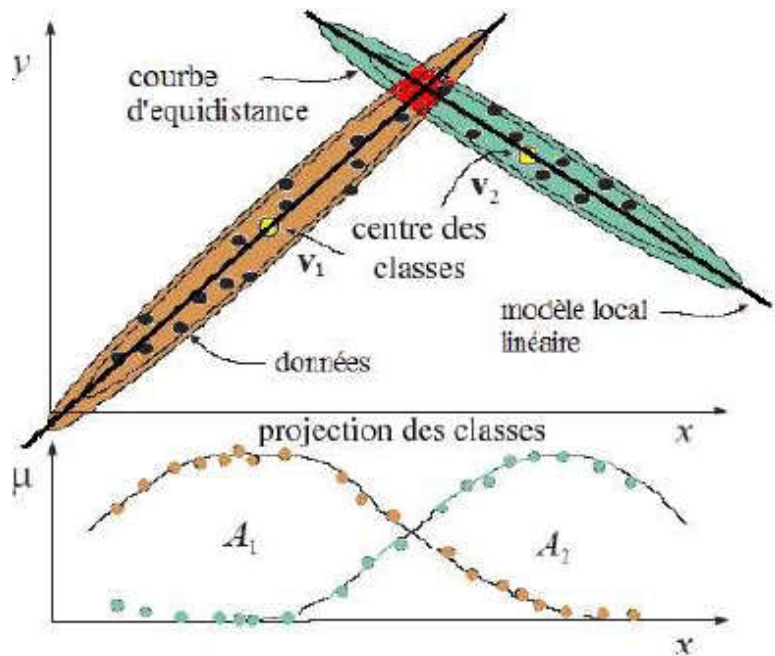


Figure II.14 : Approximation des données projetées par une fonction d'appartenance paramétrique

II.5.3.4. Obtention des paramètres des conséquents

Les paramètres des conséquents peuvent être établis par la technique des moindres carrés, en utilisant comme facteurs de pondération des données les degrés d'appartenance de la matrice de partition floue U issus du processus de classification. Cette approche conduit à une formulation de c problèmes indépendants de type moindres carrés pondérés dans laquelle les degrés d'appartenance expriment l'importance de la paire de données (x_k, y_k) par rapport à chaque i -ème sous modèle linéaire local $y_i = a_i + b_i x$, avec $1 \leq i \leq c$. Les données d'identification entrée-sortie $Z_k = [Z_k^T, y_k]^T$ avec $1 \leq k \leq N$ et les degrés d'appartenance μ_{ik} de la matrice de partition floue sont regroupés dans les matrices suivantes :

$$X = \begin{bmatrix} x_1^T \\ x_2^T \\ \vdots \\ x_N^T \end{bmatrix}, y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_N \end{bmatrix}, W_i = \begin{bmatrix} \mu_{i1} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \mu_{i2} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & \mu_{iN} \end{bmatrix} \quad (II.16)$$

Les paramètres des conséquents a_i et b_i appartenant à la règle correspondant à la i -ème classe sont concaténés dans un seul vecteur de paramètres θ_i , donné par :

$$\theta_i = [a_i^T, b_i]^T \quad (II.17)$$

Afin de faciliter le calcul, la matrice de régression X est augmentée en ajoutant un vecteur colonne unitaire, selon l'expression :

$$X_e = [X, 1] \quad (II.18)$$

Si les colonnes de X_e sont linéairement indépendantes et $m_{ik} > 0$ pour $1 \leq k \leq N$ alors la solution des moindres carrés de $(X_e \theta + \varepsilon)$, où la k -ème paire de données (x_k, y_k) est pondérée par μ_{ik} , est donnée finalement par l'expression :

$$\theta_i = (X_e^T W_i X_e)^{-1} \quad (II.19)$$

Les paramètres a_i et d_i sont donnés respectivement par :

$$a_i = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p] \quad d_i = \theta_{p+1} \quad (II.20)$$

II.5.4. Modèle flou de Takagi-Sugeno

Le modèle flou Takagi et Sugeno (TS) est structuré comme une interpolation de systèmes linéaires, il est prouvé que les modèles flous TS sont des approximateurs universels [7, 17, 32, 38, 81, 86]. Le modèle de Takagi et Sugeno est comme avec celui de Mamdani, construit à partir d'une base de règles « Si . . . Alors . . . » [17, 24, 28, 86].

Dans laquelle si la prémisse est toujours exprimée linguistiquement, le conséquent utilise des variables numériques plutôt que des variables linguistiques. Le conséquent peut s'exprimer par exemple, sous la forme d'une constante, d'un polynôme ou de manière plus générale d'une fonction ou d'une équation différentielle dépendant des variables associées à l'antécédent. D'une manière générale, un modèle de type Takagi-Sugeno (TS) est basé sur une collection des règles R_i du type :

$$R_i : \text{si } x \text{ est } A_i \text{ Alors } y_i = f_i(x) \quad i=1, \dots, r \quad (II.21)$$

Où : R_i dénote la i -ème règle du modèle et r est le nombre de règles que contient la base de règles, $x \in \mathfrak{R}^p$ avec x est la variable d'entrée (*antécédent*) et $y \in \mathfrak{R}$ est la variable de sortie (*conséquent*), A_i est le sous-ensemble flou de l'antécédent de la i -ème règle, définie, dans ce cas, par une fonction d'appartenance multivariées de la forme :

$$\mu_{A_i}(x) : \mathfrak{R}^p \longrightarrow [0,1] \quad (II.22)$$

Comme dans le modèle linguistique, la proposition de l'antécédent « x est A » est normalement exprimée comme une combinaison logique de propositions simples avec des sous ensembles flous unidimensionnels définis pour les composants individuels du vecteur x , usuellement dans la forme conjonctive suivante :

$$R_i : \mathbf{Si} \ x_1 \text{ est } A_{i1} \text{ et } x_2 \text{ est } A_{i2} \text{ et } \dots x_p \text{ est } A_{ip} \ \mathbf{Alors} \ y_i = f_i(x) \quad i = 1, \dots, r \quad (II.23)$$

Typiquement les fonctions f_i sont choisies comme des fonctions paramétrées appropriées, avec la même structure pour chaque règle où seuls les paramètres varient. Une forme de paramétrisation souvent utilisée est la forme affine, donnée par :

$$y_i = a_i^T x + d_i \quad (II.24)$$

Où : $a_i \in \mathfrak{R}^p$ est un vecteur de paramètres et d_i est un scalaire.

Ce modèle est appelé le modèle Takagi-Sugeno TS. Les conclusions des règles dans ce modèle sont alors des hyperplans (sous-espaces linéaires p -dimensionnels) dans l'espace \mathfrak{R}^{p+1} .

Ainsi, en modélisation floue des systèmes, l'antécédent de chaque règle définit une région floue de validité pour les sous modèles correspondant du conséquent. Le modèle global est composé par la concaténation des modèles locaux (linéaires) et peut être vue comme une approximation par morceaux d'une surface non linéaire correspondant à la sortie du système.

Avant de pouvoir inférer la sortie, il faut calculer d'abord le degré d'accomplissement $\omega_i(x)$ de l'antécédent.

Pour les règles avec des sous-ensembles flous multivariables dans l'antécédent, le degré d'accomplissement est simplement égal au degré d'appartenance de l'entrée multidimensionnelle x ; c'est-à-dire $\omega_i = \mu_{A_i}(x)$.

Quand des relations logiques sont utilisées, le degré d'accomplissement de l'antécédent est calculé comme une combinaison des degrés d'appartenance des propositions individuelles en utilisant les opérateurs de la logique floue.

Dans la modélisation Takagi-Sugeno TS, l'obtention de la sortie du modèle est réalisée à partir d'une combinaison des opérations d'inférence et de défuzzification. La sortie finale se calcule comme la moyenne des sorties correspondants aux règles R_i , pondérées par le degré d'accomplissement normalisé, selon l'expression suivante [61, 62, 64] :

$$y = \frac{\sum_{i=1}^r \omega_i(x) y_i}{\sum_{i=1}^r \omega_i} \quad (II.25)$$

En notant μ_i le degré d'accomplissement normalisé conformément à l'expression :

$$\mu_i = \frac{\omega_i(x) y_i}{\sum_{i=1}^r \omega_i} \quad (II.26)$$

Le modèle de Takagi-Sugeno TS, avec une structure commune du conséquent, peut être exprimé comme un modèle linéaire avec des paramètres dépendants des entrées :

$$y = \sum_{i=1}^r \mu_i(x) a_i^T + \sum_{i=1}^r \mu_i(x) d_i = a^T(x) + d \quad (II.27)$$

Dans le cas des modèles dynamiques de Takagi-Sugeno en temps discret sous la forme non linéaire Auto-Régressive avec entrée exogène (NARX), la relation entre les valeurs précédentes des entrées et sorties avec la sortie prédite $\hat{y}(k+1)$ est établie de la manière suivante :

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n_y+1), u(k), \dots, u(k-n_u+1)) \quad (II.28)$$

Où : k dénote l'instant d'échantillonnage, n_y et n_u sont des entiers liés à l'ordre du système. Une fois que la structure appropriée est établie, la fonction f peut être approximée en utilisant une régression statique non linéaire, correspondant dans notre cas au modèle flou de

type Takagi-Sugeno TS. Dans le modèle NARX, Le vecteur de régression est composé par un certain nombre d'entrées et de sorties précédentes :

$$x = [y(k), \dots, y(k - n_y + 1), u(k), \dots, u(k - n_u + 1)]^T \quad (II.29)$$

Avec $\hat{y}(k+1)$ est la sortie prédite. Pour le cas des systèmes avec retard pur entre l'entrée et la sortie peut être directement incorporé sur le vecteur de régression sous la forme donnée par :

$$x = [y(k), \dots, y(k - n_y + 1), u(k), \dots, u(k - n_u + 1), \dots, u(k - n_d - n_u + 2)]^T \quad (II.30)$$

Où : n_d est une valeur entière du retard en nombre d'échantillons. Par simplicité, nous prenons par la suite $n_d = 1$.

Dans ce cas, les règles du modèle dynamique de Takagi-Sugeno TS prennent la forme :

R_i : Si $y(k)$ est A_{i1} et $y(k-1)$ est A_{i2} et ... et $y(k - n_y + 1)$ est A_{in_y}
 et $u(k)$ est B_{i1} et $u(k-1)$ est B_{i2} et ... et $u(k - n_u + 1)$ est B_{in_y}

$$\text{Alors } y_i(k+1) = \sum_{j=1}^{n_y} a_{ij} y(k-j+1) + \sum_{j=1}^{n_u} b_{ij} u(k-j+1) + d_i \quad i = 1, \dots, r \quad (II.31)$$

La sortie globale du modèle est calculée à partir de l'expression :

$$y(k+1) = \sum_{i=1}^r \omega_i(k) y_i(k+1) \quad (II.32)$$

Dans laquelle $w_i(k) \in [0,1]$ est le degré d'accomplissement normalisé et donnée par :

$$\sum_{i=1}^r \omega_i(k) = 1 \quad (II.33)$$

En plus de la représentation des structures entrée-sortie les plus fréquentes, les modèles flous dynamiques de type Takagi-Sugeno peuvent aussi représenter les systèmes non linéaires sous la forme d'espace d'état. Un exemple d'une représentation basée sur des règles d'un système non linéaire dans l'espace d'état continu est le modèle dynamique de Takagi-Sugeno suivant la i ème règle du modèle s'écrit comme suite :

$$R_i : \text{Si } z_i \text{ est } F_{i1} \text{ et ... et } z_p \text{ est } F_{ip} \text{ Alors } \begin{cases} \dot{x}(t) = A_i x(t) + B_i u(t) \\ y(t) = C_i(t) \end{cases} \quad i = 1, \dots, r \quad (II.34)$$

Où : F_{ij} est l'ensemble flou, $x(t) \in \mathfrak{R}^n$ représente le vecteur d'état, est le vecteur des commandes, $u(t) \in \mathfrak{R}^n$, $A_i \in \mathfrak{R}^{n \times n}$ est la matrice d'état, $B_i \in \mathfrak{R}^{n \times n}$ est la matrice d'entrée du système, $C_i \in \mathfrak{R}^{q \times n}$ est la matrice de sortie et $z_1(t) \dots z_p(t)$ sont les prémisses fonctions de l'état.

Pour une paire $(y(t), u(t))$ donnée, l'inférence du système flou est donnée par :

$$\begin{cases} x(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(z(t))(A_i x(t) + B_i u(t)) \\ y(t) = \sum_{i=1}^r \mu_i(z(t)) C_i x(t) \end{cases} \quad (\text{II.35})$$

II.5.4. Identification d'un système multi entrées multi sorties (MIMO)

Afin de réduire la complexité des systèmes MIMO (Multi entrées multi sorties), la décomposition de ces derniers en sous systèmes MISO (Multi entrées mono sortie) est une approche qui permet d'une part d'éviter la lourde charge de l'approche globale et d'autre part la facilité de mise en œuvre des schémas de commande de ces systèmes [22, 30, 34]. Par leur qualité d'approximateur universel, l'identification floue à base de modèles de Takagi-Sugeno, permet de transformer ces systèmes non linéaires en un ensemble de systèmes linéaires [32, 38].

Considérons un système MIMO à n entrées et n sorties. Après décomposition, chaque système MISO sera décrit par :

$$y_i(k+1) = f_i(x(k)), \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (\text{II.36})$$

Avec le vecteur de régression est donné par :

$$x_i(k) = \left[\{y_i(k)\}_0^n, \{u_i(k - d_{ii})\}_0^n, \{u_1(k - d_{1i})\}_0^n, \dots, \{u_n(k - d_{ni})\}_0^n \right] \quad (\text{II.37})$$

Où k dénote l'échantillon du temps discret, n est un entier relatif à l'ordre du système et d_{ii} est le retard pur de système.

Les systèmes MISO sont identifiés indépendamment, pour des raisons de simplification de la notation, l'index i sera ignoré. La sortie du système s'écrit :

$$y(k+1) = Ay(k) + Bu(k) + \alpha \quad (II.38)$$

Où : α est une constante.

La fonction inconnue $f(\cdot)$ est approximée par un modèle flou de Takagi-Sugeno. Par application de l'algorithme de Gustafson-Kessel GK, l'espace des données est divisé en un ensemble de zones floues, décrites dans notre cas par des fonctions d'appartenance gaussiennes, tandis que les parties conséquentes décrivent le fonctionnement du système dans ces zones. La base de règle pour le système MISO devient :

$$R_l : \mathbf{Si} \ x(k) \text{ est } \Omega_l \mathbf{Alors} \ y^l(k+1) = A_l y(k) + B_l u(k) + a_l, \quad l = 1, 2, \dots, k \quad (II.39)$$

Où : Ω_l est l'ensemble flou antécédent de la i -ème règle, $A_l = [A_{l1}, \dots, A_{ln}]$ et $B_l = [B_{l1}, \dots, B_{ln}]$ sont les vecteurs des deux polynômes A_l et B_l , k est le nombre de règles.

La règle (II.4) peut alors s'écrire :

$$R_l : \mathbf{Si} \ x_1(k) \text{ est } \Omega_{l1} \text{ et } \dots \text{ et } x_p(k) \text{ est } \Omega_{lp} \mathbf{Alors}$$

$$y^l(k+1) = A_l y(k) + B_l u(k) + a_l, \quad l = 1, 2, \dots, k \quad (II.40)$$

Où : $p = 2n^2 + 1$

La sortie du modèle de Takagi-Sugeno TS est alors évaluée par :

$$y(k+1) = \frac{\sum_{i=1}^k \mu_i(x(k)) y^i(k+1)}{\sum_{i=1}^k \mu_i(x(k))} \quad (II.41)$$

$$\text{En posant} \quad \Phi_j(x, c_i, \sigma_i) = \frac{\mu_j(x(k))}{\sum_{i=1}^k \mu_i(x(k))} \quad (II.42)$$

Où $\Phi_j(x, c_i, \sigma_i)$ est la fonction de validation de la fonction gaussienne ayant comme paramètres les centres c_i et les variances σ_i .

$$\mu_i(x(k)) = \exp\left(\frac{-1}{2} \frac{(x_i - c_{i1})^2}{\sigma_{i1}^2}\right) \exp\left(\frac{-1}{2} \frac{(x_p - c_{p1})^2}{\sigma_{ip}^2}\right) \quad (II.43)$$

$$\text{La formule (II.36) devient :} \quad y(k+1) = \sum_{i=1}^K y^i(k+1) \Phi_j(x, c_i, \sigma_i) \quad (II.44)$$

L'identification des systèmes MISO est généralement réalisée en deux étapes : la première s'effectue, hors ligne, pour déterminer les paramètres des antécédents (le cas d'une fonction gaussienne le centre c_i et la variance σ_i^2) et les paramètres linéaires des conséquents. La deuxième étape, en ligne, réalise l'adaptation des paramètres des modèles locaux par l'algorithme des moindres carrés récursifs.

II.5.4.1. Identification hors ligne du modèle flou

L'ensemble des données, noté Z , est construit par la concaténation de la matrice de régression X et du vecteur régressant Y :

$$X = \begin{bmatrix} \dots \\ x(k) \\ \dots \\ x(N-1) \end{bmatrix}, Y = \begin{bmatrix} \dots \\ y(k) \\ \dots \\ y(N-1) \end{bmatrix}, Z^T = [X, Y] \quad (II.45)$$

N est le nombre d'observations.

En appliquant la classification floue, l'ensemble de données Z sera partitionner en N_C sous ensembles flous. Il existe plusieurs algorithmes réalisant cette opération, le C-means, l'algorithme Gatha-Geva et l'algorithme de Gustafson-Kessel (GK) [54] développés par Bezdek et al. dans [29, 42, 61, 62] seront appliquée, par la suite, dans ce travail de thèse.

Les valeurs d'appartenance des données aux groupes seront décrites par une matrice de Partition floue $U = [\mu_{ik}]_{N_C \times N}$, Ou $\mu_{ik} \in [0,1]$ représente le degré d'appartenance de l'observation x_k au groupe i . Chaque groupe est caractérisé par un centre c_i , $C = [c_1, \dots, c_{N_C}]$ est le vecteur des centres. Et une matrice de covariance, $F = [F_1, \dots, F_{N_C}]$, décrivant la variance des données dans le groupe F_i .

Les fonctions d'appartenance type gaussienne choisies dans le cadre de ce chapitre, sont données par :

$$\Omega_{ij}(x_j(k)) = \exp\left(\frac{-1}{2} \frac{(x_j - c_{ij})^2}{\sigma_{ij}^2}\right) \quad (II.46)$$

Les paramètres des conséquents $\theta_i = [A_i; B_i; C_i]$ sont estimés séparément par l'algorithme des moindres carrés récursifs en minimisant la fonction objective suivante :

$$\min_{\theta_i} = \frac{1}{N} [Y - \xi\theta_i]^T Q_i [Y - \xi\theta_i] \quad (II.47)$$

Où : $\xi = [X_1]$ est la matrice de régression augmentée en ajoutant un vecteur colonne unitaire et Q_i est une matrice contenant les valeurs des fonctions de validités Φ_i du i -ème local linéaire modèle de chaque groupe de donnée, représentée par :

$$Q_i = \begin{bmatrix} \Phi_i(x(1), c_i, \sigma_i) & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Phi_i(x(2), c_i, \sigma_i) & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 0 & \dots & \dots & \Phi_i(x(N), c_i, \sigma_i) \end{bmatrix} \quad (II.48)$$

L'estimation par les moindres carrés des paramètres conséquents, ($q_i = [A_i; B_i; C_i]$) est donnée par :

$$\theta_i = [\xi^T Q_i \xi]^{-1} \xi^T Q_i Y \quad (II.49)$$

II.5.4.2. Adaptation en ligne du modèle flou

Dans le cas des systèmes non linéaires multivariés, l'adaptation en ligne est nécessaire pour obtenir un modèle capable de poursuivre le système dans son évolution. Il en résulte un modèle Takagi-Sugeno TS décrit par :

$$y^i = (k+1) = A_i(k)y(k) + B_i(k)u(k) + a_i(k) \quad (II.50)$$

Pendant cette phase d'adaptation, les paramètres des antécédents restent fixes, seuls les paramètres conséquents sont adaptés. Pour chaque j ème modèle localement linéaire, les nouveaux paramètres estimés $q_j(k)$ sont donnés à l'instant k par :

$$\theta_j(k) = \theta_j(k-1) + \delta_j(k)(y(k) - \xi^T(k)\theta_j(k-1)) \quad (II.51)$$

$$\delta_j(k) = \frac{p_j(k-1)\xi(k)}{\xi^T(k)p_j(k-1)\xi(k) + \lambda / \Phi_j(\xi(k), c_j, \sigma_j)} \quad (II.52)$$

$$P_j(k) = \frac{1}{\lambda} [1 - \delta_j(k)\xi^T(k)]P_j(k-1) \quad (II.53)$$

La validation du modèle flou de Takagi-Sugeno peut être obtenue en utilisant le Critères VAF (Variance Accounting For), permet de calculer en pourcentage l'écart normalisé de la variance entre la sortie mesurée et la sortie estimée. L'expression de ce critère est définie

comme suit :

$$\text{VAF} = 100\% \left[1 - \frac{\text{var}(y - \hat{y})}{\text{var}(y)} \right] \quad (II.54)$$

Si le modèle obtenu représente bien le système, la valeur du VAF est de l'ordre de 100%.

II.5.5. Exemple de simulation

Considérons un système multi entrées multi sorties MIMO à 2 entrées et 2sorties, décrite par la représentation d'état suivant :

$$\begin{cases} \dot{x}' = Ax + Bu \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad \text{avec} \quad \begin{matrix} A = [-41, 0.5 - 2], & B = [12, 0 2]. \\ C = [0 2, 10], & D = [0 0, 0 0], \end{matrix} \quad (II.55)$$

Les résultat pour un entrée sinusoidal est montré sur la Figure II.15 et l'erreur mesurer est illustré sur la Figure II.16.

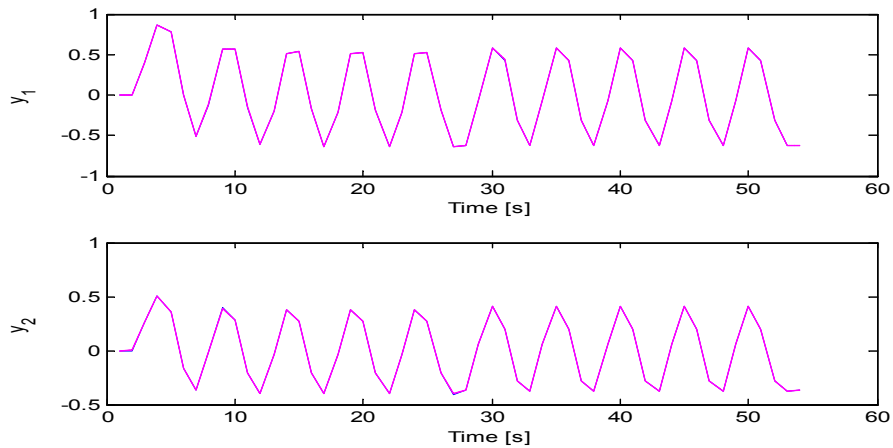


Figure II.15: Résultat pour un entrée sinusoidal avec vaf = [99.997, 99.9996]

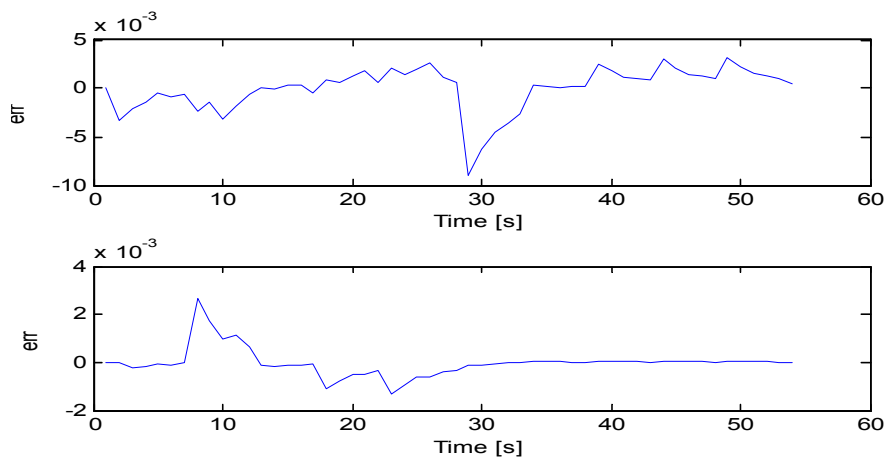


Figure II.16: Erreur de mesures

Les résultat pour un entrée entré carré est montré sur la Figure II.17 et l'erreur mesurer est illustré sur la Figure II.18.

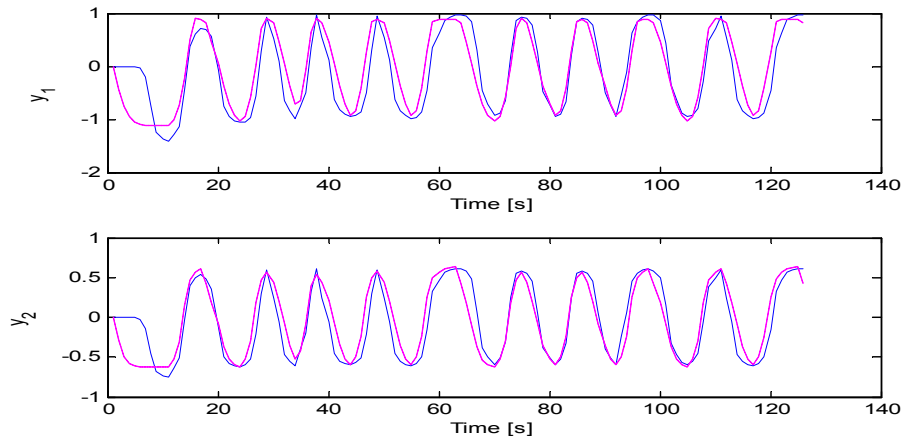


Figure II.17 : Résultats pour un entré carré avec vaf =[87.5343, 79.1556]

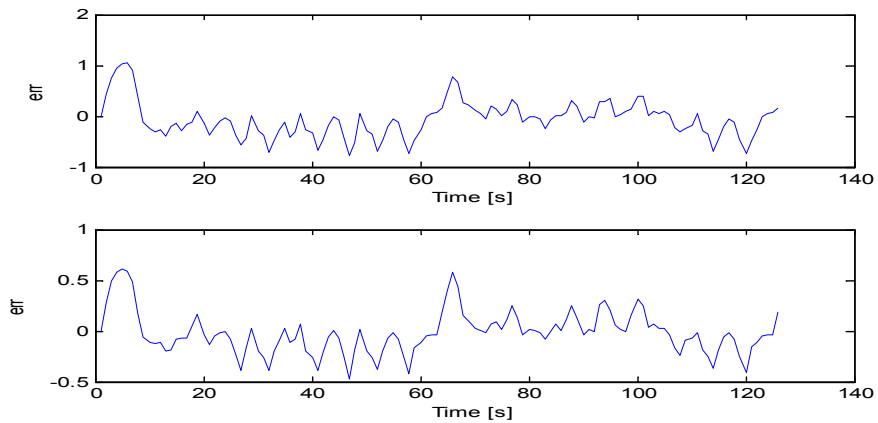


Figure II.18 : Erreur de mesures

Les résultat pour des donnés aléatoires est montré sur la Figure II.19 et l'erreur mesurer est illustré sur la Figure II.20.

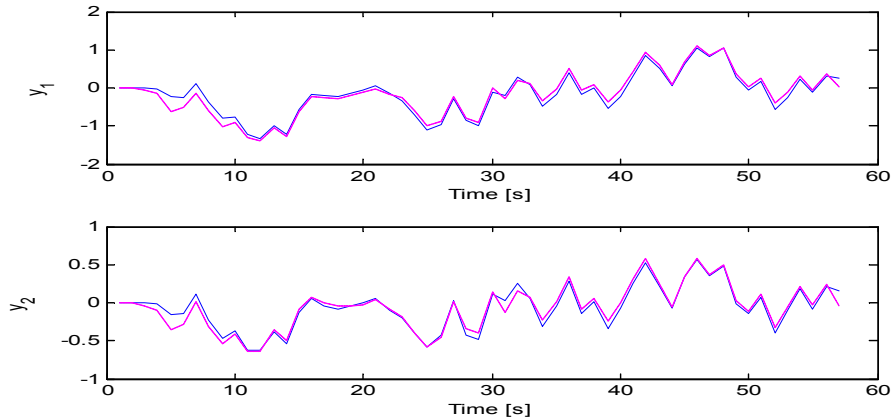


Figure II.19 : Résultats pour des données aléatoires avec $vaf = [94.8383, 94.3549]$

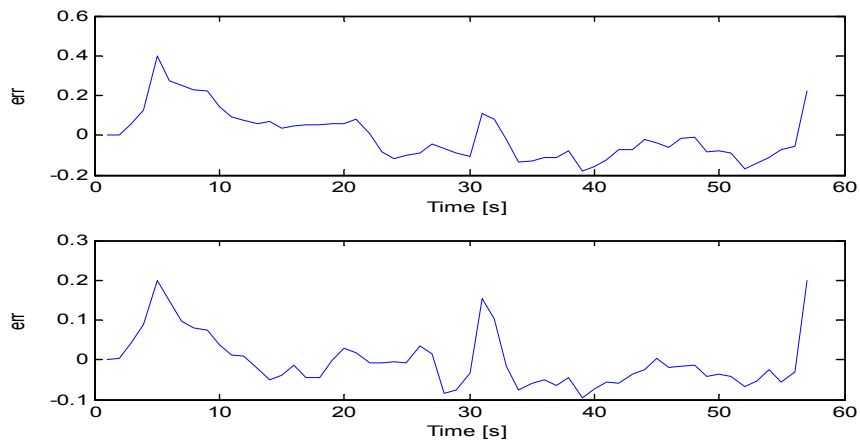


Figure II.20 : Erreur de mesures

II.6. Commande floue

De façon générale, un système de commande a pour objectif de piloter l'entrée d'un processus afin d'obtenir un fonctionnement correct de ce dernier. Lorsqu'on dispose d'un modèle plus ou moins précis du système à commander, on peut utiliser un contrôleur de structure standard, fixe ou adaptatif, dont les paramètres seront évalués à partir du modèle. Malheureusement, lorsque le système est difficilement modélisable, la conception du contrôleur peut s'avérer très complexe, sinon impossible [17, 24, 28, 38, 86].

Lorsqu'un opérateur humain commande manuellement un système, les actions qu'il réalise sont dictées par une connaissance subjective du fonctionnement de ce système.

En effet, la commande finale du système est créée en utilisant les conclusions de la déduction [33, 35, 50, 64, 81, 82]. En résumé, un contrôleur flou comporte les différents éléments suivants :

- Un sous-système d'interface avec le flou, composé en général d'un ensemble de variables linguistiques,
- Une base de connaissances : «base de données» et «base de règles linguistiques de commande»,
- Un sous-système réalisant un raisonnement en utilisant des méthodes issues de la logique floue,
- Un sous-système d'interface avec le non flou, qui fournit la ou les commandes envoyées au système.

La Figure II.21, montre la structure générale d'un contrôleur flou, le fonctionnement précis de chacun des sous ensembles est décrit dans la suite dans ce chapitre.

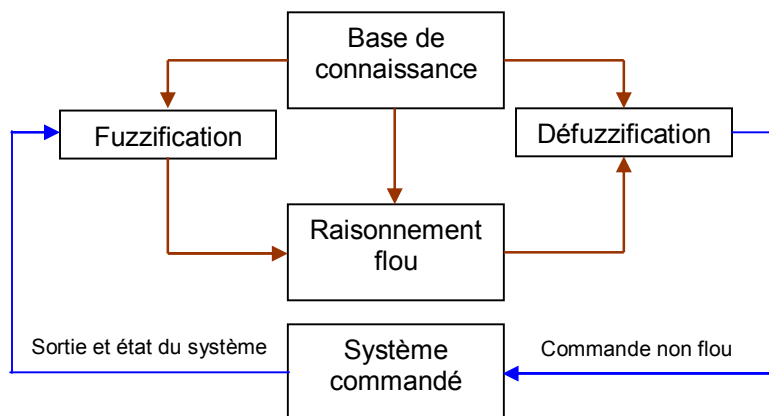


Figure II.21 : Configuration générale d'un contrôleur flou

II.6.1. Fuzzification

La fuzzification est réalisée dans l'interface d'entrée du contrôleur flou, durant cette phase, les informations issues du système sont tout d'abord normalisées. Ensuite, les données normalisées sont transformées en qualifications linguistiques, en utilisant des règles sémantiques définies par un expert [38, 64].

Durant la phase de normalisation, chaque mesure issue du système est modifiée pour fournir une valeur appartenant à un univers du discours relativement simple.

On peut choisir comme univers du discours un intervalle centré sur zéro $[-c, +c]$. Si la mesure initiale x est comprise dans un autre intervalle $[a, b]$, la normalisation est souvent réalisée par transformation linéaire, selon l'équation suivante :

$$y = \frac{2c}{b-a} \left[x - \frac{a+b}{2} \right] \quad (II.56)$$

L'univers du discours est ensuite représenté par une variable linguistique, qui comporte un nombre assez restreint de termes (en général trois, cinq ou sept) de façon à limiter le nombre de règles [32, 38]. Enfin, les valeurs normalisées déduites de chacune des entrées sont transformées en qualifications linguistiques, en utilisant les variables linguistiques correspondantes.

La fuzzification est une étape clé dans tout contrôleur flou, dont la variable linguistique est définie par une expertise, doit respecter un certain nombre de critères afin d'être efficace [61, 64, 81]:

- Chaque terme linguistique est un nombre flou, de noyau non nul et dont la fonction d'appartenance est convexe,
- Les fonctions d'appartenance doivent respecter l'ordre linguistique,
- Les fonctions d'appartenance ne doivent pas trop se superposer. On tolère en général un chevauchement qui ne dépasse pas la mi-hauteur des termes linguistiques consécutifs

II.6.2. Règles floues

Les règles floues permettent de déduire des connaissances concernant l'état du système en fonction des qualifications linguistiques fournies par l'étape de fuzzification, ces connaissances sont également des qualifications linguistiques [32, 38].

Habituellement, les règles floues sont déduites des expériences acquises par les opérateurs ou les experts, ces connaissances sont traduites en règles simples pouvant être utilisées dans un processus d'inférence floue [61, 64].

II.6.3. Inférence floue de Sugeno

Sugeno a proposé une méthode d'inférence floue qui garantit la continuité de la sortie [17, 24, 32, 38]. Cette méthode d'inférence s'avère très efficace dans des applications faisant intervenir à la fois des techniques linéaires, d'optimisation et adaptatives. Dans l'inférence de Sugeno, les règles floues sont exprimées de la façon suivante :

$$\text{R\`egle } i : \text{Si } (x_1 \text{ est } A_{i1}) \text{ et } \dots \text{ et } (x_m \text{ est } A_{im}) ; \text{ Alors } y = f_i(x_1, \dots, x_m)$$

Ou : x_1, \dots, x_m et y sont des éléments des univers du discours X_1, \dots, X_m et A_{i1}, \dots, A_{im} sont des termes linguistiques sur ces mêmes univers du discours, y est une fonction de x_1, \dots, x_m .

Le problème consiste à déterminer les paramètres de la fonction, ce qui est possible en utilisant une méthode d'optimisation. Par exemple, une méthode utilisant un réseau de neurones comme système d'optimisation a été décrite dans [7]. Par rapport à l'inférence de Sugeno, celle de Mamdani est plus intuitive, plus générale et elle s'adapte particulièrement bien à l'utilisation de connaissances issues d'une expertise humaine.

II.6.4. Défuzzification

Comme nous avons vu dans la section précédente, les méthodes d'inférence fournissent un résultat qui est une fonction d'appartenance. Or, la sortie du contrôleur est en général une grandeur continue, prenant sa valeur dans un intervalle. La défuzzification est le traitement qui permet de définir une correspondance entre le résultat de l'inférence et la grandeur continue fournie en sortie [62, 86, 87].

II.6.3.1. Défuzzification par centre gravité

La défuzzification par centre de gravité consiste à calculer l'abscisse du centre de gravité de la fonction d'appartenance donnée par [62, 64, 86]:

$$y_{cg} = \frac{\int y \cdot \mu_{B_{res}}(y) dy}{\int y \cdot B_{res}(y) dy} \quad (II.57)$$

En pratique, on estime le centre de gravité en calculant la moyenne d'un certain nombre de points échantillonnés sur la fonction [32, 38]:

$$y_{cg} = \frac{\sum y_i \cdot \mu_{B_{res}}(y_i)}{\mu_{B_{res}}(y_i)} \quad (II.58)$$

Le temps nécessaire au traitement est directement proportionnel au nombre de points retenus pour le calcul de la moyenne. Selon les contraintes fixées par l'application, il y a un compromis à réaliser entre la précision souhaitée et le temps de calcul disponible.

II.6.3.2. Défuzzification par centre maximum

Dans cette méthode, la valeur de sortie est estimée par l'abscisse du point correspondant au centre de l'intervalle pour lequel la fonction d'appartenance est maximale, cette valeur est donnée par l'expression suivante :

$$y_{cm} = \frac{\inf M + \sup M}{2} \quad (II.59)$$

Dans laquelle M est l'ensemble des points pour lesquels la fonction d'appartenance est maximale :

$$M = \{y \in [-c, c] \mid \mu_{B_{res}}(y) = H(B_{res}) \} \quad (II.60)$$

Dans le cas discret, on explore en fait la liste de tous les points pour lesquels la fonction d'appartenance est maximale afin de trouver le plus petit et le plus grand [32, 38, 64].

II.6.3.3. Défuzzification par valeur maximum

Cette méthode ne s'utilise que dans le cas discret, on choisit comme sortie y_m l'abscisse de la valeur maximale de la fonction d'appartenance résultante μ , lorsque cette fonction d'appartenance est écrêtée, on prend la moyenne des abscisses du maximum, donnée par :

$$y_m = \frac{\sum_{y_i \in M} y_i}{|M|} \quad (II.61)$$

II.6.4.Exemple d'application

Dans cet exemple, nous avons appliquée la commande floue sur un modèle d'un système non linéaire. Les résultats obtenus pour cet exemple sont présenté sur les Figures II.22 et II.23, la première montre les résultats de simulation et de stabilité de système de commande floue et la deuxième montre les résultats de simulation de stabilité de système de commande floue avec la poursuite des changements dans le système.

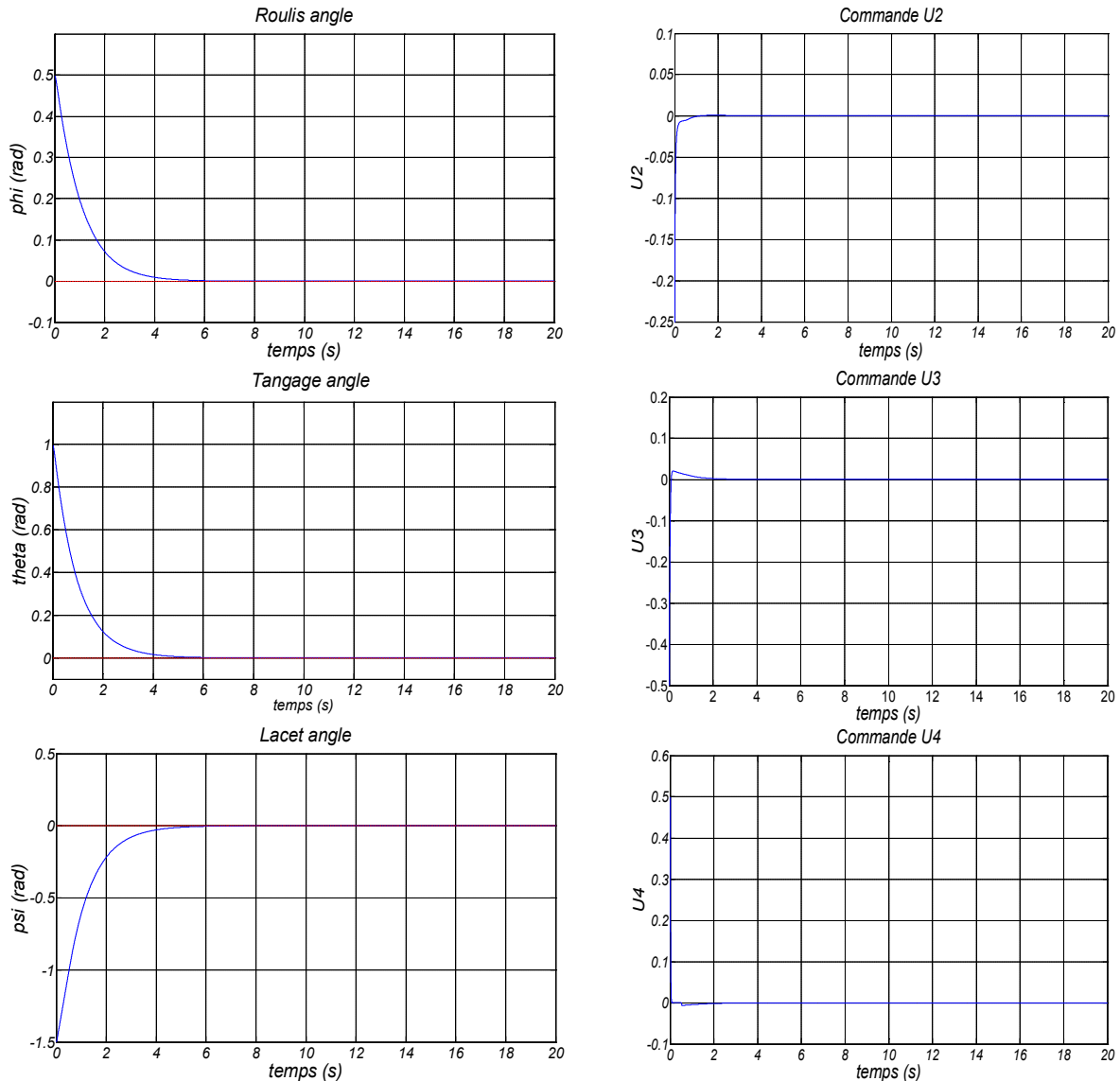


Figure II. 22 : Résultats de stabilité de système par la commande floue

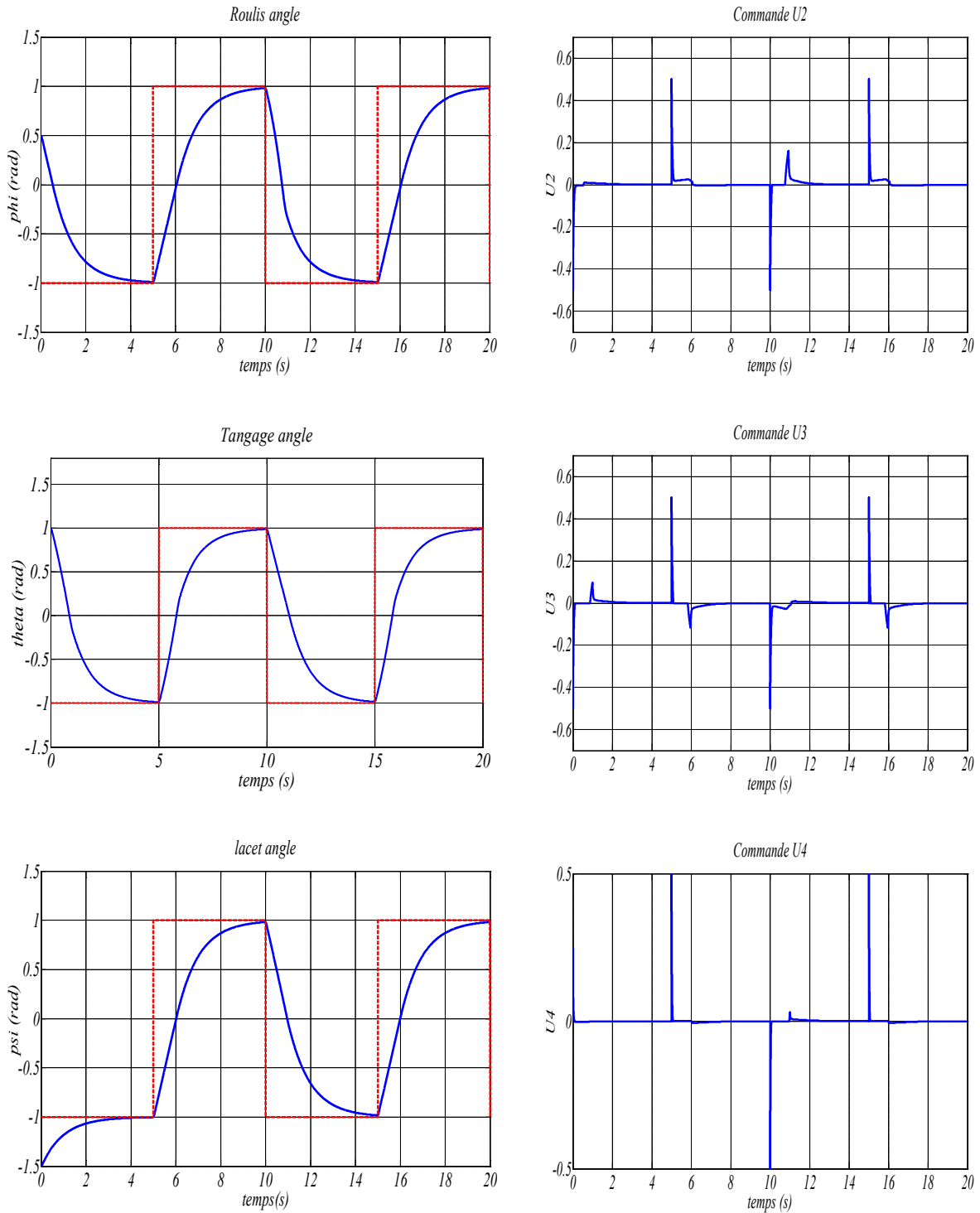


Figure II.23 : Résultats de stabilité de système par la commande floue avec la poursuite

II.7. Conclusion

Ce chapitre nous a permis de faire un état de l'art sur les concepts de la logique floue (en modélisation et en commande), ce qui nous a permis de donner l'intérêt de la logique floue dans le domaine de modélisation et commande des systèmes complexes et non linéaire pour les processus industriels. D'abord nous avons donné les concepts flous en utilisant les sous ensembles flous et les différentes opérations dédiées aux sous-ensembles flous. En suite, la modélisation floue est présentée ; cette modélisation floue est constituée d'un ensemble de règles comportant des variables linguistiques de type *if-then*.

En effet, La modélisation des systèmes industriels consiste à représenter ses comportements dynamiques à l'aide d'un modèle mathématique fiable. Ces connaissances conduisent à approximer les variables de système non linéaire et de rendre ces non linéarité exploitable pour une stratégie de commande. Dans ce travail, nous avons proposé l'utilisation d'une approche de classification floue, qui a l'avantage de permettre la génération automatique des fonctions d'appartenance à des régions floues à partir des données de système, nous avons basée notre étude sur l'algorithme des C-moyennes floues (FCM) et l'algorithme de Gustafson-Kessel (GK). Cette approche permet de tenir compte à la fois des connaissances d'un expert humain et de l'incertitude et de l'imprécision des données traitées par le contrôleur.

Dans ce but de modélisation floue des systèmes, nous avons opté pour l'intérêt porté sur l'utilisation des modèles Takagi-Sugeno, qui permettent une décomposition d'un système non linéaire en un ensemble de sous systèmes linéaires. Dans ce cadre, nous avons abordé une description d'une méthodologie générale pour la construction des modèles flous du type Takagi-Sugeno en modélisation et en commande. Donc, ce chapitre envisage une autre solution à partir des techniques floues à base de Takagi-Sugeno modèles, en mettant l'accent sur les besoins communs qui sont la génération des fonctions d'appartenance et l'obtention des paramètres des conséquents, en vue de son application par la suite, dans ce travail de thèse, dans le but de la modélisation des variables d'une turbine à gaz.

CHAPITRE III

APPLICATION DE LA MODELISATION FLOUE DE TYPE TAKAGI-SUGENO A UN SYSTEME DE TURBINE A GAZ

L'implémentation d'une stratégie de commande et régulation d'un système industriel nécessite l'utilisation des modèles fiables de ce système et exploitable en commande. Ce chapitre propose d'identifier et de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz, basée sur l'identification et la modélisation floues à partir des données expérimentales, développées dans le chapitre précédent, pour approximer les variables de ce système non linéaire en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme des règles et variables linguistiques. Cela, est dans le but de réaliser une conduite efficace de ce système qui repose sur l'utilisation des modèles obtenus dans leur stratégie de contrôle. Cette représentation qui traduit le fonctionnement de turbine à gaz à travers des relations mathématiques, liant les différentes variables de ce système faite sur la base de données recueillies sur cette machine tournante. L'approche floue proposée est effectuée dans un environnement d'exploitation réel. Pour valider et évaluer la capacité du modèle, une comparaison avec d'autres techniques à base d'intelligence artificielle est proposée. Les résultats obtenus de cette modélisation ont permis la compréhension et d'analyser les phénomènes mis en jeu dans deux exemples de turbines à gaz (GE MS5001P et Solar TITAN130).

III.1. Introduction

Vu la complexité croissante de cet équipement et leurs contraintes d'exploitation sévères augmentent avec leur utilisation des valeurs ajoutées sur ces stratégies de supervisions. Dans ce cadre, l'approche de modélisation et l'identification intégrer les outils de l'intelligence artificielle, basée sur la logique floue est proposée, afin d'éviter la détériorer de leurs performances te garantir la supervision de cette turbines à gaz examinée. Ce qui a permis la synchronisation des actions modules de contrôle et de surveillance de cette machine tournante.

Dans ce cadre, on propose une contribution à un thème industriel important en intégrant des outils de classification floue pour déterminer des modèles robustes concernant les turbines à gaz. A partir des bases de données et de l'historique d'exploitation d'une turbine à gaz, en exploitant les techniques de Takagi-Sugeno, pour modéliser la dynamique de cette machine. Ce chapitre propose l'application des approches développées dans le chapitre précédent, pour modéliser la dynamique de deux turbines à gaz de type GE MS5001P et une turbine de type Solar, en utilisant les techniques flous de type Takagi-Sugeno avec des linéarisations des régions floues dans l'espace d'état, afin de déterminer les fonctions d'appartenance des règles et d'estimer les paramètres de ces fonctions, basée sur les techniques de classification floue (clustering flou) avec la minimisation d'une fonction objectif. Dans ce cadre l'algorithme Gustafson-Kessel (GK) a été utilisé pour la modélisation floue des variables mise en jeu dans les turbines à gaz examinées.

Ce chapitre, vise à rappeler dans un premier temps le fonctionnement des turbines à gaz avec description de leurs composants. En suite, nous montrerons, comment les méthodes de modélisation proposées peuvent être une aide très utile pour déterminer des modèles robustes concernant les turbines à gaz examinées. On présente les résultats d'application de système de modélisation floue, appliqué à deux exemples de turbines à gaz (GE MS5001P et Solar) à partir des données réelles des différents capteurs, en tenant compte des données incomplètes et en les reconstituant, sur le système examiné. Les résultats d'application seront présentés, afin de montrer le degré d'amélioration du comportement dynamique de deux systèmes examinés.

III.2. Fonctionnement des turbines à gaz

Une turbine à gaz est un moteur à combustion interne qui utilise l'énergie gazeuse de l'air, en convertissant l'énergie chimique du carburant en énergie mécanique, il est conçu pour extraire, autant que possible, l'énergie du combustible. En effet, les turbines à gaz sont aussi appelés des turbines à combustion, sont utilisés dans un large éventail d'applications, y compris la production d'électricité, la cogénération, la transmission de gaz naturel, ainsi que diverses applications de processus. Cependant, une turbine à gaz est un moteur à combustion interne, qui fonctionne avec un mouvement rotatif et un mouvement alternatif. Ces turbines à gaz sont essentiellement composées de trois éléments principaux: le compresseur, la chambre de combustion et turbine de puissance [18, 21, 23, 36, 40, 43].

Dans la section de compresseur, l'air ambiant est aspiré et comprimé jusqu'à 30 fois la pression ambiante est dirigé vers la section de chambre de combustion où le combustible est introduit et mis à feu par des brûlures. La chambre de combustion peut être soit annulaire ou un silo. En pratique, les turbines peuvent intégrer plusieurs forme de chambres de combustion, selon l'application et l'utilisation de turbine à gaz [36, 38]. Le processus de combustion peut être classée comme diffusion de flamme, ou pré mélangé avec combustion par étage, le mélange de combustion de l'air carburant ont lieu simultanément dans la zone de combustion primaire. Cela génère des régions de mélanges air / carburant avec des températures très élevées. La section de turbine de puissance a pour fonction de produire de la puissance d'arbre de sortie utilisable pour entraîner la charge. En outre, il doit également fournir une puissance pour entraîner le compresseur et tous les accessoires du moteur. Elle le fait en augmentant la température élevée, de pression et de vitesse du gaz et convertir l'énergie mécanique en énergie gazeux sous la forme de puissance à l'arbre [23].

Le cycle simple est le cycle d'exploitation de base la plupart des turbines à gaz avec une efficacité thermique allant de 15 à 42 % de rendement thermique de cycle, définie comme le rapport entre l'énergie utile de l'arbre pour alimenter l'entrée d'énergie [37]. Simples turbines à gaz à cycle sont généralement utilisés pour des applications de puissance arbre sans récupération de la chaleur des gaz d'échappement.

Par exemple, les turbines à gaz à cycle simple, sont utilisées par les installations de production d'électricité en cas d'urgence ou pendant les périodes de grande demande d'énergie électrique [18, 40].

III.2.1. Description des composants d'une turbine à gaz

La turbine se compose d'un dispositif de démarrage, d'accessoires, d'un compresseur axial, d'un système de combustion et d'une turbine de détente et le système d'échappement, comme il est montré sur la Figure III.1. Le compresseur et la turbine sont reliés par un arbre unique (cas d'une turbine mono arbre), supporté par deux paliers lubrifiés sous pression, l'extrémité de l'arbre d'entrée du rotor est couplée au réducteur des auxiliaires, équipé de ses propres arbres destinés à entraîner la pompe à combustible, la pompe à huile et d'autres dispositifs tels que compresseur ou autre élément [5, 18, 23].

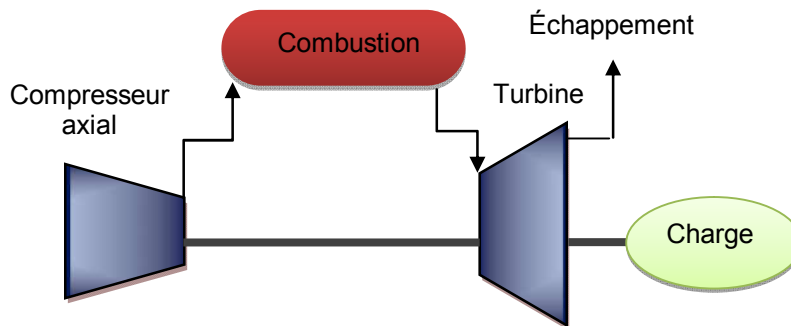


Figure III.1 : Composants d'une turbine à gaz simple

III.2.1.1. Section compresseur

La section compresseur à débit axial se compose d'un rotor et d'une série de corps, ces corps renferment les aubes orientables, les étages du rotor et l'aubage du stator, ainsi que les deux rangées d'aubes fixes de guidage, sont appelées E.G.V. Dans le compresseur, l'air est mis en rotation par une rangée circulaire d'aubes mobiles de rotor, et subit une augmentation de vitesse. En franchissant ensuite une rangée d'aubes fixes de stator, comme il est montré sur la Figure III.2, la vitesse de l'air diminue et sa pression augmente [36, 38, 40].

Les aubes du rotor fournissent l'énergie nécessaire à la compression de l'air dans chaque étage et les aubes du stator guident l'air suivant une direction bien définie vers l'étage suivant. A la sortie du corps d'échappement du compresseur, l'air est dirigé vers les chambres de

combustion. Une partie de l'air du compresseur est utilisée pour le refroidissement de la turbine, l'étanchéité des paliers et la commande du dispositif anti-pompage [36, 38, 40]. Afin d'obtenir des performances élevées, les jeux entre rotor et stator doivent être très réduits et les pièces doivent être fabriquées et assemblées avec une très grande précision.

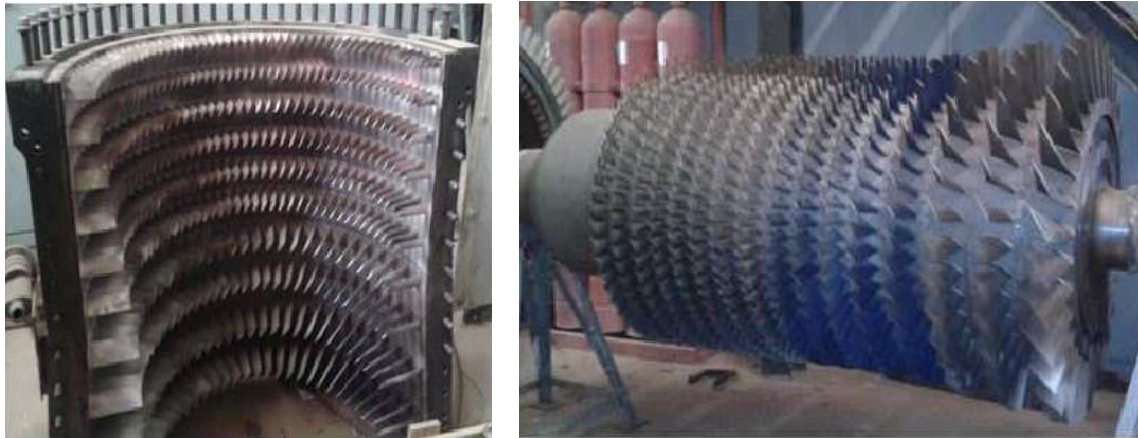


Figure III.2: Compresseur axial stator et rotor

III.2.1.2. Section combustion

Le système de combustion est du type à flux inversé et se compose de nombreux chambres combustion équipées des composants ; Tube de flamme, écrans de radiation (flow-sleeve), pièces de transition et tubes d'interconnexion. Bougies, détecteurs de flamme et injecteurs de combustible font également partie du système, comme il est montré sur les Figures III.3 et III.4. Les gaz chauds issus de la combustion du fioul dans les chambres servent à entraîner la turbine. Dans un système à flux inversé, l'air en sortie du compresseur passe autour des pièces de transition pour pénétrer ensuite dans l'espace annulaire entourant chacun des dix tubes de flamme [18, 43].

L'air comprimé qui entoure le tube de flamme, passe radialement à travers la cloison de celui-ci par des séries de petits trous, et vient heurter des bagues soudées sur la cloison interne du tube de flamme. Ces bagues ou anneaux brasés à l'argent sont utilisés pour diriger l'air le long de la paroi interne du tube de flamme et former ainsi un film qui protège la cloison interne du tube des gaz de combustion brûlants [36, 40, 43].

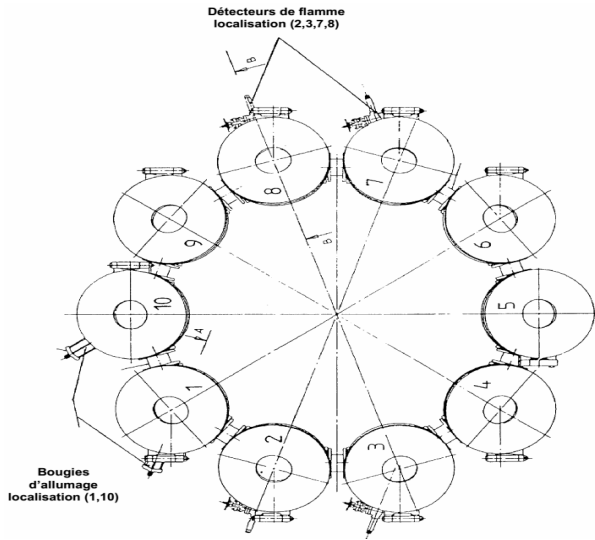


Figure III.3 : Disposition du système de combustion



Figure III.4 : Chamber de combustion de la turbine TG GE 50001P

Le combustible est introduit dans chaque chambre de combustion par un injecteur, les dix chambres de combustion sont reliées entre elles par des tubes d'interconnexion dont le but est de propager la flamme aux autres chambres non encore allumées, à partir de l'une des chambres équipées de bougie, comme ils sont montrés sur les Figures III.5 et III.6.

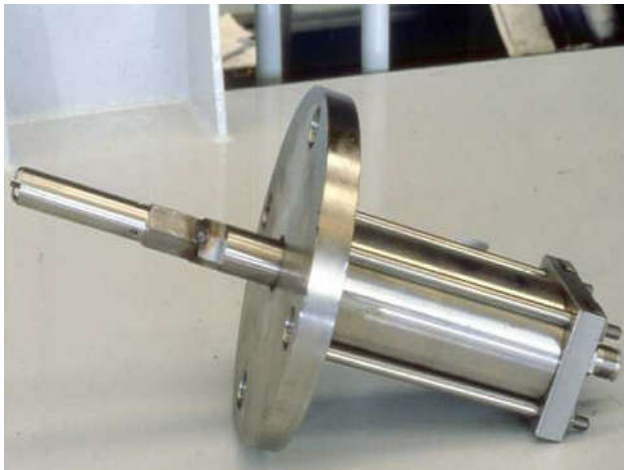


Figure III.5 : Bougie d'allumage



Figure III.6 : Détecteurs de flamme ultraviolets

III.2.1.3. Section turbine

Chaque étage turbine se compose d'une directrice et d'une roue avec son aubage, la section turbine comprend le rotor, le corps, les directrices, les segments de protection, le cadre d'échappement et le diffuseur d'échappement. Le rotor turbine est un ensemble assemblé par des tirants se composant d'une pièce de liaison (distanceur), des roues (une pour chaque étage), de deux entretoises, comme ils sont montrés sur les Figures III.7, III.8 et III.9, enfin d'un arbre de sortie à l'arrière. La dimension des aubes turbine augmente en longueur du profil du 1er au 3ème étage [18, 40]. En raison de la réduction de pression engendrée par la détente dans chaque étage, une zone annulaire plus importante (divergent) est nécessaire pour permettre l'écoulement des gaz ; d'où la dimension croissante des aubes.

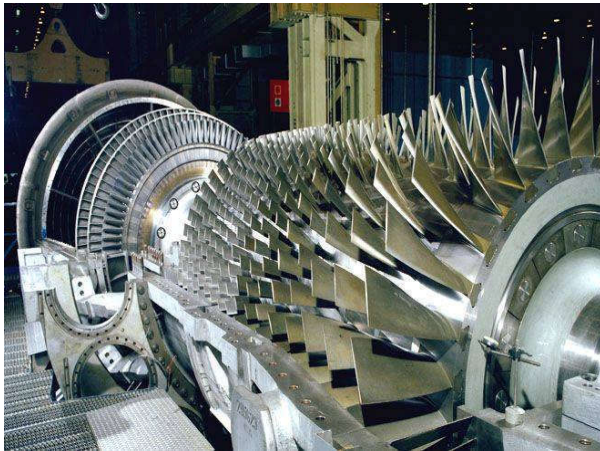


Figure III.7 : Rotor d'une turbine



Figure III.8 : Stator d'une turbine



Figure III.9 : Espace roues pour la transformation d'énergie

III.2.1.4. Section aspiration et échappement

Il est nécessaire de traiter l'air atmosphérique avant qu'il ne pénètre dans la turbine pour répondre aux conditions de l'environnement afin que la machine puisse atteindre les performances désirées. Le système d'aspiration d'air est conçu pour répondre à ces exigences [21, 23]. De même, les bruits à haute fréquence dus à l'aubage du rotor du compresseur à l'entrée de la machine doivent être atténués. Côté échappement, les gaz rejetés nécessitent un équipement approprié selon que ces gaz sont rejetés directement à l'atmosphère ou dirigés vers une chaudière de récupération de chaleur [37, 43].

A. Système d'admission d'air

Le système d'admission d'air, en aval du filtre à air, ce système se compose d'une gaine, suivie de silencieux du type "à baffles parallèles", puis d'un grillage situé dans le coude d'entrée d'air en aval duquel l'air atteint le caisson d'aspiration de la turbine à gaz [18, 43]. Comme il est montré sur la Figure III.10, le caisson d'aspiration comporte le corps d'entrée du compresseur axial.

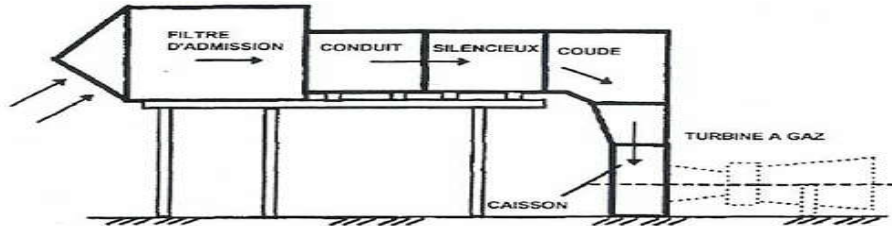


Figure III.10 : Représentation de compartiment d'admission

B. Système d'échappement des gaz

Au niveau de la section échappement, les gaz utilisés pour entraîner la turbine sont réacheminés pour être soit rejetés à l'atmosphère, comme il est montré sur la Figure III.11, soit dirigés vers une chaudière de récupération [18, 43].

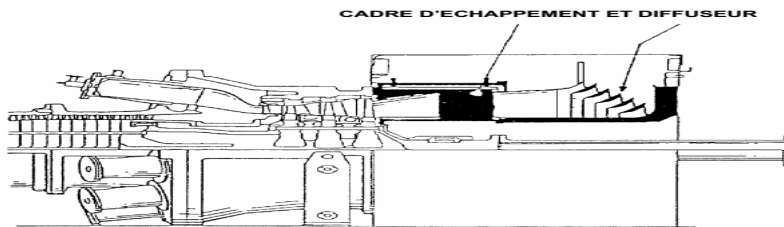


Figure III.11 : Cadre d'échappement et diffuseur

III.3. Principe d'exploitation d'une turbine à gaz

Dès que le système de démarrage de la turbine est activé et que l'embrayage est engagé, l'air ambiant est aspiré, filtré puis comprimé dans les étages du compresseur axial [23, 47]. Pour empêcher le pompage du compresseur au démarrage, des vannes d'extraction d'air du 11ème étage sont ouvertes et des aubes orientables (I.G.V.) situées à l'entrée du compresseur sont en position fermée. A la vitesse de rotation nominale, les vannes d'extraction d'air du 11ème étage se ferment automatiquement tandis que les aubes orientables (I.G.V.) assument leur position normale de fonctionnement et se sont déjà légèrement ouvertes pour atteindre un angle intermédiaire (cas des I.G.V. modulées) [7, 18].

L'air comprimé en provenance du compresseur pénètre dans l'espace annulaire à la périphérie des dix chambres de combustion, d'où il s'introduit entre les enveloppes intermédiaires et les tubes de flamme [6, 38]. Les injecteurs introduisent le combustible dans chacune des dix chambres de combustion où il se mélange à l'air, comme il est montré sur la Figure III.12. L'allumage s'effectue grâce à deux bougies rétractables, mais une seule est suffisante pour effectuer l'opération [5, 40].

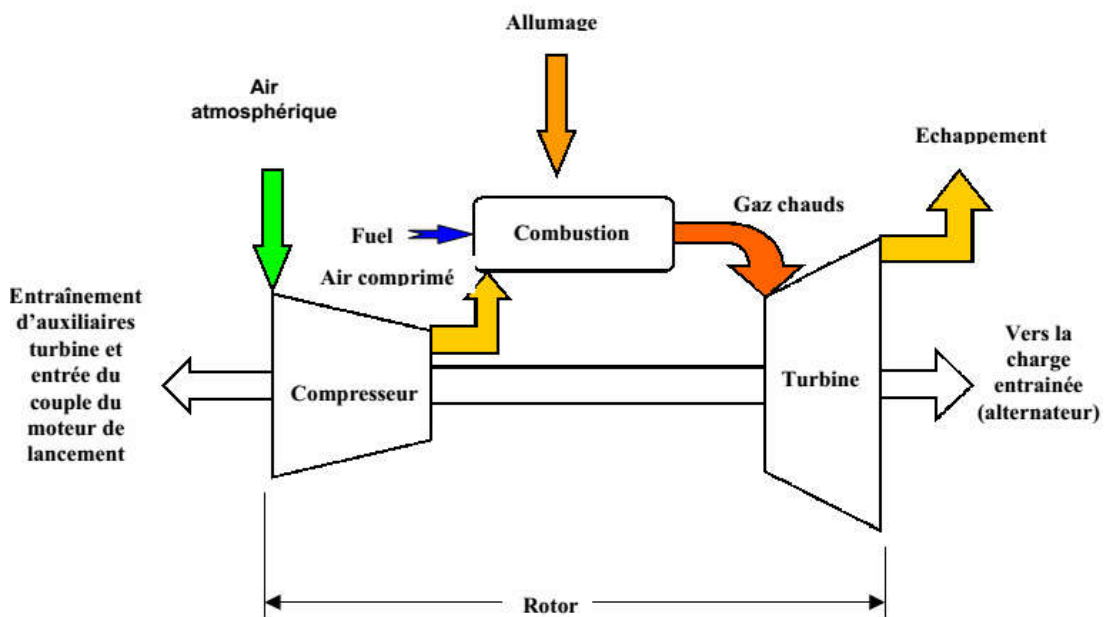


Figure III.12 : Fonctionnement d'une turbine à gaz

Au moment où l'allumage se produit au niveau d'une des deux bougies équipant ces chambres, la combustion se propage dans les autres chambres à travers des tubes d'interconnexion qui les relient entre elles au niveau de la zone de combustion [18, 43].

A peu près à 50 % de la vitesse nominale de la turbine, la pression régnant à l'intérieur des chambres de combustion est suffisante pour provoquer le retrait des électrodes des bougies afin de le protéger du rayonnement des flammes [5, 18, 23]. Les gaz chauds issus des chambres de combustion franchissent les pièces de transition emboîtées à l'extrémité arrière de chaque tube de flamme pour traverser ensuite les trois étages turbine où ils se détendent. Chaque étage se compose d'un ensemble d'aubes fixes suivies d'une rangée d'aubes mobiles. Dans chaque rangée d'aubes fixes, l'énergie cinétique du jet de gaz augmente, en même temps que la pression chute [36, 43].

Dans la rangée adjacente d'aubes mobiles, une partie de l'énergie cinétique du jet est convertie en travail utile transmis au rotor de la turbine sous la forme d'un couple mécanique. Après leur passage dans les aubes du troisième étage, les gaz d'échappement traversent le diffuseur, qui comporte une série de déflecteurs ou aubes de guidage transformant la direction axiale des gaz en direction radiale et diminuant ainsi les pertes à l'échappement. Puis les gaz sont envoyés dans le cadre d'échappement. La rotation résultante de l'arbre entraîne le rotor de l'alternateur et certains auxiliaires [4, 18, 23, 43].

III.4. Types des turbines à gaz

Dans plusieurs applications industrielles, il existe principalement deux types de turbine à gaz, cette classification est selon le nombre des arbres utilisé dans ces turbines à gaz [18, 21, 37, 43].

III.4.1. Turbine à gaz à un seul arbre

Dans ce type de turbine, le compresseur et les sections de la turbine de ces machines se composent d'un seul rotor simple, où la turbine produit l'énergie pour entraîner le compresseur ainsi que l'énergie pour entraîner la charge. Les turbines à un seul arbre sont favorables dans le cas où la charge est constante [18, 40, 43]. Les turbines à un seul arbre sont aptes à l'entraînement des machines qui fonctionnent à vitesse constante, telle que les alternateurs et,

pour cette raison, sont employées dans la génération d'énergie électrique, comme il montré sur la Figure III.13.

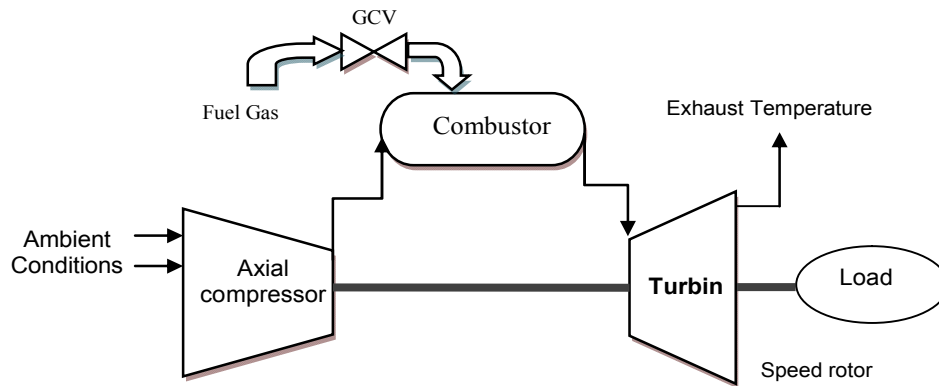


Figure III.13 : Turbine à gaz a un seul arbre (signal shaft)

III.4.2. Turbine à gaz à deux arbres

Les turbines à gaz à deux arbres utilisent dans les applications où la puissance est réglée en variant la vitesse de la machine conduite [18, 23, 43, 46]. Dans ce cas, la turbine est divisée en deux sections séparées mécaniquement, comme il est montré sur la Figure III.14. Ce type de turbine à gaz comprend ; Une section a haute pression, qui fonctionne à vitesse constante dans une plage de puissances, et entraîne exclusivement un compresseur axial et une section à basse pression liée à la machine conduite par l'intermédiaire d'un accouplement. Cette section peut changer sa vitesse de rotation indépendamment de la section turbine à haute pression [7, 18, 23, 43].

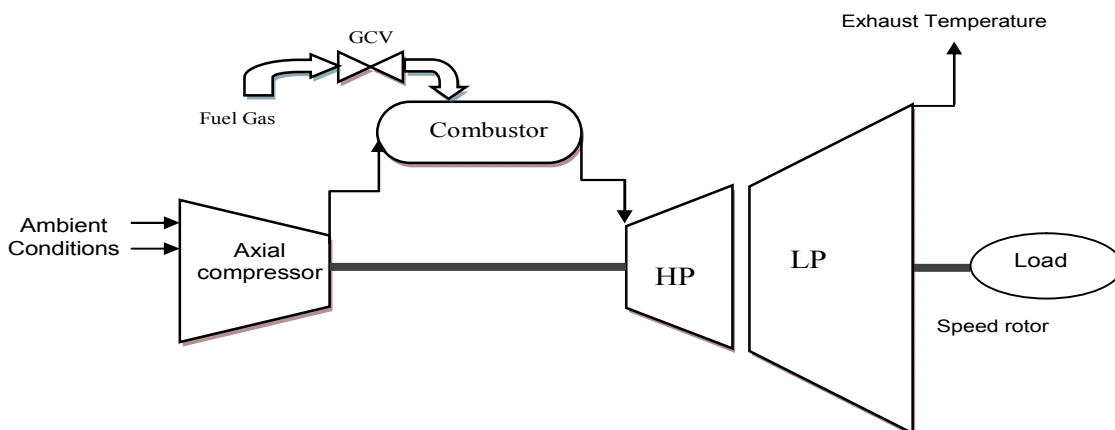


Figure III.14 : Turbine à gaz a deux arbre (two shaft)

III.5. Vibrations des turbines à gaz

La surveillance des vibrations est toujours un sujet d'actualité dans la plupart des secteurs industriels, qui utilisent les machines tournantes. En effet, ce domaine est conçu pour fournir des mesures de protection contre ces phénomènes d'instabilité de base et fournit le même niveau d'information pour leurs diagnostics, l'évaluation du comportement dynamique approfondi réalisés sur ces machines tournantes. Cependant, dans les turbines à gaz les signaux vibratoires de large bande sont souvent difficiles à interpréter, en raison des problèmes de la fiabilité des données recueillies sur ces turbines à gaz dans l'environnement de leurs exploitations. Dans plusieurs applications industrielles il y a des méthodes qui sont déjà développées dans la littératures[] pour améliorées les systèmes de surveillance des turbines à gaz, pour donner l'état et les informations d'exploitation d'une turbine à gaz à partir de ces signaux vibratoires. Néanmoins, ces méthodes présentent plusieurs inconvénients dans leurs mise en marche pour intégrés la source de vibration dans ces systèmes de surveillances.

L'analyse des données de vibrations dans turbines à gaz est utilisée pour collecter les données et de faire les différents traitements et ses mises à l'échelle. Pour notre application, les points de mesures ont été réalisées sur le système de turbine à gaz, à partir des accéléromètres mobiles pour les deux paliers. Il y a trois capteurs d'accéléromètres sur les positions (Horizontal, Vertical et Axial) à chaque palier. Dans une machine tournante quelconque en fonctionnement génère des vibrations que l'on peut classer de la façon suivante dans le tableau III.1.

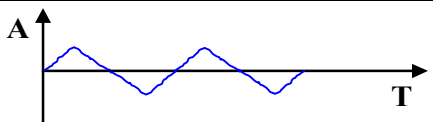
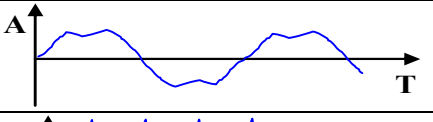
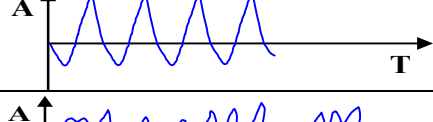
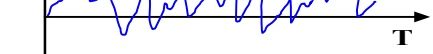
Nature vibratoire	Représentation temporelle	Causes possibles
Périodique de type sinusoïdal simple		Balourd
Périodique de type sinusoïdal complexe		Engrènement
Périodique de type impulsif simple		Ecaillage de roulements
Aléatoire de type impulsif complexe		Défaut de lubrification sur des roulements

Tableau III.1 : Nature des vibrations

III.5.1. Mouvements vibratoires dans les turbines à gaz

Les caractères des mouvements dépendent des caractères des causes (forces), des forces appliquées pendant un temps limité. Ces forces transitoires, comme il est montré sur la Figure III.15, conduisent à des mouvements transitoires dont les caractères dépendent de :

- Forces, des conditions initiales à l'application des forces (état défini par les positions et les vitesses des éléments du système) et des caractéristiques mécanique du système (masses, élasticités, amortissements) ; le régime est transitoire forcé,
- Etat à l'instant de l'annulation des forces et des caractéristiques mécanique du système, le régime est libre,
- Forces appliquées à partir d'un instant éloigné.

Ces forces permanentes, comme ils sont montrés sur les Figures III.15 et III.16, sont appliquées avant le début du temps d'observation conduit à des mouvements permanents dont les caractères dépendent des forces et des caractéristiques mécaniques du système, le régime est permanent forcé.

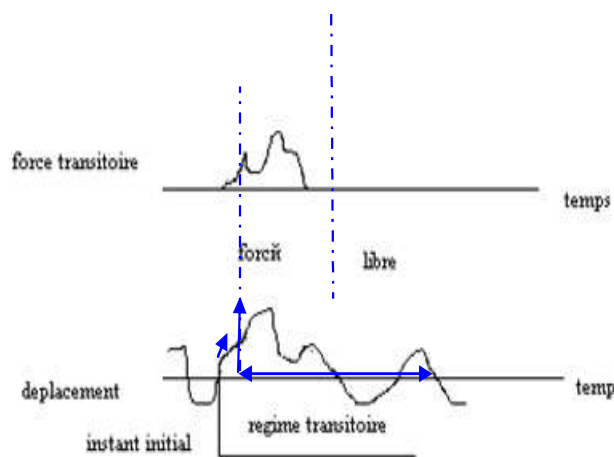


Figure III.15 : Force transitoire

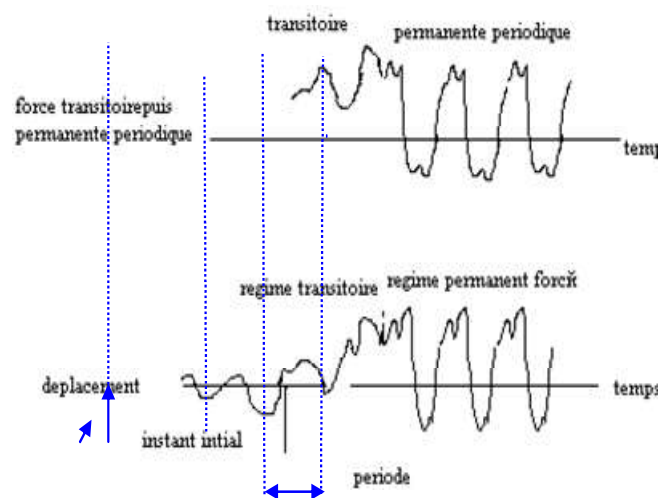


Figure III.16 : Force permanent

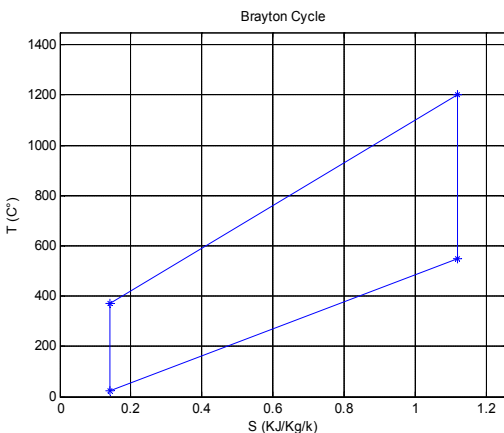
Les forces peuvent être de natures différentes, tels que :

- En régime permanent forcé, les mouvements sont des vibrations permanentes dont les périodes sont égales aux périodes des forces. Par exemple : un balourd, en désalignement à vitesse constante conduit à un régime permanent forcé.
- En régime transitoire forcé, les mouvements sont des vibrations transitoires qui s'expriment par les périodes des forces et par les pulsations propres du système. Par exemple : chocs dans vis en fin du démarreur pneumatique à une vitesse de rotation constante ou progressif conduisent à un régime transitoire forcé.

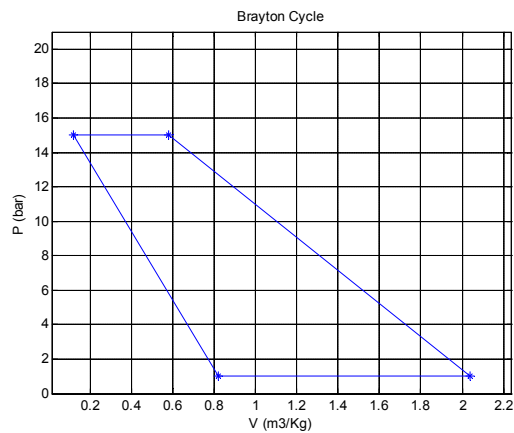
III.6. Cycles thermodynamique d'une turbine à gaz

Le cycle thermodynamique sur lequel toutes les turbines à gaz fonctionnent s'appelle le cycle de Brayton, les Figures III.17 et III.18, montre le diagramme entropique (T-s) et (P-v) d'un cycle idéal de Joule pour ce cycle. L'air est comprimé dans le compresseur de la turbine à gaz de la position 1 à la position 2, la chaleur ajoutée dans la chambre de combustion ramène le cycle de 2 à 3.

Dans le cycle idéal de Joule les processus de compression (1,2) et la détente (3,4) reproduisent dans le compresseur et la turbine respectivement et sont supposée isentropique, la chaleur additionnée (2,3) dans l'échangeur de chaleur (chambre de combustion) et le rejet (4,1) se produisent à pression constante.



Figures III.17: Diagramme entropique (T-s) de
Brayton Cycle



Figures III.18: Diagrammes (P-v) d'un cycle
idéal de Joule

Dans un cycle de Brayton ouvert, le cycle de base de la turbine à gaz qui aspire de l'air au niveau du compresseur de la position 1 équivalent (25°C), à la position 2 à une pression de 1 bar et, ensuite le comprime à 15 bars. La chaleur ajoutée dans la chambre de combustion ramène le cycle de 2 à 3, dont il sort à la température de (1200 C°). La détente s'effectue de 3 à 4, la partie majeure du travail de la détente est réaliser dans cette étape, est employée pour fournir le travaille de la compression.

III.7. Rendement d'une turbine à gaz

Désignons par (W_c) le travail nécessaire pour la compression de 1 kg d'air suivant l'isentropique (1-2), et (W_t), le travail fournir par la détente de 1 kg de gaz suivant l'isentropique (3-4). Le travail (W_u) produit par 1 kg de fluide décrivant le cycle : 1-2-3-4-1, est donc donné par la relation :

$$W_u = W_t - W_c \quad (III.1)$$

Le rendement thermique a pour expression :

$$\eta_{th} = \frac{W_u}{q_1} = \frac{W_t - W_c}{Q_1} \quad (III.2)$$

W_t : Travail de détente dans la turbine. W_c : Travail absorbé par le compresseur.

$$\text{D'autre part : } \eta_{th} = \frac{q_1 - q_2}{q_1} \quad (III.3)$$

q_1 : Quantité de chaleur apportée dans la c.c, q_2 : Quantité de chaleur évacuée.

Le travail de détente en fonction de variation d'enthalpie est :

$$W_t = H_3 - H_4 \quad (III.4)$$

$$H_3 - H_4 = C_p \int_{T_3}^{T_4} dt = C_p (T_3 - T_4) \quad (III.5)$$

Alors :

$$W_t = C_p (T_3 - T_4)$$

$$W_t = C_p T_3 \left[1 - \frac{T_4}{T_3} \right] \quad (\text{III.6})$$

C_p : La chaleur spécifique massique à pression constante.

Comme la détente 3-4 est adiabatique, alors :

$$\frac{T_4}{T_3} = \left[\frac{P_4}{P_3} \right]^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} \quad (\text{III.7})$$

γ : Exposant adiabatique. Posons $m = \frac{\gamma - 1}{\gamma}$

$\varepsilon = \frac{P_2}{P_1} = \frac{P_3}{P_4}$ ε est le Taux de compression.

On obtient :

$$\frac{T_4}{T_3} = \frac{1}{\varepsilon^m} \quad (\text{III.8})$$

En remplaçant (III.8) dans (III.7) on obtient :

$$W_t = C_p T_3 \left[1 - \frac{1}{\varepsilon^m} \right] \quad (\text{III.9})$$

Le travail de compression a pour expression :

$$W_c = H_2 - H_1 = C_p (T_2 - T_1) \quad (\text{III.10})$$

$$W_c = C_p T_1 \left[\frac{T_2}{T_1} - 1 \right] \quad \text{alors } W_c = C_p T_1 (\varepsilon^m - 1) \quad (\text{III.11})$$

Quantité de chaleur apportée dans la C.C :

$$q_1 = H_3 - H_2 = C_p (T_3 - T_2) = C_p T_1 \left[\frac{T_3}{T_1} - \frac{T_2}{T_1} \right] \quad (\text{III.12})$$

$$q_1 = C_p T_1 (\mu - \varepsilon^m), \quad \text{Avec } \mu = \frac{T_3}{T_1}.$$

Une simple transformation mathématique donne :

$$\eta_{th} = \frac{C_p T_3 \left[1 - \frac{1}{\varepsilon^m} \right] - c_p T_1 (\varepsilon^m - 1)}{C_p T_1 (\mu - \varepsilon^m)} \quad (III.13)$$

En divisant le numérateur du dénominateur par T_1 :

$$\eta_{th} = \frac{\frac{T_3}{T_1} \left[\frac{\varepsilon^m - 1}{\varepsilon^m} \right] - (\varepsilon^m - 1)}{\left[\frac{T_3}{T_1} - \varepsilon^m \right]} = \frac{\varepsilon^m - 1}{\varepsilon^m}$$

$$\eta_{th} = 1 - \frac{1}{\varepsilon^m} \quad (III.14)$$

Si ε augmente, le rendement thermique s'accroît.

III.8. Modélisation thermodynamique de turbine à gaz

Le modèle de la turbine à gaz a été construit en utilisant les équations thermodynamiques pour ses composants. La configuration du modèle de turbine à gaz comprenait les quatre grands éléments de modélisation incluant un compresseur, chambre de combustion, la turbine et les pièces de rotation dynamiques. Chaque composant a été considéré comme un seul bloc de système, les principales équations thermodynamiques sont rapportées ci-dessous.

III.8.1. Modélisation de compresseur

$$T_{02} = T_{01} + \frac{T_{01}}{\eta_C} \left[\left(\frac{P_{02}}{P_{01}} \right)^{\frac{(\gamma_{air}-1)}{\gamma_{air}}} - 1 \right] \quad (III.15)$$

$$\gamma_{air} = C_{p_{air}} / C_{v_{air}}$$

$$\dot{W}_C = \dot{m}_{air} (C_{p_{air_{02}}} T_{02} - C_{p_{air_{01}}} T_{01}) \quad (III.16)$$

$$\eta_c = T_{01} * \left[\left(\frac{P_{02}}{P_{01}} \right)^{\frac{\gamma_{air}-1}{\gamma_{air}}} - 1 \right] / (T_{02} - T_{01}) \quad (III.17)$$

T_{01} , P_{01} et T_{02} , P_{02} Indiquer la température d'entrée et de sortie du compresseur et de la pression, respectivement, C_p et C_v est la chaleur spécifique de l'air et des gaz à pression constante et à volume constant, \dot{m}_{air} est le débit massique d'air, η_c et \dot{W}_c est l'efficacité et la puissance du compresseur .

III.8.2. Modélisation de système de combustion

Le système de combustion est donné par la forme suivant :

$$\frac{1}{F} = \dot{m}_a / \dot{m}_f = \frac{\eta_{cc} LHV}{(C_{p_{gas_03}} T_{03} - C_{p_{gas_02}} T_{02})} - 1 \quad (III.18)$$

$$P_{03} = P_{02} (1 - \xi_{cc})$$

F désigner le rapport massique de carburant à l'air, \dot{m}_f débit de carburant, η_{cc} L'efficacité de la chambre de combustion, LHV Le pouvoir calorifique inférieur du combustible. La perte de pression dans la chambre de combustion (ξ_{cc}) est d'environ 3%.

III.8.3. Modélisation de turbine de puissance

Le système de turbine de puissance est modélisé, comme suite :

$$T_{04} = T_{03} - T_{03} \eta_t \left[1 - \left(\frac{P_{04}}{P_{03}} \right)^{\frac{(\gamma_{air}-1)}{\gamma_{air}}} \right] \quad (III.19)$$

$$\gamma_{gas} = C_{p_{gas}} / C_{v_{air}}$$

$$T_{03} = \frac{C_{p_{air_02}}}{C_{p_{gas_03}}} T_{02} + \frac{\eta_{cc} * LHV}{C_{p_{gas_03}} * (1 + \dot{m}_a / \dot{m}_f)} \quad (III.20)$$

$$\dot{W}_t = \dot{m}_{gas} (C_{p_{gas_04}} T_{04} - C_{p_{gas_03}} T_{03}) \quad (III.21)$$

$$\dot{m}_{gas} = \dot{m}_f + \dot{m}_a \quad (III.22)$$

$$\eta_T = (T_{03} - T_{04}) / \left[T_{03} * \left(1 - \left(\frac{P_{04}}{P_{03}} \right)^{\frac{\gamma_{air}-1}{\gamma_{air}}} \right) \right] \quad (III.23)$$

T_{03} , P_{03} et T_{04} , P_{04} indiquer la température et la pression d'entrée et de sortie de turbine, respectivement, η_T et \dot{W}_t est l'efficacité et la puissance de turbine, \dot{m}_{gas} est le débit massique de gaz, C supposé une valeur constante et approximée par: $C \approx 0.03$ bar.

Donc, l'équation d'équilibre devient :

$$(\dot{W}_t - \dot{W}_c - \dot{W}_{load}) = (2\pi / 60)^2 I N(dN/dt) \quad (III.24)$$

$$\dot{W}_t = \dot{W}_c + \dot{W}_{load} \quad (III.25)$$

Nous avons généré deux jeux de données réelles de la turbine à gaz examinée, les Figures III.19, III.20 et III.21 montres le développement et la variation des variables d'entrée et de sortie respectivement de compresseur de la turbine à gaz examinée, en utilisant le modele thermodynamique de turbine à gaz examinée. Dans la Figure III.19, représente la variation de débit de gaz carburant et la Figure III.20, montre la variation de pression de décharge de compresseur et dans la Figure III.21, on trouve la variation de temperature de décharge de compresseur.

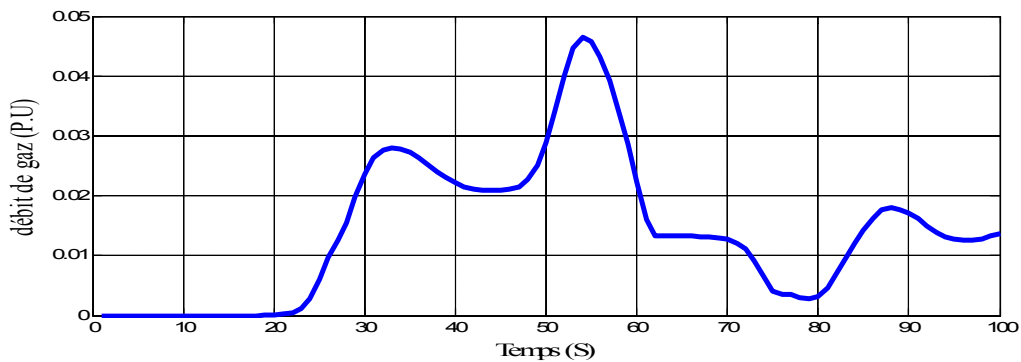


Figure III.19 : Variation de débit de gaz de carburant

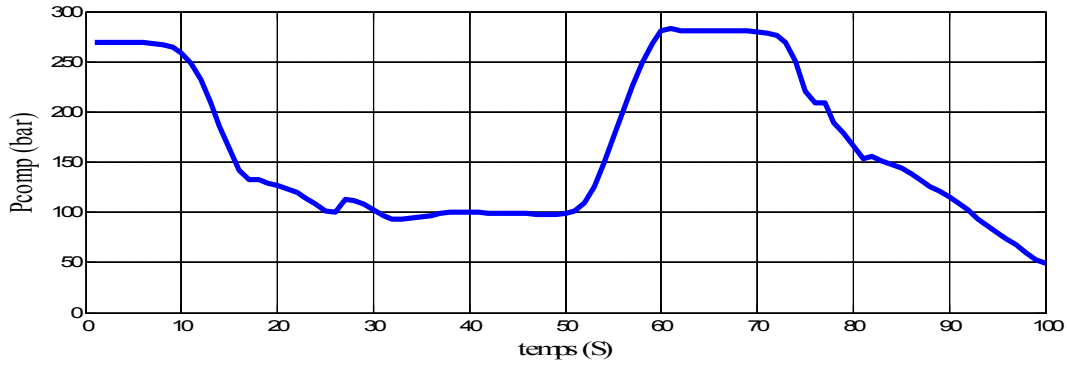


Figure III.20 : Variation de pression de décharge de compresseur

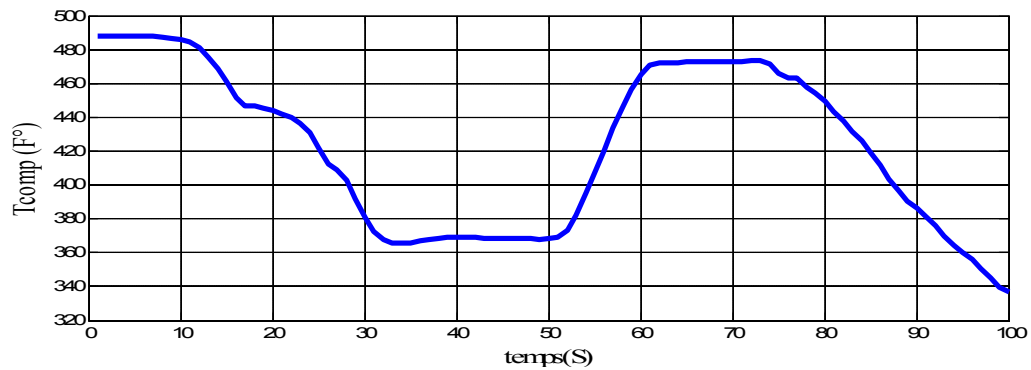


Figure III.21 : Variation de temperature de décharge de compresseur

D'autres tests de modélisation ont été réalisés sur le modèle de la chambre de combustion de la turbine à gaz examinée en utilisant les données réelles. La Figure III.22, montre la variation de pression de décharge dans la chambre de combustion et la Figure III.23, représente la variation de temperature de décharge dans la chambre de combustion.

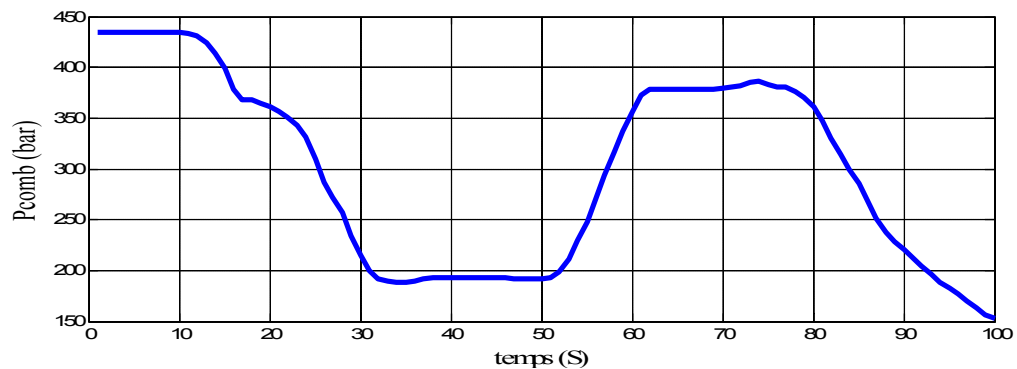


Figure III.22 : Variation de pression de décharge dans la chambre de combustion

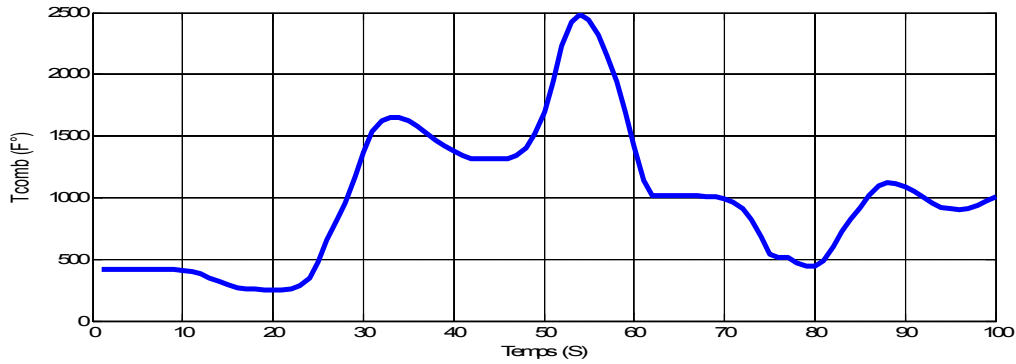


Figure III.23 : Variation de température de décharge dans la chambre de combustion

Aussi, la modélisation des variables de turbine à gaz examinée ont été réalisés sur le modèle de turbine de puissance, basées sur les données réelles recueillies sur cette turbine à gaz. La Figure III.24, montre la variation de puissance de turbine à gaz examinée et la Figure III.25, donne la variation de vitesse rotorique de cette turbine à gaz. La variation de température d'échappement de cette turbine à gaz est montrée sur la Figure III.26.

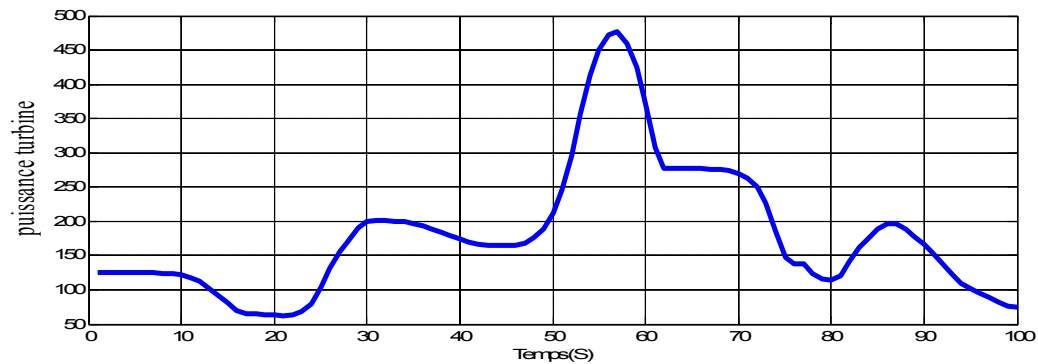


Figure III.24 : Variation de puissance de turbine à gaz examinée

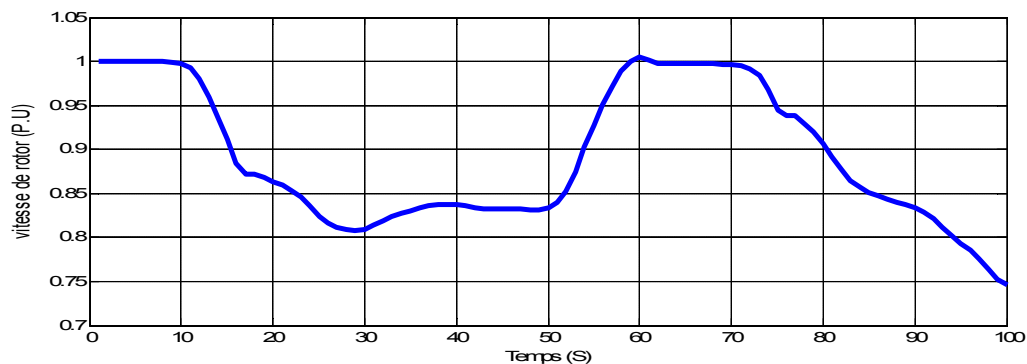


Figure III.25 : Variation de vitesse rotorique de turbine à gaz examinée

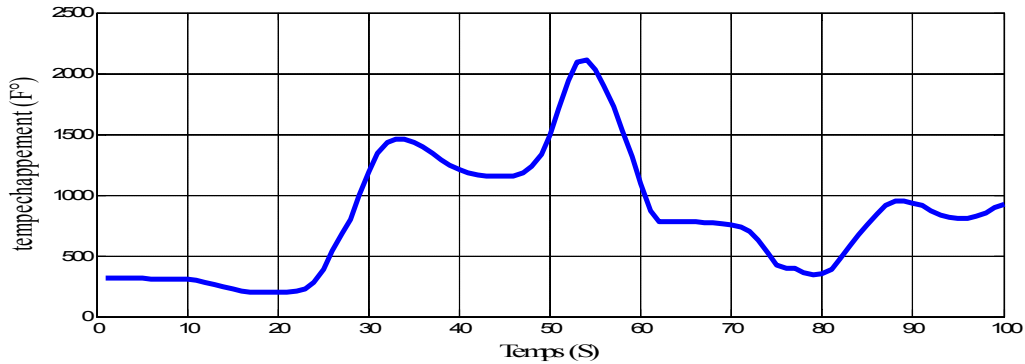


Figure III.26 : Variation de température d'échappement de turbine à gaz examinée

III.9. Modélisation floue type Takagi-Sugeno d'une turbine à gaz

Dans cette dernière section, on présente les résultats de développement d'un système de modélisation floue d'une turbine à gaz à partir des données réelles des différents capteurs, en tenant compte des données incomplètes et en les reconstituant, sur le système examiné. Les résultats d'application seront aussi présentés, afin de montrer le degré d'amélioration du comportement dynamique du système.

Les données entrée /sortie générées dans les conditions de fonctionnement normales pendant des périodes d'observation de deux types de turbines à gaz examinées. La modélisation floue d'un comportement de la turbine à gaz en s'appuyant sur les opérations suivantes :

- ✓ sélection des données et des variables
- ✓ classification floue des variables et définition des fonctions d'appartenance
- ✓ estimation des paramètres et validation du modèle.

III.9.1. Application sur la turbine à gaz GE MS5001P

La surveillance des systèmes industriels est toujours un sujet d'actualité dans la plupart des secteurs industriels qui utilisent les machines tournantes. En effet, ce domaine est conçu pour fournir des mesures de protection contre ces phénomènes d'instabilité de base et fournit le même niveau d'information pour leurs modélisations et commande, l'évaluation du comportement dynamique est réalisée sur une machine tournante. La turbine à gaz examinée dans cette partie de travail de thèse est utilisée dans une station de production d'électricité, installée à M'SILA en Algérie, utilisée pour l'alimentation du réseau électrique, cette centrale de

production d'électricité est composée de 22 groupes de turbines à gaz ,deux turbines de type GE MS5001P.

Cette turbine est un moteur a un seul arbre, comme il est montré sur la Figure III.27; constitué de trois éléments principaux ; un compresseur axial (AC) ; une chambre de combustion CC dans laquelle est introduit un combustible liquide ou gazeux, qui en brûlant consomme partiellement l'air amené par le compresseur, il en résulte augmentation de la température de ce mélange air-gaz de combustion, ce qui augmente en même temps son volume ; une turbine (T), dans laquelle le mélange air-gaz sortant de la chambre de combustion due à la pression obtenue après explosion dans le chambre de combustion, se détend dans plusieurs étages pour produire de l'énergie mécanique. Cette énergie sert à entraîner le compresseur d'air et fournir à l'arbre une puissance utilisable, recueillie par exemple par un alternateur.



Figure III.27 : Turbine GE MS 5001P dans la station de production d'électricité M'sila

Dans le but de modéliser le comportement dynamique de cette turbine à gaz, en appliquant les techniques de clustering flou développé dans le chapitre précédent, le système à identifier peut être représenté comme un système MIMO non linéaire autorégressive à trois entrées, valve de commande du gaz GCV, la température et la pression de décharge de compresseur axial (TCD ,PCD) et deux sorties ,vitesse de rotor (VR) et température d'échappement (TE), ce modèle MIMO peut être représentés de deux manières : soit la fonction

non linéaire fNL est une fonction vectorielle, soit le système MIMO est décomposé en plusieurs systèmes MISO de type TS mais qui non pas le même type de structure au niveau de leurs règles. Dans la modélisation floue l'approche de décomposition est la plus adoptée, car cette dernière, peut réduire le nombre de fonctions d'appartenance et de règles. Dans cette étude, la modélisation de système de turbine à gaz est effectué en boucle fermée, ou la commande est de type isochrone l'utilisation d'une boucle ouverte pour d'identification n'est pas préférable.

Pour la commande principale des dispositifs de la turbine à gaz, ils sont deux valves situent sur la ligne de l'entrée du carburant de la chambre de combustion, la première est pour contrôler l'entrée du pression de carburant qui a appelé la valve de rapport d'arrêt (SRV) ; la seconde, qui représentent la soupape importante est utilisée pour régissant la vitesse de l'arbre, à celui-ci appelle la valve de control de gaz (GCV). Cette turbine est conçue pour les applications d'entraînement mécanique avec une plage de vitesse de fonctionnement large, leurs caractéristiques sont présentées dans le tableau III.2.

Quantity	Value
Compressor stages	16
Firing temperature (F°)	1,730
Exhaust temperature (F°)	898
Air flow (103 Lb/hr)	928.5
Output (kW)	24,700
Heat rate (kJ/kW-h)	12,950

Tableau III.2: Performances de turbine à gaz GE MS5001P

Vu la complexité croissante de cet équipement et leurs contraintes d'exploitation sévères augmentent avec leur utilisation des valeurs ajoutées sur ces stratégies de supervisions. Dans ce cadre, une approche de modélisation et l'identification intégrer les outils de l'intelligence artificielle basée sur la logique floue est proposée, comme il est montré sur la Figure III.28, afin d'éviter la détériorer de leurs performances te garantir la supervision de cette turbines à gaz examinée. Ce qui a permis la synchronisation des actions modules de contrôle et de surveillance de cette machine tournante.

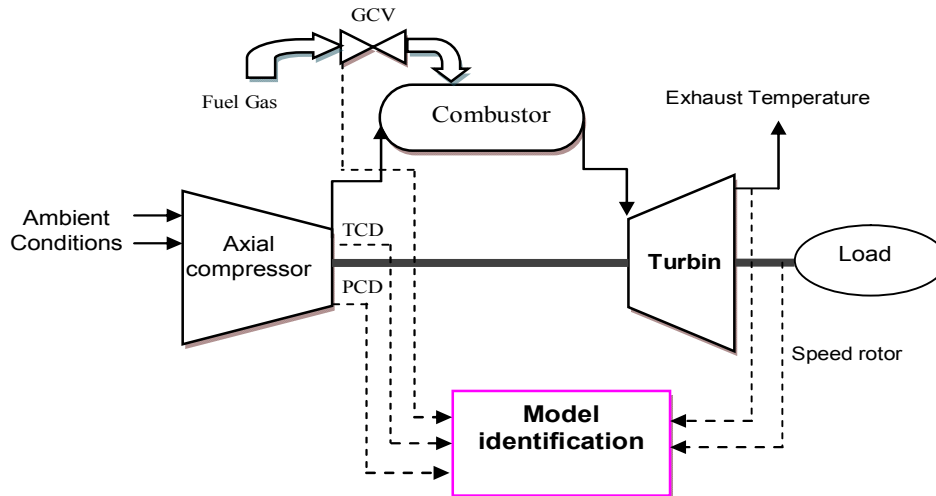


Figure III.28 : Entrées et sorties pour la modélisation de la turbine à gaz examinée

Dans le but de modéliser le comportement dynamique de la turbine à gaz en appliquant les techniques de clustering flou, le système à identifier peut être représenté comme un système MIMO non linéaire autorégressive à trois entrées, valve de commande du gaz GCV, la température et la pression de décharge de compresseur axial (TCD ,PCD) et deux sorties ,vitesse de rotor (VR) et température d'échappement (TE), ce modèle MIMO peut être représentés de deux manières : soit la fonction non linéaire f_{NL} est une fonction vectorielle, soit le système MIMO est décomposé en plusieurs systèmes MISO [27] de type TS mais qui non pas le même type de structure au niveau de leurs règles . Dans la modélisation floue l'approche de décomposition est la plus adoptée. Car cette dernière, peut réduire le nombre de fonctions d'appartenance et de règles. Dans cette étude, la modélisation de système de turbine à gaz est effectué en boucle fermée, ou la commande est de type isochrone l'utilisation d'une boucle ouverte pour d'identification n'est pas préférable.

Nous avons généré deux jeux de données de $N = 140$ point équidistants, issu de données réelle de GT MS5001P, Les 140 premiers points sont les données d'apprentissage pour la classification et l'identification des paramètres du modèle, les deuxièmes servent de données de validation afin de tester la performance du modèle Takagi-Sugeno flou. Les Figures III.29 et III.30 montres respectivement le développement et la variation des données des entrées et sorties pour les tests de model floue proposé de la turbine à gaz examinée.

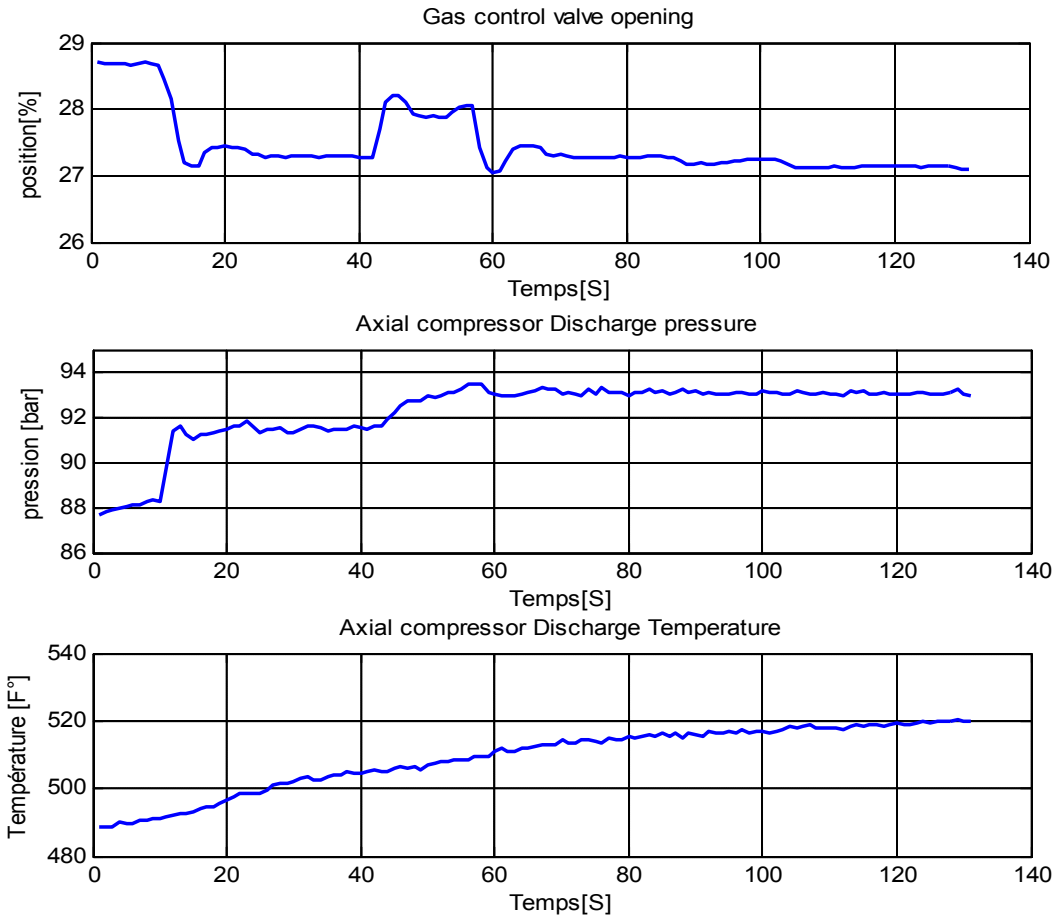


Figure III.29 : Données des entrées pour les tests de model floue proposé

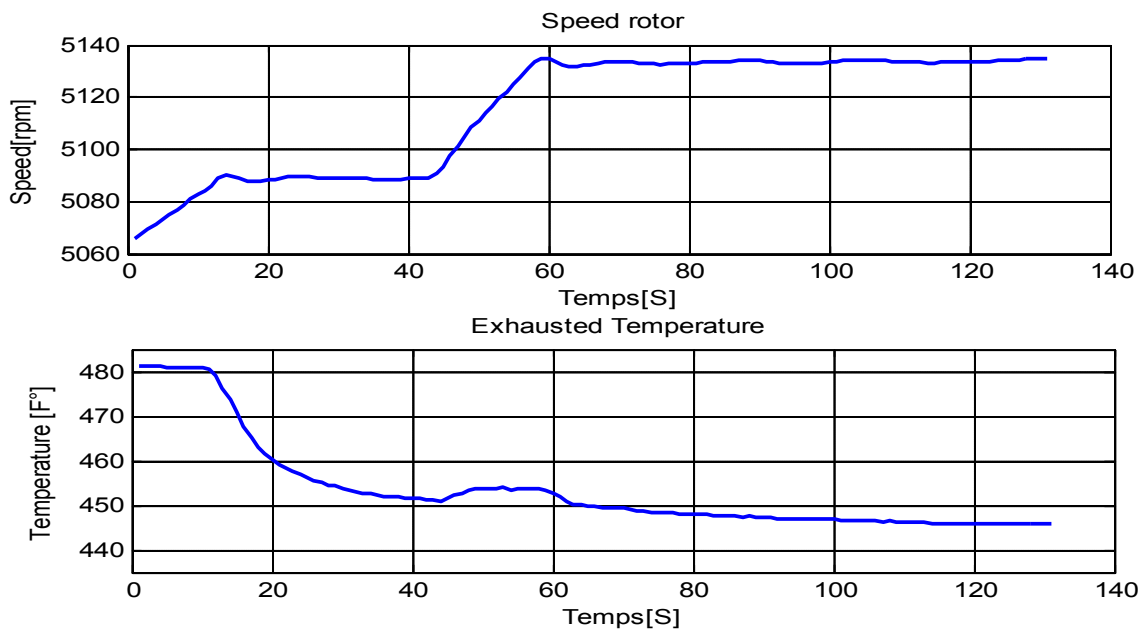


Figure III.30 : Données des sorties pour les tests de model floue proposé

Dans le but de validation de l'approche de modélisation floue réalisés sur le système examiné, l'intérêt porte sur l'obtention des modèles Takagi-Sugeno, qui permettent une décomposition d'un système non linéaire en un ensemble de sous systèmes linéaires. Nous avons réalisés des tests de validation sur les modèles obtenus. La Figure III. 31, montre le test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou sur la vitesse de rotor et la Figure III.32, présente le test de validation de ce modèle sur la température d'échappement de la turbine à gaz examinée.

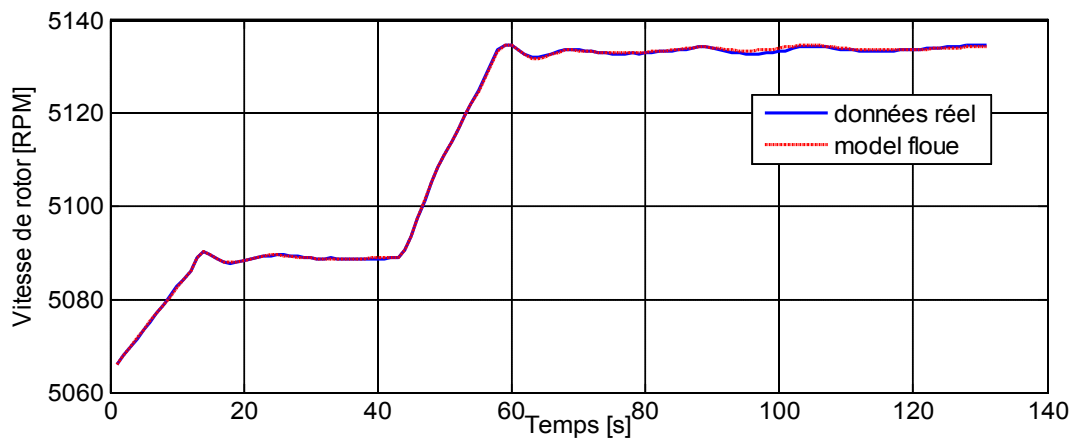


Figure III. 31 : Test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou de vitesse de rotor

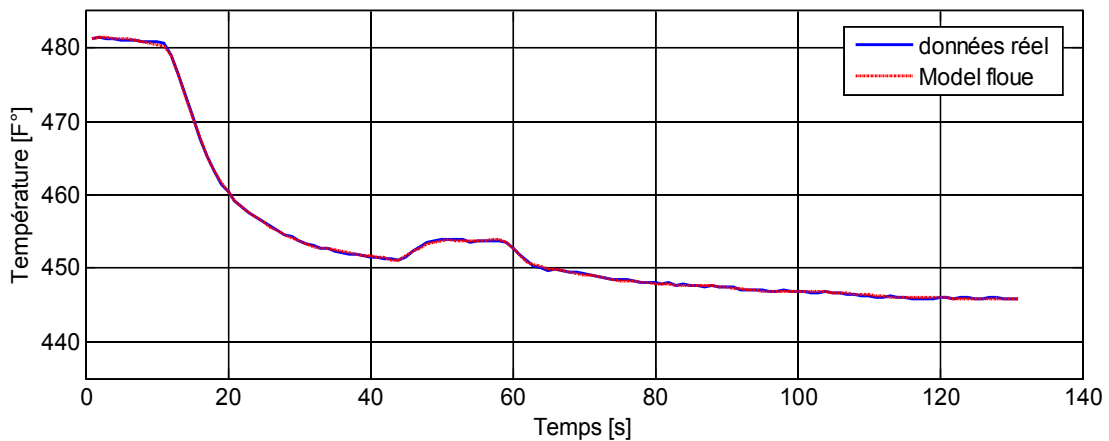


Figure III.32 : Test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou de température d'échappement

La génération des fonctions d'appartenance de modèles flous a été obtenus en calculant les degrés d'appartenance directement dans l'espace produit des variables entrée / sortie réelles de système étudié, à partir de la matrice de partition floue U en appliquant le mécanisme de projection de ces variables, afin de faciliter l'interprétation de modèle flou obtenu. Le principe de cette méthode est de projeter les règles des ensembles flous point par point dans la matrice de partition floue U sur les variables d'entrée et sortie de la turbine à gaz examinée, ou ces variables sont les entrées utilisées pour faire le clustering, Les fonctions d'appartenance floues obtenus sont montrées sur les Figures III.33 et III.34, peuvent être utilisées pour refléter les partitions réelles des données utilisées pour soulever le problème de régression non linéaire des données de turbine à gaz examinée dans ce travail.

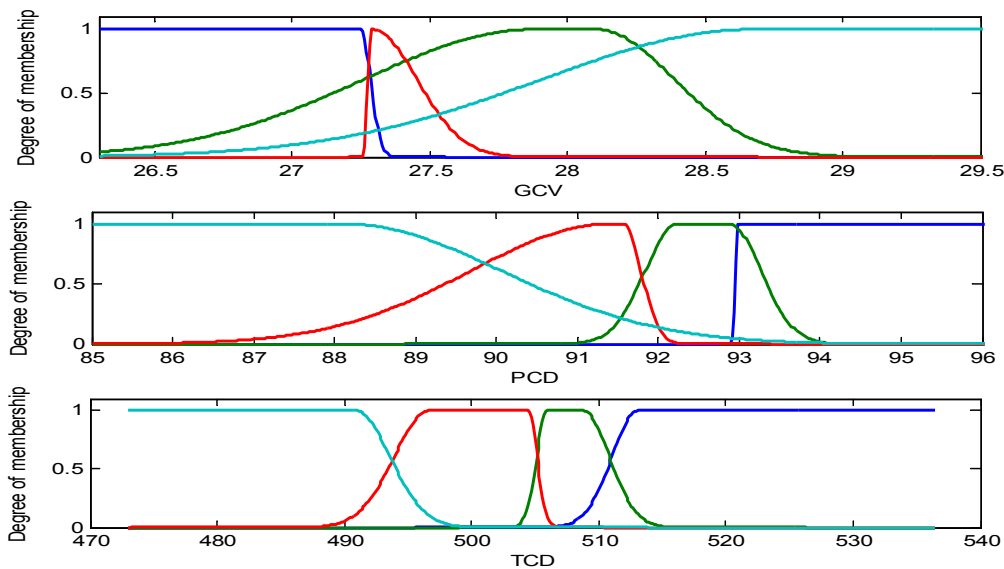


Figure III.33 : Fonctions d'appartenance des entrées pour les modèles flous obtenus

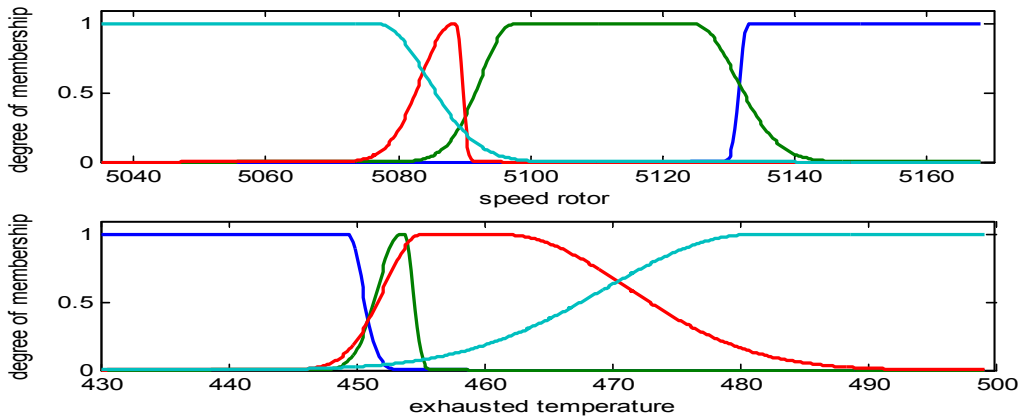


Figure III.34 : Fonctions d'appartenance des sorties pour les modèles flous obtenus

La qualité numérique de l'approximation est mesurée en utilisant les critères RMSE et VAF. Les valeurs idéales pour ces deux critères sont respectivement 0 et 100%. La performance numérique comparative des deux approximations pour les données d'apprentissages, est regroupée dans le Tableau III.3, avec l'utilisation des critères RMSE pour la comparaison entre les deux modèles est l'erreur la racine carrée moyenne, donnée par:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{abs,i} - X_{mod\ el,i})^2}{n}}$$

critère	RMSE	VAF
vitesse de rotor	0,2431	98.97%
Température d'échappment	0.1259	98.79%

Tableau III.3 : Validation numérique du modèle flou TS de GT MS5001P

Dans le but de tester la robustesse de l'approche proposé, des tests de validation ont été réalisés avec des tests de comparaison entre les méthodes intelligentes à base des réseaux de neurones de type NARX (Nonlinear Autoregressive Exogenous Neural Network (NARAX-NN) Modeling) et avec ANFIS Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, les résultats obtenus sont montrés sur les Figure III.35 et III.36.

La Figure III.36 montre les tests de comparaison de modèles obtenus de vitesse de rotation de rotor et Figure III.36 présente les tests de comparaison de modèles obtenus de température d'échappment

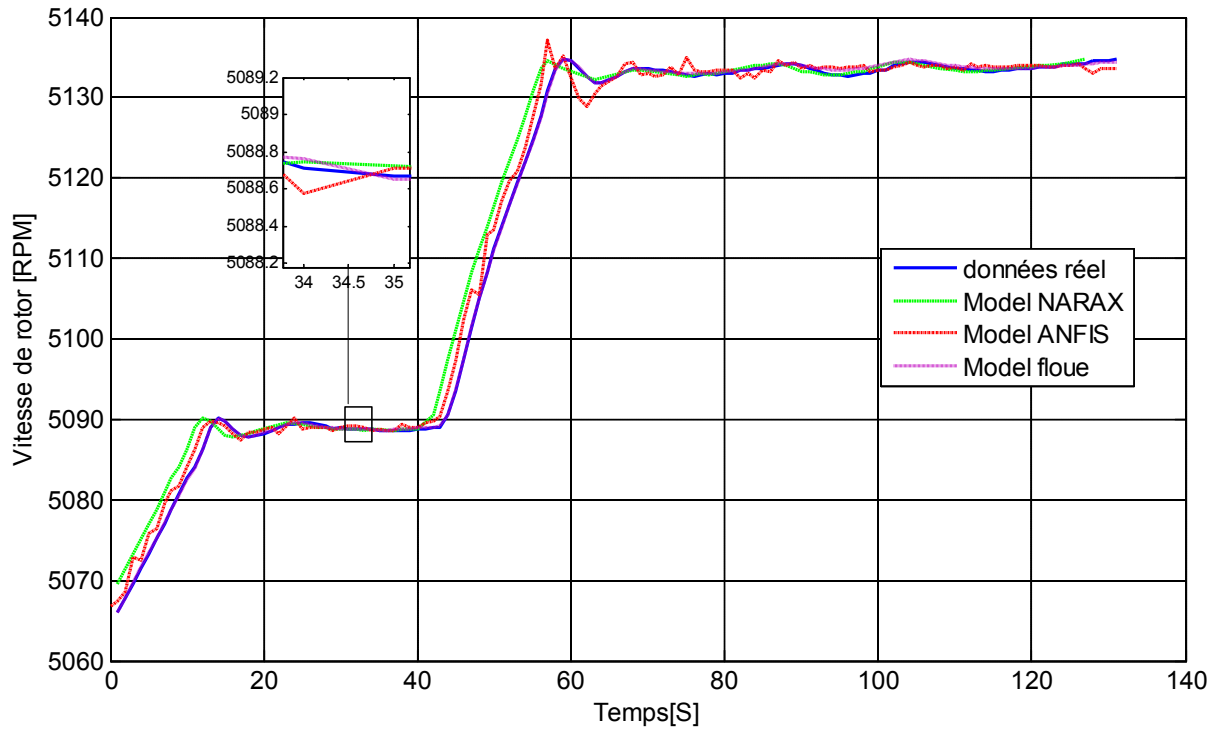


Figure III.35 : Test de comparaison de modèles obtenus de vitesse de rotation de rotor

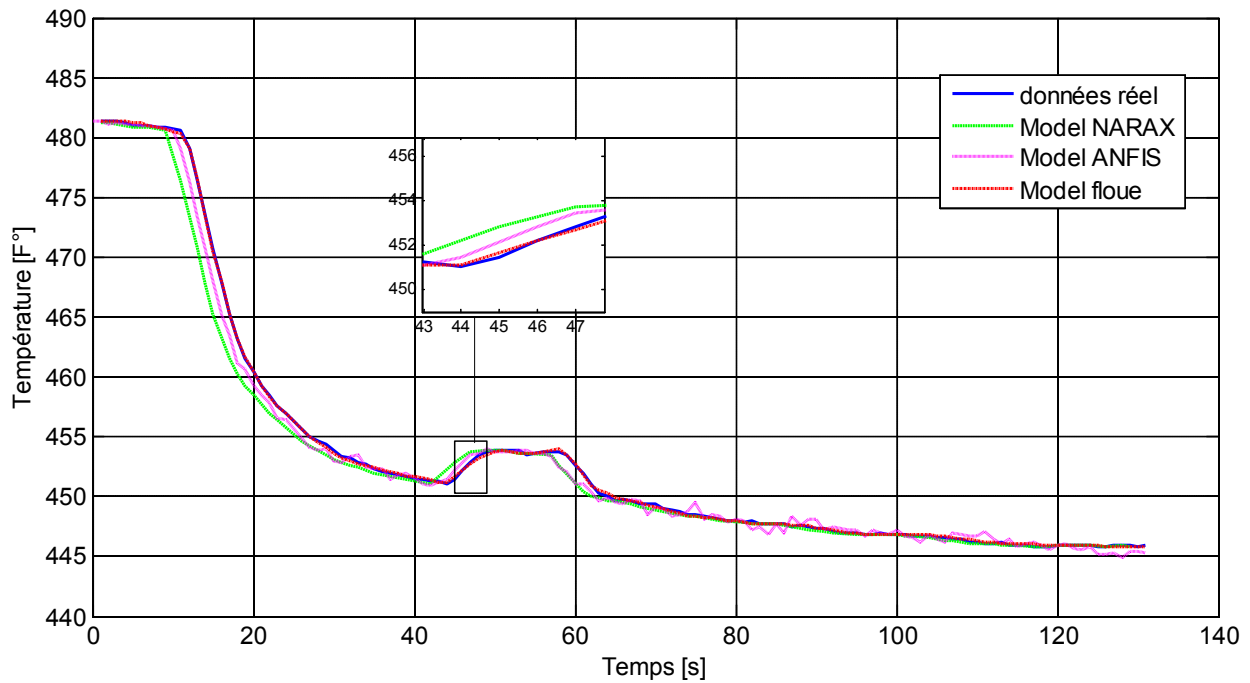


Figure III.36 : Test de comparaison de modèles obtenus de température d'échappement

La qualité de l'approximation est mesurée en utilisant les critères RMSE, les valeurs de performances obtenues pour les trois modèles obtenus sont regroupées dans le Tableau III.4. Afin de valider et comparée entre les modèles obtenus, les performances sur les données d'apprentissage de réseaux de neurones en présence de bruit et de points aberrants sont encourageantes car l'erreur commise est très faible et le modèle colle aux données réelles.

Type de modèle	Paramètres de turbine à gaz		
	Modèle flou	Modèle NARX	Modèle ANFIS
Vitesse de rotor	0,2431	0,1536	0,8437
Température d'échappement	0.1259	0.2490	0,3885

Tableau III.4 : RMSE comparaison entre les modèles obtenus

Les résultats obtenus s'articule sur les techniques de la modélisation floue, un algorithme a été développé est basé sur le clustering flou et la détermination des fonctions d'appartenances floues, pour l'estimation des paramètres des modèle TS. Nous avons considéré la méthode de clustering floue GK, afin de générer automatiquement la décomposition à partir des données entrée-sortie du système. Et pour la validation, une comparaison entre les méthodes à base des réseaux de neurones de type NARX (Nonlinear Autoregressive Exogenous Neural Network (NARAX-NN) Modeling) et avec ANFIS Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System à été faite. Finalement, la qualité de ces approche a été évalué en utilisant le calcule de l'erreur quadratique moyenne RMSE pour chaque modèle.

III.9.1. Application sur la turbine à gaz SOLAR TITAN 130

La turbine TITAN solaire 130 à deux arbres est une turbine à gaz industrielle spécifiquement, est conçu pour les applications d'entraînement mécanique avec une plage large de vitesse de fonctionnement pour répondre aux conditions de fonctionnement de l'équipement entraîné la plus courante comme les compresseurs centrifuges et les pompes.

Dans notre cas, il est utilisé en tant que turbocompresseur de gaz dur dans la station de compression de gaz MEDJEBARA situé dans Djelfa-Algeria. Comme il est montré sur la Figure III.37, les caractéristiques de cette turbine à gaz, sont présentées dans le tableau III.4.



Figure III.37 : Turbine Solar TITAN 130

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

Tableau III.4 : Caractéristiques de la turbine à gaz solar TITAN 130

Les paramètres du modèle de la turbine à gaz examinée ont été identifiés avec une série de données opérationnelles au démarrage, à l'arrêt et lors des phases de fonctionnement normal. Cette identification est nécessaire pour la décomposition globale du système de turbine à gaz en plusieurs sous-systèmes, y compris le compresseur axial, turbine à haute pression (HP) et base pression (BP) et la système d'échappement, comme il est montré sur la Figure III.38. La configuration adopté pour notre système de modélisation et montré sur la Figure III.39.

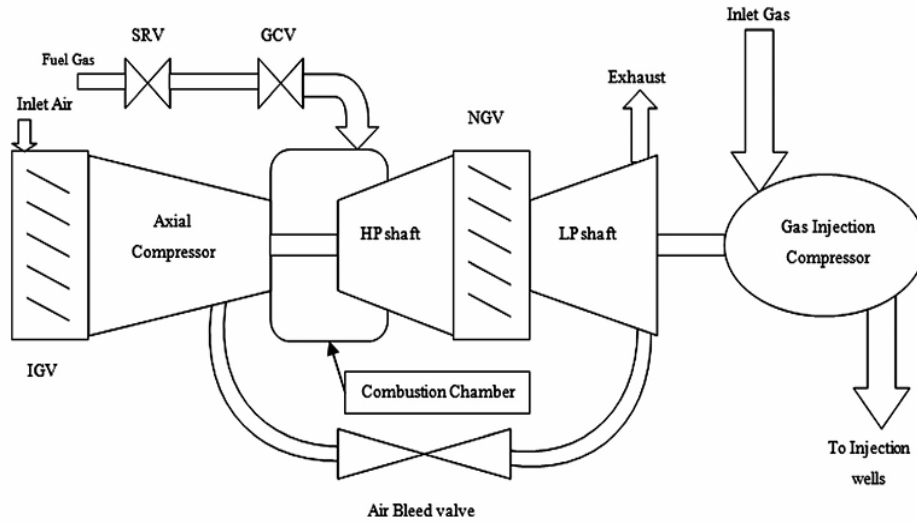


Figure III.38 : Schema de la turbine examinée

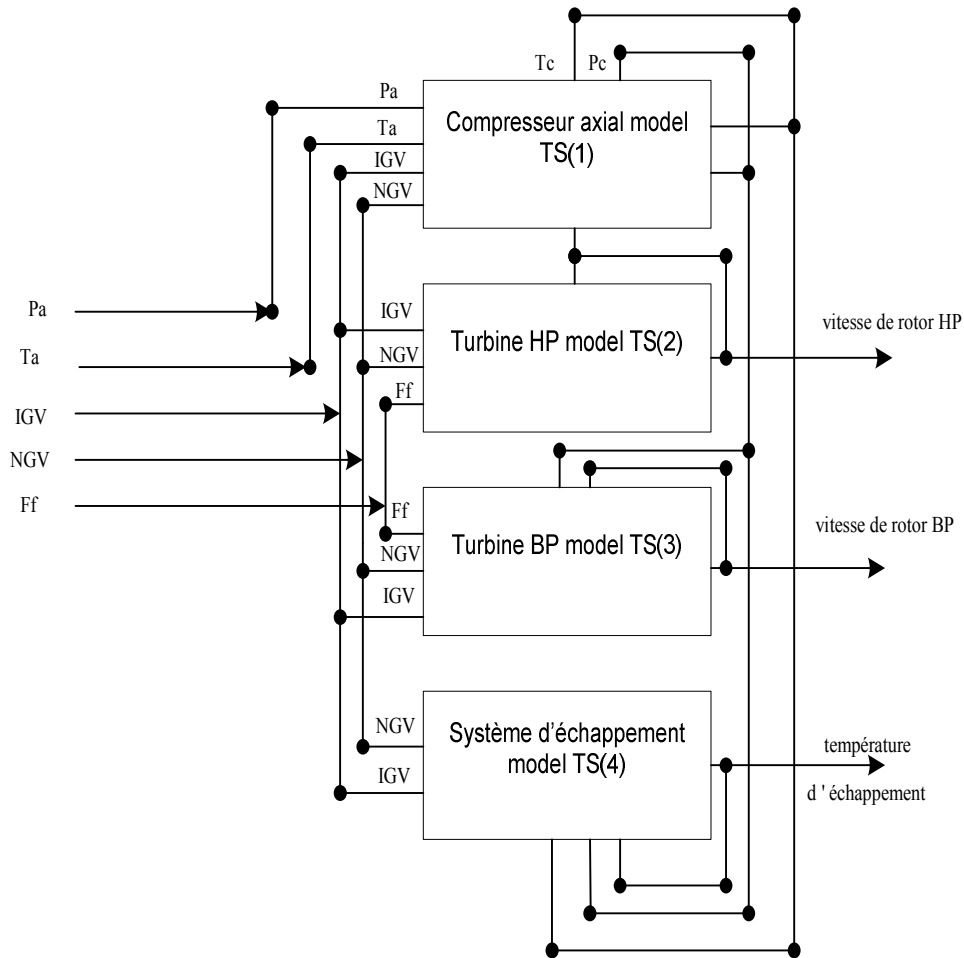


Figure III.39 : Configuration du model Takagi-Sugeno flou proposé

A. Compresseur Axial

Les deux variables principales sont la température et la pression de décharge (TC) et (PC) qui peut être modélisé à l'aide :

$$T_C(k) = F_1(T_C(k-1), HP_{speed\%}(k-1), IG\dot{V}(k-1), T_A(k-1)) \quad (III.27)$$

$$P_C(k) = F_2(P_C(k-1), HP_{speed\%}(k-1), IG\dot{V}(k-1), NG\dot{V}(k-1), T_A(k-1), P_A(k-1)) \quad (III.28)$$

B. Turbine HP

Fonctionnement normal (turbine est en marche et $HP_{speed\%} > 65$)

$$HP_{speed\%}(k) = F_3(HP_{speed\%}(k-1), F_F(k-1), NG\dot{V}(k-1), IG\dot{V}(k-1)) \quad (III.29)$$

C. Turbine BP

$$LP_{speed\%}(k) = F_4(LP_{speed\%}(k-1), P_C(k-1), F_F(k-1), NG\dot{V}(k-1), IG\dot{V}(k-1)) \quad (III.30)$$

D. Système d'échappment ET

$$ET(k) = F_5(ET(k-1), P_C(k-1), T_C(k-1), IG\dot{V}(k-1)) \quad (III.31)$$

Où $F_n, n=1,2,\dots,5$. sont les systèmes d'inférence floue qui ont été formés à l'aide des données réelles de la turbine à gaz industrielle. TA et PA désignent température et pression d'ambiante, respectivement; FF est le débit massique du carburant (fuel mass flow), et TE est température d'échappement (exhausted temperature).

Dans cette application, la modélisation du système de turbine à gaz est réalisée en boucle fermée, les données d'entrée de sortie doivent être corrélés ensemble et produire dans les conditions de fonctionnement normales. Les entrées sont $PA, TA, IG\dot{V}, NG\dot{V}, FF$, et les sorties sont la vitesse de rotor HP, BP et la température d'échappement ET . Nous avons généré deux jeux de données de $N = 1150$ point équidistants, issu des données réelle de GT solar TITAN 130.

La Figure III.40, montre les tests de validation du modèle flou Takagi-Sugeno de vitesse de rotor HP, avec une zoom sur ces tests présenté sur la Figure III. 41, et la Figure III.42, présente l’erreur de modélisation entre les données réelles et les modèles de vitesse HP.

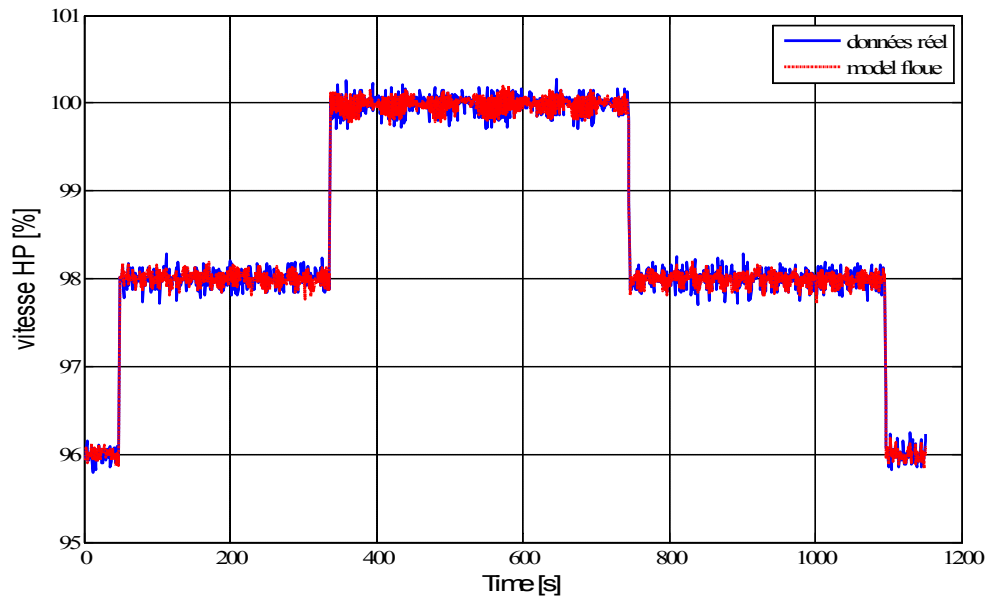


Figure III.40 : Test de validation du modèle flou Takagi-Sugeno de vitesse de rotor HP

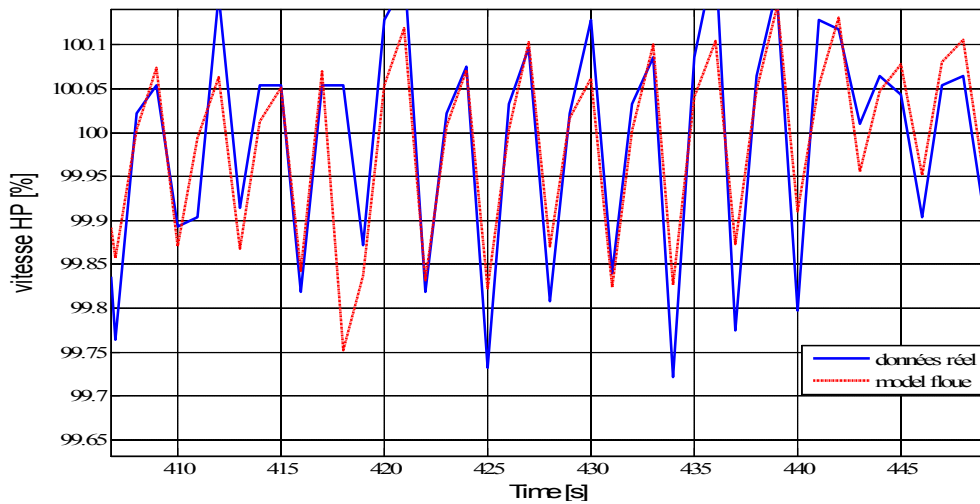


Figure III.41 : Zoom sur le test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou de vitesse de rotor HP

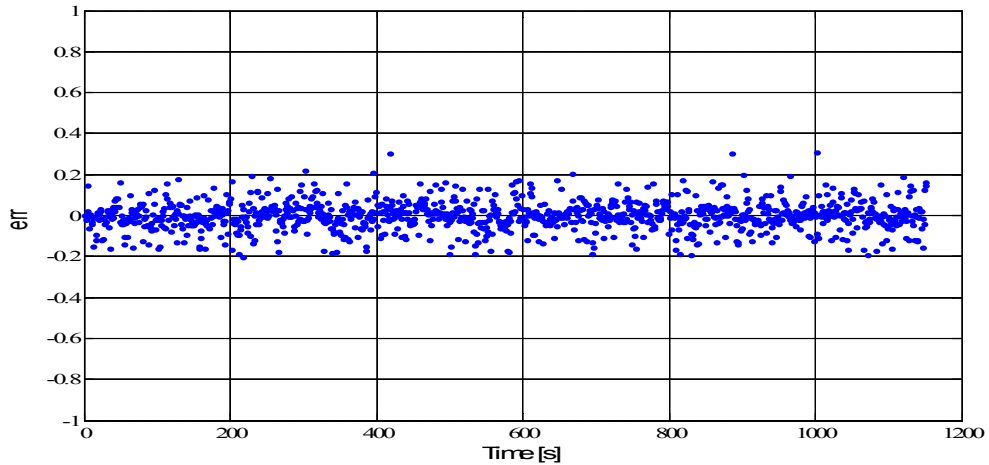


Figure III.42 : Erreur entre les données réelles et les modèles de vitesse HP

La Figure III.43, montre les tests de validation du modèle flou Takagi-Sugeno de vitesse de rotor BP, avec une zoom sur ces tests présenté sur la Figure III. 44, et la Figure III.45, présente l’erreur de modélisation entre les données réelles et les modèles de vitesse BP.

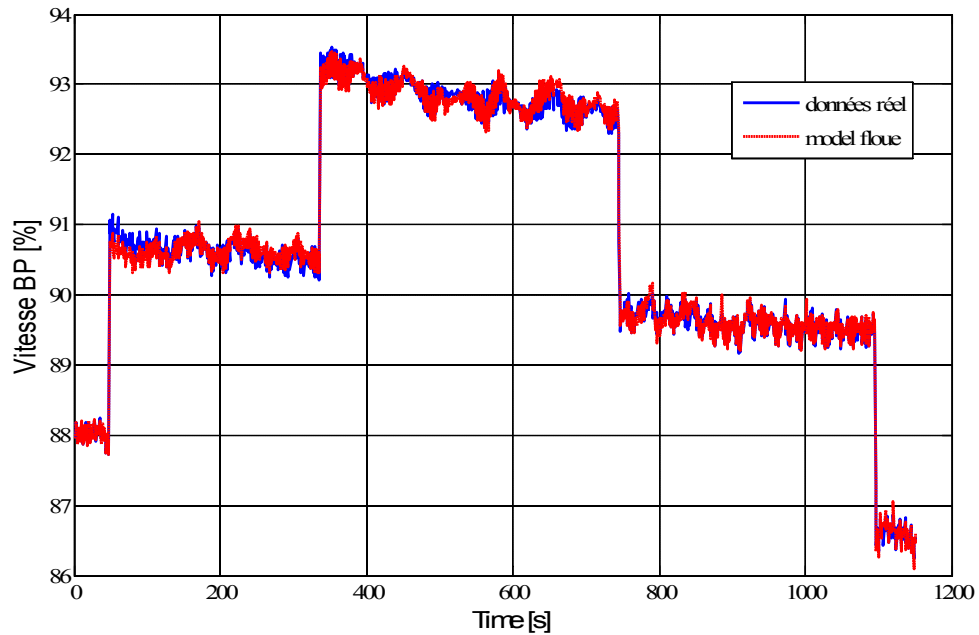


Figure III.43 : Test de validation du modèle flou Takagi-Sugeno de vitesse de rotor BP

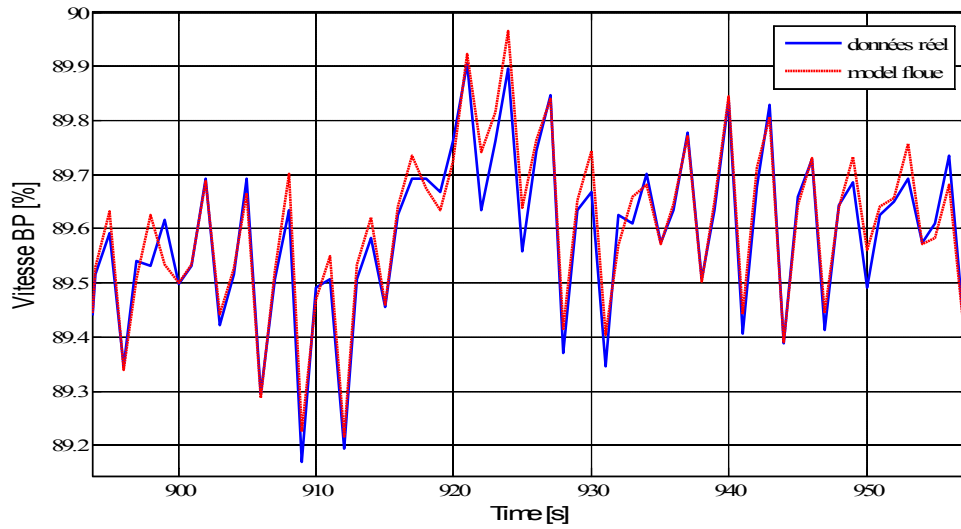


Figure III.44 : Zoome sur le test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou de vitesse de rotor BP

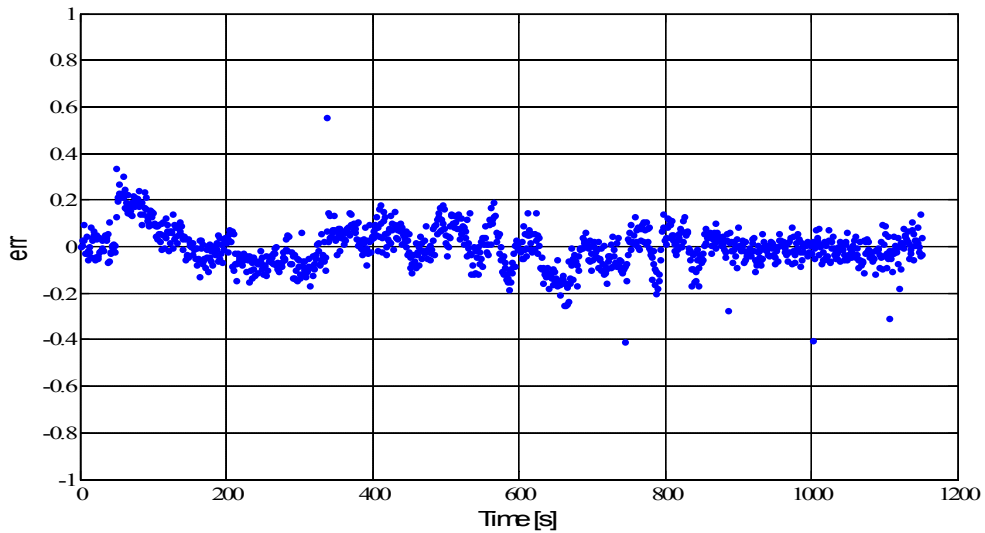


Figure III.45 : Erreur entre les données réelles et les modèles de vitesse BP

La Figure III.46, montre les tests de validation du modèle flou Takagi-Sugeno de température d'échappement, avec une zoome sur ces tests présenté sur la Figure III. 47, et la Figure III.48, présente l'erreur de modélisation entre les données réelles et les modèles de température d'échappement.

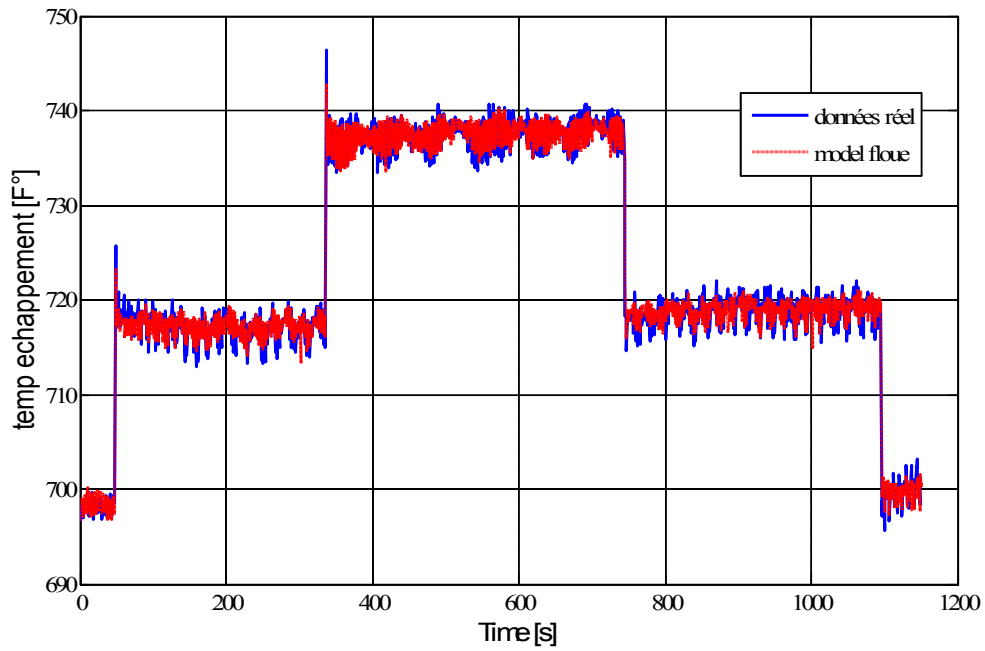


Figure III.46 : Test de validation du modèle flou Takagi-Sugeno de température d'échappement

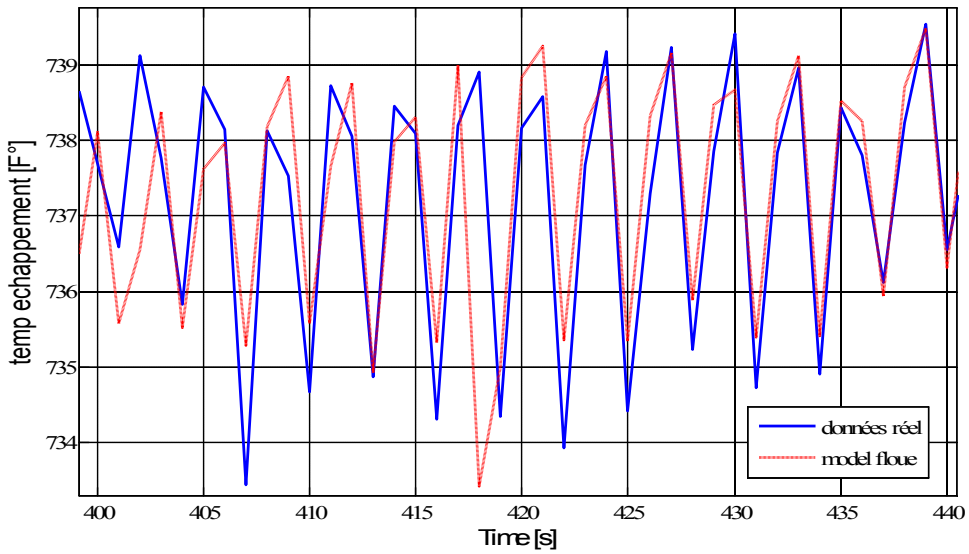


Figure III.47 : Zoome sur le test de validation du modèle Takagi-Sugeno flou de température d'échappement

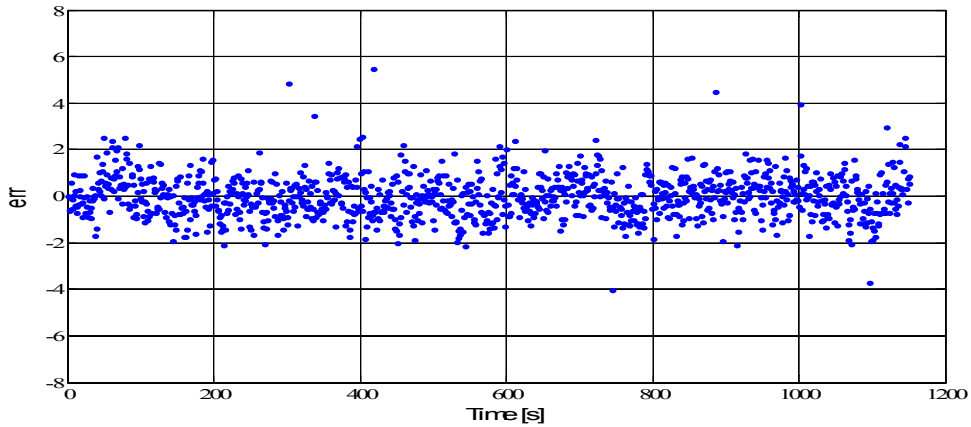


Figure III.48 : Erreur entre les données réelles et les modèles de température d'échappement

La génération des fonctions d'appartenances de modèles flous a été obtenus, en projetons les règles des ensembles flous point par point dans la matrice de partition floue sur les données 'entrée et sortie de la turbine à gaz examinée. La Figures III.49 et III.50, représentent respectivement les fonctions d'appartenance des entrées et des sorties pour les modèles flous obtenus pour les variables de turbine à gaz modélisés dans ce travail.

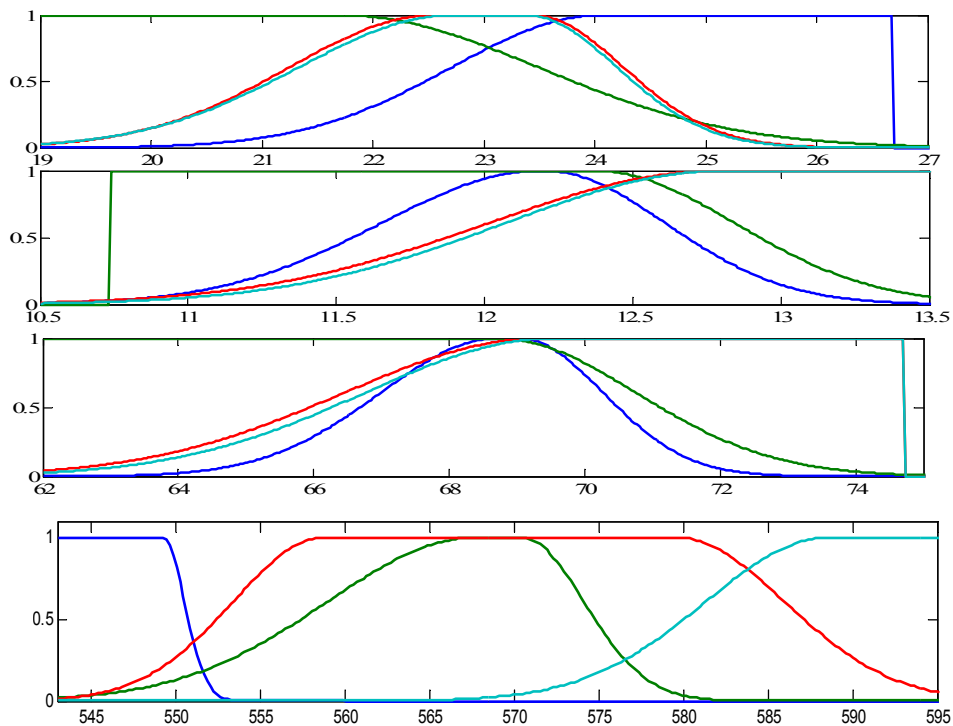


Figure III.49 : Fonctions d'appartenance des entrées pour les modèles flous obtenus

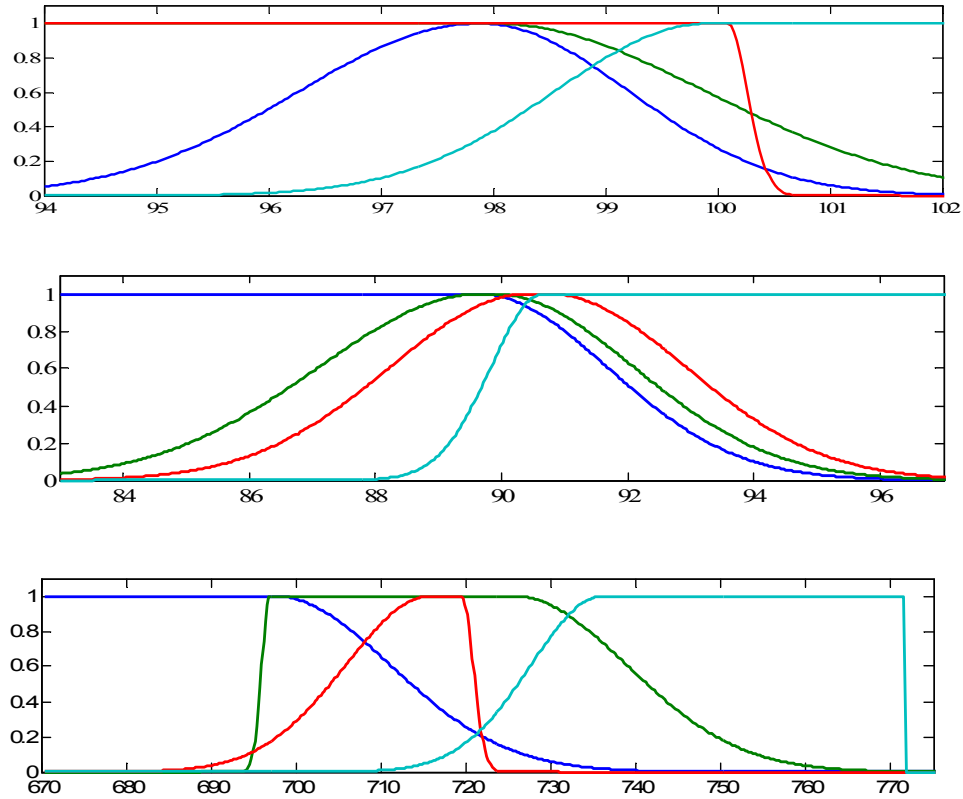


Figure III.50 : Fonctions d'appartenance des sorties pour les modèles flous obtenus

critère	RMSE	VAF
vitesse de rotor HP	0,0704	99.708%
vitesse de rotor BP	0,0893	99.762%
température d'échappment	0.9144	99.48%

Tableau III.4 : Validation numérique du modèle flou TS de GT solar titan 130

III.10. Conclusion

Le travail abordé dans ce chapitre, soulève l'un des problèmes majeurs quand vous cherchez une représentation mathématique fiable. Le modèle flou proposé prévoit une bonne amélioration de la performance lors de fonctionnement pour la synthèse du contrôleur dans les turbines à gaz examinées. L'utilisation d'un algorithme de classification floue présente

l'avantage de permettre la génération automatique de fonctions d'appartenance floues des régions de données étudiées. Ce travail, confirme que le développement de l'approche numérique est évidemment plus souple à mettre en œuvre, sur la base de la méthode proposée d'algorithmes de classification floue en utilisant l'algorithme Gustafson-Kessel. Les résultats obtenus à partir de la classification des données avec la construction des modèles associés offre des performances avantageuses dans la modélisation du système de turbine à gaz examiné. Cette approche peut fournir des modèles fiables pour une commande tolérante aux défauts concernant le système de turbine à gaz, dans le prochain chapitre de ce travail de thèse.

Dans ce chapitre, la modélisation floue a été appliquée sur une turbine à gaz effectuée dans un environnement d'exploitation réel. Pour valider et évaluer sa capacité une comparaison avec d'autres techniques à base d'intelligence artificielle est proposée. A partir des bases de données et de l'historique d'exploitation d'une turbine à gaz, en exploitant les techniques de Takagi-Sugeno, pour modéliser la dynamique de cette machine, avec des linéarisations des régions floues dans l'espace d'état. Aussi, les fonctions d'appartenance des règles sont déterminées et estimées, basées sur les techniques de classification floue (clustering flou).

Dans ce cadre Nous utiliserons l'algorithme du clustering de Gustafson Kessel en but de détecter les clusters de différentes formes géométriques présents dans l'ensemble de données, et pour obtenir les fonctions d'appartenances des prémisses., une étude comparative entre les méthodes intelligentes à base des réseaux de neurones de type NARX (Nonlinear Autoregressive Exogenous Neural Network (NARAX-NN) Modeling) et avec ANFIS Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System, a été réalisée pour la modélisation de comportement non linéaire de la turbine à gaz examinée. Les résultats obtenus de cette modélisation sont satisfaisants et nous ont permis de comprendre et d'analyser les phénomènes mis en jeu dans deux exemples de turbines à gaz (GE MS5001P et Solar).

CHAPITRE IV

RÉSULTATS D'APPLICATION DE LA COMMANDE FLOUE TOLÉRANTE AUX DÉFAUTS À UNE TURBINE À GAZ

Dans ce chapitre, les modèles flous de système de turbine à gaz étudié précédemment seront utilisés dans un système de détection et localisation des défauts, avec une comparaison par les signaux du processus réels. Cette opération va nous permettre de générer des indicateurs de défauts appelés des résidus diagnostic à base de modèle pour la détection et la localisation des défauts affectant une turbine à gaz examinée. Cette démarche est basée sur la méthode FDI (Fault Detection ans Isolation) en utilisant le résonnement flou. Le but est de déterminer les différents types de défauts du système de turbine à gaz dont nous sommes capables de détecter et d'isoler en appliquant la méthode de FDI à base de la logique floue. En suite, une commande tolérante aux défauts sera appliquée au système de turbine à gaz examiné, cela est basée sur la permutation entre des sous contrôleurs floues, de chaque sous système de système globale décomposé par le model TS et correspondant à un fonctionnement sous un mode de défaillance bien précis. Nous analyserons dans un premier temps la structure des résidus par l'approche FDI floue ; Puis, nous donnerons les résultats des tests effectués sur la turbine à gaz examinée. En fin, nous tirerons les conclusions qui s'imposent quant à l'exploitation de cette commande tolérante aux défauts sur ce système industriel.

IV.1. Introduction

Les installations industrielles modernes sont équipées de plusieurs instruments de différents types avec des matériels informatique de hautes qualité, comme c'est le cas de la station SC3 / SONATRACH de DJELFA, pour fournir les informations sur les équipements exploités dans ces installations. En pratique, un dysfonctionnement d'un composant peut entraîner une perte de production. Par conséquent, il est souhaitable de concevoir un système de commande, qui doit assurer la stabilité de fonctionnement de ces équipements et en mesure de fournir des performances en mode dégradée acceptables, même dans le cas de défaillances partielles des ces équipements.

Dans ce chapitre, et après l'analyse comparative décrite dans la première partie de thèse qui a permis de mettre en évidence les points forts et faibles de chaque approche de commande tolérante aux défauts, on vise à présenter l'application de la méthode de commande floue tolérante aux défauts, sur un système de turbine à gaz, sur lequel nos travaux s'appuieront. Dans ce cadre, on propose l'exploitation des modèles flous Takagi-Sugeno, obtenus dans le chapitre précédent, pour l'élaboration d'une stratégie de commande tolérante aux défauts concernant le système étudié. Cette commande est basée sur une comparaison de l'erreur estimée entre l'état de système défectueux avec l'état du système de référence, afin d'estimer les performances de la stratégie de commande floue tolérante aux défauts proposés dans ce chapitre.

En effet, l'utilisation des modèles flous Takagi-Sugeno obtenus est un outil adapté à la surveillance dynamique de turbine à gaz examinée, lorsque la sortie prédite suit les variations de l'entrée, en particulier lors des changements de points de fonctionnement. Ce chapitre a pour objectif de décrire en détails les résultats obtenus par le problème de commande floue tolérante aux défauts pour la surveillance d'un système de turbine à gaz. Par le biais de ce chapitre, nous tirerons les conclusions qui s'imposent quant à l'exploitation des résultats.

IV.2. Diagnostic à base de modèle

Dans la plupart des systèmes automatisés, la partie commande (PC) d'un procédé est généralement représentée à travers un modèle devant être appliqué sur la partie opérative

(PO). Pour réaliser un diagnostic, il faut également pouvoir représenter l'état de la PO à travers un modèle qui peut être intégré au modèle de commande, séparé ou mixte. Ainsi, lorsqu'un défaut apparaît, il est possible de disposer d'informations concernant le procédé et de comparer le modèle et le procédé. On parle alors de diagnostic à base de modèles (Fault Detection and Isolation) [23, 40]. Le diagnostic à base de modèles génère des indicateurs de défauts, résidus, contenant des informations sur les anomalies ou les dysfonctionnements du procédé à diagnostiquer. Un écart entre l'état réel de la PO et celui estimé par le modèle, représentant le fonctionnement nominal, est mesuré. Les résidus doivent alors être assez sensibles aux défauts pour leur détection, localisation et identification, comme il est montré sur la Figure IV.1. En effet, le diagnostic à base de modèles génère des indicateurs de défauts, résidus, contenant des informations sur les anomalies ou les dysfonctionnements du procédé à surveiller. Un écart entre l'état réel et celui estimé par le modèle, représentant le fonctionnement nominal est mesuré, les résidus doivent alors être assez sensibles aux défauts pour leur détection, localisation et identification.

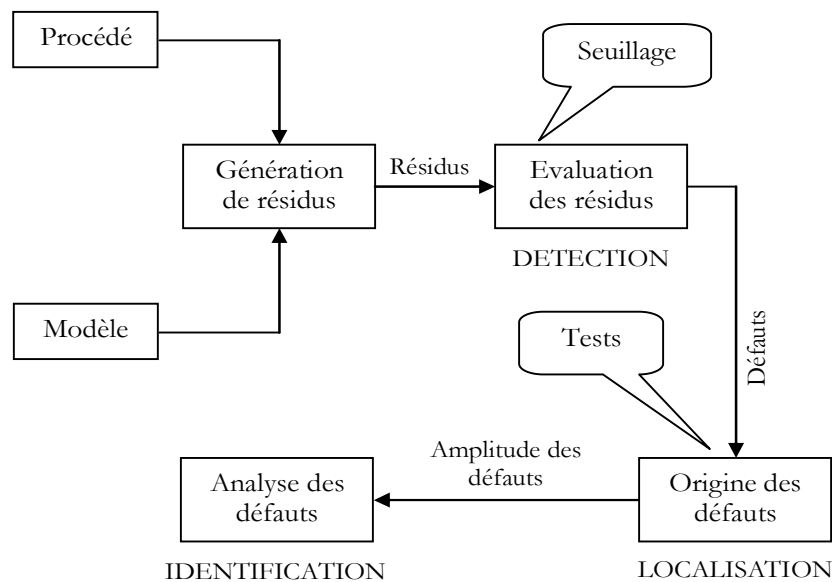


Figure IV.1 : Diagnostic à base de modèle

IV.3. Méthode FDI (Fault Detection and Isolation)

Parmi les méthodes internes à base de modèles, on peut distinguer les méthodes basées sur des modèles quantitatifs, les méthodes basées sur des modèles qualitatifs et les méthodes

basées sur les deux modèles. Le diagnostic à base de modèle est largement interprété dans la littérature [5, 29, 64, 66, 93]. Le lecteur pourra se référer à [35, 65, 93] pour des applications industrielles. Dans cette partie de travail, nous nous intéresserons aux méthodes connues sous le nom de FDI (Fault Detection and Isolation), basées sur trois principes de base que sont la génération de résidus, la détection et la localisation.

- **La détection** : elle permet de détecter un dysfonctionnement dans le système [68]. Si l'on dispose d'un modèle nominal, un dysfonctionnement se caractérisera par l'éloignement des paramètres du procédé de ceux du modèle de bon fonctionnement. En présence d'un modèle de dysfonctionnement, la détection identifie clairement le défaut connu a priori,
- **La localisation** : elle permet de remonter à l'origine du défaut lorsqu'une panne a été détectée [55]. En effet, il n'est pas rare de constater que la propagation d'un défaut dans le système physique génère à son tour de nouveaux défauts. Ces pannes en cascade masquent la cause réelle de la panne empêchant toute action de maintenance,
- **l'identification** : elle détermine l'instant d'apparition du défaut, sa durée ainsi que son amplitude. La connaissance de l'amplitude de la défaillance permet de concevoir un système tolérant aux défauts ou autoadaptatif.

IV.3.1. Méthodes de génération de résidus

La génération de résidus caractéristiques du fonctionnement du système constitue le problème fondamental du diagnostic à base de modèle. Il existe dans la littérature une grande variété de méthodes pour la génération de résidus [25, 35, 46].

La première étape de la méthode FDI consiste à générer des résidus qui contiennent des informations sur les anomalies ou dysfonctionnements du système à surveiller. Le principe est de mesurer l'écart entre les mesures des signaux du procédé et la valeur théorique fournie par le modèle dans des conditions de fonctionnement nominal [27]. En effet, de la structure du système de résidus engendré dépendra la robustesse de la localisation.

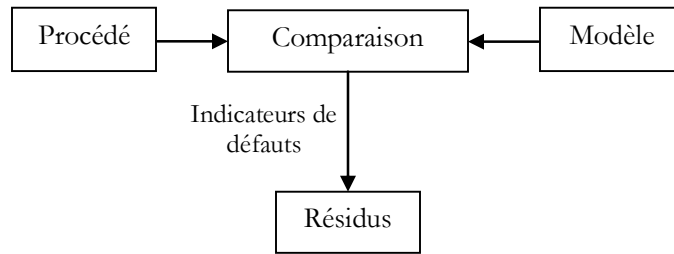


Figure IV.2 : Génération de résidus

IV.3.2. Détection

C'est la deuxième étape de la méthode FDI, elle permet de déterminer la présence ou non d'un défaut sur le procédé. Elle est aussi appelée alarme globale. Nous nous intéresserons aux méthodes de détection à base de résidus. Les résidus ont une valeur théorique nulle pour un système idéal en l'absence de défaut (pas d'incertitude modèle ni de bruits de mesure), et non nul dans le cas contraire. La principale difficulté de la détection réside dans le calcul du seuil des résidus. Un seuil trop grand risque d'engendrer une non-détection, Au contraire, un seuil trop petit entraînerait de fausses alarmes. La problématique est donc de trouver un seuil optimal qui serait le compromis idéal entre le taux de fausse alarme et le taux de non-détection.

La procédure de détection a pour objectif de déterminer l'apparition et l'instant d'occurrence d'un défaut. Pour parvenir à cet objectif, on utilise des résidus qui sont obtenus en comparant le comportement du modèle du système à celui du système réel.

Les résidus sont représentatifs des écarts entre le comportement observé du système et le comportement de référence attendu lorsque le système fonctionne normalement. Ces résidus sont généralement à moyenne nulle et ont une variance déterminée en l'absence de défauts de fonctionnement. Un moyen générique de construire un résidu est d'estimer le vecteur de sortie $y(\cdot)$ du système. L'estimé $\hat{y}(\cdot)$ est alors soustrait du signal de sortie $y(\cdot)$ afin de former le vecteur de résidus $r(\cdot)$ suivant :

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

En présence de défauts, le signal $r(\cdot)$ ainsi formé s'écartera notablement de la valeur zéro et sera identique à zéro lorsque le système fonctionne normalement.

Dans la pratique, le résidu n'a pas exactement une valeur nulle en l'absence de défauts car, lors de la phase de modélisation, plusieurs hypothèses simplificatrices sont introduites

conduisant à un modèle qui ne reflète pas fidèlement le système réel. De plus, les mesures effectuées sur le système sont le plus souvent entachées de bruits de mesure. Le vecteur de résidus s'écrit alors :

$$r(k) = y_m(k) - \hat{y}(k) \quad (IV.2)$$

Où $y_m(k)$ est la sortie mesurée du système qui est composée, en plus de la sortie réelle $y(k)$, de bruits de diverses natures relatifs à l'instrumentation et aux incertitudes de modélisation. Dans cette situation, une méthode de détection élémentaire consiste à comparer la valeur du résidu à un seuil prédéfini ε (fonction des erreurs de modélisation). Une alarme est déclenchée à chaque franchissement de ce seuil :

$$\begin{cases} r(k) \leq \varepsilon \Leftrightarrow d(k) = 0 \\ r(k) < \varepsilon \Leftrightarrow d(k) \neq 0 \end{cases} \quad (IV.3)$$

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

On peut également modéliser le résidu comme une variable aléatoire distribuée selon une loi normale. On met ainsi en oeuvre à ce niveau des tests statistiques permettant de détecter des changements des caractéristiques statistiques du résidu.

IV.3.3. Localisation

C'est la capacité du système de diagnostic à remonter directement à l'origine du défaut lorsqu'une panne a été détectée. Une alarme engendre bien souvent de nouvelles alarmes, d'où la difficulté de retrouver l'organe défaillant [30]. Ces pannes en cascade masquent la cause réelle de la panne.

Il est plus difficile de dégager une méthode systématique pour la fonction de localisation de défauts, chaque cas particulier est à prendre en considération. Néanmoins les méthodes courantes pour accéder à la localisation du défaut sont [12, 13] :

- L'analyse des conditions d'apparition du défaut ;
- l'utilisation d'un modèle comportant le défaut supposé à la place d'un modèle de comportement normal ;
- des essais de fonctionnement du système après l'apparition du défaut si cela reste possible (fonctionnement en mode test).

Notre principal axe de recherche est l'utilisation de la logique floue pour la détection et l'isolation de défaut, celle-ci à la capacité d'utiliser des connaissances quantitatives et qualitatives simultanément. La méthode FDI à base de raisonnement flou est un outil puissant pour la description du comportement du système par des relations *Si...Alors*.

IV.4. Méthode FDI floue (fuzzy Fault Detection and Isolation)

Nous avons vu que l'approche analytique fournissait des outils mathématiques largement utilisés pour les systèmes de surveillance. Cependant, elle emploie des modèles quantitatifs qui ne correspondent pas toujours à la réalité. La différence par rapport à un comportement réel du procédé est compensée par des efforts sur la modélisation toujours plus contraignants et des techniques de découplage plus robustes. C'est le prix à payer pour obtenir un formalisme mathématique.

Lorsque nous avons exposé la problématique d'un système de diagnostic, nous avons décrit ses différentes étapes en vertu de critères de robustesse. En effet, nous avons exposé les problèmes de robustesse active rencontrés lors de la phase de génération de résidus. Le problème consistait à générer des structures de résidus qui répondraient le mieux à la localisation. De même, les résidus devaient être les plus fidèles possibles à la réalité.

IV.4.1. Modèles flous pour la génération de résidus

Le concept général de la génération de résidus reste le même que pour les modèles analytiques. Par analogie avec la théorie des observateurs, les modèles flous génèrent des observateurs flous. Il consiste à comparer les sorties du procédé à leurs estimées, mais dans ce cas, les estimées sont calculées par un modèle flou, comme il est montré sur la Figure IV.3.

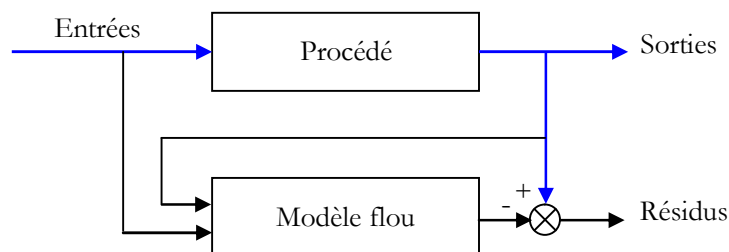


Figure IV.3 : Observateur de sortie flou pour la génération de résidus

Pour résumer, on peut affirmer que la connaissance experte sur le système permet de définir des limites d'évolution du résidu, en intégrant un raisonnement qualitatif. L'évaluation

floue des résidus est une transformation de la connaissance quantitative en une connaissance qualitative. Elle peut intervenir à différents niveaux d'abstraction dans le raisonnement. Un jeu de règles floues peut être utilisé afin de déterminer les seuils des résidus nets, l'opération de défuzzification transformant les valeurs floues en valeurs numériques. La détection consiste alors à comparer les résidus nets aux seuils J , comme indiqué sur la Figure IV.4.

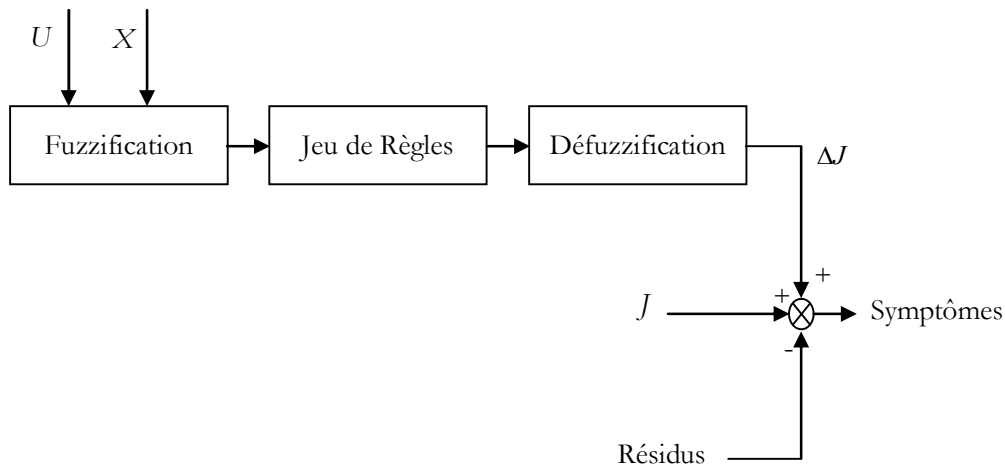


Figure IV.4 : Détermination de seuils adaptatifs par jeu de règles floues

IV.4.2. Principe d'évaluation des résidus

On a vu auparavant que le signal résidu oscille autour de zéro en l'absence de défaut. Si par contre un défaut est apparu il s'éloigne vers des valeurs plus positives ou plus négatives. On en déduit l'existence de trois zones : la zone **Z** (Zéro : **0**), la zone **P** (Positive : **+1**) et la zone **N** (Négative : **-1**). Ainsi donc en fonction de l'état du système le résidu sera localisé dans l'une de ces trois zones. Chaque zone sera décrite par une fonction d'appartenance respectivement : μ_0 , μ_{+1} , μ_{-1} . L'application de ces trois fonctions au signal résidu déterminera la zone d'appartenance du résidu. En absence de défaut le signal résidu appartient à la zone **Z**, par contre en présence de défaut il sera soit dans la zone **P** ou dans la zone **N**. Dans chaque cas un degré d'appartenance sera.

Entre les trois fonctions d'appartenance, les zones de chevauchement appartiennent au domaine flou. Ainsi chaque fonction possède une zone de certitude ($\mu = 1$) et une zone floue. En milieu industriel les installations peuvent se trouver dans un état sain mais avec une tendance vers un défaut ou bien un défaut qui vient d'apparaître avec une faible intensité. Ce genre de

situations peut être détecté par l'algorithme grâce à l'existence de zones floues. Une telle information sur l'existence d'un défaut avec un certain degré d'accomplissement est essentielle pour l'opérateur qui doit être prêt à intervenir.

Au lieu d'utiliser des relations analytiques, le concept flou permet de déterminer des relations floues qui sont exprimées par des implications floues. La procédure d'évaluation des résidus utilisant les techniques de la logique floue est donnée par la Figure IV.5, suivante :

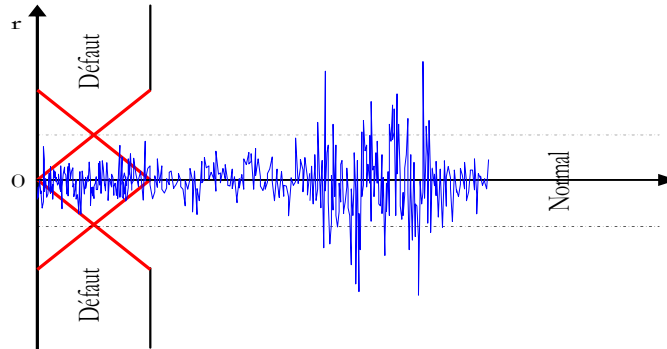


Figure IV.5 : Signal de résidu avec la logique floue

IV.4.3. Méthode d'isolation floue

L'isolation de défaut consiste à désigner le défaut responsable du biais observé sur les résidus. Cela suppose obligatoirement la connaissance des symptômes des différents défauts retenus pour notre étude. Ces symptômes sont parfaitement identifiés après avoir simulé ces défauts et observer les résidus. On pose, on note alors S_i le signal symptôme avec $i=1..n$ correspondant à r_i . Il est clair que les défauts possédants des symptômes semblables seront difficiles à isoler, à moins que si l'on fasse intervenir les intensités des défauts.

Le module de détection délivre un vecteur V_i pour chaque résidu R_i contenant le signal S_i et μ_i . Les antécédents des règles seront les symptômes et la conclusion sera le défaut correspondant à ces symptômes. Pour un défaut f_k on détermine le degré d'activation de la règle comme suit :

$$\mu(f_k) = \mu(s_1 \in V_k) \otimes \mu(s_2 \in V_k) \quad (IV.4)$$

\otimes : Opérateur de conjonction floue et $\mu(f_k)$: Niveau d'activation de la règle du k ème défaut.

IV.5. Résultats d'application

La plupart des pannes dans le turbine à gaz a deux arbre se manifestent par des changements dans l'efficacité, le turbine peut éprouver des défauts du système comme les fuites de purge et les échecs, dysfonctionnements des aubes (variable stator vanne malfunctions), et certains défauts d'instrumentation. Dans ce travail on s'intéresse uniquement à étudié quatre défauts, ces défauts sont présentés dans le Tableau 4.1 avec réduction d'efficacité de $\eta = -2\%$.

Défaut	Description
f ₁	Domage dans les aubes de stator de compresseur
f ₂	Domage dans le module de compresseur axial
f ₃	Domage dans le module du turbine a haut pression HP
f ₄	Domage dans le module du turbine basse pression LP

Tableau IV.1 : Description des défauts

Les capteurs de vitesse à haute pression (VHP), a basse pression (VLP), de température d'échappement (ET), et de débit de carburant (Wf), fournissent des informations à propos de l'état de ces modules et sont utilisés pour le diagnostic de la turbine à gaz. Le tableau IV.2 montre coefficients d'influence pour une turbine à gaz commerciale à une condition de puissance fixe avec $\eta = -2\%$ par rapport à un bon turbine. Les chiffres de ce tableau sont les empreintes digitales ou les signatures de défaut pour les défauts du module.

Défaut	$\Delta VHP(\%)$	$\Delta VLP(\%)$	$\Delta ET(C^\circ)$	$\Delta Wf(\%)$
f ₁	0.57	0.28	9.09	1.32
f ₂	-0.11	0.1	13.60	1.6
f ₃	1.13	0.15	21.77	2.58
f ₄	1.27	-1.96	2.38	-1.92

Tableau IV.2 : Signatures de défaut pour une turbine à gaz

Dans cette partie du travail, on exploitant les données expérimentales et le model floue de la turbine examinée de type solar TITAN 130 et en simulé les quartes défauts, pour la mise en œuvre d'une méthode de détection et de décision, nous avons générés tout d'abord les résidus

pour chaque défaut, en suit en nous avons évalué ces résidus, pour faire l'isolation de défaut correspondant par la méthode proposé, comme il est montré sur la Figure IV. 6.

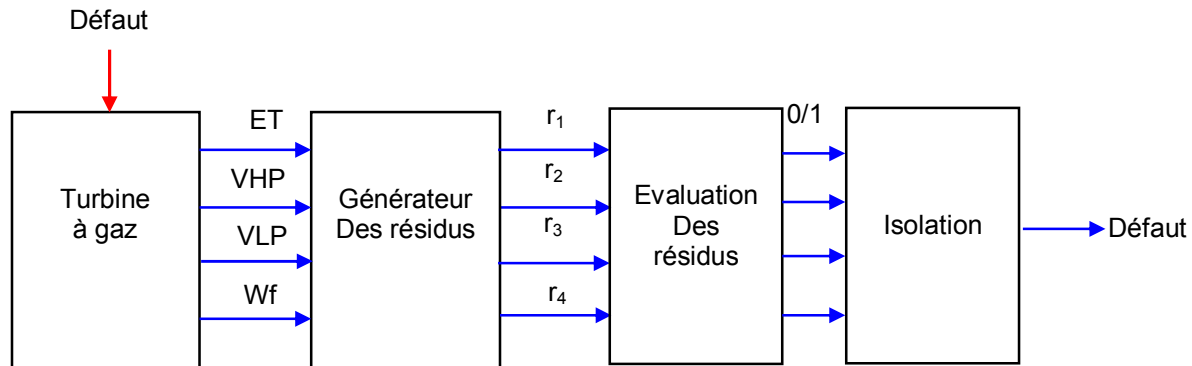


Figure IV.6 :

Les Figures de IV.7 jusqu'au IV.10 montre les résultats d'application de (VHP, VLP, ET, Wf) pour un système sain ou sans défaut et les Figures de IV.11 jusqu'au IV.26 présente les quatre parametre avec le défaute f1, f2, f3,et f4, ces défauts sont injectés à l'instant t=10s.

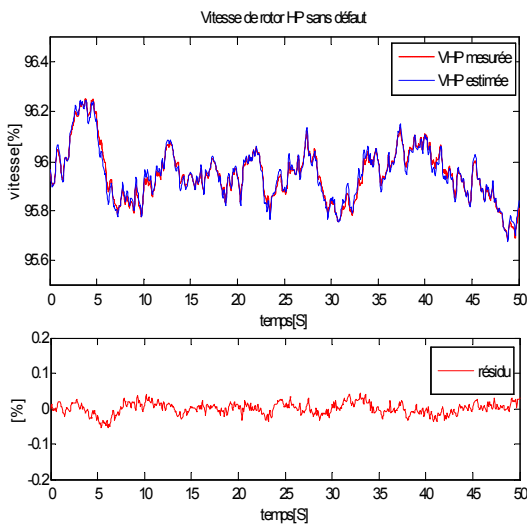


Figure IV.7 : Résultats de VHP pour un système sans défaut

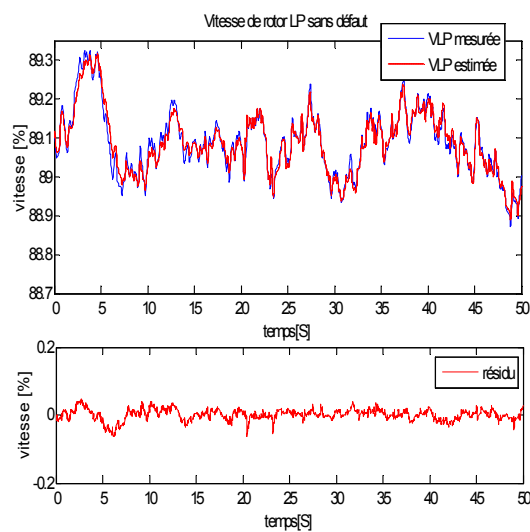


Figure IV.8 : Résultats de VLP pour un système sans défaut

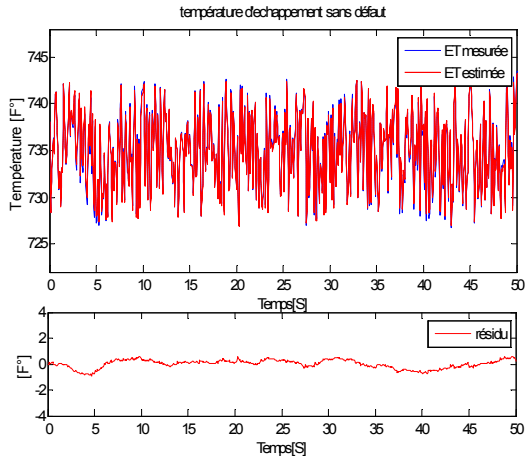


Figure IV.9 : Résultats de VLP pour un système sans défaut

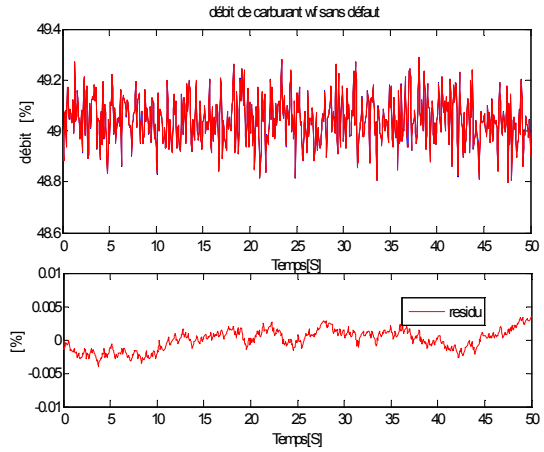


Figure IV.10 : Résultats de Wf pour un système sans défaut

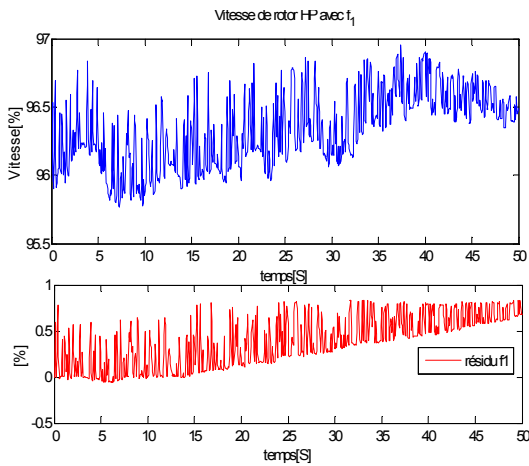


Figure IV.11 : Résultats de VHP avec défaut f1

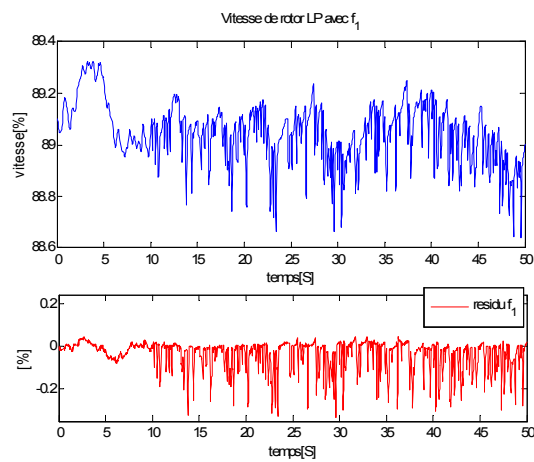


Figure IV.12 : Résultats de VLP avec défaut f1

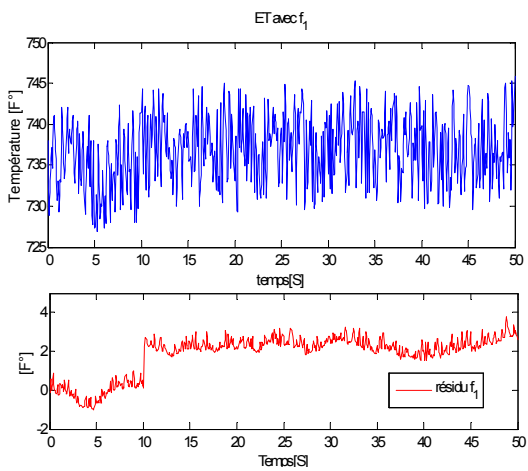


Figure IV.13 : Résultats de ET avec défaut f1

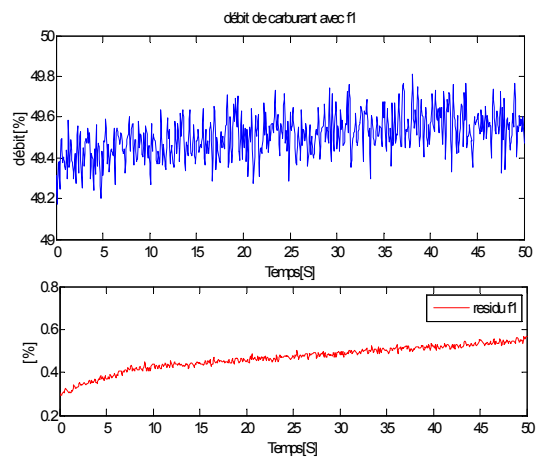


Figure IV.14 : Résultats de ET avec défaut f1

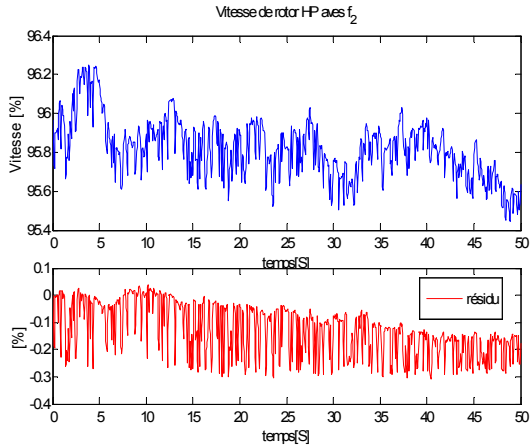


Figure IV.15 : Résultats de VHP avec défaut f_2

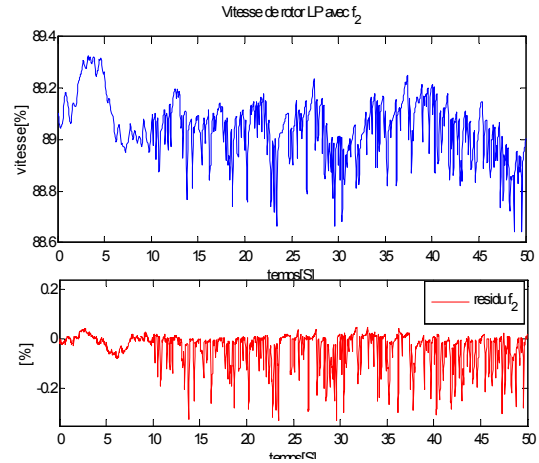


Figure IV.16 : Résultats de VLP avec défaut f_2

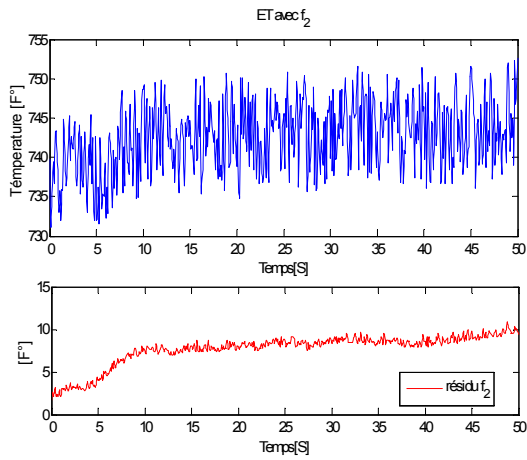


Figure IV.17 : Résultats de ET avec défaut f_2

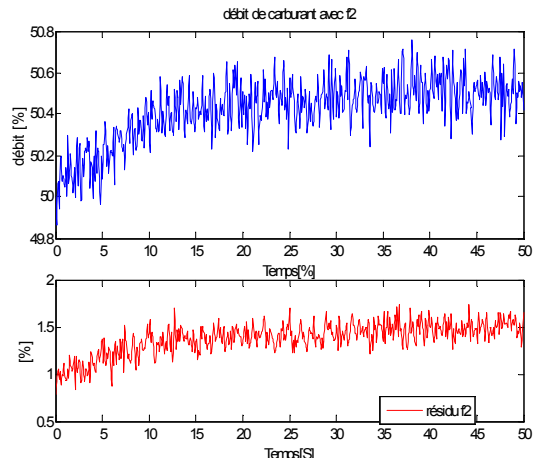


Figure IV.18 : Résultats de W_f avec défaut f_2

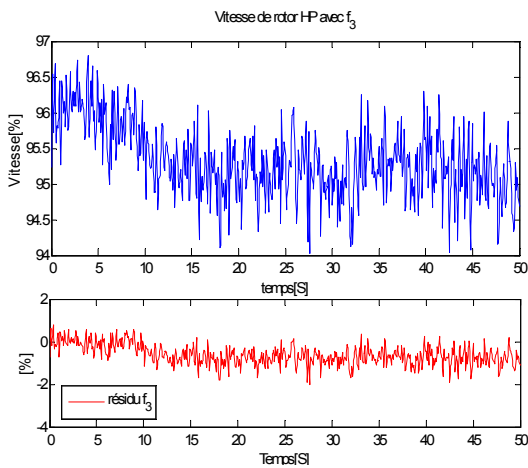


Figure IV.19 : Résultats de VHP avec défaut f_3

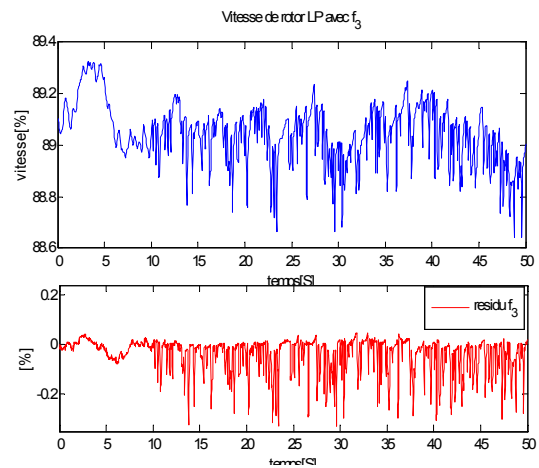


Figure IV.20 : Résultats de VLP avec défaut f_3

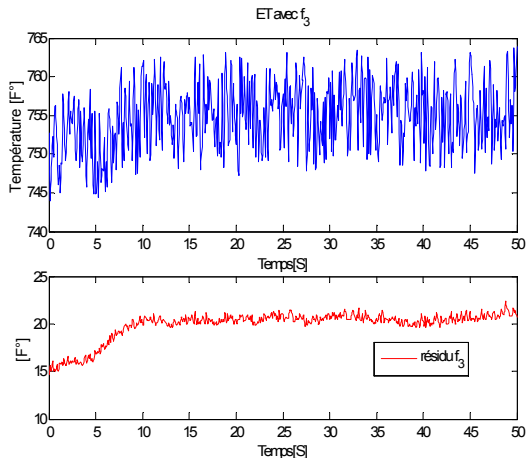


Figure IV.21 : Résultats de ET avec défaut f_3

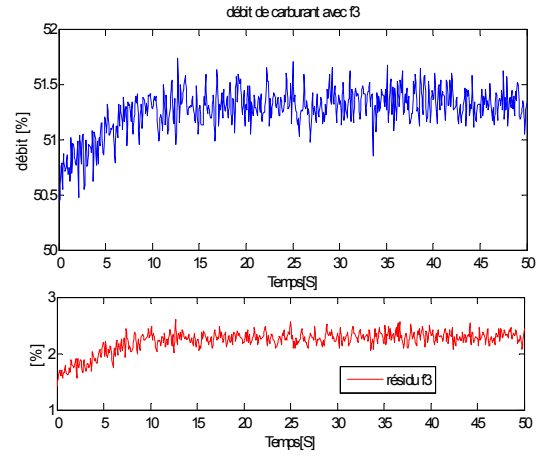


Figure IV.22 : Résultats de Wf avec défaut f_3

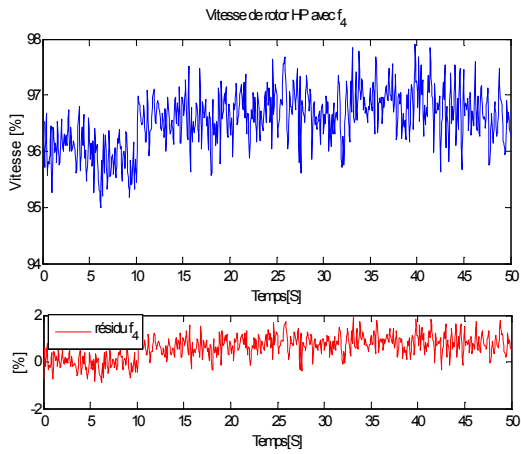


Figure IV.23 : Résultats de VHP avec défaut f_4

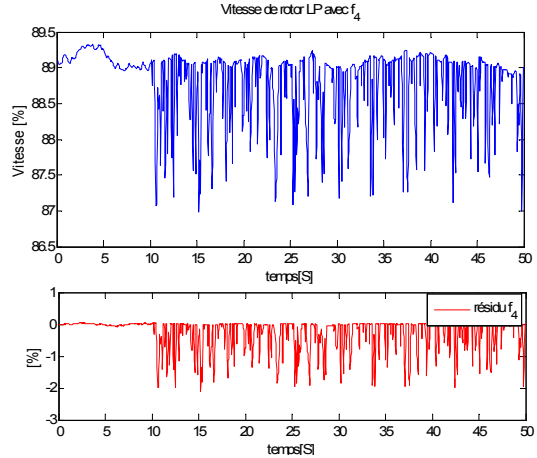


Figure IV.24 : Résultats de VLP avec défaut f_4

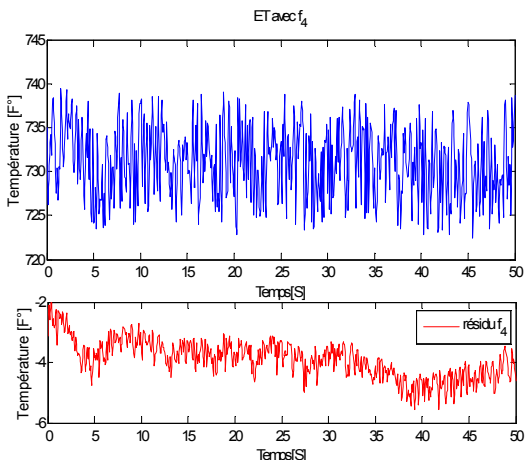


Figure IV.25 : Résultats de ET avec défaut f_4

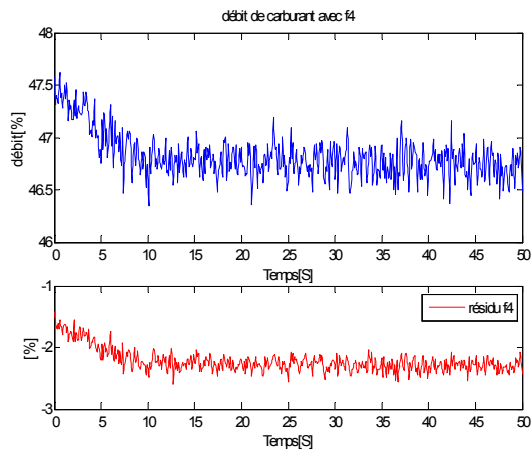


Figure IV.26 : Résultats de Wf avec défaut f_4

IV.5.1. Résultat de commande tolérante aux défauts à base d'un système experte floue

Le générateur de résidu permet de construire des signaux sensibles aux différents défauts à détecter. La comparaison de ces signaux à des seuils de détection fournit une signature qui, comparée à la table des signatures permet la localisation des défauts. En pratique, le problème de définition du seuil de détection n'est pas si simple car les grandeurs mesurées sont toujours entachées de bruits[94]. D'autre part, le modèle utilisé n'est qu'une représentation toujours imparfaite de la réalité, de sorte que les résidus peuvent être non nuls en l'absence de défaut. Toutefois, le problème se pose du choix de la valeur de ce seuil. En effet, un seuil très faible risque d'entraîner de fausses alarmes alors qu'un seuil trop important risque d'entraîner la détection d'un défaut trop tardive, Pour résoudre ce problème on propose un système expert flou (FLS).

Un FLS est développé pour le diagnostic de performance de la turbine à gaz. Ce prend écart de mesure à partir d'un modèle de référence de quatre mesures de base (VHP, VLP, ET, Wf) et des analyses détérioration des modules. Ces mesures sont disponibles sur la plupart des turbines à gaz. Les règles pour le système flou sont obtenues par fuzzification des valeurs numériques dans les diagrammes des signatures à l'aide de la procédure suivante :

Un ensemble de quatre deltas de mesure correspondant à un défaut de module donné est entrée dans le système de logique floue (FLS) et le degré d'appartenance des éléments de $\Delta VHP, \Delta VLP, \Delta ET, \Delta Wf$ est obtenue. Des ensembles flous avec des fonctions d'appartenance gaussiennes sont utilisés. Ces ensembles flous peuvent être définis à l'aide de l'équation suivante:

$$\mu(x) = e^{-0.5((x-m)/\sigma)^2} \quad (IV.5)$$

Où m est le point médian de l'ensemble flou et σ est l'incertitude associée à la variable. Le tableau 4.3 donne le variable linguistique associée à chaque ensemble flou et le point médian de l'ensemble pour chaque delta de mesure et le tableau 4.4 donne les règles pour le FLS avec 6 ensemble floue[94][95].

	VL	L	ML	MH	H	VH
$\Delta VHP(\%)$	-1.21	-0.72	-0.25	0.23	0.71	1.19
$\Delta VLP(\%)$	-2.23	-1.56	-0.9	-0.24	0.42	1.08
$\Delta ET(C^\circ)$	-9.62	-3.72	2.17	8.07	13.97	19.87
$\Delta Wf(C^\circ)$	-2.25	-1.35	-0.45	0.45	1.35	2.25

Tableau IV.3 : Points Milieux des Six ensembles flous

	$\Delta VHP(\%)$	$\Delta VLP(\%)$	$\Delta ET(C^\circ)$	$\Delta Wf(C^\circ)$
F1	H	MH	ML	MH
F2	ML	MH	MH	H
F3	VL	MH	VH	VH
F4	VH	VL	L	VL

Tableau IV.4 : Rules for Optimal Fuzzy System with Six Fuzzy Sets

Les variables linguistiques utilisées dans ce tableau sont définis dans le tableau 4.5.

Symbol	variable linguistique
VH	Très élevé (Very high)
H	Elevé (high)
MH	Moyen-élevé (Medium high)
ML	Moyen- bas (Medium –low)
L	bas (low)
VL	Très bas (Very low)

Tableau IV.5 : Définition des variables linguistiques

Ces règles peuvent être lus comme suit pour le défaut f1 :

R1 : *Si $\Delta VHP(\%)$ est **H** et $\Delta VLP(\%)$ est **MH** et*

*$\Delta ET(C^\circ)$ est **ML** et $\Delta Wf(C^\circ)$ est **MH***

*Alors défaut est **f1***

Le FLS peut donc être utilisé comme un système expert robuste pour automatiser le processus d'interprétation des performances des turbines à gaz.

IV.5.2. Commande tolérante aux défauts utilisant deux régulateurs PID adaptatifs flous

En raison de sa structure simple, sa simplicité d'implémentation et ses performances de commande satisfaisantes, le régulateur PID reste, jusqu'à nos jours, le régulateur le plus utilisé

en industrie. On peut distinguer deux catégories principales de ce type de régulateurs : les régulateurs PID à paramètres fixes et les régulateurs PID à paramètres adaptatifs.

Nous présentons, dans cette partie, la synthèse d'un régulateur PID adaptatif tolérant aux défauts en utilisant la logique floue. Bien que les régulateurs PID présentent des propriétés intéressantes, les changements structurels et les incertitudes dans les paramètres du régulateur peuvent affecter la performance de commande ou peuvent même rendre le système instable. Par conséquent, dans les applications réelles les paramètres du régulateur doivent être affinés pour maintenir les performances nécessaires. Afin de compenser l'effet des changements structurels du système et les incertitudes des différents paramètres, un mécanisme pour adapter les paramètres du régulateur doit être mis au point.

La Figure IV.27 présente la structure de commande du modèle de la turbine en utilisant deux régulateurs PID tolérants aux défauts. Les gains proportionnels k_p , et d'intégration k_i et de dérivation k_d des deux régulateurs PID sont adaptés, en ligne, en utilisant un système d'inférence floue.

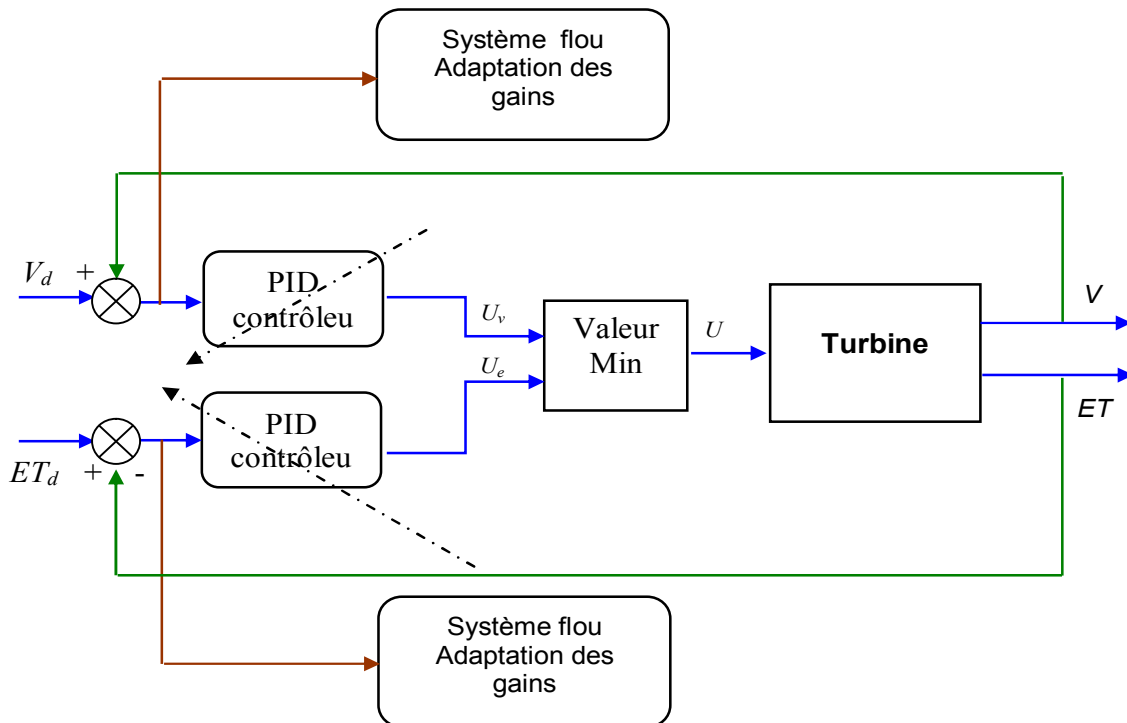


Figure IV.27 : Commande tolérante aux défauts basée sur le régulateur PID adaptatif flou

Un ensemble de règles floues de la forme suivante est utilisé pour faire cette adaptation:

si $e(k)$ est A_i et $\Delta e(k)$ est B_i alors k_p est D_i et k_i est E_i et k_d est F_i (4.15)

où $A_i, B_i, D_i, E_i,$ et F_i sont les ensembles flous correspondant à $e(k), \Delta e(k), k_p, k_i$ et k_d respectivement. $e(k), \Delta e(k)$, représentent l'erreur de sortie et sa dérivée, respectivement.

Pour la vitesse VLP l'erreur et sa dérivée sont données par :

$$e_{VLP}(k) = VLP_d - VLP \quad (IV.6)$$

$$\Delta e_{VLP}(k) = \frac{e_{VLP}(k+1) - e_{VLP}(k)}{T} \quad (IV.7)$$

où T est la période d'échantillonnage.

Pour la Température d'échappement ET l'erreur et sa dérivée sont données par :

$$e_{ET}(k) = ET_d - ET \quad (IV.8)$$

$$\Delta e_{ET}(k) = \frac{e_{ET}(k+1) - e_{ET}(k)}{T} \quad (IV.9)$$

Les Figures IV.27 jusqu'au IV.29 représente le model sans défaut, les résultats de commande tolérante aux défauts, est représenté par les Figures IV.30 jusqu'au IV.32. Pour une trajectoire de référence en échelon. Les défauts des actionneurs sont supposés additifs et modélisés par une diminution de -1 % dans le signal de la position de vanne du carburant. Nous supposons que les défauts apparaissent à l'instant $t= 100$ s et disparaissent à l'instant $t = 120$ s, comme il est montré sur la Figure IV.26.

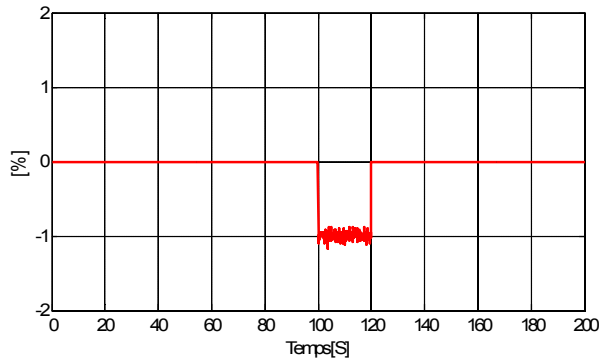


Figure IV.28 : Type de défaut d'actionneur additif à la position de la vanne

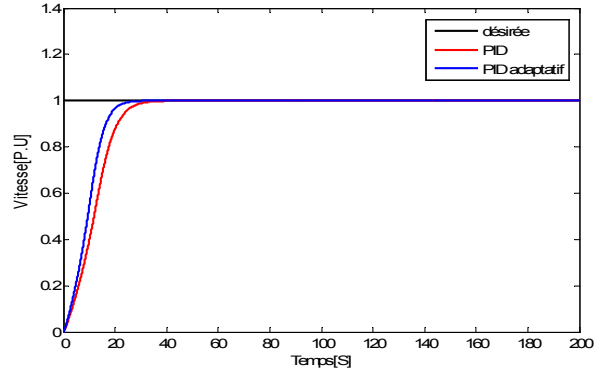


Figure IV.29 : Résultat de commande de la vitesse de rotation avec PID et PID adaptatif sans défaut

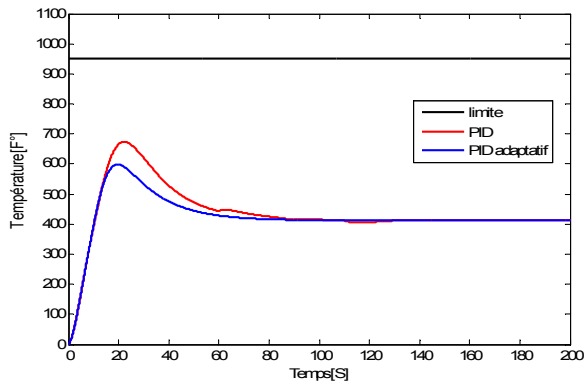


Figure IV.30 : Résultat de commande température d'échappement avec PID et PID adaptatif sans défaut

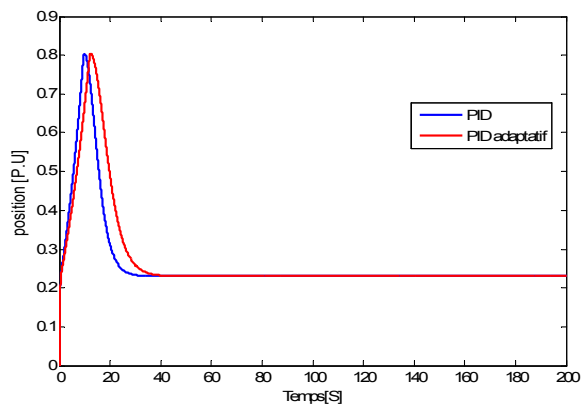


Figure IV.31 : Résultat de commande de position de la vanne [P.U] avec PID et PID adaptatif sans défaut

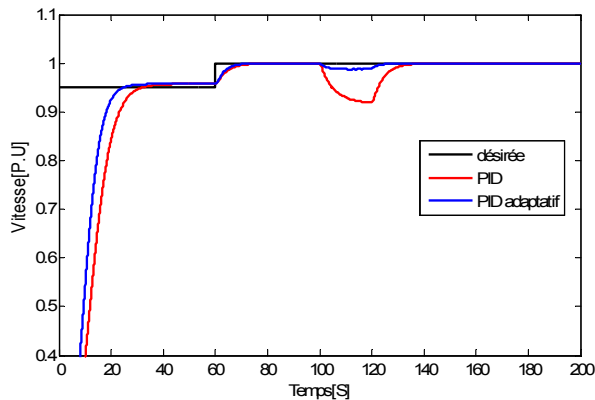


Figure IV.32 : Résultat de commande de vitesse de rotation avec PID et PID adaptatif avec défaut

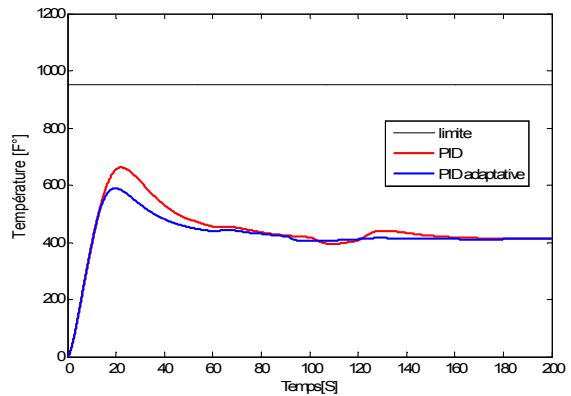


Figure IV.33 : Résultat de commande de température d'échappement avec PID et PID adaptatif avec défaut

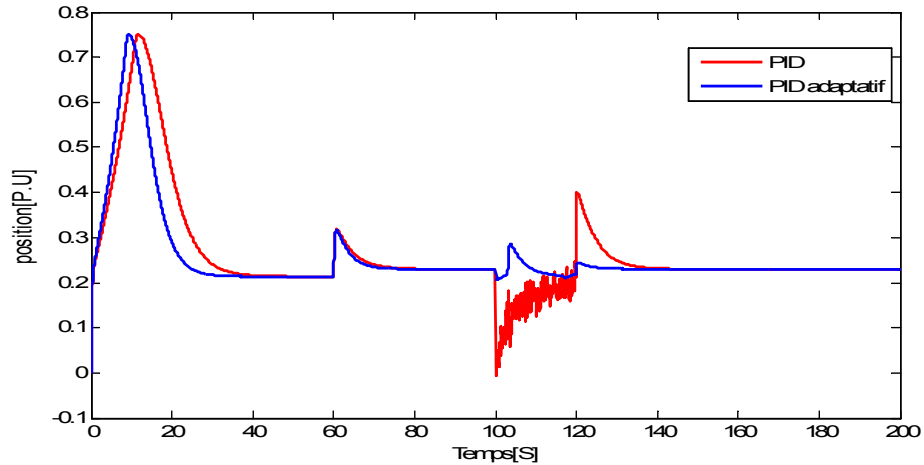


Figure IV.34 : Résultat de commande de position de la vanne [P.U] avec PID et PID adaptatif avec défaut

A partir de ces figures nous pouvons constater, que les erreurs de régulation et de poursuite et la valeur de la diminution de la vitesse et la température sont faibles pour régulateur PID adaptatif flou. Par contre dans le cas de la régulation PID classique une diminution avec une grande amplitude est observée.

IV.5.3. Commande tolérante aux défauts avec ensemble des contrôleurs floue

Dans cette partie on propose un schéma de commande tolérante aux défauts actif basé sur un système de commutation avec ensemble du contrôleur flou et des fonctions de commutation pour activer le contrôleur flou, comme il est montré sur la Figure IV.33.

En propose deux défauts de système, un défaut (f1) fait une réduction dans la vitesse de rotor et un autre (f2) fait une augmentation de température d'échappement. Le module de diagnostic FDI permettant la détection, l'isolation de défaut existant et le mécanisme de reconfiguration logique activer le contrôleur flou de défaut correspond comme suite.

Si $f_1=0$ et $f_2=0$ alors le contrôleur 1

Si $f_1=1$ et $f_2=0$ alors le contrôleur 2

Si $f_1=0$ et $f_2=1$ alors le contrôleur 3

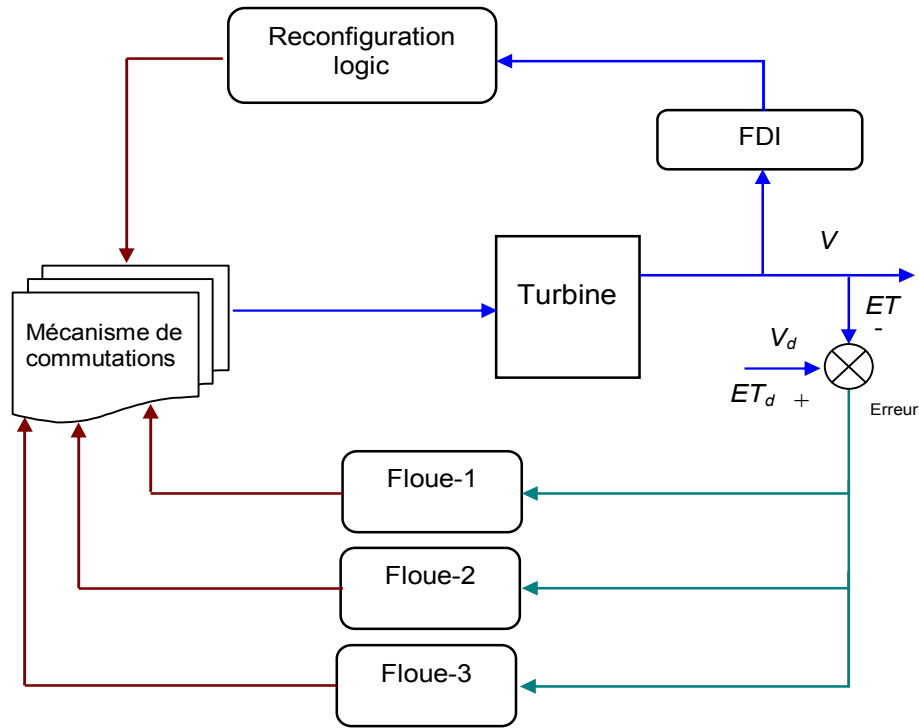


Figure IV.35 : Schéma block de la FTC avec ensemble des contrôleurs floue type Mamdani

Les Figures IV.34 et IV.35 représente le model sans défaut, et les résultats de commande tolérante aux défauts FTC floue est représentés dans les Figures IV.36 et IV.37, pour une trajectoire de référence en échelon.

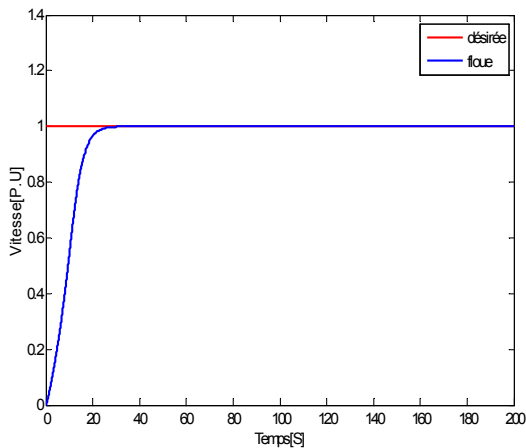


Figure IV.36 : Résultat de commande de vitesse de rotation sans défaut

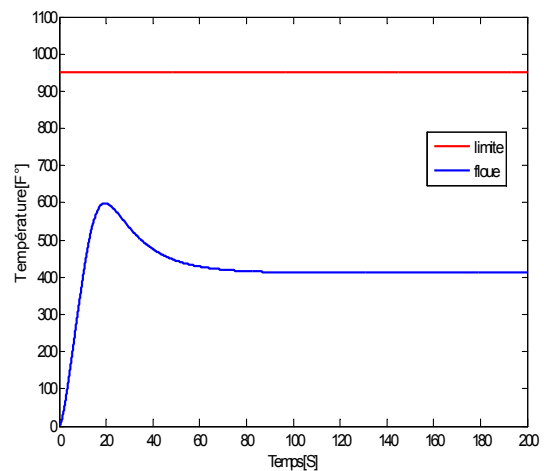


Figure IV.37 : Résultat de commande de température d'échappement sans défaut

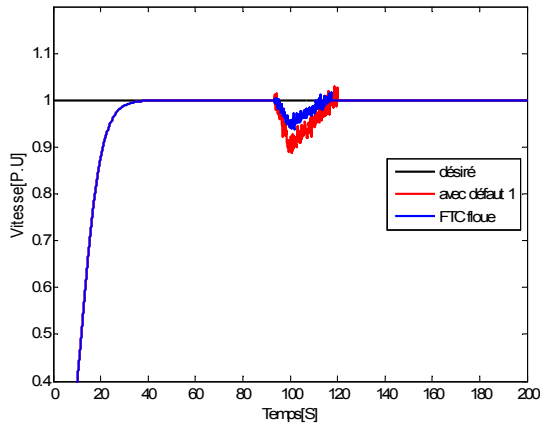


Figure IV.38 : Résultat de commande avec FTC floue de vitesse de rotation avec défaut f1

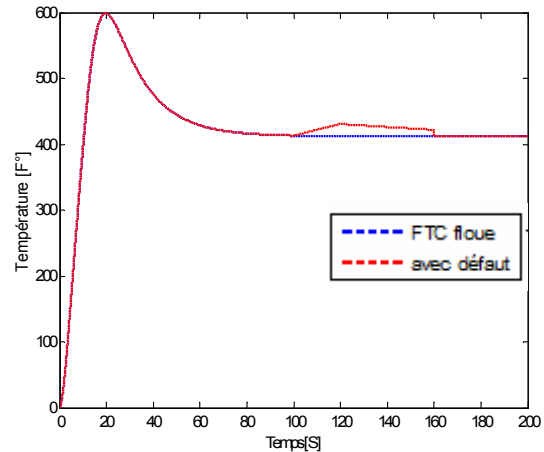


Figure IV.39 : Résultat de commande avec FTC floue de température d'échappement avec défaut f2

La diminution de la vitesse de rotation a cause la présence de défaut f1 est presque faibles par le contrôleur 2. Par contre dans le cas de la régulation PID classique une diminution avec une grande amplitude est observée. Par contre, l'augmentation de température d'échappement a cause la présence de défaut f2 est aussi presque faible par le contrôleur 3, la commande FTC floue donne des résultats courageuse pour garantir un certain degré de « tolérance » aux défauts affectant la turbine à gaz examinée.

IV.6. Conclusion

Ce chapitre est dédié à l'étude expérimentale que nous avons menée dans le cadre de ce projet de thèse. Les commandes tolérantes aux défauts à base de la logique floue présentés dans le premier chapitre ont été implémentées et validées sur un système de turbine à gaz. Les données prélevées des mesures entrées/sorties, sur le système de turbine à gaz de la station SC3 SONATRACH de DJELFA, nous ont permis d'appliquer la commande floue tolérante aux défauts et une approche de diagnostic à base des méthodes FDI floue sur les données réelles de ce système. Leur principe réside dans l'utilisation des sous modèle flous de Takagi-Sugeno, en utilisant des indicateurs de défauts comme fonction de pondération dans la commande floue tolérante aux défauts proposés dans ce travail de thèse. Ce principe se base sur la comparaison de symptômes significatifs de défauts avec les mesures directement prélevées sur le système de

turbine à gaz. Toute différence entre mesure et estimée nous permet d'avoir l'information sur l'occurrence d'un défaut. Puis une adaptation des paramètres des contrôleurs est utilisée, dans la phase de reconfiguration de la stratégie de commande de cette machine tournante.

Ce chapitre a été consacré à l'exposition des résultats de la méthode décrite au premier chapitre en exploitant les modèles flous de Takagi-Sugeno obtenus dans le troisième chapitre, et a permis d'illustrer la mise en oeuvre de l'approche FDI floue avec une commande floue tolérante aux défauts sur un système de turbine à gaz examinée, dans le but d'avoir des indicateurs de détection des défaillances dans ce système, comme il nous a permis d'appliquer la méthode floue afin d'en vérifier pratiquement, avec des données réelles du système de turbine à gaz, ses critères de performances. Les résultats obtenus après la sélection des variables représentatives du système de turbine à gaz permettent d'évaluer les biais sur ces variables, ce qui a donné des résultats encourageants, car il n'y a pas de non-détection ni de fausse alarme. Les biais ont été parfaitement détectés et localisés. Quant à la localisation, elle a abouti à des résultats très satisfaisants, même pour la simplicité de mise en marche de contrôleurs flous utilisés après reconfiguration de la commande proposée.

Les résultats obtenus sont satisfaisants et donnent une justification de plus à l'applicabilité de l'approche de commande floue tolérante aux défauts en milieu industriel, notamment pour les problèmes de diagnostic et de surveillance de processus complexes.

Conclusion générale

L'évolution des systèmes automatisés de production rend le diagnostic des défaillances indispensable pour la production et le développement industriel. Les travaux développés dans cette thèse constituent une contribution à l'étude des méthodes de commandes tolérantes aux défauts, pour la détection et localisation de défauts par des approches à base de modèles.

Ce travail propose d'identifier et de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz, utilisée dans des installations industrielles, basée sur l'identification et la modélisation floues à partir de données expérimentales pour approximer les variables de ce système non linéaire en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme de règles et variables linguistiques. Cela, conduit à proposer une approche de modélisation basée sur les données en temps réel. Ce travail propose d'intégrer les outils de l'intelligence artificielle basée sur la logique floue, afin de garantir la supervision des turbines à gaz. Cette approche possède l'avantage d'utiliser les modèles analytiques avec le raisonnement humain pour prédire et suivre le comportement de la turbine à gaz. L'utilisation de la logique floue a l'avantage d'exprimer les appartenances des données à plusieurs classes, ce qui permet de mieux connaître la situation réelle du système et de prévoir des changements des états de contrôle ; en assurant leurs performances, qui sont fortement liées aux états fonctionnels lors de l'implantation de cette approche de modélisation. Dans cette optique, ce travail de thèse a pour objectif d'augmenter la capacité de surveillance du comportement d'une turbine à gaz examinée, dans le but d'assurer un fonctionnement fiable et sûr dans les installations de compression de gaz.

Le principal intérêt de l'approche proposée à base de la logique floue, est de permettre l'amélioration du système de supervision d'un système de turbine à gaz, ce dernier est composé par des organes sensibles à des défauts accidentels. Les conséquences de ces défauts sur le fonctionnement des installations, peuvent être critiques et l'on conçoit alors l'intérêt de développer des méthodes de commandes tolérantes aux défauts capables de nous renseigner sur l'état de fonctionnement de ces systèmes en fournissant des indicateurs d'alerte de dysfonctionnement.

Notre travail apporte quelques éléments méthodologiques et présente quelques résultats obtenus à partir des modèles flous Takagi-Sugeno reflétant, dans un certain domaine de fonctionnement, le comportement d'un système de turbine à gaz ; une application de la logique floue sur les méthodes de la détection et l'isolation des défauts FDI d'un système de turbine à gaz a été réalisé dans ce travail de thèse, qui vise à améliorer les performances des systèmes de surveillance des turbines à gaz examinées.

Dans **le premier chapitre**, après avoir évoqué le contexte et l'état de l'art des besoins d'un système de commandes tolérantes aux défauts par le biais d'exemples les plus classiques, nous avons proposé une démarche globale de commandes tolérantes aux défauts ; nous nous sommes basés sur la structure des systèmes non linéaires, décomposée en sous systèmes linéaires. Bien que, nous avons cité diverses techniques utilisées pour la commande active tolérante aux défauts, tels que les approches adaptatives et prédictives, multi modèles, approches à base des réseaux de neurones et les techniques utilisant la logique floue. Cette dernière approche a fait l'objet de la dernière partie de travail dans cette thèse, dans le but d'identifier et de modéliser la dynamique d'une turbine à gaz, basée sur l'identification et la modélisation floues à partir de données expérimentales pour approximer les variables de ce système non linéaire, en intégrant les imprécisions du raisonnement humain sous forme de règles et de variables linguistiques. Cela est pour réaliser une conduite efficace de ce système qui repose sur l'utilisation des modèles obtenus dans leur stratégie de contrôle.

Le chapitre deux a été consacré à l'élaboration d'une méthode de modélisation floue. Nous nous sommes basés sur un système de connaissances flou pour réaliser cette modélisation, pour représenter les comportements dynamiques d'un système industriel, à l'aide d'un modèle mathématique fiable. Ces connaissances conduisent à approximer les variables de système non linéaire et de rendre ces non linéarités exploitables pour une stratégie de commande. Dans ce chapitre, Nous avons utilisé une approche de classification floue, qui a l'avantage de permettre la génération automatique des fonctions d'appartenance à des régions floues à partir des données de système. Cette approche permet de tenir compte à la fois des connaissances d'un expert humain et de l'incertitude et de l'imprécision des données traitées par le contrôleur. Cela, nous a permis de réaliser une modélisation floue des systèmes ; nous

avons opté pour l'intérêt porté sur l'utilisation des modèles Takagi-Sugeno, qui permettent une décomposition d'un système non linéaire en un ensemble de sous systèmes linéaires. Dans ce cadre, nous avons abordé la méthodologie basée sur les techniques floues à base de modèles Takagi-Sugeno, en mettant l'accent sur les besoins communs qui sont la génération des fonctions d'appartenance et l'obtention des paramètres des conséquents, en vue de son application à la modélisation des variables d'une turbine à gaz.

Dans **le troisième chapitre**, nous avons appréhendé le fonctionnement d'un système de la turbine à gaz examinée, dont le but soulève l'un des problèmes majeurs quand on cherche une représentation mathématique fiable. Le modèle flou obtenu prévoit une bonne amélioration de la performance lors de son fonctionnement pour la synthèse du contrôleur dans la turbine à gaz examinée. L'utilisation d'un algorithme de classification floue présente l'avantage important de permettre la génération automatique de fonctions d'appartenance floues des régions de données étudiées. Ce chapitre, met en œuvre le développement de l'approche modélisation, sur la base de la méthode proposée d'algorithmes de classification floue en utilisant l'algorithme Gustafson-Kessel. Les résultats obtenus à partir de la classification des données avec la construction des modèles associés offre des performances avantageuses dans la modélisation du système de turbine à gaz examiné. Cette approche a fourni des modèles fiables pour une commande tolérante aux défauts d'un système de turbine à gaz. Dans ce chapitre, la modélisation floue a été appliquée sur une turbine à gaz effectuée dans un environnement d'exploitation réel. Pour valider et évaluer sa capacité une comparaison avec d'autres techniques à base d'intelligence artificielle est proposée. A partir des bases de données et de l'historique d'exploitation d'une turbine à gaz ; on exploite les techniques de Takagi-Sugeno, pour modéliser la dynamique de cette machine, avec des linéarisations des régions floues dans l'espace d'état. Aussi, les fonctions d'appartenance des règles sont déterminées et estimées, par des techniques de classification floue (clustering flou) avec la minimisation d'une fonction objectif.

Le quatrième chapitre a été consacré à l'étude expérimentale que nous avons menée dans le cadre de ce projet de thèse, et a permis d'illustrer la mise en oeuvre de l'approche de commande floue tolérante aux défauts sur un système de turbine à gaz avec les données

prélevées des mesures entrées/sorties, de la station SC3 SONATRACH de DJELFA. Ces données, nous ont permis d'appliquer la commande floue tolérante aux défauts et une approche de diagnostic à base des méthodes FDI floue sur les données réelles de ce système, en utilisant les modèles flous de Takagi-Sugeno, avec les indicateurs de défauts qui représentent une fonction de pondération dans la commande floue tolérante aux défauts réalisées dans ce travail de thèse. Les résultats obtenus après la sélection des variables représentatives du système de turbine à gaz permettent d'évaluer les biais sur ces variables, ce qui a donné des résultats encourageants, car il n'y a pas de non-détection ni de fausse alarme. Les biais ont été parfaitement détectés et localisés. Quant à la localisation, elle a abouti à des résultats très satisfaisants, même pour la simplicité de mise en marche de contrôleurs flous utilisés après reconfiguration de la commande proposée.

Les résultats obtenus sont satisfaisants et donnent une justification de plus à l'applicabilité de l'approche de commande floue tolérante aux défauts en milieu industriel, notamment pour les problèmes de diagnostic et de surveillance des processus complexes.

Enfin, nous pensons que les contributions présentées dans cette thèse ouvrent des nouvelles perspectives. Cependant, un travail de robustesse des commandes tolérantes aux défauts doit être envisagé, il serait intéressant de développer un système de commande à base des techniques suivantes :

- La modélisation multi modèle combinée avec la classification des données à leur représentation semble être un bon outil d'aide au diagnostic des turbines à gaz. Aussi, d'un point de vue d'utilisation de modélisation floues multi modèles, la formulation d'un système multi modèle pour une turbine à gaz, constitue encore un point délicat et ouvre un volet de recherche très intéressant.
- Dans le futur, il est souhaitable de mener une optimisation floue sur les modèles de type Takagi-Sugeno. Ceci permettra d'analyser l'impact des incertitudes sur les qualités des résultats et de tester les études de robustesse des contrôleurs flous.

Bibliographie

- [1]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Fuzzy logic addresses turbine vibration on Algerian gas line. *Oil & Gas Journal* | Jan. 4, 2016, pp. 22-28
- [2]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa & Mouloud Guemana, Gas turbine modelling based on fuzzy clustering algorithm using experimental data. *Journal of Applied Artificial Intelligence*, Taylor & Francis, 2016, vol.30 no.1, pp.29-51
- [3]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Gas turbine parameters modelling based on fuzzy logic and artificial neural networks: Solar TITAN 130N investigation. 5ème Symposium de l'Association Algérienne de l'Industrie du Gaz AIG Sonatrach, 16-17 Février 2016, Alger
- [4]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Attia Daoudi, Takagi Sugeno models identification based on fuzzy data construction: Gas turbine investigation. The 1st International Conference on Applied Automation and Industrial Diagnostics (ICAAID 2015), Djelfa on 29-30 March 2015, Algeria
- [5]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Adaptive neuro-Fuzzy modeling of an industrial Gas turbine based a experimental data. 2nd International Conference on Automatics and Mechatronics (CIAM'2015), 10-11 November 2015, Oran, Algeria.
- [6]. Abdelhafid Benyounes, Hafaifa Ahmed and Yacine Deia, Fuzzy modelling and control of an industrial gas turbine: Data classification and clustering algorithms. 9ème Conférence sur le Génie Electrique, du 14 au 15 avril 2015, EMP, Bordj El Bahri, Alger.
- [7]. Abdelhafid Benyounes, Ahmed Hafaifa, Djeddi Ahmed Zohair and Abudura Salam, Fuzzy modeling of Multiple-Input Multiple-Output systems using Takagi-Sugeno models based on Gustafson-Kessel clustering. *International Journal on Advanced Electrical Engineering IJAEE*, 2013, University Djelfa, Algeria, vol. 01, no. 03, IJAEE-2013-014.
- [8]. Abonyi J., Babuska R. and Szeifert F., Modified gath-geva fuzzy clustering for identification of Takagi-Sugeno fuzzy models. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 2002, part b (Cybernetics), vol. 32, no. 5, pp. 612-621.

- [9]. Ahmed Hafaifa, Abdelhafid Benyounes and Mouloud Guemana, Control of an industrial gas turbine based on fuzzy model. 16th IFAC Conference on Technology, Culture and International Stability. September 24-27, 2015, Sozopol, Bulgaria
- [10]. 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.
- [11]. Ahmed Hafaifa, Guemana Mouloud and Saadat Boulanouar, Monitoring system based on real data acquisition for vibrations control in gas turbine system. Revue de Nature & Technologie: A- Sciences fondamentales et Engineering, Janvier 2016, n° 14, pp. 13 – 18.
- [12]. Ahmed Hafaifa, Guemana Mouloud, and Belhadef Rachid, Fuzzy Modeling and Control of Centrifugal Compressor Used in Gas Pipelines Systems. Multiphysics Modelling and Simulation for Systems Design and Monitoring, Book Chapter, Applied Condition Monitoring, 2015, vol. 2, pp.379-389.
- [13]. 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.
- [14]. Ahmed S., Shakev N., Topalov A. V., Shiev K. and Kaynak O., Sliding mode incremental learning algorithm for interval type-2 Takagi-Sugeno-Kang fuzzy neural networks. Evolving Systems, 2012, vol. 3, pp. 179-188.
- [15]. 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.
- [16]. 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.
- [17]. Akhmetov D.F., Dote Y., Ovaska S.J., Fuzzy neural network with general parameter adaptation for modeling of nonlinear time-series. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, vol. 12, no. 1, pp.148-153.

- [18]. Alexandros Arsalis, Thermo-economic modeling and parametric study of hybrid SOFC–gas turbine–steam turbine power plants ranging from 1.5 to 10 MWe. *Journal of Power Sources*, 2008, vol. 181, no. 2, pp. 313-326.
- [19]. Alsac O., Vempati N., Stott B., and Monticelli A., Generalized state estimation. *IEEE Transaction in Power Systems*, 1998, vol. 13, no. 3, pp. 1069- 1075.
- [20]. Babuška R., Verbruggen H.B., Identification of composite linear models via fuzzy clustering. *Proceedings of the European Control Conference*, 1995, Rome, Italy, pp. 1207-1212.
- [21]. Balamurugan S., Janarthanan N., Vijaya Chandrakala K.R.M., Small and large signal modeling of heavy duty gas turbine plant for load frequency control. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2016, vol. 79, pp. 84-88.
- [22]. Balazs Feil, Janos Abonyi, Ferenc Szeifert, Model order selection of nonlinear input / output models a clustering based approach. *Journal of Process Control*, 2004, vol. 14, no. 6, pp. 593-602.
- [23]. Barakat S., Ahmed Ramzy, Hamed A.M., El Emam S.H., Enhancement of gas turbine power output using earth to air heat exchanger (EAHE) cooling system. *Energy Conversion and Management*, 2016, vol. 111, pp. 137-146.
- [24]. Bellomo D., Naso D., Babuška R., Adaptive fuzzy control of a non-linear servo-drive: Theory and experimental results. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2008, vol. 21, no. 6, pp. 846-857.
- [25]. Benkhedda H. and Patton R.J., Fault diagnosis using quantitative and qualitative knowledge integration, *Proceeding of UKACC International Conference on Control*, 1996, vol.2, pp.849-854.
- [26]. Benrabeh Djaidir, Ahmed Hafaifa and Abdallah Kouzou, Performance control of gas turbines. *Turbomachinery International Journal*, 2015, vol of November 2015, pp.10-14.
- [27]. Benrabeh Djaidir, Ahmed Hafaifa and Abdallah Kouzou, Monitoring Gas Turbines Using Speedtronic Mark VI Control Systems. *Pipeline & Gas Journal*, 2015, vol. 242, no. 10, pp.48-86.
- [28]. Berchtold M., Riedel T., Decker C. and Van Laerhoven K., Gath-Geva specification and genetic generalization of Takagi-Sugeno-Kang fuzzy models. *Proceeding of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics*, 2008, SMC 2008, pp. 595-600.

- [29]. Bezdek J.C. and Dunn, J.C., Optimal fuzzy partitions: A heuristic for estimating the parameters in a mixture of normal distributions. *IEEE Transactions on Computers*, 1975, vol. C-24, no. 8, pp. 835-838.
- [30]. Blanke M., Consistent design of dependable control systems. *Control Engineering Practice*, 1996, vol. 4, no. 9, pp. 1305- 1312.
- [31]. Boulanouar Saadat, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Vibration analysis and measurement based on defect signal evaluation: Gas turbine investigation. *Journal of Advanced Research in Science and Technology*, 2016, vol. 3, no 1, pp.271-280
- [32]. Buckley J.J., Universal fuzzy controllers. *Automatica*, 1992, vol. 28, no. 6, pp. 1245-1248.
- [33]. Chen W. and Saif M., Adaptive actuator fault detection, isolation and accommodation in uncertain systems. *International Journal of Control*, 2007, vol. 80, no. 1, pp. 45-63.
- [34]. Choi J.W., Lee J.G., Kim Y. and Kang T., Design of an effective controller via disturbance accommodating left eigenstructure assignment. *Journal of Guidance, Control & Dynamics*, 1995, vol. 18, no. 2, pp. 347-354.
- [35]. Chow E.Y. and Willsky A., Analytical redundancy and the design of robust failure detection systems. *IEEE Transaction of Automatic Control*, 1984, vol. 29, no.7, pp. 603-614.
- [36]. Combescure D., Lazarus A., Refined finite element modelling for the vibration analysis of large rotating machines: Application to the gas turbine modular helium reactor power conversion unit. *Journal of Sound and Vibration*, 2008, vol. 318, no. 4–5, pp. 1262-1280.
- [37]. Cristiano Hora Fontes, Otacilio Pereira, Pattern recognition in multivariate time series – A case study applied to fault detection in a gas turbine. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2016, vol. 49, pp. 10-18.
- [38]. Daniel Greco, Philippe Blanc, Evelyne Aubry, Ivan Vaclavik, Active vibration control of flexible materials found within printing machines. *Journal of Sound and Vibration*, 2007, vol. 300, no. 3–5, pp. 831-846.
- [39]. 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.

- [40]. Elias Tsoutsanis, Nader Meskin, Mohieddine Benammar, Khashayar Khorasani, A dynamic prognosis scheme for flexible operation of gas turbines. *Applied Energy*, 2016, vol. 164, pp. 686-701.
- [41]. Enrique H. Ruspini, A new approach to clustering. *Information and Control*, 1969, vol. 15, no. 1, pp. 22-32.
- [42]. Eric Chen-Kuo Tsao, James C. Bezdek, Nikhil R. Pal, Fuzzy kohonen clustering networks. *Pattern Recognition*, 1994, vol. 27, no. 5, pp. 757-764.
- [43]. Ewins D.J., Control of vibration and resonance in aero engines and rotating machinery – An overview. *International Journal of Pressure Vessels and Piping*, vol. 87, no. 9, September 2010, pp. 504-510.
- [44]. Ford C.L., Carrotte J.F., Walker A.D., The application of porous media to simulate the upstream effects of gas turbine injector swirl vanes. *Computers & Fluids*, 2013, vol. 77, pp. 143-151.
- [45]. Franck Richecoeur, Thierry Schuller, Ammar Lamraoui, Sébastien Ducruix, Analytical and experimental investigations of gas turbine model combustor acoustics operated at atmospheric pressure. *Comptes Rendus Mécanique*, 2013, vol. 341, no. 1–2, pp. 141-151.
- [46]. Frank P.M, Fault diagnosis in dynamic systems using analytical and knowledge-based redundancy - A survey and some new results. *Automatica*, 1990, vol.26, no.3, pp. 459-474.
- [47]. Frank P.M. and Ding X., Frequency domain approach to optimally robust residual generation and evaluation for model-based fault diagnosis. *Automatica*, 1994, vol. 30, no. 4, pp. 789-804.
- [48]. Frank P.M., Enhancement of robustness in observer-based fault detection. *International Journal of Control*, 1994, vol. 59, no. 4, pp. 955-981.
- [49]. Frank P. M. and Ding X., Survey of robust residual generation and evaluation methods in observer-based fault detection systems. *Journal of Process Control*, 1997, vol. 7, no. 6, pp. 403-424.
- [50]. Gertler J. and Kunwer M.K., Optimal residual decoupling for robust fault diagnosis. *International Journal of Control*, 1995, vol.61, no.2, pp.395-421.
- [51]. Gertler Janos J., Analytical redundancy methods in failure detection and isolation in complex plants. *Control Theory and Advanced Technology*, 1993, vol.9, no. 1, pp.259-285.
- [52]. Guasch A., Quevedo J., Milne R., Fault diagnosis for gas turbines based on the control system. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2000, vol. 13, no. 4, pp. 477-484.

- [53]. Günyaz Ablay, A modeling and control approach to advanced nuclear power plants with gas turbines. *Energy Conversion and Management*, 2013, vol. 76, pp. 899-909.
- [54]. Gustafson D.E. and Kessel W.C., Fuzzy clustering with a fuzzy covariance matrix. *Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control including the 17th Symposium on Adaptive Processes*, 1978, vol. 17, no. 1, pp. 761-766.
- [55]. György Barkó, János Abonyi, József Hlavay, Application of fuzzy clustering and piezoelectric chemical sensor array for investigation on organic compounds. *Analytica Chimica Acta*, 1999, vol. 398, no. 2–3, pp. 219-226.
- [56]. Hamdi Taplak, Mehmet Parlak, Evaluation of gas turbine rotor dynamic analysis using the finite element method. *Measurement*, 2012, vol. 45, no. 5, pp. 1089-1097.
- [57]. Hichem Frigui, Cheul Hwang, Frank Chung-Hoon Rhee, Clustering and aggregation of relational data with applications to image database categorization. *Pattern Recognition*, 2007, vol. 40, no. 11, pp. 3053-3068.
- [58]. Isermann R. and Ball'e P., Trends in the application of model-based fault detection and diagnosis of technical processes. *Control Engineering Practice*, 1997, vol. 5, no. 5, pp. 709-719.
- [59]. Isermann R., Process fault detection based on modeling and estimation methods. *Automatica*, 1984, vol. 20, pp. 387-404.
- [60]. Isermann R., Supervision, Fault-detection and fault-diagnosis methods - An Introduction. *Control Engineering Practice*, 1997, vol. 5, no. 5, pp. 639-652.
- [61]. James C. Bezdek, Douglas Harris J., Convex decompositions of fuzzy partitions. *Journal of Mathematical Analysis and Applications*, 1979, vol. 67, no. 2, pp. 490-512.
- [62]. James C. Bezdek, Robert Ehrlich, William Full, FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. *Computers & Geosciences*, 1984, vol. 10, no. 2–3, pp. 191-203.
- [63]. Jan Lunze, Qualitative modelling of linear dynamical systems with quantized state measurements. *Automatica*, 1994, vol. 30, no. 3, pp. 417-431.
- [64]. Janos Abonyi, Balazs Feil, Sandor Nemeth, Peter Arva, Modified Gath–Geva clustering for fuzzy segmentation of multivariate time-series. *Fuzzy Sets and Systems*, 2005, vol. 149, no. 1, pp. 39-56.
- [65]. Jurado F., Carpio J., Improving distribution system stability by predictive control of gas turbines. *Energy Conversion and Management*, 2006, vol. 47, no. 18–19, pp. 2961-2973.

- [66]. Kikstra J.F., Verkooijen A.H.M., Dynamic modeling for an optimal design of a cogenerating nuclear gas turbine plant. *Computers & Chemical Engineering*, 2000, vol. 24, no. 2–7, pp. 1737-1743.
- [67]. Kyoung Hoon Kim, Hyung-Jong Ko, Horacio Perez-Blanco, Analytical modeling of wet compression of gas turbine systems. *Applied Thermal Engineering*, 2011, vol. 31, no. 5, pp. 834-840.
- [68]. Lunze J., Richter JH. and MACIEJOWSKI J., Reconfigurable fault tolerant control: A Tutorial introduction, discussion and commentary. *European journal of control*, 2008, vol. 14, no. 5, pp. 359-390.
- [69]. Min Chul Lee, Youngbin Yoon, Development of a gas turbine fuel nozzle for DME and a design method thereof. *Fuel*, 2012, vol. 102, pp. 823-830.
- [70]. Mohamed Ben Rahmoune, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Vibration modeling improves pipeline performance, costs. *Oil & Gas Journal*, 2015, pp. 98-100.
- [71]. Mohamed Ben Rahmoune, Ahmed Hafaifa, Mouloud Guemana, Fault diagnosis in gas turbine based on neural networks: Vibrations speed application. *International Conference on Acoustics and Vibration ATAVI'16*, March 21-23, 2016, Hammamet -Tunisia
- [72]. Mohammad Taherdangkoo, Mohammad Hadi Bagheri, A powerful hybrid clustering method based on modified stem cells and Fuzzy C-means algorithms. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2013, vol. 26, no. 5-6, pp. 1493-1502.
- [73]. 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*, 2015, vol. 2, pp. 88-91
- [74]. Nadji Hadroug, Ahmed Hafaifa and Mouloud Guemana, Détection des défaillances d'une turbine à gaz de type SOLAR à base des techniques d'intelligence artificielle. 10ème Edition des Journées Scientifiques et Techniques, SONATRACH JST10, 5-8 Novembre 2015 Oran, Algérie.
- [75]. Nikpey H., Assadi M., Breuhaus P., Mørkved P.T., Experimental evaluation and ANN modeling of a recuperative micro gas turbine burning mixtures of natural gas and biogas. *Applied Energy*, 2014, vol. 117, pp. 30-41.

- [76]. Pak Kin Wong, Zhixin Yang, Chi Man Vong, Jianhua Zhong, Real-time fault diagnosis for gas turbine generator systems using extreme learning machine. *Neurocomputing*, 2014, vol. 128, pp. 249-257.
- [77]. Poulsen N. K. and Niemann H. H., Active fault diagnosis based on stochastic tests. *International Journal of Applied Mathematics and Computer Science*, 2008, vol. 18, pp. 487-496.
- [78]. Rekha T. Jagaduri, Ghadir Radman, Modeling and control of distributed generation systems including PEM fuel cell and gas turbine. *Electric Power Systems Research*, 2007, vol. 77, no. 1, pp. 83-92.
- [79]. Salehnasab B., Poursaeidi E., Mortazavi S.A., Farokhian G.H., Hot corrosion failure in the first stage nozzle of a gas turbine engine. *Engineering Failure Analysis*, 2016, vol. 60, pp. 316-325.
- [80]. Sandy Rahme, Nader Meskin, Adaptive sliding mode observer for sensor fault diagnosis of an industrial gas turbine. *Control Engineering Practice*, 2015, vol. 38, pp. 57-74.
- [81]. Setnes M., Babuška R., Verbruggen H.B., Complexity reduction in fuzzy modeling. *Mathematics and Computers in Simulation*, 1998, vol. 46, no. 5-6, pp. 507-516.
- [82]. Shan Gao, Lixin Wang, Chi Feng, Ketui Daniel Kipngetch, Analyzing the influence of combustion gas on a gas turbine by radiation thermometry. *Infrared Physics & Technology*, 2015, vol. 73, pp. 184-193.
- [83]. Shin J.-Y., Wu N.E. and Belcastro C., Adaptive linear parameter varying control synthesis for actuator failure. *Journal of Guidance, Control and Dynamics*, 2004, vol. 27, no. 5, pp.787-794.
- [84]. Shun-Peng Zhu, Hong-Zhong Huang, Weiwen Peng, Hai-Kun Wang, Sankaran Mahadevan, Probabilistic Physics of Failure-based framework for fatigue life prediction of aircraft gas turbine discs under uncertainty. *Reliability Engineering & System Safety*, 2016, vol. 146, pp. 1-12.
- [85]. Sina Tayarani-Bathaie S., Khorasani K., Fault detection and isolation of gas turbine engines using a bank of neural networks. *Journal of Process Control*, 2015, vol. 36, pp. 22-41.
- [86]. Takagi T. and Sugeno M., Fuzzy identification of systems and its applications to modelling and control. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics*, 1985, vol. SMC-15, no. 1, pp. 116-132.

- [87]. Topalov A. V., A New stable on-line learning Algorithm for Takagi-Sugeno-Kang type neuro-fuzzy networks, *Comptes rendus de l'Academie bulgare des Sciences, Sciences et Ingenierie, Automatique et informatique*, 2011, Tome 64, no. 10, pp. 1489-1498.
- [88]. Vernieuwe H., De Baets B. and Verhoest N.E.C., Clustering-based identification of TS-models: comparison on a groundwater model case study. *Proceeding of the IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, 2004, vol. 3, pp. 1685-1690.
- [89]. Wahba E.M., Nawar H., Multiphase flow modeling and optimization for online wash systems of gas turbines. *Applied Mathematical Modelling*, 2013, vol. 37, no. 14-15, pp. 7549-7560.
- [90]. 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.
- [91]. Willsky A.S., Deyst JJ., and Crawford BS., Two self-test methods applied to an inertial system problem. *Journal of Spacecraft and Rockets*, 1975, vol. 12, pp. 434-437.
- [92]. Willsky Alan S., A survey of design methods for failure detection in dynamic systems. *Automatica*, 1976, vol. 12 no. 6, pp. 601-611.
- [93]. Xiao-Juan Wu, Qi Huang, Xin-Jian Zhu, Thermal modeling of a solid oxide fuel cell and micro gas turbine hybrid power system based on modified LS-SVM. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2011, vol. 36, no. 1, pp. 885-892.
- [94]. Ranjan Ganguli ,Gas turbine Diagnostice signal processing and fault isolation .1st ed ,CRC press 2012.
- [95]. verma,R., Roy, N., and Ganguli , R. Gas turbine Diagnostics using a soft computing approach. *applied Mathematics ans computation* ,2006 ,vol. 172,no. 2 1342-1363.