

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTRE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DE BOUMERDES



FACULTE DES HYDROCARBURES ET DE LA CHIMIE

Mémoire présenté par :

Hacène HABBI

Pour l'obtention du titre de **Magister en Génie électrique**
OPTION : Automatique Appliquée et Traitement du Signal

THEME

**MODELISATION ET COMMANDE D'UN
BOILER-TURBINE PAR LOGIQUE FLOUE**

Devant le Jury composé de :

Président	GUESSOUM Abderazek	Professeur	Université de Blida
Examineur	DIAF Moussa	M.C	Université de Tizi-Ouzou
Examineur	LAAOUAD Ferhat	M.C	Université de Boumerdès
Examineur	AISSANI Slimane	M.C	Université de Boumerdès
Rapporteur	ZELMAT Mimoun	M.C	Université de Boumerdès

BOUMERDES 2000

*A mes parents, mes frères et sœurs et
à tous ceux qui me sont chers*

REMERCIEMENTS

Je tiens à exprimer ma profonde gratitude à Monsieur **Mimoun ZELMAT**, directeur de thèse et Maître de Conférences à l'Université de Boumerdès, qui a consenti à diriger ce travail. La confiance qu'il m'a témoignée m'a été d'un précieux apport. Qu'il soit assuré de ma sincère reconnaissance et mes vifs remerciements.

Je tiens à remercier également Monsieur **A. GUESSOUM**, Professeur à l'Université de Blida, pour l'honneur qu'il me fait en présidant le jury.

Aussi, je tiens à adresser mes sincères remerciements à Messieurs **F. LAAOUAD**, Maître de Conférences à l'Université de Boumerdès, **M. DIAF**, Maître de Conférences à l'Université de Tizi-Ouzou et **S. AISSANI**, Maître de Conférences à l'Université de Boumerdès. Qu'ils veuillent trouver ici l'assurance de ma sincère reconnaissance pour avoir accepté de faire partie du jury.

Je n'oublie comme même pas mes collègues de la post-graduation :

A. MAIDI, A. KOUADRI, D. KHODJA, A. KHELDOUN, R. BRADAI, N. KABACHE C. BOUYAHIAOUI, le cher **N. DJARFOUR**, et surtout **F. LACHKHAB**, qu'ils soient tous assurés de mes sentiments les plus sincères.

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre I : Stratégie d'application de la logique floue à la modélisation du Boiler-Turbine	4
I.1. Introduction	5
I.2. Traitement des connaissances imparfaites	5
I.3. Conditions d'utilisation de la logique floue	5
I.4. La logique floue et la commande de processus	6
I.4.1. Modèles linguistiques (LM)	6
I.4.1.1. FKBC en mode de commande directe	7
I.4.1.2. FKBC en mode superviseur	7
I.4.2. Modèles flous de type Takagi-Sugeno-Kang (TSK)	8
I.5. Application de la logique floue à la conduite du processus de cogénération à base de Boiler-Turbine	9
I.5.1. Définitions et motivations	9
I.5.2. Description du processus de cogénération à base de Boiler-Turbine	11
I.5.3. Cogénération à combustible fossile à base de Boiler-Turbine	12
I.5.3.1. Description du cycle d'utilisation de la vapeur	13
I.5.3.2. Les performances du système	14
I.5.4. Modélisation de la dynamique du Boiler-Turbine	15
I.5.4.1. Le modèle linéarisé du Boiler-Turbine	18
I.5.4.2. Le modèle TSK flou proposé	19
I.6. Conclusions	24
Chapitre II : Représentation et traitement des connaissances utilisant des ensembles flous	25
II.1. Introduction	25
II.2. Principales caractéristiques d'un ensemble flou	25
II.3. Opérations sur les ensembles flous	26
II.4. Relations floues	27
II.4.1. Opérations sur les relations floues	27
II.5. Principe d'extension	29
II.6. Variables linguistiques et mesures floues	30
II.6.1. Notion de variable linguistique	30
II.6.2. Mesures de possibilité et de nécessité d'ensembles flous	30
II.7. Raisonnement approximatif en logique floue	31
II.7.1. Propositions floues	31
II.7.2. Règles floues	31
II.7.3. Implications floues	31
II.8. Inférence des règles floues	32
II.8.1. Méthode de Mamdani	33
II.8.2. Méthode de Gödel	33
II.9. Conclusions	35

Chapitre III : Systèmes de commande flous à base de connaissances	36
III.1. Introduction	36
III.2. Les contrôleurs flous : concepts de base	37
III.3. Aspects de synthèse des contrôleurs flous	39
III.3.1. Définition des fonctions d'appartenance	39
III.3.2. Considérations sur le choix des fonctions d'appartenance	39
III.3.2.1. Spécificité de la partition floue	40
III.3.2.2. Robustesse de la partition floue	40
III.3.3. Analyse de la propriété de robustesse vis-à-vis des bruits de mesure des partitions triangulaire et gaussienne	40
III.3.4. Construction de la base de connaissances	43
III.3.5. Le problème de défuzzification	45
III.3.6. Interprétation probabiliste du problème de défuzzification	46
III.4. Analyse de la robustesse des contrôleurs flous	48
III.5. Les contrôleurs flous adaptatifs	50
III.5.1. Mécanismes d'adaptation des contrôleurs flous	51
III.5.1.1. Ajustement des facteurs d'échelle	51
III.5.1.2. Le mécanisme d'adaptation de Rajani et al.	51
III.6. Conclusions	54
Chapitre IV : Approche améliorée d'optimisation de contrôleurs flous	55
IV.1. Introduction	55
IV.2. Ajustement des fonctions d'appartenance	56
IV.2.1. Algorithme amélioré à descente de gradient	56
IV.2.1.1. Le contrôleur flou de Nomura et al.	56
IV.2.1.2. Principe de l'algorithme amélioré proposé	57
IV.3. Application de l'algorithme amélioré à un problème d'optimisation d'un contrôleur PI-flou	59
IV.3.1. Analyse de l'effet d'un bruit additif sur un contrôleur PI-flou	60
IV.3.2. Procédure d'application de l'algorithme proposé et comparaison	61
IV.4. Conclusions	66
Chapitre V : Commande multivariable robuste du Boiler-Turbine par logique floue	67
V.1. Introduction	67
V.2. Erreurs de modélisation du Boiler-Turbine	69
V.2.1. Caractérisation et représentation des erreurs de modèle	69
V.2.2. Evaluation des erreurs de modèle	71
V.3. Stratégie de commande robuste du système Boiler-Turbine par l'approche LQG/LTR	72
V.3.1. Formulation du problème de la commande LQG	73
V.3.2. Propriétés de robustesse de la commande LQG	74
V.3.3. Procédure de recouvrement du transfert de la boucle (LTR)	75
V.3.4. Procédures de synthèse de la commande LQG appliquée au Boiler-Turbine	76
V.3.4.1. Mise en forme de la boucle (Loop Shaping)	77
V.3.4.2. Augmentation de la dynamique du système	80
V.3.4.3. Synthèse du régulateur LQR	81

V.3.4.4. Synthèse de l'estimateur d'état	83
V.3.4.5. La loi de commande LQG/LTR	85
V.3.5. Conclusions	86
V.4. Elaboration d'une stratégie de commande optimale floue par l'approche LQG/LTR pour la conduite du Boiler-Turbine	87
V.4.1. Définition du système augmenté flou	87
V.4.2. Synthèse du régulateur LQR flou	88
V.4.3. Synthèse de l'estimateur d'état flou	89
V.5. Analyse de la stabilité du système flou	90
V.6. Simulation et comparaison	91
V.7. Conclusions	98
Conclusion générale	99
Annexes	101
Annexe 1 : Pseudo-diagonalisation	101
Annexe 2 : Nomenclature	102
Annexe 3 : Paramètres du Boiler-Turbine	103
Annexe 4 : Paramètres de synthèse	103
Bibliographie	107

ملخص

في خضم السنوات العشر الأخيرة، تعرض اتجاه نظرية التحكم الآلي و تطبيقاتها الى تغيير جذر ملحوظ. هذه النظرية، و من أجل تطوير حقل تطبيقاتها، تجتاحها حاجة ماسة الى ادماج مفاهيم جديدة تدرج تحت اطار "التحكم الذكي"، وذلك بادخال مكانيزمات جديدة تسمح بتحكم أكثر مرونة، وأكثر استقرارا على الخصوص، قادرا على التكيف مع تغيير البيئة مبرهنا بذلك على قدرته على التمرن سواء تعلق الأمر بمرحلة اللانجاز أو التحكم على وجه الدقة.

في هذا الاطار بالتحديد، تتبلور ضرورة انشاء علاقة ربط بين نظرية التحكم التقليدية، الموجهة اجمالا لنقطة التشغيل، و المنطق الغامض الذي يشكل الاطار الوحيد لمعالجة المعلومات الرمزية و الرقمية في آن واحد، وهذا بغرض تحقيق امكانية استخدام واسع للتحكم بالمنطق الغامض في الأنظمة الصناعية. غير أن هذه الأنظمة في أغليتها هي أنظمة معقدة، بحيث لا يمكننا نمذجتها بكامل الدقة، وهو ما يبرر اللجوء الى استخدام المنطق الغامض كأداة لتشخيص و معالجة المعطيات بكل أنواعها و الذي قلما توفره مناهج أخرى.

عبر هذا الأفق، نقترح من خلال هذا العمل اختبار و معالجة استخدام المنطق الغامض في تشخيص و نمذجة الأنظمة المعقدة من جهة، و من جهة أخرى استخلاص استراتيجية تحكم لهذا النوع من الأنظمة، من خلال تطبيقها على نظام التوليد المزدوج للطاقة الكهربائية الحرارية على أساس نظام "BOILER-TURBINE". تشمل التطبيقات التي تستخدم هذا النوع من الأنظمة ميادين متعددة في مجملها ذات اهمية اقتصادية بالغة، على سبيل المثال لا الحصر انتاج الطاقة الكهربائية، الحرارية أو النووية، تمييع الغاز الطبيعي، الخ. نشير الى أن المركب الغازي GLZ.2 بارزوي يتضمن هذا النوع من الأنظمة الطاقوية و الذي يستخدمه في مجال تمييع الغاز. انه لمن الصعب التوصل الى تشخيص دقيق و مطلق لهذا النظام الصناعي بسبب تركيبته الفيزيائية المعقدة و التي تحول دون امكانية التوصل الى تحقيق الأهداف المبتغاة من وراء تطبيق استراتيجيات التحكم الآلي التقليدية. فلهذا الغرض نقترح من خلال هذا العمل توضيف مفاهيم المنطق الغامض الرئيسية بهدف استخلاص مكانيزمات فعالة نستخدمها في معالجة قضايا تتعلق على الخصوص بنمذجة ال "BOILER-TURBINE" و التحكم في آلياته، و ذلك باعتبار المنطق الغامض الاطار الوحيد الذي من خلاله يمكننا العمل على معطيات غير دقيقة معبرا عنها بطريقة رقمية أو رمزية.

من هذا المنطلق، عكفنا على استخلاص نموذج رمزي لنظام "BOILER-TURBINE" والذي نمثله بمجموعة من القواعد الشرطية من النمط "IF-THEN". قمنا بعد ذلك بفحص

قابلية هذا النموذج على استنساخ أهم الميزات الفيزيائية للنظام الصناعي المدروس. على أساس "النموذج الغامض" المقترح، استخلصنا استراتيجية تحكم مبنية أساسا على نظرية المنطق الغامض بالموازاة مع تقنية التحكم "LQG" التقليدية.

رغم أنه لا يمكننا الجزم المطلق بحتمية المنطق الغامض و اعتباره حلا لانجاز كل التطبيقات، إلا أنه و من خلال النتائج التي خلصنا إليها، يمكننا التأكيد على فعالية هذه النظرية وقابلية تطبيقها على عدد من الأنظمة الصناعية المعقدة، على الخصوص نظام "BOILER-TURBINE". ولمجموعة الأبحاث المندرجة في هذا السياق لدليل كافي على القول بأهميتها.

نعترف أخيرا بأنه هنالك بعض القضايا لا تزال مطروحة أمام غياب الضمان الكافي و التجارب الفعلية، و التي تحول، بطبيعة الأمر، دون التطبيق المباشر في الوسط الصناعي.

Abstract

During the last decade, significant change of direction in the development of control theory and its applications has attracted great attention from both the academic and industrial communities. The concept of "Intelligent Control" has been suggested as an alternative approach to conventional control techniques for complex control systems. The objective is to introduce new mechanisms permitting a more flexible control, but especially more robust one, capable to deal with model uncertainties and parameter variations.

Many people have devoted a great deal of time and effort to both theoretical research and implementation techniques for intelligent control systems, trying to make an "obvious link" between the classic control theory and fuzzy logic theory in which can be treated at the same time symbolic and numeric knowledge base, with for main objective a wide use of fuzzy logic control theory in industrial applications. However, it is well known that, on the one hand the real processes apprehension is in general imperfect because of their too big complexity, on the other hand their functional representation must preserve information sufficiently for being efficiently used in control system design. It is why fuzzy logic is one of the most useful approaches in complex systems control because it represents a means of both collecting symbolic knowledge and expertise and dealing with uncertainties in the process of control, that witch very few other methodologies allow.

In this work, we examine and illustrate the use of fuzzy logic in modelling and control design of a Boiler-Turbine system. Boiler-Turbine systems are crucial part of most power plants. There are complicated models in the form of large simulation codes witch are based on finite element approximations to partial differential equations. Although, such models are important for plant design and simulators, but of little interest for control design because of their complexity. Lack of good nonlinear models describing well the Boiler-Turbine dynamics is a bottleneck for using model-based controllers. By using system identification techniques it is possible to obtain black box models of reasonable complexity that describe the system well in specific operating conditions. Static models are also used for process design and steady-state operation. Nevertheless, neither static models or black box models are suitable for model-based control. Static models are quite complex and they don't capture dynamics. Black box models are only valid for specific operating conditions. On the basis of fuzzy logic approaches, we develop a TSK fuzzy model for a natural circulation Boiler-Turbine system. The accuracy of this linguistic nonlinear model is then tested in comparison with a complex model established in the literature and a linearised model used for a Boiler-Turbine robust control system design. We show via simulations that the proposed fuzzy model capture well the key dynamical properties of the physical process over a wide operating range. Particular attention has been devoted to drum level dynamics because the drum level control is an important problem for nuclear as well as conventional power plants. It is stated that about 30% of the emergency shutdowns in PWR plants are caused by poor level control of the water level. One reason is that water dynamics create a nonminimum phase behaviour witch changes significantly with the operating conditions.

The Boiler-Turbine control system is required to be more robust to modelling errors, uncertainties and parameter variations. It needs to be designed to reject the disturbance and to follow the reference command. In order to accommodate these specifications, we present a fuzzy model-based controller design procedure by using the LQG robust control technique. Stability properties of the designed fuzzy control system are discussed and simulation results are given under various conditions. Finally, comparison between the LQG classic control system and the LQG-based fuzzy controller both designed for the Boiler-Turbine is illustrated and main performances achieved by the use of the linguistic approach are shown.

Introduction générale

On a pu constater durant la dernière décennie un changement significatif de direction dans le développement de la théorie de commande et de ses applications. Cette théorie, dans le but d'élargir son champs d'application, ressent actuellement le besoin d'intégrer de nouveaux concepts regroupés sous le terme de "commande intelligente". L'objectif est d'introduire de nouveaux mécanismes permettant une commande plus "souple", mais surtout plus "robuste", capable de s'adapter à des variations de l'environnement et démontrant des capacités d'apprentissage, tant dans les phases de conception que de conduite proprement dite.

C'est dans cette direction particulière qu'on voit se dessiner un courant important qui s'efforce d'établir une liaison "évidente" entre la théorie classique de commande, qui est en grande partie orientée point de fonctionnement, et la logique floue qui constitue le seul cadre conjoint dans lequel peuvent être traitées des connaissances à la fois symboliques et numériques, avec pour aboutissement un usage répandu de la commande par logique floue dans les processus industriels. Or, il ne faut regarder plus loin pour s'apercevoir que, d'une part l'appréhension des processus réels est en général imparfaite en raison de leur trop grande complexité, d'autre part leur représentation doit à la fois conserver suffisamment d'information pour ne pas trahir les données réelles et la simplifier pour être manipulable efficacement. C'est pourquoi le recours à la logique floue comme outil de caractérisation et traitement des imperfections s'avère fort intéressant dans la mesure où cette théorie, avec ses différentes approches, offre bien la possibilité de manipuler ce type de connaissances, ce que très peu d'autres méthodologies autorisent.

C'est dans cette perspective que l'on propose dans ce travail d'examiner et d'illustrer l'application de la logique floue d'une part à la caractérisation et la représentation de systèmes complexes, d'autre part à la synthèse de stratégies de commande pour ce type de systèmes, en prenant l'exemple d'un processus de cogénération à base d'une turbine accouplée à un générateur de vapeur que nous convenons de le désigner dans ce travail par "Boiler-Turbine" (désignation souvent utilisée dans la littérature technique). Les applications utilisant ce type de procédés sont très variées et touchent des domaines d'une très grande importance économique, que ce soient la production des énergies électrique, thermique ou nucléaire, la liquéfaction du gaz naturel, la cogénération, etc. Comme réalisations effectives utilisant ce type de filières énergétiques, citons à titre d'exemple l'installation LNG de liquéfaction du gaz naturel située dans le complexe gazier GL1/Z d'Arzew. Cette installation emploie trois (03) systèmes "Boiler-Turbine" pilotant des générateurs de 18 mégawatts chacun et une installation externe de la Sonelgaz d'une capacité de 22 mégawatts.

Le système Boiler-Turbine est d'autant plus complexe par sa structure physique comme par sa conduite. Les installations utilisant ce type de filière énergétique sont d'ailleurs reconnues d'être moins automatisables pour des raisons liées principalement au problème de contrôle du niveau d'eau dans le ballon supérieur du générateur de vapeur. La dynamique de l'eau est caractérisée par *le phénomène de trempe* qui est à l'origine d'environ 30% des arrêts d'urgence enregistrés dans les centrales thermiques à vapeur. La dérégulation fréquente et imprévisible des différents organes de l'installation (vannes de commande, pompes

alimentaires,...) vient s'ajouter à l'ensemble de ces problèmes, nécessitant par conséquent la mise en place d'un système de contrôle assez **robuste**, capable de s'adapter à un certain degré de satisfaction aux éventuelles variations des paramètres du processus et des conditions de son fonctionnement. Les exigences de robustesse et de performance que l'on doit réaliser ne peuvent en aucun cas être remplies si l'on adopte par une stratégie de commande se basant fondamentalement sur un modèle du processus qui n'offre plus le "droit à l'erreur", ou à la limite sur une représentation suffisamment tolérante. Dans bien des cas, des modèles reproduisant d'une manière assez suffisante les principales caractéristiques physiques du processus réel peuvent être bien obtenus moyennant de méthodes d'identification conjointement utilisées avec des principes de fonctionnement analytiques. Néanmoins, une telle procédure aboutit généralement à des représentations assez complexes loin d'être exploitables efficacement en commande.

C'est dans ce cadre-là où s'inscrit notre contribution. Nous proposons d'étudier dans le présent travail l'application de la logique floue à la modélisation et la commande du Boiler-Turbine. Nous présentons tout d'abord dans le chapitre (I) une description technique du processus de cogénération utilisant ce type de procédé, en illustrant son principe de fonctionnement et les différents problèmes liés à sa conduite. Nous traitons le problème de modélisation du Boiler-Turbine en présentant quelques modèles mathématiques déjà établis dans la littérature. Sur la base de l'approche linguistique, nous développons *une représentation symbolique de la dynamique du Boiler-Turbine* que nous démontrons son aptitude à reproduire les principales caractéristiques physiques du processus réel dont la dynamique est décrite par un modèle complexe. Nous discutons également les différentes raisons pour lesquelles une telle représentation est adoptée.

Dans le chapitre (II), nous illustrons les principales approches de la logique floue servant au traitement et à l'évaluation des représentations symboliques et des systèmes flous à base de connaissances. Nous exposons les principales caractéristiques des ensembles flous et certaines notions utilisées pour la caractérisation des connaissances exprimées symboliquement. Les notions de propositions floues, règles floues et implications floues sur lesquelles est fondée la théorie du raisonnement approximatif en logique floue sont aussi définies au cours de ce chapitre.

Nous traitons ensuite dans le chapitre (III) des aspects d'analyse et de synthèse des systèmes de commande flous à base de connaissances. Pour illustration, nous proposons d'examiner un ensemble d'exemples d'application abordant certaines considérations sur le choix des paramètres des contrôleurs flous. Plus précisément, nous considérons le problème du choix des fonctions d'appartenance en insistant sur la propriété de robustesse de celles-ci vis-à-vis les bruits de mesure et son influence sur le comportement des contrôleurs flous. Nous montrons par la simulation comment se fixer un choix optimal quant à la forme et la distribution de la partition floue à adopter dans une application de commande par l'évaluation de sa propriété de robustesse.

Le chapitre (IV) est consacré au développement d'une approche d'optimisation améliorée des contrôleurs flous qui rentre dans le cadre des travaux de recherche que nous avons entamé dans ce domaine. Il s'agit d'un algorithme d'ajustement de la distribution des fonctions d'appartenance triangulaires se basant sur la méthode à descente du gradient que nous présentons dans une version améliorée. L'efficacité de l'algorithme proposé est justifiée à travers un exemple d'illustration en comparaison avec d'autres techniques d'optimisation.

Nous entamons enfin, dans le chapitre (V), le problème de conduite proprement dite du Boiler-Turbine. Après avoir passé en revue les différentes configurations et stratégies de commande élaborées dans ce contexte, nous illustrons une stratégie de commande floue que nous développons à partir du "modèle flou" proposé dans le chapitre (I), tout en faisant appel à des techniques bien familières de la théorie de commande robuste, l'approche LQG/LTR en particulier. La stratégie de commande proposée tire profit de l'approche LQG/LTR appliquée au Boiler-Turbine au voisinage d'un point de fonctionnement nominal. Le recours à des techniques de commande robuste pour le traitement du problème de conduite du Boiler-Turbine est motivé principalement par la nature de la dynamique d'un tel procédé qui varie significativement par la variations des conditions de fonctionnement. C'est pourquoi des exigences à la fois de robustesse et de performances sont requises. Ce chapitre se termine par une évaluation des performances apportées par l'application de l'approche linguistique à la commande du Boiler-Turbine en comparaison avec d'autres résultats obtenus par l'utilisation de la technique LQG/LTR de commande robuste classique.

CHAPITRE I

Stratégie d'application de la logique floue à la modélisation du Boiler-Turbine

I.1 INTRODUCTION

Les connaissances dont nous disposons sur un système quelconque, pris au sens d'un ensemble d'éléments en relation les uns avec les autres et interférant avec leur environnement, sont en général imparfaites. Les raisons de cette imperfection concernent essentiellement l'obtention de ces connaissances à partir du réel, qui comporte une étape d'observation par des intermédiaires instrumentaux ou humains, généralement soumis à des erreurs, des imprécisions, des incertitudes, et une étape de représentation par une logique donnée ou une formulation mathématique. L'observation et la représentation entraînent une perte d'information par rapport au système appréhendé, d'autant plus que le système est complexe.

Les imperfections dans les connaissances sont de natures différentes, principalement au nombre de trois [BOU 95] :

- *Les incertitudes* : concernent un doute sur la validité d'une connaissance (fiabilité relative, prévisions).
- *Les imprécisions* : correspondent, en général, à une difficulté dans l'énoncé de la connaissance, soit parce que les connaissances numériques sont mal connues, soit parce que des termes du langage naturel sont utilisés pour qualifier une caractéristique du système de façon vague (température élevée, pression médium).
- *Les incomplétudes* : sont des absences de connaissances ou des connaissances partielles sur certaines caractéristiques du système (image avec une partie cachée).

En présence de connaissances incertaines ou imprécises, on peut ne pas tenir compte des imperfections et utiliser une représentation qui les élimine, ou bien les conserver en raison de l'information qu'elles contiennent. La solution la plus satisfaisante réside dans une préservation des imperfections jusqu'à un certain point, qui permet de ne pas perdre une information intéressante, mais de parvenir à une représentation facilement manipulable de façon automatique. C'est un tel équilibre entre préservation de l'imperfection et traitement simple que recherche la logique floue. Une telle orientation n'a fait que multiplier et diversifier les applications de cette technique grandissante qui touchent les différents domaines, que ce soient les bases de données, la commande de processus, l'aide à la décision, mais aussi des filières très importantes telles que la gestion financière, la planification, la prospection des hydrocarbures, pour ne pas citer que les plus importants, sur lesquels il existe de nombreux travaux.

Dans ce chapitre, nous passerons en revue certains aspects concernant l'emploi de la logique floue en modélisation et commande de processus. Nous illustrerons, ensuite, les motivations et la stratégie d'application de cette approche linguistique à la conduite du processus de cogénération à base de la filière énergétique Boiler-Turbine de type P16-G16 à 160 MW ; un système d'autant plus complexe par sa structure physique comme par sa conduite.

1.2 TRAITEMENT DES CONNAISSANCES IMPARFAITES

Les incertitudes ont été identifiées depuis fort longtemps par l'intermédiaire de la notion de probabilité, introduite par Pascal et Fermat et formalisée par Bernoulli. Comme il était nécessaire de manipuler les incertitudes, plusieurs notions probabilistes ont été introduites : l'idée du degrés de croyance et de chance pour apprécier la véracité des témoignages, le degrés de confiance pour évaluer la validité de certains faits dans la théorie de l'évidence [SHA 76] et d'autres. Les méthodes issues de *la théorie de probabilité* sont maintenant bien connues de la plupart des scientifiques et constituaient depuis très longtemps le seul recours pour le traitement des connaissances incertaines.

La notion de probabilité n'est cependant pas adaptée à la représentation des imprécisions qui sont de nature non probabiliste. C'est pourquoi, une formalisation plus générale des imprécisions n'a été possible que par l'introduction de *la théorie des ensembles flous* [YAG 94], une théorie qui offre les outils nécessaires au traitement des imprécisions et constitue une interface entre descriptions symboliques et descriptions numériques, ce que très peu d'autres méthodologies autorisent. Néanmoins, les incertitudes sur la véracité d'une affirmation ne sont pas traitées par la théorie des ensembles flous. Or incertitude et imprécision sont intimement liées, en particulier parce qu'une exigence de précision dans l'énoncé d'une assertion rend celle-ci moins certaine et réciproquement. *La théorie des possibilités* [PED 93] a été alors introduite par L.A Zadeh, pour permettre de manipuler des incertitudes de nature non probabiliste, auxquelles les moyens classiques de la théorie des probabilités n'apportent pas de solution, et pour constituer un cadre dans lequel connaissances imprécises et connaissances incertaines peuvent être traitées conjointement. Les concepts de mesure de possibilité et de mesure de nécessité constituent les notions essentielles sur lesquelles repose la théorie des possibilités. Ces notions et d'autres sont reprises avec plus de détail dans le chapitre (II).

1.3 CONDITIONS D'UTILISATION DE LA LOGIQUE FLOUE

En présence d'une réalisation pratique à effectuer, un système expert, un système de commande, un système d'aide à la décision par exemple, la logique floue – dans l'acception la plus générale du terme – doit être considérée comme un outil de plus à ajouter à la panoplie des outils déjà disponibles (logique classique, automatique, recherches opérationnelles,...). Elle ne doit en aucun cas être considérée a priori comme devant apporter une solution à la réalisation de toute application, mais il convient de se demander si la réalisation à effectuer présente des caractéristiques telles que la logique floue soit intéressante. Nous indiquons ci-après les raisons les plus générales qui peuvent conduire à utiliser la logique floue.

- Les connaissances concernant le système à réaliser sont imparfaites ou incomplètes, c'est-à-dire que certaines d'entre elles sont soumises à des imprécisions,

éventuellement aussi à des incertitudes. Par exemple, des données sont fournies par des instruments de mesures dont la précision n'est pas absolue.

- Certaines de ces connaissances sont exprimées avec des termes du langage naturel, par un expert ou un observateur humain. Le traitement simultané de connaissances numériques et symboliques sur les mêmes variables n'est réalisable de façon simple que dans le cadre de la logique floue.
- Il n'existe pas de modèle rigoureux du problème que l'on doit traiter ou il existe un modèle d'une très grande complexité.
- Une grande flexibilité est requise, soit dans la précision de la représentation afin de s'adapter aux conditions de fonctionnement, soit dans l'adaptation aux conditions d'utilisation du système réalisé.

Si l'une au moins de ces caractéristiques est présente dans le système à traiter, il est intéressant de faire appel à la logique floue pour effectuer la réalisation visée.

1.4 LA LOGIQUE FLOUE ET LA COMMANDE DE PROCESSUS

La logique floue, et en liaison avec d'autres axes tels que la théorie des probabilités, l'automatique, la logique non classique, s'efforce d'apporter des solutions à un problème-clef de toutes les réalisations pratiques : d'une part l'appréhension du système réel est imparfaite en raison de sa trop grande complexité, d'autre part sa représentation doit conserver suffisamment d'information pour sa meilleure caractérisation.

Dans le domaine particulier de la commande de processus, cette situation reflète bien le problème de recherche d'un modèle précis de représentation décrivant soit le comportement d'un système de commande impliqué dans une boucle de régulation, soit la dynamique d'un processus physique que l'on cherche à piloter. Le recours à l'exploitation de la base de connaissances acquises de l'expérience de l'opérateur ou de l'ingénieur système a été envisagée comme l'une des solutions à ce problème [DIM 96] qu'on a justifié par la suite ses fondements théorique et pratique [PED 93, JAM 93]. *Des systèmes flous à base de connaissances* (FKBS) ont été alors introduits et mis en œuvre dans plusieurs applications industrielles [BOU 95]. Dans leur conception générale, ces systèmes emploient la logique floue pour la représentation symbolique des connaissances et les techniques d'inférence pour leur évaluation. Leur modèle de représentation supporte deux catégories principales :

1.4.1 Modèles linguistiques (LM)

Ce type de représentation est l'apport essentiel de l'approche linguistique initiée par Zadeh et développée, par la suite, par Tong et Sugeno [YAG 94]. D'une façon générale, il s'agit de décrire un système linguistiquement par un ensemble de règles supportant des connaissances vagues et imprécises. La base des règles remplace alors le modèle analytique employé dans la modélisation classique. Les contrôleurs flous à base de connaissances (FKBC), que nous aborderons dans le chapitre (III), constituent un exemple typique de modèles linguistiques. La représentation symbolique des protocoles de commande a nettement amélioré l'intervention des systèmes de commande sur les processus à commander. Les FKBC peuvent intervenir soit en tant que contrôleurs impliqués directement dans la boucle de commande, soit en tant que contrôleurs superviseurs. Nous donnerons ci-après une brève description de ces deux types d'intervention des FKBC.

I.4.1.1 FKBC en mode de commande directe :

En mode de commande directe, le FKBC est impliqué directement dans la boucle de commande (fig. 4.1-a), remplaçant entièrement le système de commande conventionnel (PID par exemple). La stratégie de commande du processus est construite à partir d'une description linguistique du comportement désiré, modélisé par un ensemble de règles faisant intervenir les différentes variables du processus (l'erreur, la variation de l'erreur, etc.). L'emploi de ce mode de commande s'avère fort utile lorsque le système à commander présente une structure complexe, difficile à décrire analytiquement par un modèle mathématique, mais aussi l'aptitude de l'opérateur à contrôler le processus à un certain degré de satisfaction est obligatoirement requise dans ce cas, pour permettre une formulation assez complète du protocole de commande. Des versions de contrôleurs classiques à base de logique floue (PI-flou, PD-flou, PID-flou, etc.) ont été élaborées et implémentées dans plusieurs applications industrielles [RAJ 99, XU 00]. La description linguistique du protocole de commande leur confère une caractéristique non linéaire assez robuste, conduisant au mieux à la réalisation des performances souhaitées.

I.4.1.2 FKBC en mode superviseur :

En mode superviseur, le FKBC complète plutôt que remplace le contrôleur conventionnel (fig. 4.1-b). Ce système fait appel à une certaine logique heuristique [DIM 96] pour ajuster la loi de commande générée par le contrôleur classique. Dans une situation particulière où un contrôleur PI classique est utilisé dans une boucle de commande, le système flou superviseur est appelé, par exemple, à modifier la constante d'intégration et/ou le gain du PI en fonction de l'état instantané du processus à contrôler. L'algorithme heuristique de supervision tire profit de la logique floue pour exploiter la base de connaissances de l'ingénieur système, plutôt que celle de l'opérateur, pour réaliser une loi de commande non linéaire qui ajuste simultanément la loi de commande conventionnelle. Un exemple typique de FKBC superviseur est illustré au chapitre (III).

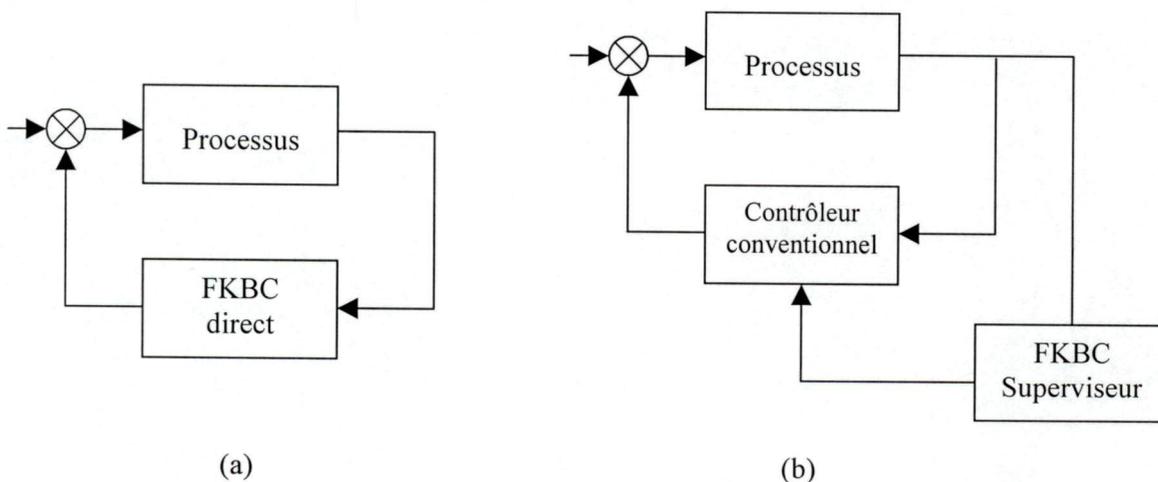


Figure 4.1. Systèmes flous à base de connaissances : (a) mode directe, (b) mode superviseur.

1.4.2 Modèles flous de type Takagi-Sugeno-Kang (TSK)

Comme la plupart des processus industriels sont de nature non linéaire, leur modélisation est une tâche plutôt complexe voire impossible, dans le cas où on se propose d'employer des techniques conventionnelles se basant sur des lois de fonctionnement analytiques. La synthèse d'un système de commande performant et robuste pour la conduite de tels processus est souvent conditionnée par la disponibilité d'un modèle précis, décrivant de la façon la plus générale la dynamique du système à commander. Ce modèle mathématique qui ne peut être, dans la plupart des cas pratiques, que non linéaire pose de sérieux problèmes de commande en raison des erreurs de modélisation, des fortes interactions entre ses différentes variables et de l'existence d'autres phénomènes inhérents au processus physique dont la dynamique est mathématiquement non modélisable. Dans certains cas même, une formulation mathématique assez rigoureuse incluant les principales caractéristiques du système physique peut être obtenue par identification, par exemple. Néanmoins, cette procédure conduit généralement à une structure très complexe qui ne se prête pas bien à la synthèse de la commande.

Face à ces limitations significatives, les ensembles flous peuvent intervenir efficacement dans la modélisation des systèmes complexes, principalement en raison de leur capacité à synthétiser des informations, à permettre une approche globale de certaines caractéristiques du système grâce à la gradualité qui leur est inhérente et également, bien sûr, en raison de leur aptitude à traiter des connaissances incomplètes, approximatives, vagues et soumises dans la plupart des cas à des erreurs. Le modèle de représentation de type TSK, qui a été proposé initialement par Takagi et Sugeno et développé par la suite par Sugeno et Kang [MAR 99], est une représentation à la fois linguistique et fonctionnelle de la dynamique du système réel. La base de connaissances analytiques décrivant la structure physique du processus (équations de la conservation d'énergie et de masse dans un processus chimique par exemple) peut être aussi introduite dans cette représentation que l'on décrit par un ensemble de règles de type IF-THEN de la forme :

$$\begin{aligned} \text{Règle } i : & \text{ IF } x_1(t) \text{ is } F_1^i \text{ AND } \dots \text{ AND } x_n(t) \text{ is } F_n^i \\ & \text{ THEN } \dot{x}(t) = f_i(x, u, t) \end{aligned}$$

où F_j^i , $j = 1, 2, \dots, n$, est l'ensemble flou associé à la variable d'état $x_j(t)$ dans la règle i .

Cette représentation symbolique, qui a rapidement reçu sa justification théorique [KIR 98], se révèle d'une très grande flexibilité, car elle permet de mettre en évidence plusieurs dynamiques locales, correspondant à différents points d'équilibre, dans un seul modèle flou. Une telle formulation se traduit par une simplification mieux adaptée de la structure complexe, et par conséquent, un contrôle plus performant.

L'adaptation du modèle à différentes situations de fonctionnement du processus industriel en temps réel est l'apport essentiel de la modélisation floue. En effet, le système de commande synthétisé à partir d'un modèle flou se révèle d'une très grande robustesse vis-à-vis la variation du point de fonctionnement [MAR 99] : une situation qui est souvent rencontrée en pratique en raison des perturbations ou du changement des conditions opératoires. Ce contrôleur peut être lui aussi décrit symboliquement par un ensemble de règles floues de type IF-THEN, ce qui lui confère une caractéristique assez flexible s'adaptant mieux à la variation des paramètres du système sous contrôle.

Il convient finalement de noter que cette représentation symbolique n'est pas la seule à être utilisée dans la modélisation floue des systèmes complexes. Elle s'avère cependant la plus adéquate dans la mesure où elle permet une représentation fonctionnelle simple du modèle global et inclut un potentiel de représentation quantitative efficace de la dynamique du système physique même en présence d'incertitudes [MOH 98]. D'autres approches de construction de modèles flous sont illustrées dans [YAG 94].

1.5 APPLICATION DE LA LOGIQUE FLOUE A LA CONDUITE DU PROCESSUS DE COGENERATION A BASE DE BOILER-TURBINE

1.5.1 Définitions et motivations :

La production combinée d'énergie électrique et de chaleur dite *cogénération* est une technique qui a pris son essor dans l'industrie. Envisagée comme une solution à un problème purement industriel, elle consiste à utiliser l'énergie thermique issue de la production d'énergie mécanique (et par suite électrique), plutôt que de la perdre à l'atmosphère ; les usines, dans leur grande majorité, ont besoin de force motrice pour faire tourner les machines et de vapeur pour leurs chauffages industriels et d'ateliers.

Cette technique connaît depuis le milieu des années 1980 un fort développement dans la plupart des pays industriels : en 1995, 7% de l'électricité totale produite en Europe provenait d'installations de cogénération. Son intérêt principal réside dans son rendement global (la somme des rendements électrique et thermique) qui est élevé, le plus souvent compris entre 70% et 90%.

La cogénération englobe toute une série de procédés dont certains font appel à des techniques très complexes. Elle s'étend sur une très grande échelle de puissance électrique : de la dizaine de kilowatts à plus de 50 MW dans les grandes centrales thermoélectriques. Les principales filières énergétiques employées en cogénération sont les suivantes :

- Moteurs à combustion externe : générateur de vapeur plus turbine (Boiler-Turbine).
- Moteurs à combustion interne : moteurs alternatifs (MA).
- Turbines à combustion (TAC) : turbines à gaz.
- Cycle combiné : TAC plus Boiler-Turbine, MA plus Boiler-Turbine.

Filières énergétiques	T (°C)	R _t (%)	R _{ce} (%)	R _g (%)
Cogénération Boiler-Turbine	130	76.5	94	90
Cogénération TAC	130	55	77	85
Cogénération MA	90	50	79	85
Cogénération cycle combiné	130	61	79	88

Tableau 5.1. Valeurs des rendements pour divers types de filières énergétiques (de [LEV 00]).

La cogénération à base de turbine à vapeur est le système le plus ancien et le plus répandu. L'utilisation fréquente de cette filière est motivée principalement par sa simple technicité et son rendement global (R_g) qui s'élève à 90%, assurant un rendement électrique équivalent (R_{ee}) de 94%. Le tableau (5.1) donne les valeurs des rendements pour divers types de filières énergétiques.

Les données du tableau (5.1) indiquent clairement à quel niveau se trouve exploiter cette filière énergétique, bien qu'elle impose de sérieux problèmes d'automatisation [LEV 00]. En effet, bien qu'elle soit bien connue et fiable son exploitation est reconnue d'être moins automatisable pour les raisons générales suivantes :

- La dérégulation fréquente et imprévisible des différents procédés de l'installation de cogénération, le Boiler en particulier.
- La demande croissante de puissance électrique qui entraîne des fluctuations très prononcées sur le réseau électrique.
- Les gradients thermiques intenses qui se développent suite à une variation brusque de la puissance électrique fournie.
- Les difficultés liées au contrôle du niveau d'eau dans le générateur de vapeur (Drum-Boiler). C'est un problème de commande qui a suscité un très grand intérêt de la plupart des industriels, aussi bien pour les centrales thermoélectriques classiques que pour les centrales nucléaires [AST 00, FLY 98]. Il convient de souligner que 30% des arrêts d'urgence enregistrés dans les centrales thermiques à vapeur sont dus principalement au mauvais contrôle du niveau d'eau [AST 00]. Ce dernier crée un comportement dynamique à non minimum de phase, qui se manifeste pratiquement par le *phénomène de trempe*, qui varie significativement par la variation des conditions de fonctionnement.

Le système de commande chargé de contrôler les différentes variables physiques du Boiler-Turbine doit être en mesure de tenir compte de toutes les contraintes citées ci-dessus, et ce devant la complexité du processus qui présente une dynamique difficilement modélisable. Plusieurs travaux se sont axés sur le problème de modélisation du Boiler-Turbine, citons à titre d'exemple Aström et Bell (2000), Flynn et O'Malley (1998), Rawlings et Rao (1999), etc., dont la plupart ont présenté des modèles rigoureux avec une structure mathématique très complexe limitant, par conséquent, la possibilité de leur exploitation directe par les méthodes de commande conventionnelle.

Nous proposerons, dans la suite de ce chapitre, une stratégie d'application de la logique floue à la modélisation du Boiler-Turbine P16-G16 employé dans une installation de cogénération à 160 MW. Le modèle flou est construit à partir du modèle complexe développé par Bell et Aström dans [BEL 87]. L'aptitude du modèle TSK flou proposé à reproduire les principales caractéristiques du modèle complexe est ensuite justifiée en comparaison avec sa version linéarisée adoptée par Kwon *et al.* dans [KWO 89].

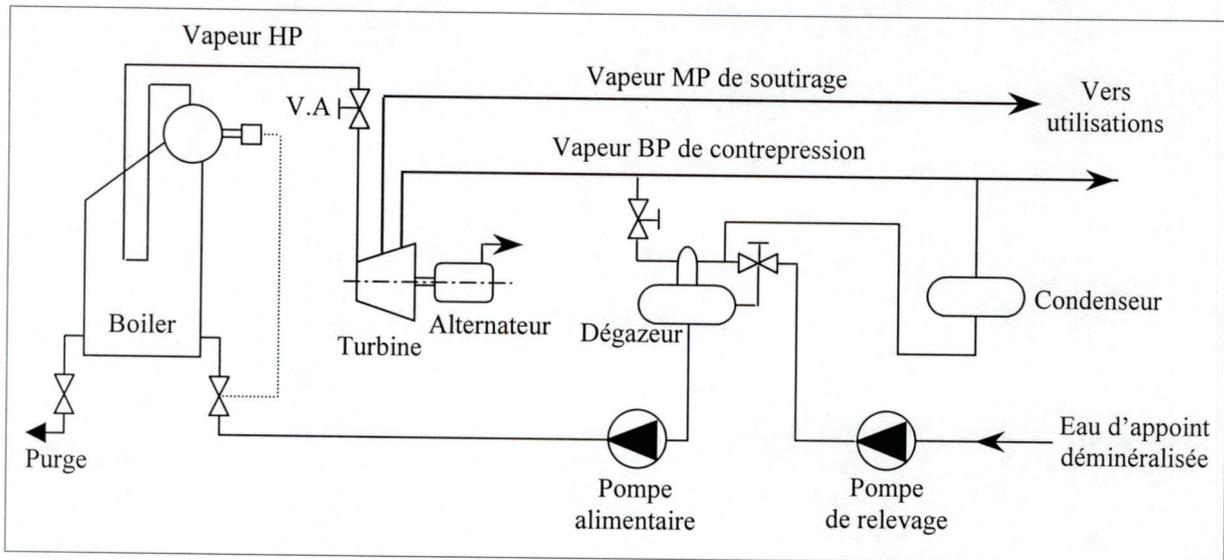


Figure 5.1. Schéma simplifié du processus de cogénération à base de la filière Boiler-Turbine.

1.5.2 Description du processus de cogénération à base de Boiler-Turbine

La turbine à vapeur d'eau constitue la machine de base de la production combinée et indissociable des énergies électrique et thermique. En cogénération, on utilise une turbine à contrepresseion dans laquelle la pression à la sortie est bien supérieure à la pression atmosphérique. Ce sont les besoins industriels en énergie thermique qui déterminent la valeur de contrepresseion et, par conséquent, le type de turbine à utiliser. La figure (5.1) représente un schéma simplifié décrivant les principaux procédés techniques employés dans un processus de cogénération à base de Boiler-Turbine.

La turbine à vapeur à contrepresseion est placée entre la source chaude (Boiler) et la source froide (condenseur, atmosphère) et elle assure la transformation de l'énergie disponible de la vapeur en énergie mécanique de rotation recueillie sur l'arbre d'un alternateur avec le minimum de pertes. Le Boiler est chargé de produire de la vapeur HP surchauffée ($p > 20$ bar). Celle-ci sera envoyée à l'admission d'une turbine à contrepresseion. La vapeur détendue sera condensée dans un échangeur puis introduite dans la bache alimentaire munie de son dégazeur. L'eau y sera réchauffée jusqu'à la température désirée pour l'alimentation du Boiler par de la vapeur détendue prise à la sortie de la turbine ou, si nécessaire, par soutirage sur l'un des derniers étages de la turbine. L'eau sera ensuite réintroduite en Boiler par les pompes alimentaires pour recommencer un cycle. La vapeur qui sort à basse pression BP ($p < 0,5$ bar) ou au niveau d'un soutirage moyenne pression MP ($2 \text{ bar} < p < 18 \text{ bar}$) est utilisée pour les besoins de chauffages industriels ou des différents processus technologiques.

Le combustible primaire utilisé dans un processus de cogénération à base de Boiler-Turbine dépend du type de Boiler employé. Il peut s'agir de produits pétroliers, de charbons, de gaz naturel, de pétrole, de biogaz, mais également de déchets industriels. L'avantage essentiel de ce principe est donc de pouvoir utiliser n'importe quel combustible ou source de chaleur à un potentiel suffisamment élevé. C'est le seul système capable de s'adapter :

- au charbon, utilisé surtout en grandes puissance ;
- aux chaleurs diverses récupérables sur des processus industriels ;
- aux combustibles gazeux ou liquides à faible pouvoir calorifique.

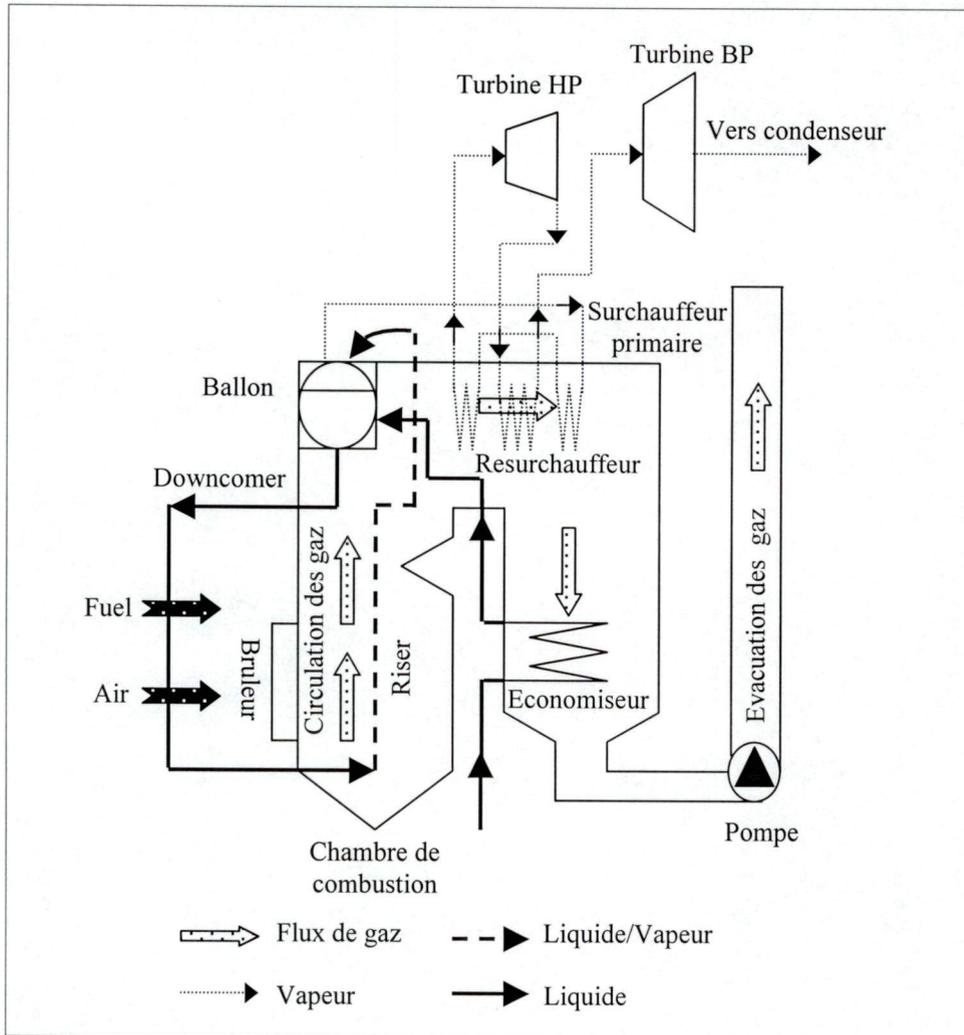


Figure 5.2. Schéma du Boiler-Turbine.

I.5.3 Cogénération à combustible fossile à base de Boiler-Turbine

Dans une installation de cogénération à combustible fossile, le fuel constitue la source d'énergie primaire pour la production de chaleur utilisée pour les besoins de génération de vapeur surchauffée. Les installations de cogénération fonctionnant au fuel sont les plus répandues en raison du prix du fuel, des facilités de sa manutention ainsi que des quantités de soufre inclus dans le carburant. Un autre avantage principal apporté par ce type de centrales consiste en la qualité de puissance électrique fournie ; cette dernière est reconnue peu fluctuante notamment pour les installations à moyennes puissances [ARQ 89].

Le combustible gazeux est admis dans une chambre de combustion où une quantité contrôlée d'air secondaire est aussi injectée pour assurer une combustion complète. Les gaz qui résultent de cette combustion sont produits à haute température (450 à 600 °C). Leur énergie thermique est transmise à un générateur de vapeur (ou Boiler) qui est constitué d'un récipient métallique clos dans lequel l'eau contenue peut être transformée en vapeur à une pression variable suivant la nature des appareils installés. La chaleur développée est cédée par convection aux faisceaux tubulaires (downcomer et riser) transportant l'eau condensée ainsi qu'aux surchauffeurs et resurchauffeurs entraînant la vapeur aux différentes sections de la turbine. Le boiler est alimenté en eau traitée à l'hydrazine et dégagée dans le dégazeur.

Cette eau passe ensuite à travers un économiseur qui la réchauffe avant son admission au ballon supérieure. Dans l'industrie, on associe souvent au cycle vapeur un cycle à gaz par l'utilisation de plusieurs groupes de turbine à gaz placés en amont alimentant le Boiler par les gaz d'échappement des turbines à gaz. Ce principe améliore nettement le rendement de l'installation en termes de puissance mécanique produite et d'énergie thermique récupérée sur les deux cycles.

La figure (5.2) illustre un schéma de principe du Boiler-Turbine indiquant les différents procédés employés dans un processus de cogénération à combustible fossile.

I.5.3.1 Description du cycle d'utilisation de la vapeur

Les cycles des turbines à vapeur utilisent un fluide compressible qui change d'état au cours du cycle. Les caractéristiques physiques et énergétiques de ce dernier se trouvent modifiées d'une phase à l'autre. La production de la vapeur surchauffée dans le Boiler s'établit selon les transformations suivantes :

1. chauffer le liquide jusqu'à sa température d'ébullition : la chaleur spécifique de l'eau C_w est pratiquement indépendante de la pression mais variable avec la température. D'après REGNAULT, elle s'exprime par :

$$C_w [Kcal / Kg] = 1 + 4.10^{-5}T + 9.10^{-7}T^2 \quad (5.1)$$

2. le vaporiser en lui fournissant de la chaleur : la pression de vaporisation à la température T_v est donnée par :

$$P_v [N / m^2] = 10(T_v / 100)^4 \quad (5.2)$$

3. fournir de la chaleur à la vapeur afin d'augmenter sa température.

Les cycles d'utilisation de la vapeur dans le processus de cogénération sont définis en fonction des puissances installées. Pour le Boiler type P16-G16, c'est le cycle de HIRN qui est adopté. Dans ce cycle, la détente de la vapeur dans la turbine s'effectue en zone surchauffée. Le diagramme de MOLLIER (Enthalpie-Entropie) de la figure (5.3) représente les différentes phases de transformation de l'eau :

- [AA'] : représente la compression adiabatique du liquide par la pompe.
- [A'B] : chauffage du liquide.
- [BC] : vaporisation à pression constante.
- [CD] : surchauffe de la vapeur.
- [DE] : détente adiabatique dans la turbine.
- [EA] : refroidissement et condensation.

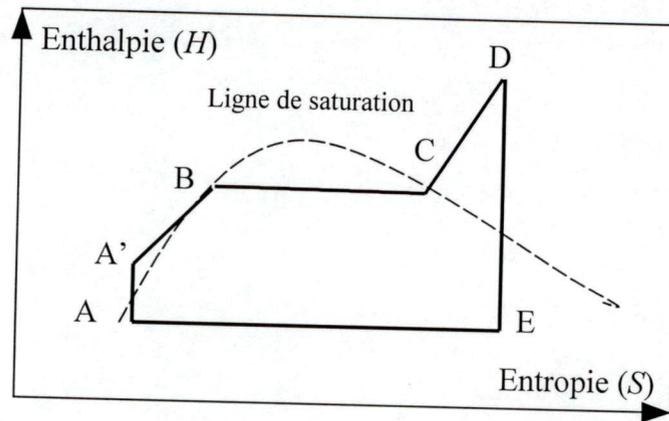


Figure 5.3. Cycle de HIRN.

I.5.3.2 Les performances du système

Les performances d'une cogénération à base de Boiler-Turbine dépendent essentiellement des facteurs principaux suivants :

- le débit de vapeur turbiné ;
- les caractéristiques, pression et température de la vapeur à l'admission ;
- le rendement isentropique de la turbine ;
- la contrepression de la vapeur à la sortie de la turbine.

Ces facteurs déterminent le rendement global du système Boiler-Turbine qui est le produit du rendement du cycle vapeur par les rendements des principaux organes de l'installation à savoir :

- la turbine : conversion de l'enthalpie de vapeur en énergie mécanique,
- le Boiler : transformation de l'énergie chimique du combustible en chaleur.

Ces transformations provoquent des pertes de natures différentes dans le système. Il s'agit principalement [ARQ 89] :

- des pertes par frottement à l'admission dans les conduites du générateur de vapeur à la turbine, dans les soupapes de réglage et dans la volute de répartition de la vapeur sur les aubages autour de la roue. Ces pertes représentent 3 à 4% de la pression d'admission de la vapeur à la turbine.
- des pertes par humidité de la vapeur : les gouttes contenues dans la vapeur qui, compte tenu de leur inertie ont une vitesse plus faible que la vapeur, frappent les aubages créant une perte par choc.
- des pertes par vitesse résiduelle de la vapeur. A la sortie de chaque corps de la turbine, la vapeur possède encore de l'énergie cinétique qui est perdue. Cette perte est de l'ordre de 1,5 à 2% de la chute d'enthalpie totale du corps de la turbine.

1.5.4 Modélisation de la dynamique du Boiler-Turbine

La modélisation de la dynamique du système Boiler-Turbine est basée fondamentalement sur les principes de la conservation de masse et d'énergie. A partir de ces lois thermodynamiques et sur la base des méthodes d'approximations en éléments finis, plusieurs modèles mathématiques de différentes structures ont été établis. Les modèles développés [AST 00, FLY 98] sont, dans la plupart des cas, complexes et difficilement exploitables en commande bien qu'ils décrivent mieux les principales caractéristiques physiques du système. On est souvent amené à simplifier le modèle complexe par une linéarisation au voisinage d'un point de fonctionnement nominal ou encore par négliger les dynamiques les moins dominantes du processus. Néanmoins, ces simplifications se traduisent par des erreurs de modélisation qui deviennent de plus en plus significatives par la variation du point d'équilibre ; ce qui risque de provoquer une désadaptation du système de commande au processus notamment pour les systèmes présentant un comportement à non minimum de phase tels que le Boiler-Turbine considéré dans cette étude.

La figure (5.4) représente un schéma simplifié du principe de fonctionnement du Boiler. La quantité de chaleur, Q , cédée aux faisceaux tubulaires (risers) provoque la vaporisation de l'eau contenue dans le ballon supérieure (drum) du générateur de vapeur. La vapeur saturée subit une circulation forcée dans un circuit fermé.(riser-drum-downcomer) sous l'influence de la force de gravité. Une quantité d'eau condensée, q_f , est injectée dans le ballon et un débit de vapeur saturée, q_s , est pris à la sortie du Boiler pour être ensuite admise aux surchauffeurs et à la turbine.

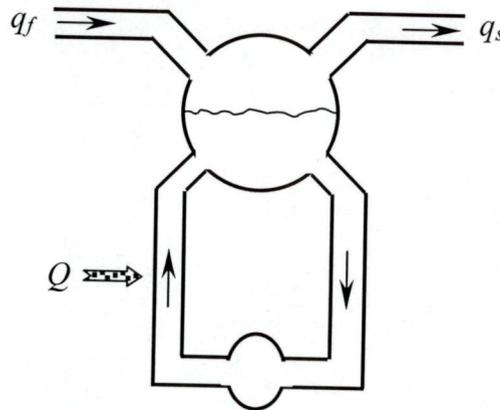


Figure 5.4. Schéma du Boiler.

Le principe de conservation de masse appliqué au Boiler s'écrit :

$$\frac{d}{dt} [\rho_s V_{st} + \rho_w V_{wt}] = q_f - q_s \quad (5.3)$$

et celui de la conservation d'énergie s'exprime par l'équation :

$$\frac{d}{dt} [\rho_s u_s V_{st} + \rho_w u_w V_{wt} + m_t C_p t_m] = Q + q_f h_f - q_s h_s \quad (5.4)$$

où V dénote le volume, ρ est la densité spécifique, u est l'énergie spécifique interne, h est l'enthalpie spécifique, T est la température et q est le débit massique. Les indices s , w et m font respectivement référence à la pression dans le ballon, à l'eau et à la nature métallique des faisceaux tubulaires (surface du transfert de chaleur). Les autres grandeurs figurant dans ces équations seront décrites en annexe [A-2].

Comme l'énergie interne est donnée par $u = h - p/\rho$, la relation (5.4) devient :

$$\frac{d}{dt} [\rho_s h_s V_{st} + \rho_w h_w V_{wt} - pV_t + m_t C_p T_m] = Q + q_f h_f - q_s h_s \quad (5.5)$$

avec

$$V_t = V_{st} + V_{wt} \quad (5.6)$$

où V_{st} et V_{wt} désignent le volume total de vapeur et celui d'eau contenus dans le Boiler.

En combinant les équation (5.3), (5.5) et (5.6) on obtient un modèle d'état du second ordre exprimé par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} e_{11} \frac{dV_{wt}}{dt} + e_{12} \frac{dp}{dt} &= q_f - q_s \\ e_{21} \frac{dV_{wt}}{dt} + e_{22} \frac{dp}{dt} &= Q + q_f h_f - q_s h_s \end{aligned} \quad (5.7)$$

où

$$\begin{aligned} e_{11} &= \rho_w - \rho_s \\ e_{12} &= V_{st} \frac{\partial \rho_s}{\partial p} + V_{wt} \frac{\partial \rho_w}{\partial p} \\ e_{21} &= \rho_w h_w - \rho_s h_s \\ e_{22} &= V_{st} \left(h_s \frac{\partial \rho_s}{\partial p} + \rho_s \frac{\partial h_s}{\partial p} \right) + V_{wt} \left(h_w \frac{\partial \rho_w}{\partial p} + \rho_w \frac{\partial h_w}{\partial p} \right) - V_t + m_t C_p \frac{\partial T_s}{\partial p} \end{aligned} \quad (5.8)$$

Les différents paramètres intervenant dans le calcul des coefficients e_{ij} sont obtenus par une table spécifique donnant les caractéristiques de la pression saturée au point d'équilibre. Pour le cas du Boiler P16-G16, les valeurs numériques de ces paramètres sont donnés à l'annexe [A-3].

Le modèle (5.7) a été développé par Aström et Bell dans [AST 00]. Il admet pour variables d'état la pression, p , dans le ballon supérieur et le volume total d'eau, V_{wt} , dans le système, et pour variable d'entrée la quantité de chaleur, Q , le débit massique d'eau, q_f , et le débit massique de vapeur saturée, q_s . Malgré sa simplicité, ce modèle ne permet pas de contrôler la variation du niveau d'eau dans le ballon car il ne tient pas compte de la distribution de la vapeur et de l'eau dans les différents faisceaux tubulaires (risers et downcomers). Cependant, le contrôle du niveau d'eau est une exigence plus que nécessaire du fait que la plupart des

problèmes rencontrés en pratique sont causés principalement par un mauvais contrôle de cette variable, ce qui limite, bien sûr, l'exploitation effective de ce modèle lors de la synthèse du système de commande.

Pour pouvoir décrire et analyser la variation du niveau d'eau dans la ballon, il convient donc de modéliser la distribution de la vapeur et de l'eau dans les différents faisceaux tubulaires du système. Cette distribution qui est une fonction non linéaire du temps et de la surface d'échange thermique, entraîne l'effet de trempe qui provoque un comportement à non minimum de phase dans la dynamique du système [AST 00]. Ce phénomène se manifeste par l'augmentation du niveau d'eau dans le ballon suite à l'ouverture (au delà de la position nominale) de la vanne d'admission provoquant une chute de pression. En conséquence, des bulles de vapeur apparaissent sur la surface d'eau (surface de contact liquide-vapeur) rendant difficile le contrôle du niveau d'eau. Ce phénomène est très complexe et est typiquement modélisé par des équations aux dérivées partielles. Par l'application du principe de conservation de masse et d'énergie on obtient :

$$\begin{aligned} S \frac{\partial \rho}{\partial t} + \frac{\partial q}{\partial z} &= 0 \\ \frac{\partial \rho h}{\partial t} + \frac{1}{S} \frac{\partial q h}{\partial z} &= \frac{Q}{V} \end{aligned} \tag{5.9}$$

où ρ est la densité spécifique du mélange liquide-vapeur, S est la section du tube, h l'enthalpie spécifique, Q la chaleur cédée au tube. Toutes ces quantités sont distribuées dans le temps t , et l'espace z .

Le système d'équations (5.9) permet d'apprécier le taux massique de la vapeur dans le flux liquide-vapeur par la mise en évidence d'un facteur de qualité de vapeur α_s . Ce facteur qui est donné par l'équation :

$$\frac{\partial \alpha_s}{\partial z} = \frac{QS}{V} \frac{1}{q(h_s - h_w)} \tag{5.10}$$

décrit la distribution de la vapeur et de l'eau dans les faisceaux tubulaires du Boiler.

Par la considération de toutes ces spécifications à savoir les transferts d'énergie et de masse dans le ballon et dans les faisceaux tubulaires, et en se servant de données empiriques obtenues par identification, Bell et Aström développent dans [BEL 87] un modèle plus complexe du Boiler-Turbine type P16-G16 à 160 MW. Ce modèle qui est fortement non linéaire décrit simultanément les variations de la pression, p , dans le ballon supérieur en (kg/cm^2), du facteur de qualité de vapeur, α_s , dans les conduites (risers), de la densité du fluide, ρ , dans le système en (Kg/m^3), de la puissance électrique, W , en (MW) et du niveau d'eau, l en (m). Il admet pour variables d'entrée les signaux d'excitation des actionneurs de position du système d'injection du fuel, u_1 , de la vanne d'admission, u_2 , et du système d'alimentation du ballon en eau condensée, u_3 . Ce modèle est exprimé dans l'espace d'état par les équations suivantes :

$$\begin{aligned}
 \frac{dp}{dt} &= -0.0018u_2\sqrt[8]{p^9} + 0.9u_1 - 0.15u_3 \\
 \frac{dW}{dt} &= (0.073u_2 - 0.016)\sqrt[8]{p^9} - 0.1W \\
 \frac{d\rho}{dt} &= \frac{1}{85}(141u_3 - 1.1u_2p - 0.19p) \\
 l(t) &= 0.05(0.13073\rho + 100\alpha_s + q_s/9 - 67.975)
 \end{aligned}
 \tag{5.11}$$

où

$$\begin{aligned}
 \alpha_s &= \frac{(1 - 0.001583\rho)(0.8p - 25.6)}{\rho(1.0394 - 0.0012304p)} \\
 q_s &= (0.854u_2 - 0.147)p + 45.59u_1 - 2.514u_3 - 2.096
 \end{aligned}
 \tag{5.12}$$

Pour satisfaire les exigences technologiques, le niveau d'eau doit être maintenu à 50% du volume total supporté par le ballon supérieur quant à la pression elle est de 108 Kg/cm² pour une puissance électrique nominale de 66.65 MW. Ces valeurs représentent les coordonnées du point de fonctionnement nominal, quant à celles associées aux différentes marges de variations (évaluées à 80%, 90%, 110% et 120% du point d'équilibre), sont indiquées dans le tableau (5.2).

Points de fonctionnement	1 (80%)	2 (90%)	3 (110%)	4 (120%)
p^0	86.40	97.20	118.8	129.6
W^0	36.65	50.52	85.063	105.8
ρ^0	342.4	385.2	470.8	513.6
u_1^0	0.2090	0.2706	0.4182	0.5046
u_2^0	0.5520	0.6210	0.7590	0.8280
u_3^0	0.2556	0.3400	0.5434	0.6625

Tableau 5.2 Les différents points de fonctionnement du Boiler-Turbine P16-G16.

1.5.4.1 Le modèle linéarisé du Boiler-Turbine

Pour simplifier la représentation fonctionnelle du modèle (5.11), il convient de l'exprimer sous la forme suivante :

$$\begin{aligned}
 \dot{x}(t) &= f(x(t), u(t)) \\
 y(t) &= g(x(t), u(t))
 \end{aligned}
 \tag{5.13}$$

où $x(t) = [p(t) \ W(t) \ \rho(t)]^T$ et $y(t) = [p(t) \ W(t) \ l(t)]^T$ désignent respectivement les vecteurs d'état et de sortie du système Boiler-Turbine.

En procédant à la linéarisation du modèle non linéaire (5.11) au voisinage du point de fonctionnement nominal, il en résulte un modèle linéaire admettant la réalisation d'état suivante :

$$\begin{aligned} \delta\dot{x}(t) &= A\delta x(t) + B\delta u(t) \\ \delta y(t) &= C\delta x(t) + D\delta u(t) \end{aligned} \quad (5.14)$$

où : $\delta x = x - x^0$, $\delta u = u - u^0$, $\delta y = y - y^0$,

et $x^0 = [108 \ 66.65 \ 428]^T$, $u^0 = [0.34 \ 0.69 \ 0.436]^T$, $y^0 = [108 \ 66.65 \ 0]^T$ sont les coordonnées du point d'équilibre. Les matrices A , B , C et D évaluées en ce point sont données par :

$$A = \begin{bmatrix} -2.509E-3 & 0 & 0 \\ 6.940E-2 & -0.1 & 0 \\ -6.690E-3 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0.9 & -0.349 & -0.15 \\ 0 & 14.155 & 0 \\ 0 & -1.398 & 1.659 \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 6.34E-3 & 0 & 4.71E-3 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0.253 & 0.512 & 0.014 \end{bmatrix}$$

La dynamique du Boiler-Turbine décrite par le modèle (5.14) est caractérisée par un pôle à l'origine et deux autres pôles à -0.1 et -0.0025 . Le pôle à l'origine est associé à la dynamique de l'eau dans le ballon supérieur, celui placé à -0.1 est associé à la dynamique de la pression dans les faisceaux tubulaires (risers) et dans le ballon quant à celui situé à -0.0025 se justifie par la considération du débit de vapeur comme une variable de commande. Ce dernier converge à l'origine si le Boiler ne se trouve accouplé à la turbine.

Sur la base de ce modèle linéaire, Kwon *et al.* développent dans [KWO 89] une méthode de synthèse d'une commande multivariable robuste pour le système Boiler-Turbine. Leur procédure de synthèse est reprise en détail dans le chapitre (V).

1.5.4.2 Le modèle TSK flou proposé

A la différence du modèle linéaire (5.14) qui décrit la dynamique du Boiler-Turbine au voisinage d'un point de fonctionnement nominal, la représentation par modèle TSK flou offre la possibilité d'associer plusieurs dynamiques à la fois dans un seul modèle mathématique. Ce type de représentation permet de tenir compte de toutes les marges de variations possibles du point d'équilibre, donc de décrire plus exactement le comportement dynamique du processus considéré.

Le modèle TSK flou que nous proposons pour le système Boiler-Turbine s'exprime symboliquement par un ensemble de règles IF-THEN de la forme :

$$\begin{aligned} \text{IF } \delta x_1(t) \text{ is } F_{ij} \text{ and } \delta x_3(t) \text{ is } M_{ij} \\ \text{THEN } \delta\dot{x}(t) &= A_j\delta x(t) + B_j\delta u(t) \\ \delta y(t) &= C_j\delta x(t) + D_j\delta u(t), \quad j = 1, 2, \dots, r. \end{aligned} \quad (5.15)$$

où F_{ij} , M_{ij} désignent les ensembles flous associés respectivement à la variation de la pression dans le ballon (δx_1) et à la variation de la densité du fluide dans le Boiler (δx_3), et r est le nombre des règles floues adoptées.

Le modèle flou résultant de l'agrégation de l'ensemble des r règles sera alors exprimé par les équations d'état et de sortie suivantes :

$$\delta \dot{x}(t) = \frac{\sum_{j=1}^r w_j [A_j \delta x(t) + B_j \delta u(t)]}{\sum_{j=1}^r w_j} = \sum_{j=1}^r \mu_j A_j \delta x(t) + \sum_{j=1}^r \mu_j B_j \delta u(t) \quad (5.16)$$

$$\delta y(t) = \frac{\sum_{j=1}^r w_j [C_j \delta x(t) + D_j \delta u(t)]}{\sum_{j=1}^r w_j} = \sum_{j=1}^r \mu_j C_j \delta x(t) + \sum_{j=1}^r \mu_j D_j \delta u(t) \quad (5.17)$$

où

$$w_j = \mu_{F_{ij}}(\delta x_1) \cdot \mu_{M_{ij}}(\delta x_3), \quad \mu_j = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^r w_j} \quad (5.18)$$

$$\text{avec : } w_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, r; \quad \sum_{j=1}^r w_j > 0 \quad (5.19)$$

$$\mu_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, r; \quad \sum_{j=1}^r \mu_j = 1 \quad (5.20)$$

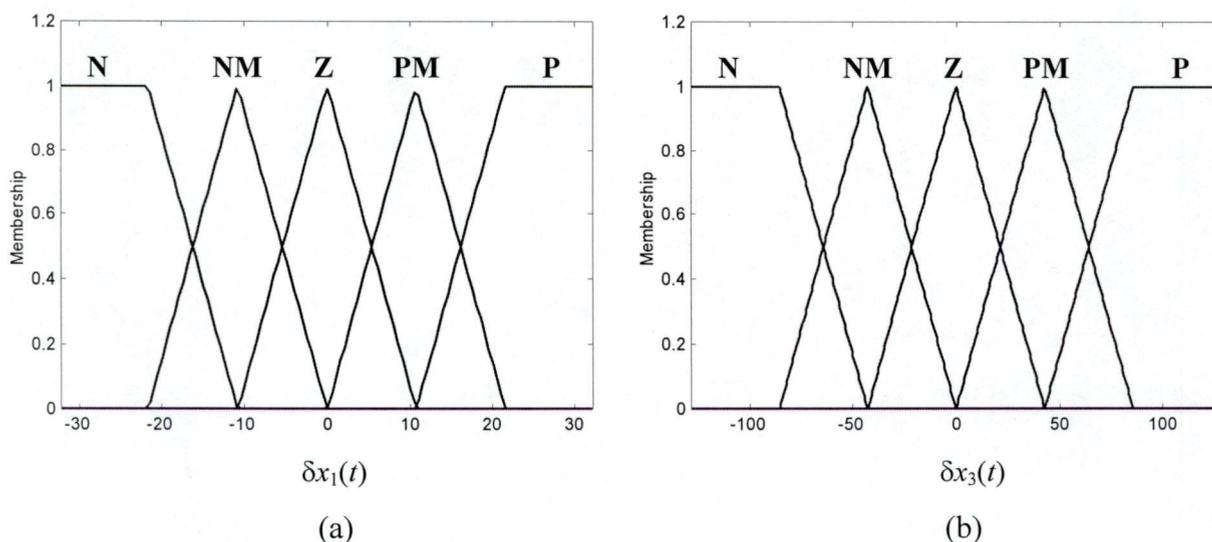


Figure 5.5. Fonctions d'appartenance associées : (a) à la variation de la pression de la vapeur dans le ballon, (b) à la variation de la densité du fluide dans le Boiler.

• **Validation du modèle flou proposé et comparaison :**

Pour les différents cas de simulation envisagés dans cette étude, la représentation symbolique de la dynamique du Boiler-Turbine que nous avons adoptée est constituée de neuf règles de type IF-THEN. Les fonctions d'appartenance associées aux différentes variables linguistiques sont représentées à la figure (5.5). Chaque partition est composée de cinq ensembles flous (N, NM, Z, PM, P) et est uniformément distribuée sur une plage de variation allant de 80% à 120% du point de fonctionnement nominal. Le modèle TSK flou établi pour le Boiler-Turbine est alors exprimé symboliquement comme suit :

Règle 1: *IF* $\delta x_1(t)$ *is* N *and* $\delta x_3(t)$ *is* N
THEN $\delta \dot{x}(t) = A_1 \delta x(t) + B_1 \delta u(t)$
 $\delta y(t) = C_1 \delta x(t) + D_1 \delta u(t),$ *OR*

Règle 2: *IF* $\delta x_1(t)$ *is* NM *and* $\delta x_3(t)$ *is* NM
THEN $\delta \dot{x}(t) = A_2 \delta x(t) + B_2 \delta u(t)$
 $\delta y(t) = C_2 \delta x(t) + D_2 \delta u(t),$ *OR*

Règle 3: *IF* $\delta x_1(t)$ *is* Z *and* $\delta x_3(t)$ *is* Z
THEN $\delta \dot{x}(t) = A_3 \delta x(t) + B_3 \delta u(t)$
 $\delta y(t) = C_3 \delta x(t) + D_3 \delta u(t),$ *OR*

Règle 4: *IF* $\delta x_1(t)$ *is* PM *and* $\delta x_3(t)$ *is* PM
THEN $\delta \dot{x}(t) = A_4 \delta x(t) + B_4 \delta u(t)$
 $\delta y(t) = C_4 \delta x(t) + D_4 \delta u(t),$ *OR*

Règle 5: *IF* $\delta x_1(t)$ *is* P *and* $\delta x_3(t)$ *is* P
THEN $\delta \dot{x}(t) = A_5 \delta x(t) + B_5 \delta u(t)$
 $\delta y(t) = C_5 \delta x(t) + D_5 \delta u(t),$ *OR*

Règle 6: *IF* $\delta x_1(t)$ *is* P *and* $\delta x_3(t)$ *is* Z
THEN $\delta \dot{x}(t) = A_6 \delta x(t) + B_6 \delta u(t)$
 $\delta y(t) = C_6 \delta x(t) + D_6 \delta u(t),$ *OR*

Règle 7: *IF* $\delta x_1(t)$ *is* N *and* $\delta x_3(t)$ *is* Z
THEN $\delta \dot{x}(t) = A_7 \delta x(t) + B_7 \delta u(t)$
 $\delta y(t) = C_7 \delta x(t) + D_7 \delta u(t),$ *OR*

Règle 8: *IF* $\delta x_1(t)$ *is* Z *and* $\delta x_3(t)$ *is* PM
THEN $\delta \dot{x}(t) = A_8 \delta x(t) + B_8 \delta u(t)$
 $\delta y(t) = C_8 \delta x(t) + D_8 \delta u(t),$ *OR*

Règle 9: *IF* $\delta x_1(t)$ *is* NM *and* $\delta x_3(t)$ *is* Z
THEN $\delta \dot{x}(t) = A_9 \delta x(t) + B_9 \delta u(t)$
 $\delta y(t) = C_9 \delta x(t) + D_9 \delta u(t).$

Les matrices $(A_j, B_j, C_j, D_j), j = 1, \dots, 9$, sont déterminées à partir de la combinaison des points de fonctionnement considérée dans la règle j .

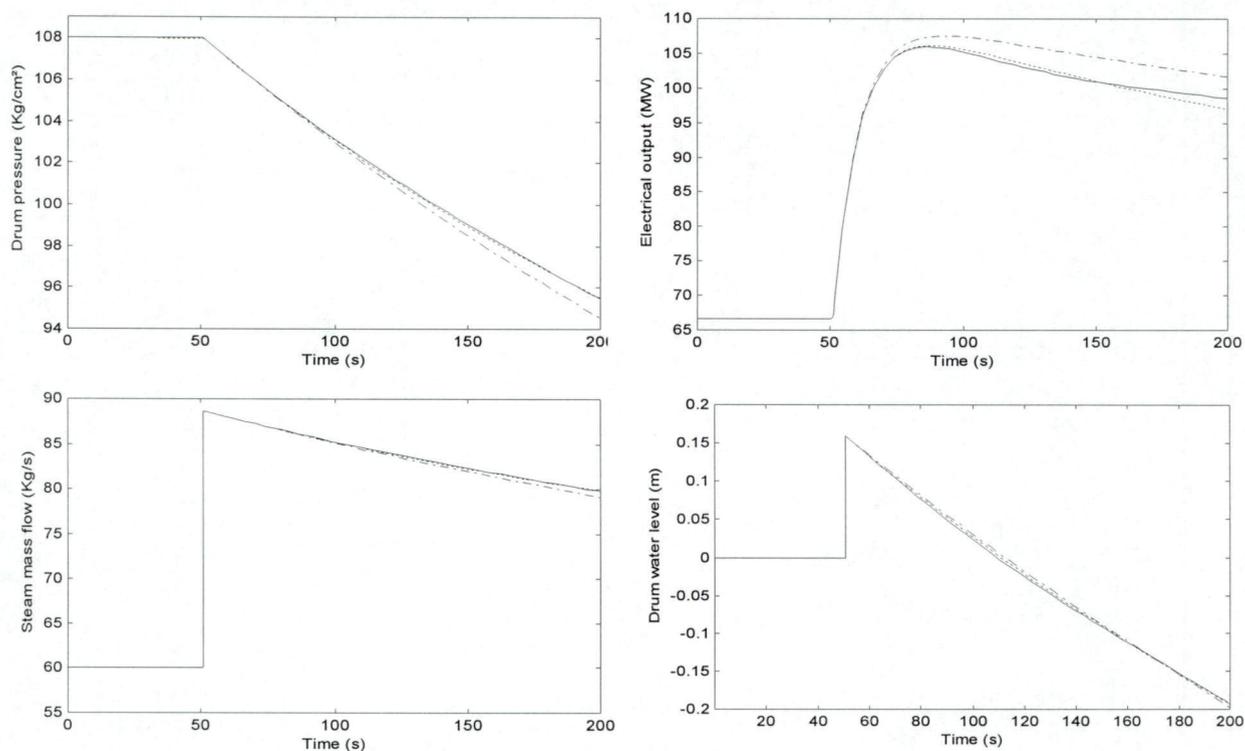


Figure 5.6. Comparaison du modèle flou proposé (—) et du modèle linéarisé (---) par rapport au modèle complexe (.....) pour une variation en échelon de 20 Kg/s du débit massique de vapeur.

Afin de valider la représentation symbolique proposée, nous avons commencé par tester l'aptitude du modèle flou (5.15) à reproduire les principales caractéristiques dynamiques du système Boiler-Turbine représenté par le modèle complexe (5.11). Le comportement dynamique décrit par le modèle flou proposé et celui décrit par le modèle linéarisé (5.14) ont été ensuite simulés dans les mêmes conditions pour être comparés à la dynamique de référence décrite par le modèle complexe (5.11). Les deux cas suivants ont été envisagés :

Cas 1 : Simulation des évolutions des différentes variables d'état pour une variation de 20 Kg/s du débit de vapeur.

Cas 2 : Simulation du comportement dynamique pour une large variation (dans les limites admissibles) du débit de vapeur par excitation aléatoire de la vanne d'admission.

Les figures (5.6) et (5.7) illustrent les réponses des variables d'état, la pression de vapeur dans le ballon p , le débit de vapeur q_s , le facteur de qualité de la vapeur α_s , le niveau d'eau l , et la puissance électrique, W , recueillie sur l'arbre de l'alternateur.

D'après les résultats obtenus, il apparaît clairement que le modèle flou proposé est **plus précis** que le modèle linéarisé. Dans tous les cas envisagés, les caractéristiques du Boiler-Turbine décrites par le modèle complexe (5.11) se sont parfaitement reproduites par le modèle TSK flou, à la différence du modèle linéarisé qui entraîne des erreurs de modélisation, par rapport au modèle de référence, qui sont assez significatives notamment pour les réponses associées à la pression de vapeur dans le ballon, à la puissance électrique et au facteur de qualité de la vapeur.

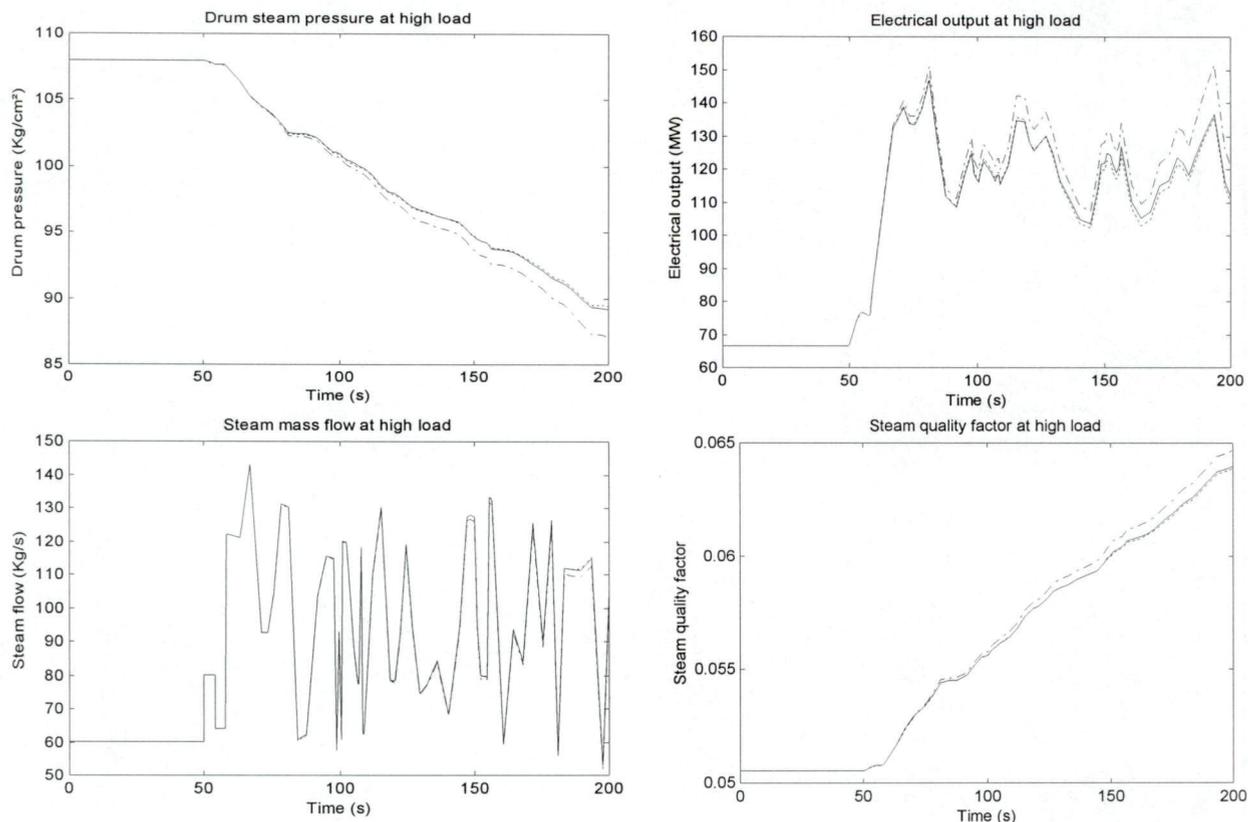


Figure 5.7. Comparaison du modèle flou proposé (—) et du modèle linéarisé (---) par rapport au modèle complexe (.....) pour une large variation du débit de vapeur.

Ces variables sont les plus déterminantes pour la description du comportement dynamique du Boiler-Turbine, et en particulier pour l'analyse et le traitement du problème de contrôle du niveau d'eau dans le ballon. L'utilisation du modèle TSK flou proposé s'impose alors vu la précision qu'il apporte sur l'évolution des différentes variables d'état et la simplicité de sa représentation fonctionnelle qui se trouve facilement exploitable lors de la synthèse de la commande.

D'autre part, ces résultats donnent une bonne interprétation au phénomène de trempe qui caractérise la dynamique de l'eau dans le ballon supérieur du Boiler, et qui pose un sérieux problème à la commande. En effet, suite à l'ouverture de la vanne d'admission, la pression dans le ballon diminue et le taux massique de vapeur dans le mélange liquide-vapeur traversant les faisceaux tubulaires (risers) augmente, ce qui entraîne par conséquent une augmentation considérable du niveau d'eau qui se traduit théoriquement par un comportement à non minimum de phase. Ce phénomène peut être évité moyennant des méthodes de commande multivariable robuste à condition que le modèle mathématique employé soit suffisamment précis à un certain degré de satisfaction. Le modèle flou proposé se révèle d'une très grande importance pour la réalisation d'un tel objectif. Dans le chapitre (V), nous développerons une stratégie de commande multivariable basée sur le modèle flou proposé.

I.6 CONCLUSIONS

Ce chapitre a répondu à un des problèmes majeurs qui se posent lors de la recherche d'une représentation mathématique fiable, précise et facilement exploitable en commande, pouvant décrire à un certain degré de satisfaction le comportement dynamique du Boiler-Turbine : une filière énergétique de base qui est souvent employée dans les installations de cogénération à combustible fossile. Ce processus industriel qui est d'autant plus complexe par sa structure physique comme par sa conduite, est le siège de recherches intensives traitant des problèmes diverses liées principalement à sa modélisation et sa commande. Comme nous l'avons d'ailleurs souligné au cours de ce chapitre, le comportement à non minimum de phase caractérisant la dynamique du niveau d'eau dans le Boiler, et qui se traduit physiquement par l'effet de trempé, nécessite la mise en oeuvre d'un système de contrôle assez robuste. Cette exigence de robustesse ne peut être, en aucun cas, remplie si l'on adopte pas une stratégie de commande basée fondamentalement sur un modèle du processus qui n'offre plus "le droit à l'erreur". C'est dans ce but particulier que nous avons eu l'occasion, dans ce chapitre, de proposer un modèle TSK flou décrivant linguistiquement la dynamique du Boiler-Turbine. Nous avons toutefois montré par des simulations que l'approche linguistique (ou la logique floue) offrait des performances avantageuses en modélisation du processus considéré. Les résultats obtenus illustrent clairement avec quel degré de précision se sont reproduites les principales caractéristiques dynamiques du Boiler-Turbine lors de l'utilisation du modèle flou proposé, promettant ainsi des performances meilleures lors de son exploitation pour la synthèse de la commande. Ce dernier point fera l'objet du chapitre (V).

CHAPITRE II

Représentation et traitement des connaissances utilisant des ensembles flous

II.1 INTRODUCTION

La notion d'*ensemble flou* fût introduite pour la première fois par L.A. Zadeh dans son fameux article [ZAD 65] publié aux environs 1965. Ce concept répond au besoin de représenter des connaissances imprécises ou incertaines issues d'une caractérisation vague ou obtenues avec des instruments d'observation qui produisent des erreurs de mesure.

Pour mieux introduire ce concept, il convient d'examiner le lien existant entre la théorie des ensembles classiques et la théorie des ensembles flous. La remarque fondamentale qu'on puisse tout d'abord faire concernant la logique classique, est que cette dernière impose des restrictions sur la caractérisation d'un objet, d'une classe ou d'un système physique. En d'autres termes, on ne peut assigner à une classe donnée que deux états complémentaires ne supportant pas de situations intermédiaires, comme par exemple : parfait-imparfait, normal-anormal, pair-impair, saturé-bloqué, etc. Néanmoins, cette classification pose de sérieux problèmes et engendre des dilemmes ambigus dans la plupart des cas. A titre d'exemple, certains états décrivant des grandeurs physiques telles que "vitesse élevée", "erreur significative" et "pression médium" ne possèdent pas de limites bien définies et, par conséquent, il serait impossible d'interpréter mathématiquement ces grandeurs sur la base de la logique classique. Ce n'est que dans le cadre de la logique floue que ce type de caractérisation a pu être traité et évalué.

II.2 PRICIPALES CARACTERISTIQUES D'UN ENSEMBLE FLOU

On illustrera dans ce paragraphe les caractéristiques les plus utiles qui décrivent un ensemble flou et montrent à quel point il diffère d'un ensemble classique.

- **Définition 2.1 :** Un ensemble classique A de X est défini par une fonction caractéristique μ_A qui, pour tout élément x de X , prend deux valeurs : 0 et 1, telles que :

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \in A \\ 0 & \text{si } x \notin A \end{cases} \quad (2.1)$$

- **Définition 2.2 :** Un ensemble flou A de X est défini par une fonction d'appartenance : $\mu_A : X \rightarrow [0,1]$, où $\mu_A(x)$ est le degré d'appartenance de l'élément x à l'ensemble flou A .

❖ **Notations :**

Soit A un ensemble flou défini sur un univers de discours X . Nous adoptons, tout au long de ce chapitre, les notations suivantes :

- Si X est un univers de discours discret (dénombrable) : $A = \sum_i \mu_A(x_i)/x_i$
- Si X est un univers de discours continu (non dénombrable) : $A = \int \mu_A(x)/x$

□ **Définition 2.3 :** L'ensemble flou A de X est *normalisé* s'il existe au moins un élément x de X tel que : $\mu_A(x) = 1$.

□ **Définition 2.4 :** La *hauteur* de l'ensemble flou A , notée $hgt(A)$, est la plus grande valeur prise par sa fonction d'appartenance :

$$hgt(A) = \max_x \mu_A(x) \tag{2.2}$$

□ **Définition 2.5 :** Le *support* de l'ensemble flou A de X , noté $Supp(A)$, est la partie de X sur laquelle la fonction d'appartenance de A n'est pas nulle :

$$Supp(A) = \{x \in X / \mu_A(x) > 0\} \tag{2.3}$$

□ **Définition 2.6 :** Le *noyau* de A de X , noté $nucleus(A)$, est l'ensemble des éléments de X pour lesquels la fonction d'appartenance de A vaut 1 :

$$nucleus(A) = \{x \in X / \mu_A(x) = 1\} \tag{2.4}$$

□ **Définition 2.7 :** L'ensemble flou A de X est *convexe* si sa fonction d'appartenance vérifie :

$$\forall x, y \in X, \forall \lambda \in [0,1] : \mu_A(\lambda x + (1-\lambda)y) \geq \min(\mu_A(x), \mu_A(y)) \tag{2.5}$$

■ **Remarque :**

Les ensembles flous les plus répandus sont ceux qui ont une fonction d'appartenance régulière, c'est-à-dire sans rupture brusque, représentant bien leur caractère graduel. Les ensembles flous possédant une telle allure sont dits convexes [ZAD 65]. Les formes triangulaire, trapézoïdale et gaussienne vérifient bien cette propriété.

II.3 OPERATIONS SUR LES ENSEMBLES FLOUS

Les opérations d'union, d'intersection et de complémentation habituellement employées dans la théorie des ensembles classiques sont également définies pour les ensembles flous. On utilise le plus souvent les définitions suivantes :

$$\forall x \in X : \mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (3.1)$$

$$\forall x \in X : \mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \quad (3.2)$$

$$\forall x \in X : \mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x) \quad (3.3)$$

Des normes et conormes triangulaires introduites dans le domaine des espaces métriques aléatoires [DRI 96] sont aussi employées pour définir les différentes opérations sur les ensembles flous. A titre d'exemple, la T -norme et la S -norme peuvent servir à définir respectivement l'intersection et l'union d'ensembles flous. Ces opérateurs sont souvent utilisés dans la classification et l'identification des systèmes flous.

II.4 RELATIONS FLOUES

Parmi les concepts les plus importants du point de vue des applications qu'ils peuvent avoir, les relations floues généralisent la notion de relation classiquement définie sur des ensembles. Elles mettent en évidence des liaisons imprécises ou graduelles entre éléments d'un même ensemble.

□ **Définition 4.1 :** Soit X et Y deux univers de discours continus et $\mu_R : X \times Y \rightarrow [0,1]$, alors :

$$R = \int_{X \times Y} \mu_R(x, y) / (x, y) \quad (4.1)$$

est une relation binaire floue définie sur $X \times Y$, où $\mu_R(x, y)$ représente le degré d'appartenance de la paire ordonnée (x, y) à la relation R .

■ Remarque :

En théorie de commande par logique floue, toute règle figurant dans le protocole de commande du système de commande flou définit une relation floue. A titre d'exemple, considérons la règle IF-THEN suivante :

IF e PB and è PS THEN ù NM

où PB , PS et NM sont des ensembles flous définis respectivement sur les univers de discours ε , $\dot{\varepsilon}$ et $\dot{\theta}$. Cette règle définit une relation tertiaire floue qui s'exprime par :

$$R = \int_{\varepsilon \times \dot{\varepsilon} \times \dot{\theta}} \min(\mu_{PB}(e), \mu_{PS}(\dot{e}), \mu_{NM}(\dot{u})) / (e, \dot{e}, \dot{u}) \quad (4.2)$$

II.4.1 Opérations sur les relations floues

Soient deux relations binaires floues R et S définies sur l'espace cartésien $X \times Y$. On définit dans la suite l'intersection, l'union et la projection de relations floues.

II.4.1.1 L'intersection et l'union :

L'intersection et l'union de R et S sont des relations floues de fonctions d'appartenance définies par :

$$\forall (x, y) \in X \times Y : \mu_{R \cap S}(x, y) = \min(\mu_R(x, y), \mu_S(x, y)) \quad (4.3)$$

$$\forall (x, y) \in X \times Y : \mu_{R \cup S}(x, y) = \max(\mu_R(x, y), \mu_S(x, y)) \quad (4.4)$$

II.4.1.2 La projection

L'opération de projection permet de ramener une relation tertiaire à une relation binaire, ou une relation binaire à un ensemble flou, ou encore un ensemble flou à une valeur constante. Cette opération est définie comme suit :

- **Définition 4.2 :** La projection de la relation binaire R sur l'univers de discours Y est définie par :

$$proj_Y R = \int_Y \max_x \mu_R(x, y) / y \quad (4.5)$$

II.4.1.3 L'extension cylindrique

Cette opération consiste à étendre le domaine de définition des relations floues. Une relation binaire peut être obtenue par une extension cylindrique d'un ensemble flou. De même, une relation tertiaire s'obtient par l'extension cylindrique d'une relation binaire.

- **Définition 4.3 :** Soit B un ensemble flou défini sur Y . L'extension cylindrique de B sur $X \times Y$ est une relation binaire floue définie par :

$$ce(B) = \int_{X \times Y} \mu_B(y) / (x, y) \quad (4.6)$$

$\mu_B(y)$ est le degrés d'appartenance de la paire (x, y) .

II.4.1.4 La composition

Soient R et V deux relations binaires floues définies respectivement sur $X \times Y$ et $Y \times Z$. La composition de R et V définit une relation floue $T = R \circ V$ sur $X \times Z$ de fonction d'appartenance définie par :

$$\mu_T(x, z) = \max_{y \in Y} \min(\mu_R(x, y), \mu_V(y, z)) \quad (4.7)$$

Cette dernière correspond à la composition *max-min*, la plus classiquement utilisée. Il est cependant possible de remplacer l'opérateur *min* par un autre opérateur *produit* pour définir la composition *max-dot* :

$$\mu_T(x, z) = \max_{y \in Y} (\mu_R(x, y) \cdot \mu_V(y, z)) \quad (4.8)$$

■ **Remarque :**

L'opération de composition trouve son application directe en commande par logique floue lors de l'évaluation des règles modélisant le protocole de commande du contrôleur flou. L'ensemble flou (*u*) représentant la variable de commande est déterminé par la composition de la relation floue *R* qui définit le protocole de commande, et l'ensemble flou (*e*) représentant la variable d'entrée, et on écrit :

$$u = e \circ R = \underset{9}{proj}(ce(e) \cap R) \quad (4.9)$$

II.5 PRINCIPE D'EXTENSION

Pour la caractérisation de connaissances numériques imprécises, on est amené à utiliser, par exemple, des termes tels que "environ zéro", "approximativement 1" et "positif grand". Ce sont en fait des valeurs aux limites mal définies, qui illustrent bien la notion de *nombres flous*. Ces quantités sont généralement représentées par des ensembles flous. Une arithmétique spécifique est définie pour cette classe de nombres qui se base fondamentalement sur le fameux principe d'extension qui permet d'exploiter nos connaissances classiques dans le cas de données floues.

II.5.1 Enoncé du principe d'extension

Etant donné *X* et *Y* deux univers de discours et *f* une application de *X* dans *Y*, $f : X \rightarrow Y$, telle que : $\forall x \in X, f(x) = y \in Y$. Soit *A* un ensemble flou défini sur *X* : $A = \sum_i \mu_A(x_i) / x_i$.

On définit ainsi l'image de l'ensemble floue *A* par l'application *f*, telle que :

$$f(A) = \sum_i \mu_A(x_i) / f(x_i) \quad (5.1)$$

Cette dernière relation est l'outil mathématique fondamental pour le traitement de différents concepts flous, comme l'arithmétique floue ou le raisonnement approximatif sur lequel nous reviendrons ultérieurement. Comme exemple d'utilisation du principe d'extension, nous considérons ci-après le cas de la multiplication de deux nombres flous.

- Soit $f : X_1 \times X_2 \rightarrow Y$ et *A* et *B* deux ensembles flous respectivement de *X*₁ et *X*₂. Le produit de deux nombres flous est alors défini par :

$$f(A, B) = A \otimes B = \sum_i \sum_j \min(\mu_A(x_{1i}), \mu_B(x_{2j})) / f(x_{1i}, x_{2j}) \quad (5.2)$$

II.6 VARIABLES LINGUISTIQUES ET MESURES FLOUES

II.6.1 Notion de variable linguistique

Souvent, quand on parle de variable, on considère que celle-ci prend une valeur unique de l'ensemble de référence sur lequel elle est définie. Néanmoins, les conditions d'observation ne permettent pas toujours de connaître parfaitement cette valeur unique. Dans bien des cas, la valeur est seulement approximative, ou évaluée grossièrement, l'instrument de mesure est légèrement imprécis, ou elle est décrite de façon quantitative. Une variable linguistique sert à modéliser les connaissances imprécises ou vagues sur une variable dont la valeur précise peut être inconnue.

- **Définition 6.1 :** Une *variable linguistique* est un triplet (x, X, P_x) , dans lequel x est une variable définie sur un ensemble de référence X . La partition $P_x = \{A_1, A_2, \dots\}$ est un ensemble, fini ou infini, qui contient des ensembles flous normalisés de X , utilisables pour caractériser x .

De façon générale, ces ensembles flous définissent des restrictions des valeurs que prend x . Si l'on utilise "faible" pour caractériser une intensité, on restreint au moins des valeurs possibles ne dépassant pas un seuil donné.

II.6.2 Mesures de possibilité et de nécessité d'ensembles flous

La théorie des possibilités [PED 93] fournit une méthode pour formaliser des incertitudes subjectives sur des événements, c'est-à-dire un moyen de dire dans quelle mesure la réalisation d'un événement est possible et dans quelle mesure on en est certain, sans toutefois avoir à sa disposition l'évaluation de la probabilité de cette réalisation, par exemple parce que l'incertitude est la conséquence d'une absence de fiabilité des instruments d'observation ou d'un doute de l'observateur lui-même. C'est donc un cadre particulier de traitement de connaissances incertaines et/ou imprécises qui sont, bien sûr, de nature non probabiliste. Afin de quantifier la connaissance sur l'occurrence d'un événement faisant partie d'un environnement flou, des mesures de possibilité et de nécessité sont généralement utilisées.

- **Définition 6.2 :** Soit un ensemble flou donné A de X , pour tout autre ensemble flou B de X , on définit la *possibilité* de B relative à A par :

$$\Pi(B/A) = \max_{x \in X} \min(\mu_B(x), \mu_A(x)) \quad (6.1)$$

La possibilité de B relative à A mesure le degré maximal avec lequel un élément x de X peut appartenir à la fois à B et à A .

- **Définition 6.3 :** Soit un ensemble flou donné A de X , pour tout autre ensemble flou B de X , on définit la *nécessité* de B relative à A par :

$$N(B/A) = \min_{x \in X} \max(\mu_B(x), 1 - \mu_A(x)) \quad (6.2)$$

Possibilité et nécessité de B relative à A donnent ensemble une indication sur le fait que B soit envisageable, sachant que A est satisfaite.

II.7 RAISONNEMENT APPROXIMATIF EN LOGIQUE FLOUE

La représentation des connaissances fondée sur la théorie des ensembles flous conduit à un traitement souple des connaissances. A partir du moment où l'on autorise des catégories à avoir des limites imprécisément définies, on doit faire appel à ces catégories même lorsque leurs conditions d'utilisation ne sont qu'imparfaitement satisfaites. On doit donc admettre que des énoncés soient partiellement vrais et qu'on puisse raisonner plus soupagement sur des connaissances imprécise et/ou incertaines qu'on ne pourrait le faire en logique classique. La théorie du raisonnement approximatif met en évidence des notions assez particulières pour la caractérisation de connaissances imparfaites telles que les notions de propositions floues, de règles floues et d'implications floues.

II.7.1 Propositions floues

Pour la caractérisation de variables linguistiques, on fait appel à des ensembles flous dont le caractère graduel (variation graduelle) permet bien de représenter des situations imprécises. Dans une description symbolique, on associe à une variable linguistique, un ensemble flou donné. Une expression de la forme " x is A " définit bien une *proposition floue élémentaire*. Cette proposition est d'autant moins vraie que la valeur exacte de e satisfait mal la caractérisation, c'est-à-dire que $\mu_A(x)$ est faible. La valeur de vérité de la proposition floue est définie par une fonction d'appartenance. Plus généralement, on peut construire des propositions floues par conjonction, disjonction ou implication portant sur des propositions floues élémentaires.

II.7.2 Règles floues

- **Définition 7.1 :** Une règle floue est une proposition floue de la forme " $IF p THEN q$ " utilisant une implication entre deux propositions quelconques p et q .

Les règles floues les plus utilisées, par exemple en commande par logique floue, sont de la forme " $IF e is NM and è is NS THEN u is NS$ ", où " $e is NM$ " est la prémisse de la règle et " $u is NS$ " est sa conclusion. Le protocole de commande des contrôleurs flous est composé d'un ensemble de règles de ce type faisant intervenir les différentes variables du processus à commander.

II.7.3 Implications floues

La règle floue de la forme " $IF x is A THEN y is B$ " définit une relation R entre les valeurs prises par la variable linguistique x et celles prises par la variable linguistique y . Comme ces valeurs sont restreintes par les caractérisations floues A et B , la relation R est elle-même floue. Elle mesure la force de la liaison entre la prémisse " $x is A$ " et la conclusion " $y is B$ " de cette

règle. Plus exactement, cette règle définit une *implication floue* entre la prémisse et la conclusion que l'on caractérise par la fonction d'appartenance de R .

- **Définition 7.2 :** L'*implication floue* entre deux propositions floues élémentaires " x is A " et " y is B " est une proposition floue dont la valeur de vérité est donnée par la fonction d'appartenance μ_R d'une relation floue R définie sur $X \times Y$ par :

$$\mu_R(x, y) = \mu_A(x) \bullet \mu_B(y) \tag{7.1}$$

où ' \bullet ' est un opérateur désignant un type quelconque d'implication floue. Les principales implications floues sont indiquées dans le tableau (7.1).

Implication floue	Relation floue	Valeur de vérité
Kleene-Dienes	$R_k = ce(\bar{A}) \cup ce(B)$	$\mu_{R_k}(x, y) = \max(1 - \mu_A(x), \mu_B(y))$
Mamdani	$R_m = ce(A) \cap ce(B)$	$\mu_{R_m}(x, y) = \min(\mu_A(x), \mu_B(y))$
Lukasiewicz	$R_l = ce(\bar{A}) \oplus ce(B)$	$\mu_{R_l}(x, y) = \min(1, 1 - \mu_A(x) + \mu_B(y))$
Zadeh	$R_z = (ce(A) \cap ce(B)) \cup ce(\bar{A})$	$\mu_{R_z}(x, y) = \max(\min(\mu_A(x), \mu_B(y)), 1 - \mu_A(x))$
Stochastique	$R_p = ce(\bar{A}) \cup (ce(A) \cap ce(B))$	$\mu_{R_p}(x, y) = \min(1, 1 - \mu_A(x) + \mu_A(x) \cdot \mu_B(y))$
Gödel	$v(p \Rightarrow q) = \begin{cases} 1 & \text{si } v(p) \leq v(q), \\ v(q) & \text{ailleurs.} \end{cases}$ * p et q deux propositions floues.	$\mu_{R_g}(x, y) = [\mu_A(x) \Rightarrow_g \mu_B(y)]$

Tableau 7.1 Principales implications floues.

II.8 INFERENCE DES REGLES FLOUES

Chacune des règles floues, transcrites en utilisant les descriptions linguistiques des variables, donnant une caractérisation de la variable considérée dans sa partie conclusion en présence d'une donnée précise, il faut en faire une synthèse pour parvenir à une décision. En commande par logique floue, par exemple, des capteurs ou des instruments de mesure fournissent les valeurs des variables d'entrée caractérisant l'état du système. Ces valeurs sont alors utilisées pour instancier les règles par l'intermédiaire de méthodes de raisonnement flou, dont les plus utilisées sont celles de Mamdani et de Gödel (voir tableau 7.1). On obtient un résultat flou en utilisant toutes les règles, puis on détermine l'élément de l'ensemble de définition de la variable de sortie qui représente au mieux ce résultat. Pour illustration, nous aborderons dans la suite l'utilisation des méthodes de Mamdani et de Gödel pour l'évaluation de n règles floues décrites symboliquement par :

$$IF\ e\ is\ E^{(k)}\ THEN\ u\ is\ U^{(k)}; \quad k = 1, \dots, n.$$

où $E^{(k)}$ et $U^{(k)}$ sont des ensembles flous associés respectivement à la variable d'entrée (e) et la variable de sortie (u) d'un système de commande flou. Ces ensembles sont donnés par :

$$E^{(k)} = \int_{\varepsilon} \mu_{E^{(k)}}(e)/e \quad \text{et} \quad U^{(k)} = \int_{\mathfrak{G}} \mu_{U^{(k)}}(u)/u$$

II.8.1 Méthode de Mamdani

L'interprétation de Mamdani à la règle k est donnée par une relation floue définie sur le produit cartésien $\varepsilon \times \mathfrak{G}$ par :

$$\forall k : R_m^{(k)} = \int_{\varepsilon \times \mathfrak{G}} \min(\mu_{E^{(k)}}(e), \mu_{U^{(k)}}(u))/(e, u) \quad (8.1)$$

La relation de transfert floue définissant l'ensemble des règles est donnée par :

$$R_m = \bigcup_{k=1}^n R_m^{(k)} \quad (8.2)$$

$$\text{et} \quad \forall (e, u) \in \varepsilon \times \mathfrak{G} : \mu_{R_m}(e, u) = \max_k \min(\mu_{E^{(k)}}(e), \mu_{U^{(k)}}(u)) \quad (8.3)$$

En présence d'une valeur précise $e = e^*$, une transformation de cette valeur est tout d'abord effectuée pour pouvoir la traiter dans le domaine des variables floues. Le passage d'une variable physique à une variable floue est décrit par une fonction d'appartenance définie par :

$$\forall e \in \varepsilon : \mu^*(e) = \begin{cases} 1 & \text{si } e = e^*, \\ 0 & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (8.4)$$

L'ensemble flou caractérisant la variable de commande (u) résultant de l'agrégation de toutes les règles est enfin défini par :

$$U = E^* \circ R_m, \quad (8.5)$$

$$\text{et} \quad \forall u \in \mathfrak{G} : \mu_U(u) = \max_k \min(\mu_{E^{(k)}}(e^*), \mu_{U^{(k)}}(u)) \quad (8.6)$$

II.8.2 Méthode de Gödel

L'interprétation de Gödel à la règle k est donnée par une relation floue définie sur $\varepsilon \times \mathfrak{G}$ par :

$$\forall k : R_g^{(k)} = \int_{\varepsilon \times \mathfrak{G}} \mu_{R_g^{(k)}}(e, u)/(e, u) \quad (8.7)$$

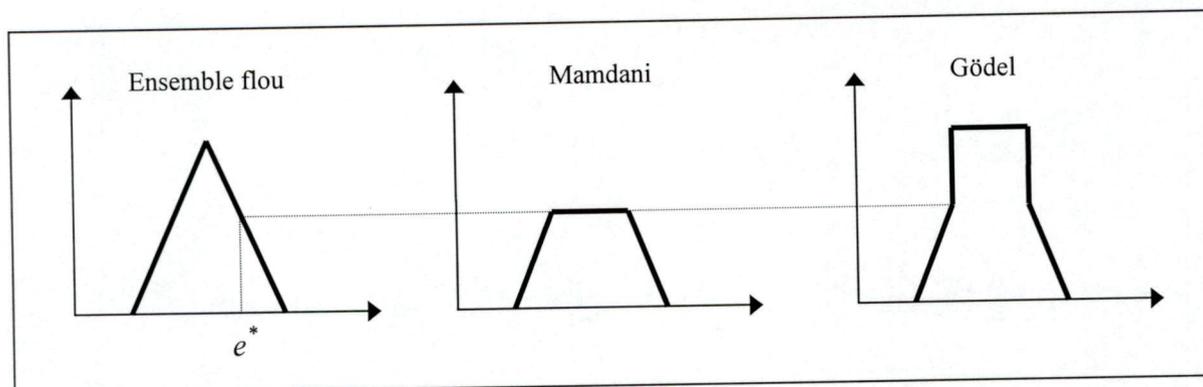


Figure 8.1 Représentation graphique des méthodes de Mamdani et de Gödel.

$$\text{où : } \forall (e, u) \in \mathcal{E} \times \mathcal{U} : \mu_{R_g^{(k)}}(e, u) = \begin{cases} 1 & \text{si } \mu_{E^{(k)}}(e) \leq \mu_{U^{(k)}}(u), \\ \mu_{U^{(k)}}(u) & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (8.8)$$

La relation de transfert floue est obtenue par l'utilisation d'un opérateur de conjonction et est définie par la fonction d'appartenance $\mu_{R_g}(e, u)$:

$$R_g = \bigcap_{k=1}^n R_g^{(k)} \quad (8.9)$$

$$\begin{aligned} \forall (e, u) \in \mathcal{E} \times \mathcal{U} : \mu_{R_g}(e, u) &= \min_k \mu_{R_g^{(k)}}(e, u) \\ &= \min_k \left(\begin{cases} 1 & \text{si } \mu_{E^{(k)}}(e) \leq \mu_{U^{(k)}}(u), \\ \mu_{U^{(k)}}(u) & \text{ailleurs.} \end{cases} \right) \end{aligned} \quad (8.10)$$

En présence d'une valeur précise, l'ensemble flou caractérisant la variable de commande (u) résultant de l'agrégation de toutes les règles sera défini par :

$$U = E^* \circ R_g, \quad (8.11)$$

$$\text{et } \forall u \in \mathcal{U} : \mu_U(u) = \begin{cases} 1 & \text{si } \forall k : \mu_{E^{(k)}}(e^*) \leq \mu_{U^{(k)}}(u), \\ \min_k \mu_{U^{(k)}}(u) & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (8.12)$$

La représentation graphique des méthodes de Mamdani et de Gödel est illustrée à la figure (8.1).

II.9 CONCLUSIONS

Nous avons, tout au long de ce chapitre, eu l'occasion d'exposer et d'illustrer les caractéristiques les plus utiles et les propriétés fondamentales des ensembles flous, qui sont toutefois considérés comme une extension des ensembles classiques par l'introduction du fameux concept du degrés d'appartenance. Ces ensembles interviennent efficacement dans la caractérisation des connaissances imparfaites, offrant par conséquent la possibilité de manipuler des propositions soumises à des imprécisions et à des incertitudes ou présentant un caractère vague. L'évaluation des degrés de vérité de telles propositions s'effectue dans le cadre de la logique floue, qui, entre autre, possède même la capacité de manipuler des degrés d'incertitude. Il est toutefois fort utile d'insister sur le fait que la logique floue est le seul cadre dans lequel puissent être traitées des imprécisions et des incertitudes, qui autorise également le traitement de certaines incomplétudes, et le seul cadre dans lequel puissent être traitées des connaissances numériques et des connaissances exprimées symboliquement par des qualifications du langage humain.

CHAPITRE III

Systèmes de commande flous à base de connaissances

III.1 INTRODUCTION

Dans le cadre particulier de la commande de processus, la plupart des réalisations pratiques obéissent à des configurations de commande bouclées (fig.1.1) dans leur mise en œuvre, et ce dans le but d'atteindre au mieux un certain objectif de conduite. De telles configurations demeurent, jusqu'à présent, le siège de recherches intensives en théorie de commande. Cependant, toutes les approches et les techniques qui ont été développées ces dernières années, dans ce domaine, sont basées sur deux suppositions fondamentales :

- Le système à commander est mathématiquement modélisable : le modèle mathématique décrit de la façon la plus générale le comportement dynamique du système (obtenu soit analytiquement soit par identification).
- Un critère de performance faisant intervenir les variables du système peut être spécifié. Le problème de commande consistera alors à optimiser ce critère en tenant compte des différentes contraintes imposées sur les variables du processus.

Sur la base de ces deux suppositions, des algorithmes de commande analytiques, décrits généralement par des équations algébriques, aux différences ou différentielles, sont élaborés. Cette approche générale de synthèse laisse constater qu'une *description analytique* du système à commander est obligatoirement requise lors de la conception d'un système de commande, mais aussi à souligner que "**l'analyticité**" est l'un des principaux paradigmes de la théorie de commande conventionnelle.

Dans [ZAD 73], Zadeh introduisit l'idée de formuler les algorithmes de commande sur la base de règles logiques. Il convient cependant de rappeler que l'introduction de la logique (booléenne) en commande n'est pas une technique étrangère à la théorie de commande : les algorithmes d'apprentissage adaptatifs proposés par Tzypkin et les systèmes à structure variable (VSS) de Emelyanov et Utkin en sont des exemples [YAG 94]. Or, ces algorithmes étaient introduits en tant que superviseurs dans le but d'améliorer les performances des algorithmes de commande conventionnelle, alors que ceux développés par Zadeh proposent d'intégrer une base de connaissances théoriques et pratiques dans les stratégies de commande.

La théorie des ensembles flous offre des outils appropriés permettant de manipuler le caractère heuristique des algorithmes décrits linguistiquement. Les algorithmes linguistiques étaient initialement introduits par Mamdani *et al.* [YAG 94] dans le cadre de leur travaux sur l'intelligence artificielle. Ce n'est qu'en démontrant leur applicabilité et efficacité que ces algorithmes aient été employés en commande des systèmes complexes.

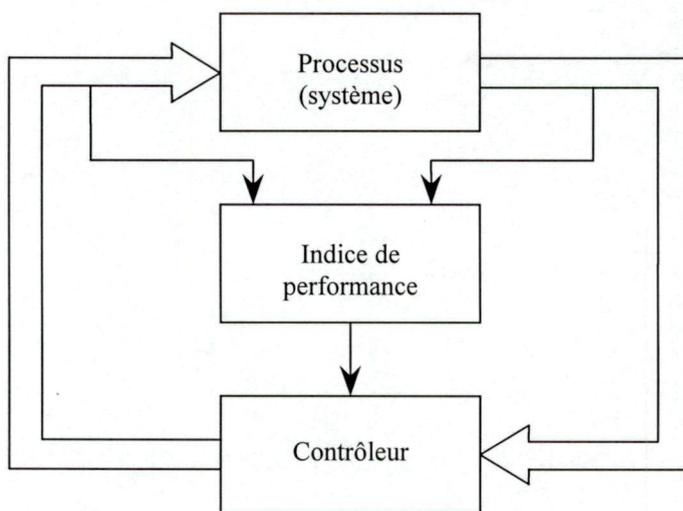


Figure 1.1 Structure bouclée d'un système de commande automatique.

La notion d'algorithme de commande linguistique constitue un excellent formalisme de représentation de l'expérience et de l'intuition de l'opérateur sous forme de règles logiques combinées pour générer des actions de commande. Ce formalisme, dans son fondement mathématique, fait appel à la théorie des ensembles flous et du raisonnement approximatif.

III.2 LES CONTRÔLEURS FLOUS : CONCEPTS DE BASE

Le contrôleur flou génère une loi de commande décrite linguistiquement par un ensemble de règles logiques (règles floues) de type IF-THEN. Ces règles définissent, en général, une relation fonctionnelle entre les variables d'entrée et les variable de sortie (de commande). Un exemple typique de contrôleurs flous (FLC) est celui proposé par Mamdani et Assilian en 1975. Ce contrôleur dont la structure générale est représentée par la figure (2.1), décrit une relation de transfert floue entre la variation de la commande $\Delta u(k) = u(k) - u(k-1)$ d'une part, et l'erreur $e(k)$ et sa variation $\Delta e(k) = e(k) - e(k-1)$ d'une autre part. La loi de commande est exprimée par la relation suivante :

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (2.1)$$

$$\text{où : } \Delta u(k) = F(e(k), \Delta e(k)) \quad (2.2)$$

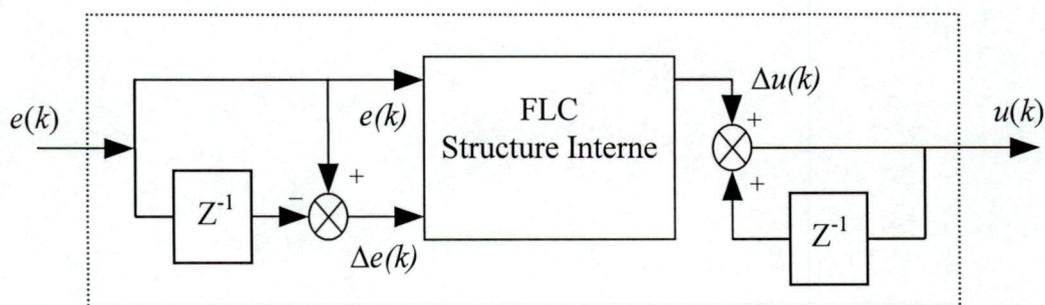


Figure 2.1 Structure d'un contrôleur flou de type Mamadani.

Le traitement des données d'entrée par le système de commande flou s'effectue en trois phases principales : la fuzzification, l'inférence des règles et la défuzzification.

III.2.1 La fuzzification

La fuzzification proprement dite consiste à définir les fonctions d'appartenance pour les différentes variables d'entrée et de sortie. On réalise ainsi le passage des grandeurs physiques en variables linguistiques (variables floues) qui peuvent alors être traitées par les inférences. Des directives sur le choix des fonctions d'appartenance sont données à la section (III.3.2).

Des facteurs d'échelle peuvent être aussi introduits en vue de normaliser le domaine de variation des variables linguistiques d'entrée et/ou de sortie en fonction de leurs domaines de variation physiques. Ces facteurs possèdent une influence considérable sur le comportement dynamique du système à commander. Nous illustrerons à la section (III.5.2) l'un des mécanismes d'adaptation proposé par Rajani *et al.* dans [RAJ 99] pour l'ajustement optimal de ces paramètres.

III.2.2 L'inférence des règles

La stratégie de commande dépend essentiellement des inférences adoptées. Il existe cependant plusieurs techniques d'inférence employées pour le traitement et l'évaluation des règles IF-THEN modélisant le protocole de commande du contrôleur flou. Ces techniques fournissent un ensemble flou résultant qui peut être déduit de deux façons différentes :

- par l'utilisation de la relation de transfert floue représentant la contribution de l'ensemble des règles adoptées dans le protocole de commande.
- ou par l'évaluation séparée de chaque règle adoptée dans le protocole. Cette technique peut être généralement décrite par les étapes suivantes :
 - 1) calculer le degrés d'appartenance de la variable d'entrée aux ensembles flous figurant dans la règle à évaluer,
 - 2) écrêter l'ensemble flou associé à la variable linguistique de commande à la valeur du degrés d'appartenance calculée en (1),
 - 3) déduire l'ensemble flou, représentant la variable linguistique de commande, résultant de l'intersection (ou l'union) des n ensembles flous écrêtés obtenus après l'évaluation selon (1) et (2) des n règles modélisant le protocole de commande.

Il convient de signaler que la deuxième approche est la plus utilisée en commande par logique floue, car l'espace mémoire nécessaire à son implémentation sur un processeur est moins important par rapport la première approche.

III.2.3 La défuzzification

Comme on vient de le souligner au deuxième chapitre, les méthodes d'inférence fournissent un ensemble flou résultant pour la variable de sortie. Il s'agit donc d'une information floue. La défuzzification consiste alors à transformer cette information floue en une information déterminée (valeur précise) qui correspondra au signal de commande du contrôleur flou. La méthode de défuzzification par le centre de gravité (COG) et sa version

modifiée [PED 93] sont les plus utilisées. Cette technique et d'autres seront illustrées à la section (III.3.5).

III.3 ASPECTS DE SYNTHÈSE DES CONTRÔLEURS FLOUS

III.3.1 Définition des fonctions d'appartenance

Les fonctions d'appartenance constituent une partition de l'univers de discours. Définir une fonction d'appartenance pour une variable linguistique revient, en fait, à établir une manière de structurer l'information relative à cette variable. Cette structuration est nécessaire pour le traitement numérique des inférences.

Pour qu'une famille d'ensembles flous $\{A_1, A_2, \dots, A_n\}$ constitue une partition floue de l'univers de discours X , deux conditions doivent être remplies :

- 1) La structure $A = \{A_i\}$ doit entièrement "couvrir" l'univers de discours X . Cela signifie que pour tout élément $x \in X$, le degré d'appartenance de x doit être non nul, c'est-à-dire :

$$\forall x \in X, \exists i : \mu_{A_i}(x) \geq \delta \quad (3.1)$$

où $\delta > 0$ est le degré de chevauchement des ensembles flous.

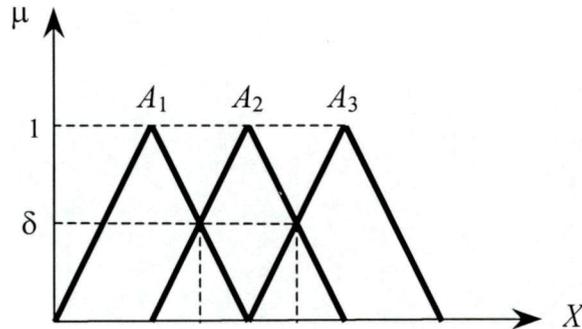


Figure 3.1 Partitions floues de forme triangulaire.

- 2) Pour des raisons de stabilité, la somme des degrés d'appartenance d'un quelconque élément x de X ne doit pas dépasser l'unité, c'est-à-dire :

$$\forall x \in X : \sum_{i=1}^n \mu_{A_i}(x) = 1 \quad (3.2)$$

III.3.2 Considérations sur le choix des fonctions d'appartenance

La forme et la distribution des fonctions d'appartenance influent considérablement sur la caractéristique de transfert des contrôleurs flous. Pour une première implémentation, il est opportun de choisir une forme symétrique et distribuée de manière équidistante, pour la changer, le cas échéant, lors de la modification de la stratégie de commande. La représentation

paramétrique et fonctionnelle des fonctions d'appartenance est fréquemment recommandée [BUH 94], afin de pouvoir exploiter efficacement l'espace mémoire lors des traitements numériques en temps réel. Pour ce fait, les formes triangulaires, trapézoïdales et gaussiennes se trouvent les plus employées. De plus, la robustesse de la partition floue vis-à-vis des différentes sources d'erreur est l'une des propriétés qui doit caractériser la partition adoptée. Cette propriété et son influence sur le comportement du contrôleur flou sont traitées plus intensément dans la suite de ce chapitre.

D'une manière générale, il convient de considérer certaines spécifications lors du choix des fonctions d'appartenance et en particulier la spécificité et la robustesse de la partition floue adoptée.

III.3.2.1 Spécificité de la partition floue

Une partition floue A est dite plus *spécifique* que la partition A' , en termes de mesure de spécificité, si le nombre d'ensembles flous qui la composent est le plus grand. A titre d'exemple la structure $A' = \{N, Z, P\}$ est moins spécifique que la structure $A = \{NM, NS, S, PS, PM\}$. En général, le nombre des ensembles flous est fixé selon les domaines d'intervention envisagés lors de la synthèse du système de commande flou, et de la résolution désirée.

III.3.2.2 Robustesse de la partition floue

La robustesse figure parmi les propriétés les plus importantes qu'on doit considérer lors de la définition des fonctions d'appartenance pour les variables d'entrée et de sortie. En général, il est reconnu que la robustesse des partitions floues vis-à-vis des différentes sources d'erreur est très appréciable en comparaison avec les partitions booléennes [PED 93]. En effet, elles permettent de tolérer d'éventuelles imprécisions sur l'information présente à l'entrée du contrôleur. Pour illustration, nous décrirons quantitativement dans la suite cette marge de tolérance par l'analyse de la robustesse vis-à-vis des bruits de mesure de deux différentes partitions. Nous montrerons, par conséquent, que la partition triangulaire est la plus robuste en termes d'immunité aux bruits, ce qui lui confère une autre raison pour laquelle elle se trouve la plus employée en commande de processus, de part la simplicité de sa description fonctionnelle.

III.3.3 Analyse de la propriété de robustesse vis-à-vis des bruits de mesure des partitions triangulaire et gaussienne

Considérons deux fonctions d'appartenance triangulaire et gaussienne comme le montre la figure (3.2). Ces fonctions sont associées à la variable linguistique d'entrée (e) d'un contrôleur flou et sont définies sur un univers de discours $\varepsilon = [-1.5 \ 1.5]$. Elles sont composées de trois ensembles flous :

- $\{T_1, T_2, T_3\}$ pour la partition triangulaire,
- $\{G_1, G_2, G_3\}$ pour la partition gaussienne.

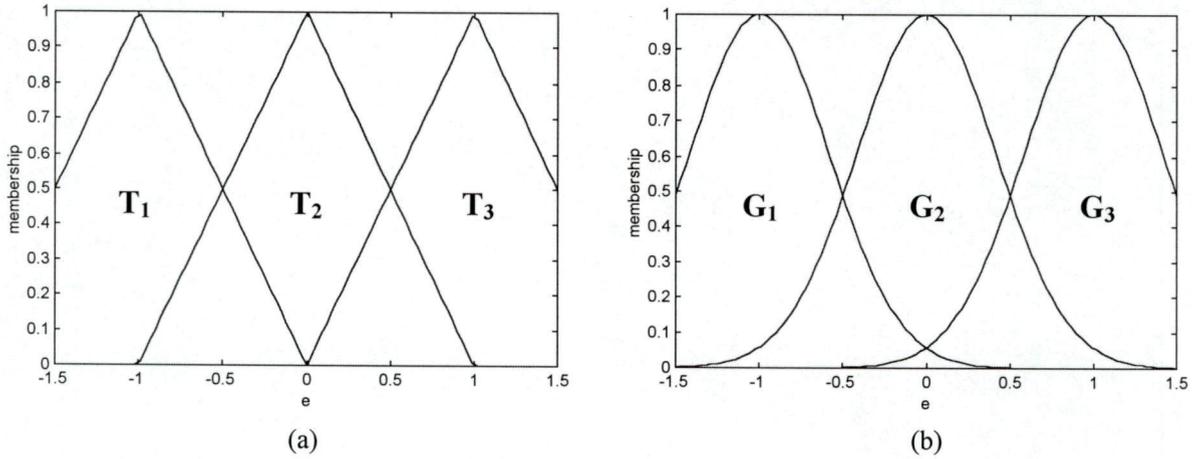


Figure 3.2 Partitions floues (fonctions d'appartenance) de forme : (a) triangulaire (b) gaussienne.

La structure triangulaire est décrite analytiquement par l'expression suivante :

$$\mu_{T_i}(e) = 1 - \frac{2|e - a_i|}{b_i} \quad (3.3)$$

et la structure gaussienne est définie par :

$$\mu_{G_i}(e) = \exp\left[-\frac{(e - m_i)^2}{\delta_i}\right] \quad (3.4)$$

On se propose d'évaluer la robustesse de ces deux partitions en termes d'immunité aux bruits de mesure, par l'estimation de l'erreur de fuzzification de la variable d'entrée (e), provoquée par la présence d'un bruit blanc à l'entrée du contrôleur. Le bruit affectant l'information d'entrée est supposé additif, et est modélisé par une variable aléatoire gaussienne distribuée suivant une loi Normale $N(0, \sigma)$, de moyenne $m = 0$ et d'écart-type σ .

En présence du bruit additif (η), la variable (e) est reçue en tant que : $e' = e + \eta$, où (e') correspond à la version bruitée de (e). Dans ces conditions, une erreur de fuzzification se produit. Elle sera exprimée par les relations suivantes :

- pour la partition triangulaire :

$$r_T(e) = |\mu_{T_1}(e) - \mu_{T_1}(e')| + |\mu_{T_2}(e) - \mu_{T_2}(e')| + |\mu_{T_3}(e) - \mu_{T_3}(e')| \quad (3.5)$$

L'indice de robustesse globale en performance est donné par :

$$r_T = \int_{\varepsilon} r_T(e) de \quad (3.6)$$

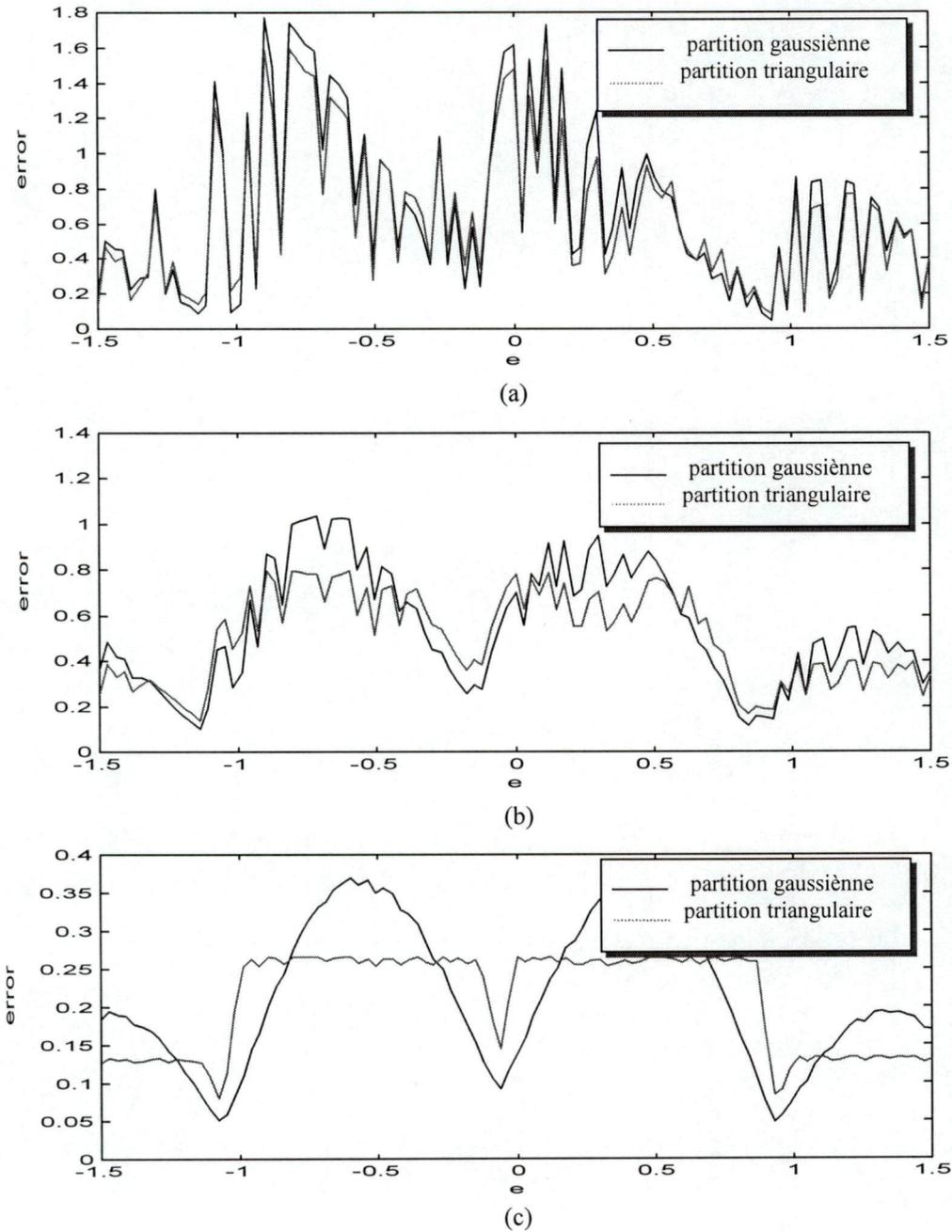


Figure 3.3 L'erreur de fuzzification pour différentes valeurs de σ :
 (a) $\sigma = 0.25$, (b) $\sigma = 1$, (c) $\sigma = 3$.

- pour la partition gaussienne :

$$r_G(e) = |\mu_{G_1}(e) - \mu_{G_1}(e')| + |\mu_{G_2}(e) - \mu_{G_2}(e')| + |\mu_{G_3}(e) - \mu_{G_3}(e')| \quad (3.7)$$

L'indice de robustesse globale en performance est exprimée par la relation :

$$r_G = \int_{\varepsilon} r_G(e) de \quad (3.8)$$

■ Résultats et comparaison

L'évolution de l'erreur de fuzzification en fonction des différentes valeurs de l'écart-type σ pour les deux cas envisagés est représentée à la figure (3.3). Les résultats obtenus montrent bien que la partition floue de forme triangulaire présente une erreur de fuzzification moins prononcée que celle obtenue pour la partition gaussienne. Par conséquent, l'emploi des fonctions d'appartenance triangulaires reste le choix le plus adéquat. Ce résultat nous laisse affirmer que la partition triangulaire "absorbe" efficacement l'erreur entachée à l'information d'entrée, ce qui limitera son influence sur les traitements numériques des inférences, et par voie de conséquence, sur le signal de commande. Comme la robustesse du contrôleur flou est largement liée à la robustesse des partitions floues adoptées, il serait fort utile d'en tenir compte lors de la définition des fonctions d'appartenance. Nous présenterons à la section (III.4) un exemple typique traitant la propriété de robustesse des contrôleurs flous en fonction de celle des partitions considérées.

III.3.4 Construction de la base de connaissances

La construction des règles modélisant le comportement du contrôleur flou est l'aspect le plus complexe dans la synthèse des FLC, car il n'existe pas de méthodes systématiques pour une formulation optimale de la base des règles. Deux approches servant de directives générales peuvent être considérées :

- 1) Une première approche est basée sur l'expérience et l'intuition de l'opérateur. Le contrôleur flou est synthétisé comme un simple système expert. La stratégie de commande est formulée à partir d'une description linguistique du système à commander en se servant d'une base de connaissances théorique décrivant le fonctionnement du processus. La plupart des FLC's développés dans les années 70's et 80's étaient conçus suivant cette approche [YAG 94]. Par ailleurs, des résultats très satisfaisants ont été obtenus dans différentes applications industrielles, confirmant par conséquent la validité et l'applicabilité de cette première approche [JAM 93, DRI 96].
- 2) La deuxième approche est basée sur le concept de "*la base des règles standard*". La base des règles standard est une formulation qui illustre le sens de généralité dans la construction des règles, par l'intégration de l'expérience déjà acquise en commande par logique floue. La base des règles proposée par MacVicar-Whelan est l'une des formes les plus employées. Elle propose de partager les univers de discours ε , $\Delta\varepsilon$ et ϑ de l'erreur (e), de sa variation (Δe) et de l'incrément de commande (Δu), en huit ensembles flous : +L (positif grand) ; +M (positif médium) ; +S (positif petit) ; +Z (positif zéro) ; -Z (négatif zéro) ; -S (négatif petit) ; -M (négatif médium) ; -L (négatif grand). La représentation matricielle de la forme de MacVicar-Whelan est donnée par le tableau (3.1).

$e(k) / \Delta e(k)$	-L	-M	-S	-Z	+Z	+S	+M	+L
-L	-L	-L	-L	-L	-L	-M	-S	-Z
-M	-L	-L	-M	-M	-M	-S	-Z	+S
-S	-L	-M	-S	-S	-S	-Z	+S	+M
-Z	-M	-M	-S	-Z	+Z	+S	+M	+M
+Z	-M	-M	-S	-Z	+Z	+S	+M	+M
+S	-M	-S	+Z	+S	+S	+S	+M	+L
+M	-S	+Z	+S	+M	+M	+M	+L	+L
+L	+Z	+S	+M	+L	+L	+L	+L	+L

Tableau 3.1 Représentation matricielle de la forme de MacVicar-Whelan.

Dans la forme de la base des règles standard de MacVicar, on reconnaît cinq zones homogènes comme le montre la figure (3.4).

- Les zone (1) et (2) regroupent des règles présentant des situations caractérisées par des valeurs de signes opposés de (e) et de (Δe).
- Dans les zones (3) et (4) l'erreur (e) et sa variation (Δe) ont le même signe.
- La zone (5) regroupe les situations caractérisées par les faibles amplitudes de (e) et de (Δe).

Il convient de souligner que lors de la synthèse des contrôleurs flous, d'éventuelles modifications peuvent être apportées à la forme de MacVicar, par la suppression ou l'ajout de nouvelles règles en selon la spécificité du problème de commande considéré.

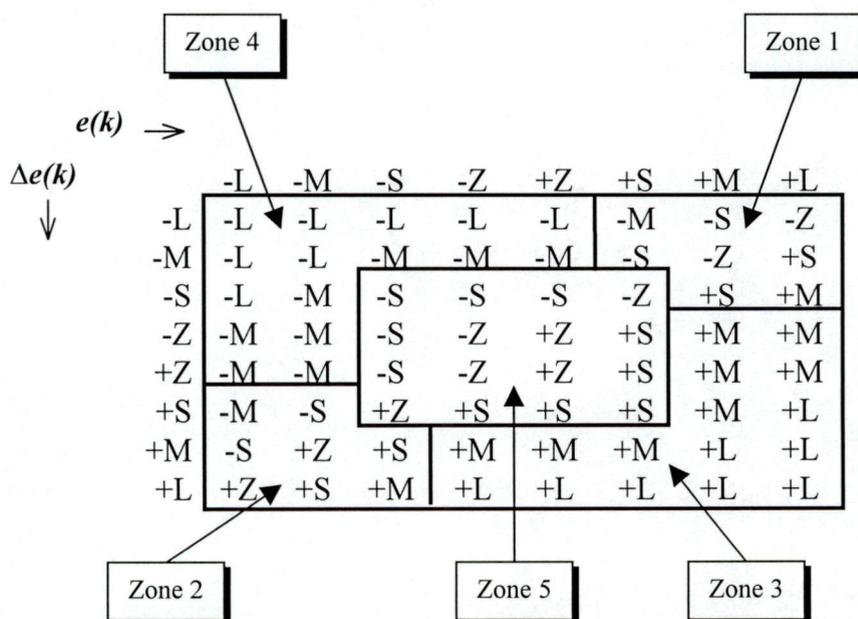


Figure 3.4 Les zones homogènes dans la base des règles de MacVicar-Whelan.

III.3.5 Le problème de défuzzification

La défuzzification peut être interprétée comme étant un problème de sélection d'un élément spécifique appartenant à l'ensemble flou résultant des inférences et qui correspond à la variable linguistique de commande. La sélection d'une valeur optimale u^* dépend essentiellement de l'algorithme de défuzzification adopté. La figure (3.5) montre un processus typique de défuzzification.

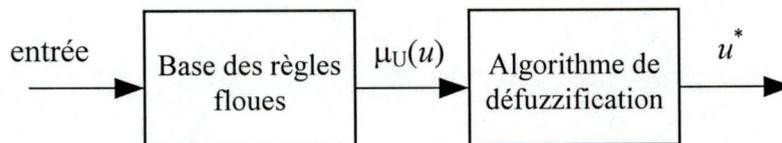


Figure 3.5 Un processus typique de défuzzification.

Les méthodes de défuzzification les plus utilisées sont les suivantes :

- La méthode de défuzzification par centre de gravité (COG).
- La méthode du maximum (MOM).
- La méthode des hauteurs pondérés.

III.3.5.1 La défuzzification par centre de gravité (COG)

Dans sa formulation, cette méthode propose de tenir compte de la contribution des degrés d'appartenance de tous les éléments appartenant à l'ensemble flou associé à la variable de commande résultant des inférences. Dans le cas où l'univers de discours \mathcal{U} de la variable de commande u est discret ($\mathcal{U} = \{u_1, u_2, \dots, u_l\}$), la valeur défuzzifiée est calculée par l'expression suivante :

$$u^* = \frac{\sum_{i=1}^l u_i \mu_U(u_i)}{\sum_{i=1}^l \mu_U(u_i)} \quad (3.9)$$

Dans le cas où \mathcal{U} est continu, on a la relation suivante :

$$u^* = \frac{\int_{\mathcal{U}} u \mu_U(u) du}{\int_{\mathcal{U}} \mu_U(u) du} \quad (3.10)$$

III.3.5.2 La méthode MOM

Dans cette méthode, on choisit les éléments u_i dont le degrés d'appartenance ayant atteint la valeur maximale λ définie par :

$$\lambda = \max_i \mu_U(u_i), \text{ telle que : } \mu_U(u_j) = \lambda \text{ pour tout élément } u_j \in \mathfrak{G}. \quad (3.11)$$

La valeur défuzzifiée est alors calculée par :

$$u^* = \frac{1}{r} \sum_j u_j \quad (3.12)$$

où r est le nombre des éléments vérifiant la relation (3.11).

Dans le cas continu, on obtient :

$$u^* = \frac{\int_{\mu_U(u) > \lambda} u du}{\int_{\mu_U(u) > \lambda} du} \quad (3.13)$$

Les intégrales figurant dans la relation (3.13) sont évaluées sur des intervalles disjoints où la condition $\mu_U(u) > \lambda$ est satisfaite.

III.3.6 Interprétation probabiliste du problème de défuzzification

Dans sa formulation générale, le problème de défuzzification peut être vu comme étant un problème de sélection d'un élément appartenant à un ensemble flou. La procédure de sélection consiste à convertir l'ensemble flou en une *distribution de probabilité* qu'on utilisera par la suite pour calculer la valeur de commande défuzzifiée.

L'ensemble flou résultant des inférences, représentant la variable linguistique de commande u , est utilisé pour générer la distribution de probabilité P . Pour effectuer cette conversion, les conditions suivantes doivent être à la fois remplies :

- 1) si $\mu_U(u_i) = \mu_U(u_j)$ alors $P(u_i) = P(u_j)$ (identité).
- 2) si $\mu_U(u_i) \geq \mu_U(u_j)$ alors $P(u_i) \geq P(u_j)$ (monotonie)

On définit dans la suite deux procédures de génération de la distribution de probabilité P , satisfaisant les conditions (1) et (2).

■ **Procédure 1 :**

$$P(u_i) = \begin{cases} \frac{1}{r} & \forall u_i \in \mathfrak{G} : \mu_U(u_i) = \max_i \mu_U(u_i) \\ 0 & \text{ailleurs.} \end{cases} \quad (3.14)$$

où r est le nombre d'éléments de \mathfrak{G} dont le degrés d'appartenance ait atteint le maximum de $\mu_U(u)$.

■ **Procédure 2** : Normalisation de $\mu_U(u)$.

$$P(u_i) = \frac{\mu_U(u_i)}{\sum_j \mu_U(u_j)} \quad (3.15)$$

Le processus de sélection d'une valeur défuzzifiée optimale devient un problème d'optimisation. En particulier, il s'agit de retrouver une valeur u^* qui minimise l'espérance mathématique de l'erreur $E\{(u - u^*)^2\}$ exprimée par :

$$E\{(u - u^*)^2\} = \sum_i (u_i - u^*)^2 P(u_i) \quad (3.16)$$

La valeur de u minimisant le critère (3.16) est donnée par :

$$u^* = E\{u\} = \sum_i u_i P(u_i) \quad (3.17)$$

La relation (3.17) est une formulation mathématique qui généralise le processus de défuzzification. Les méthodes de défuzzification COG et MOM peuvent être déduites à partir de cette relation, bien que ces deux techniques sont tout à fait différentes [YAG 94].

Dans sa nature probabiliste, le processus de défuzzification peut être schématisé par la figure (3.6). L'algorithme de défuzzification regroupe deux étapes principales :

- 1) La conversion de l'ensemble flou résultant des inférences, représentant la variable de commande, en une distribution de probabilité P .
- 2) La recherche d'une valeur optimale u^* minimisant l'espérance mathématique de l'erreur $E\{(u - u^*)^2\}$.

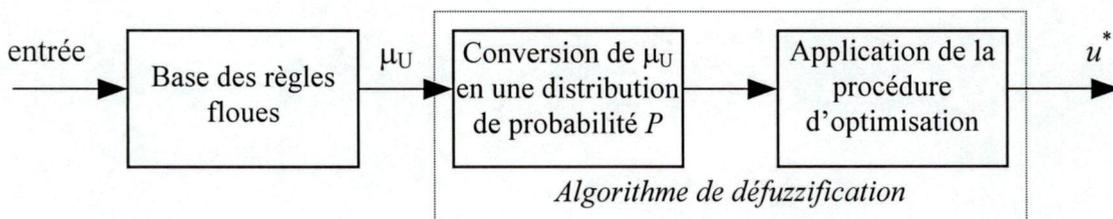


Figure 3.6 Interprétation probabiliste du processus de défuzzification.

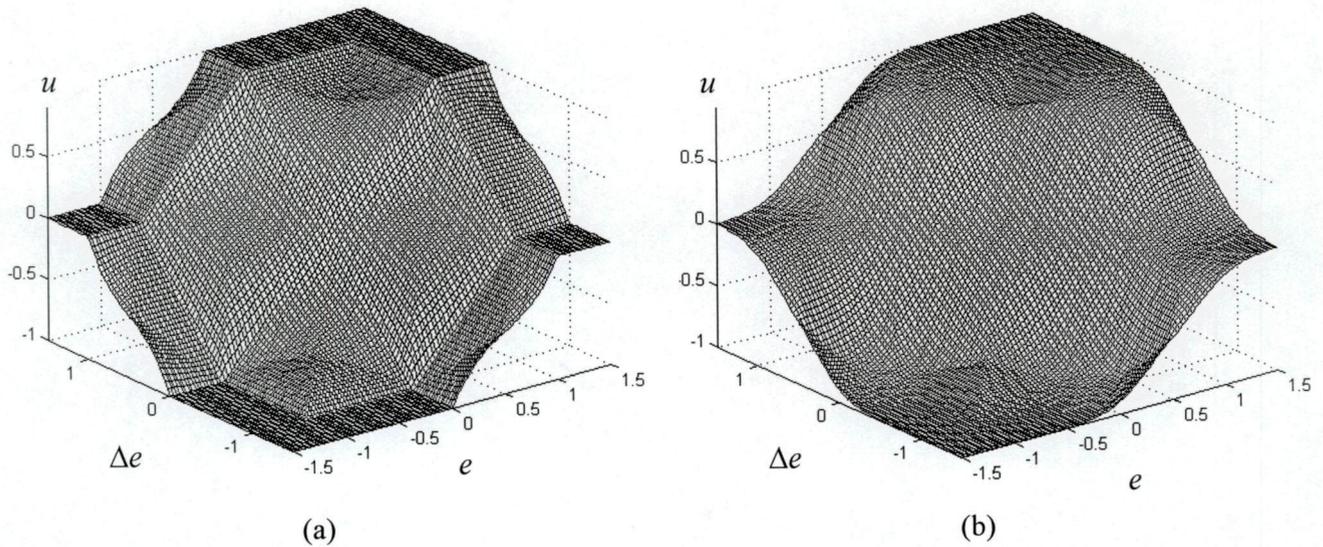


Figure 4.1 Surfaces de commande du PI-flou obtenues par l'emploi de :
 (a) partitions triangulaires, (b) partitions gaussiennes.

III.4 ANALYSE DE LA ROBUSTESSE DES CONTRÔLEURS FLOUS

On vient de souligner dans la section (III.3.2) que la définition des fonctions d'appartenance pour les variables d'entrée et de sortie d'un système de commande par logique floue repose sur un certain nombre de critères à savoir la forme, la spécificité et la robustesse des partitions floues associées à ces variables. Ces partitions illustrent la stratégie de structuration de l'information adoptée pour le problème de commande considéré. Comme ces partitions sont directement invoquées dans les algorithmes de commande, il serait alors fort utile de choisir la forme et la distributions les plus adéquates. La robustesse des fonctions d'appartenance est aussi l'une des propriétés principales que l'on doit tenir en compte lors de la synthèse des contrôleurs flous. Dans cette section, on montrera à travers un exemple d'application que la robustesse des contrôleurs flous est également liée à la robustesse des partitions floues adoptées. On considérera les formes triangulaire et gaussienne traitées à la section (III.3.3). Pour illustration, on considère un contrôleur PI-flou dont la commande u est décrite par l'équation :

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \quad (4.1)$$

où k est la période d'échantillonnage et $\Delta u(k)$ est l'incrément de commande.

On se propose d'analyser l'effet de la forme des partitions floues sur la robustesse du PI-flou, en termes d'immunité aux bruits. Les bruits peuvent se manifester en tant qu'erreurs dues essentiellement :

- à la longueur finie des registres utilisés pour la représentation en format binaire des variables,
- aux convertisseurs analogique-digital (A/D) et digital-analogique (D/A),
- à la mémorisation de la base des règles d'inférence,
- aux dispositifs de mesures.

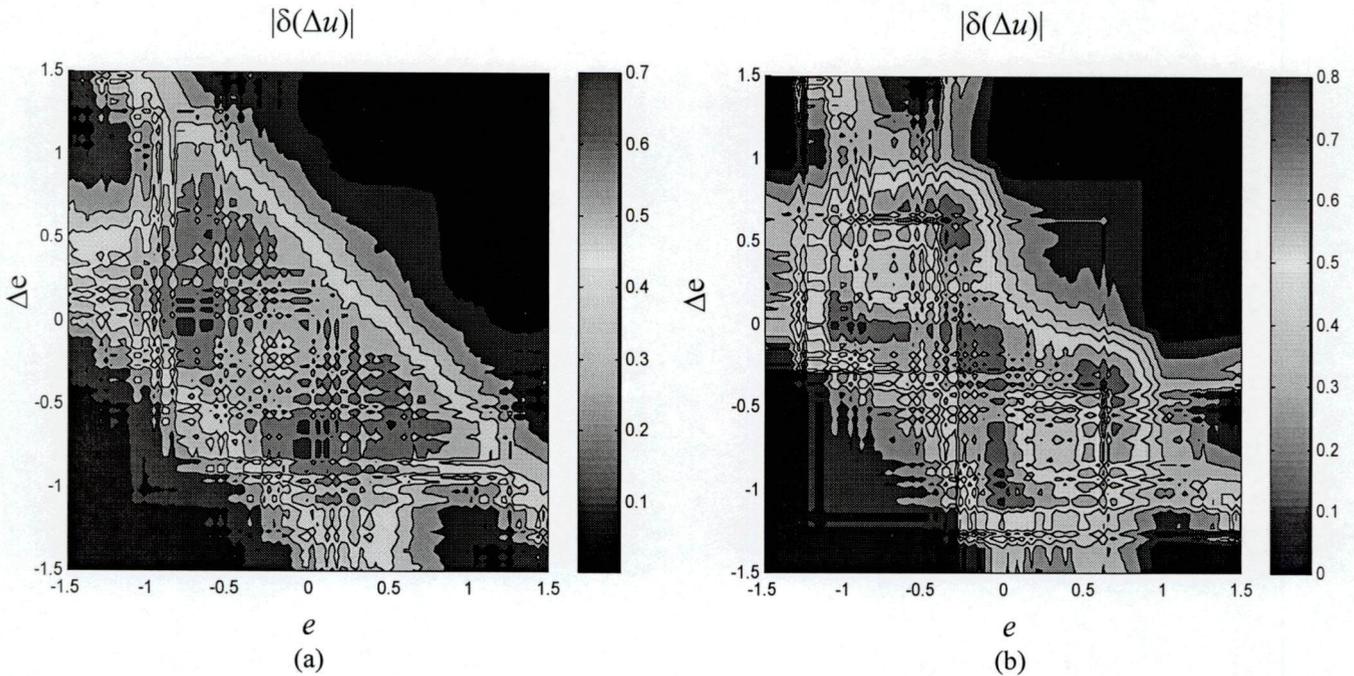


Figure 4.2 L'erreur de commande obtenue par l'emploi d'une :
 (a) partition gaussienne, (b) partition triangulaire.

Ces phénomènes constituent une source d'erreur affectant le processus de traitement de l'information dans les contrôleurs flous. En effet, en présence d'un bruit à l'entrée du contrôleur, une erreur de fuzzification se produit et engendre, par conséquent, une erreur de commande. Pour décrire quantitativement cette erreur, on associe tout d'abord aux variables d'entrée $e(k)$ et $\Delta e(k)$ des fonctions d'appartenance de forme gaussienne définies sur l'univers de discours $[-1.5, 1.5]$. Les règles floues décrivant le protocole de commande du PI-flou sont données par le tableau (4.1).

Pour l'évaluation de ces règles, on a considéré la méthode d'inférence Max-min, et la méthode du centre de gravité (COG) pour la défuzzification. La surface de commande $u = F_g(e, \Delta e)$ obtenue est représentée à la figure (4.1-b). Par l'emploi des partitions triangulaires et pour les mêmes paramètres de simulation, la forme de la surface de commande du PI-flou obtenue est illustrée à la figure (4.1-a).

$e(k) / \Delta e(k)$	N	Z	P
N	N	N	Z
Z	N	Z	P
P	Z	P	P

Tableau 4.1 Règles d'inférence du contrôleur PI-flou.

Le bruit η affectant les variables d'entrée est considéré additif et est modélisé par une variable aléatoire gaussienne distribuée selon la loi de probabilité Normale $N(m, \sigma)$, où $m = 0$ est sa valeur moyenne et $\sigma = 1$ est son écart-type. La figure (4.2) représente en *contour-plot* les erreurs de commande évaluées pour les deux partitions floues considérées (triangulaire et gaussienne) sur toute la surface de commande du PI-flou.

■ Résultats et comparaison

Il apparaît clairement d'après les résultats de simulation que la distribution de l'erreur de commande, pour le cas des partitions triangulaires, se concentre sur une zone de données d'entrée bien limitée ; alors que pour le cas des partitions gaussiennes, presque toutes les valeurs de commande se trouvent affectées par le bruit d'entrée, vu que la distribution de l'erreur pour ce cas est assez prononcée. Ceci peut être justifié par le fait que la forme triangulaire est beaucoup plus robuste que la distribution gaussienne comme on vient de le démontrer à la section (III.3.3). En effet, les partitions triangulaires absorbent mieux l'erreur de fuzzification, évitant par conséquent qu'elle se propage à la sortie du contrôleur lors des inférences. Comme résultat, on peut affirmer que les fonctions d'appartenance de forme triangulaire confèrent aux contrôleurs flous une propriété de robustesse très appréciable. Une telle stratégie de structuration de l'information floue est alors recommandée lors de l'implémentation des algorithmes de commande linguistiques afin minimiser les erreurs de commande.

III.5 LES CONTROLEURS FLOUS ADAPTATIFS

La plupart des systèmes physiques sont de nature non linéaire. La variation de leur point de fonctionnement altère considérablement leur dimensionnement et détruit leurs performances. Dans les structures de commande conventionnelle, le contrôleur est dimensionné de manière à satisfaire certaines exigences et à apporter des performances meilleures au voisinage d'un point de fonctionnement particulier, ou bien sur une période de temps limitée [DRI 96]. Il serait alors nécessaire d'intervenir sur le contrôleur à chaque fois que le point de fonctionnement change, ou périodiquement si le processus à commander est variant dans le temps. Ceci limite bien évidemment l'application de cette stratégie de commande sur des systèmes complexes. Cette limitation entraîne le besoin à une structure de commande auto-ajustable permettant de maintenir les performances désirées.

En commande par logique floue, l'absence d'une stratégie standard de synthèse des contrôleurs flous et des mécanismes d'optimisation a largement motivé le développement des structures de commande adaptative. Le contrôleur flou présente une structure totalement flexible, où plusieurs paramètres peuvent être ajustés à savoir :

- les facteurs d'échelle associés aux variables d'entrée et de sortie
- la forme et la distribution des fonctions d'appartenance représentant les variables linguistiques
- les règles floues décrivant linguistiquement le protocole de commande du contrôleur.

Différents types de contrôleurs flous adaptatifs ont été proposés. Ils appartiennent en général à deux catégories principales : 1) les “*Self-tuning controllers*” (STC), et 2) les “*Self-organizing controllers*” (SOC). Pour le STC, on ajuste les facteurs d'échelle définis pour les variables d'entrée et/ou de sortie, tandis que pour le SOC, on altère la structure du protocole de commande composé d'un ensemble de règles IF-THEN jusqu'à satisfaire les performances désirées. Dans la suite, on décrira quelques aspects liés à synthèse des mécanismes d'adaptation employés dans les structures de commande adaptative par logique floue.

III.5.1 MECANISMES D'ADAPTATION DES CONTRÔLEURS FLOUS

III.5.1.1 Ajustement des facteurs d'échelle

Les facteurs d'échelle constituent l'un des principaux paramètres employés dans les stratégies d'ajustement des contrôleurs flous. Ils possèdent une influence considérable sur la dynamique du système à commander. En effet, l'attribution de facteurs d'échelle aux variables linguistiques d'entrée et de sortie revient en fait à effectuer une transformation de l'espace d'état ; les univers de discours normalisés et les domaines des ensembles flous considérés changent par l'introduction de ces facteurs. Plusieurs algorithmes d'adaptation ont été proposés pour ajuster ces paramètres [RAJ 99, DRI 96]. En général, ils sont basés sur l'évaluation de certains critères de performance relatifs à la réponse du système à savoir : le temps de montée, le temps de réponse, le dépassement, l'intégrale du carré de l'erreur, etc. Dans [PRO 79], Procyk et Mamdani dérivent quelques directives permettant de manipuler ces facteurs à savoir :

- Les grandes valeurs de k_e diminuent l'écart statique et le temps de montée au détriment de la stabilité du processus (de grands dépassements peuvent être observés).
- Une convergence rapide peut être obtenue par l'augmentation des valeurs de k_e et $k_{\Delta e}$.
- Les faibles valeurs de k_u augmentent le temps de montée et l'intégrale du carré de l'erreur.

III.5.1.2 Le mécanisme d'adaptation de Rajani *et al.*

Une structure de commande adaptative robuste basée sur l'ajustement des facteurs d'échelle a été proposée par Rajani *et al.* dans [RAJ 99]. Il s'agit d'un mécanisme d'adaptation permettant d'actualiser à chaque période d'échantillonnage le gain α associé au facteur d'échelle de la variable de sortie du contrôleur flou. La stratégie de calcul du gain α est fondée sur un raisonnement approximatif modélisé par un ensemble de règles floues de type IF-THEN. Le schéma fonctionnel de cette technique d'adaptation est représenté par la figure (5.1). Les fonctions d'appartenance attribuées aux variables d'entrée (e) et (Δe), et à la variation de la commande (Δu) sont définies sur un univers de discours commun $[-1,1]$, alors que celles associées au gain α sont définies sur $[0,1]$. Toutes ces partitions sont triangulaires et uniformément distribuées avec un chevauchement (overlapping) de 50%. Elles sont composées de sept ensembles flous : NB (negative big) ; NM (negative medium) ; NS (negative small) ; ZE (zero) ; PS (positive small) ; PM (positive medium) ; PB (positive big), pour les variables d'entrée et de sortie et ZE (zero) ; VS (very small) ; S (small) ; SB (small big) ; MB (medium big) ; B (big) et VB (very big) pour la variable α , comme le montre la figure (5.2).

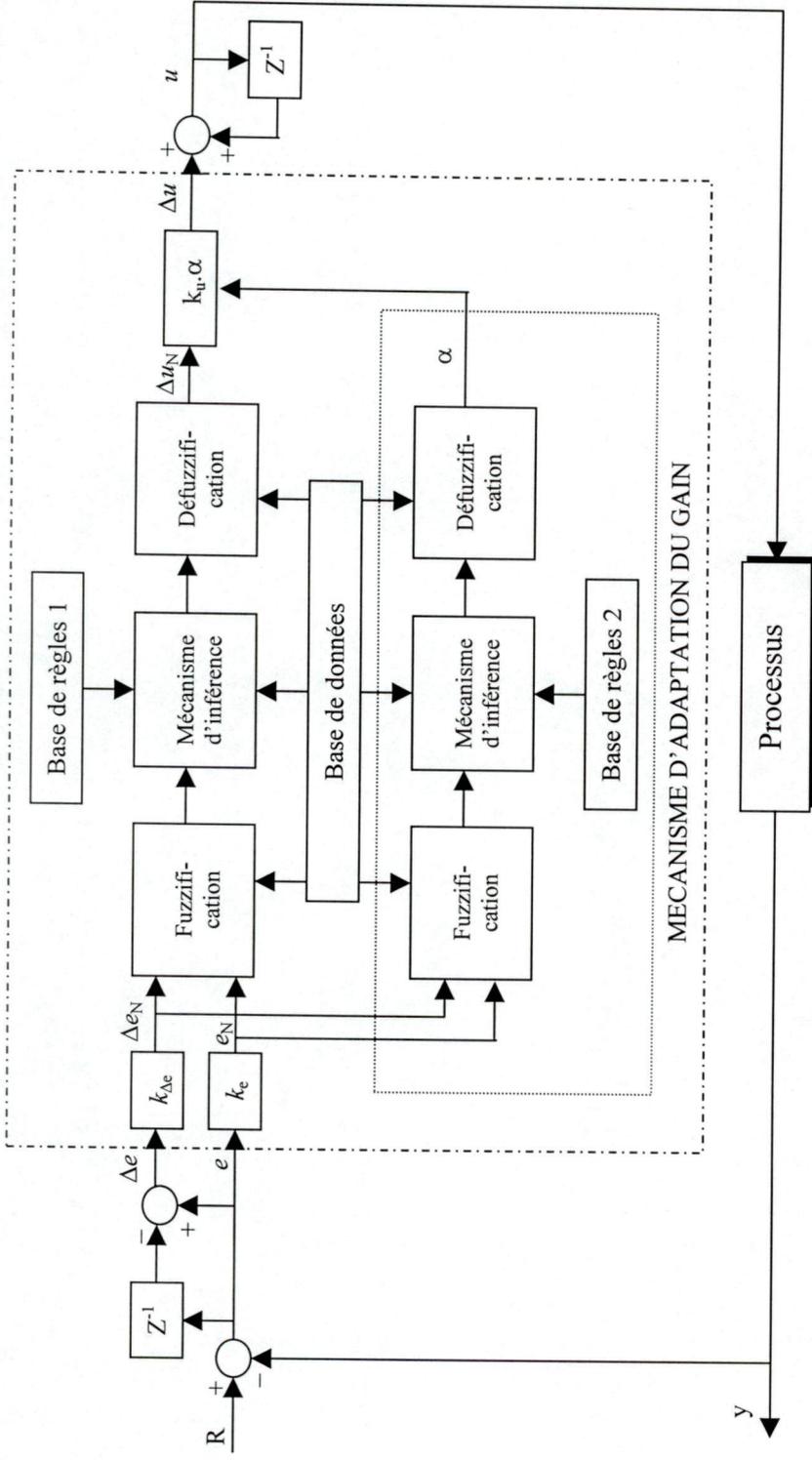


Figure 5.1 Schéma fonctionnel d'un contrôleur flou adaptatif.

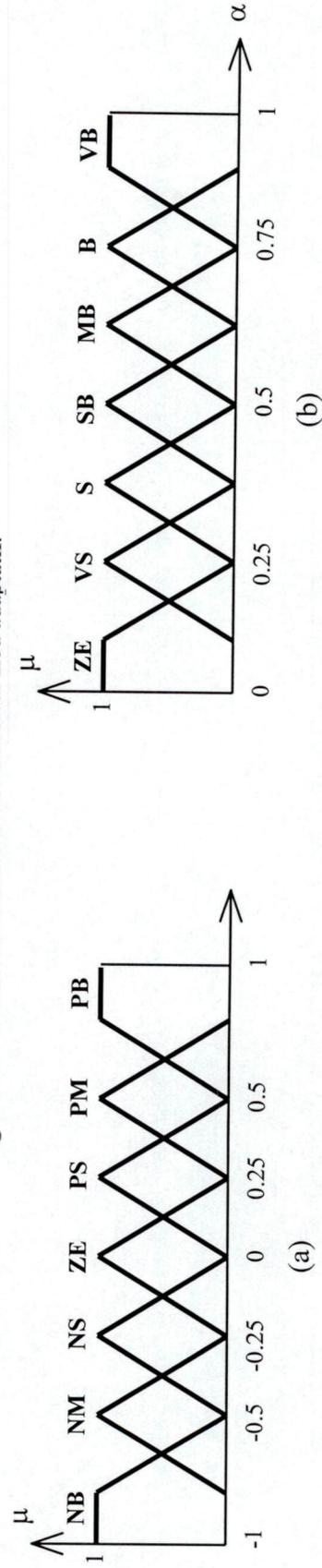


Figure 5.2 Fonctions d'appartenance associées (a) aux variables e , Δe , Δu (b) au facteur α

Les facteurs d'échelle k_e , $k_{\Delta e}$ et k_u associés respectivement à l'erreur (e), à sa variation (Δe) et à l'incrément de commande (Δu) sont tout d'abord fixés à des valeurs initiales. Le gain α est ensuite ajustée en temps réel (on-line) en utilisant *un modèle indépendant flou*, décrit linguistiquement par un ensemble de règles IF-THEN. Ces règles sont représentées par le tableau (5.1). Les différentes relations intervenant dans l'algorithme de calcul de la commande sont les suivantes :

$$\begin{aligned}
 e_N(k) &= k_e \cdot e(k) \\
 \Delta e_N(k) &= k_{\Delta e} \cdot \Delta e(k) \\
 \Delta u(k) &= (\alpha \cdot k_u) \cdot \Delta u_N(k) \\
 \alpha(k) &= f(e_N(k), \Delta e_N(k))
 \end{aligned}
 \tag{5.1}$$

$\Delta e / e$	NB	NM	NS	ZE	PS	PM	PB
NB	VB	VB	VB	B	SB	S	ZE
NM	VB	VB	B	B	MB	S	VS
NS	VB	MB	B	VB	VS	S	VS
ZE	S	SB	MB	ZE	MB	SB	S
PS	VS	S	VS	VB	B	MB	VB
PM	VS	S	MB	B	B	VB	VB
PB	ZE	S	SB	B	VB	VB	VB

Tableau 5.1 Les règles de calcul du facteur α

où f est une fonction non linéaire de e et de Δe , décrite par les règles du tableau (5.1).

La figure (5.3) montre la surface de variation du gain α en fonction des variables d'état du système à commander. Il apparaît clairement que cette surface est fortement non linéaire. Dans la stratégie de commande de Rajani et *al.*, le calcul du gain ne dépend que des valeurs instantanées de l'erreur et de sa variation. Par conséquent, la variation des paramètres du processus à commander n'affecte, en aucun cas, la robustesse de cette structure.

Dans la formulation des règles de calcul du gain α , certaines considérations ont été prises en compte afin de garantir l'applicabilité de la structure de commande de la figure (5.1) à différentes classes de systèmes physiques. Ces considérations sont mentionnées ci-après :

- 1) Pour réduire le dépassement et diminuer le temps d'établissement final (mais pas au détriment du temps de montée) le gain α est maintenu à une faible valeur lorsque l'erreur (e) est grande, et (e) et (Δe) sont de signe opposés. Par exemple, la règle " *IF e is PB and Δe is NS THEN α is VS* " reflète bien cette situation.
- 2) Pour minimiser l'effet d'une action retardée de commande due à un retard inhérent au système à commander, le maintien du gain α à une valeur faible est plus que nécessaire afin de préserver les performances déjà acquises par le système, et en particulier lorsque le retard est dominant.
- 3) Au voisinage du point de fonctionnement, le gain variable réduit le dépassement, élimine les oscillations excessives et accélère la convergence du processus vers l'état désiré. Une telle situation peut être obtenue en considérant la règle suivante :

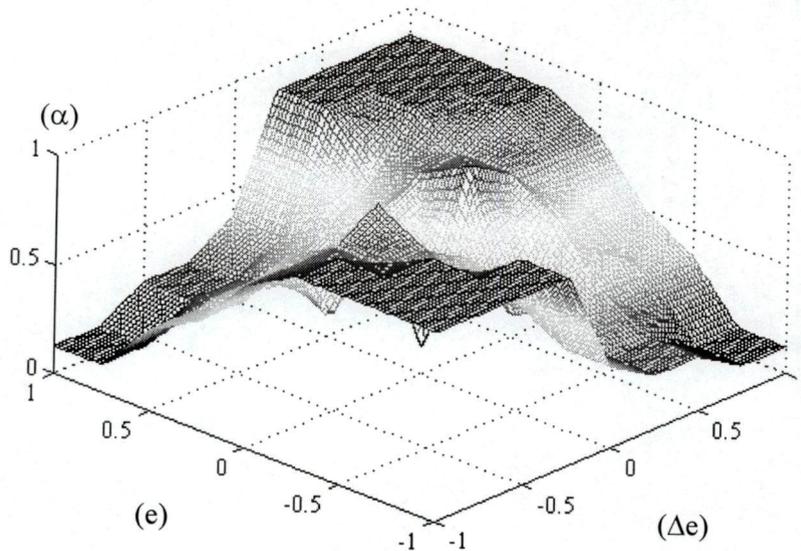


Figure 5.3 La surface de variation du gain (α).

“ *IF e is ZE and Δe is NM THEN α is B* ”. Cette règle indique que le système vient juste d’atteindre le point de fonctionnement, mais sa transition rapide risque de l’éloigner de l’état désiré. Dans ce cas, le gain α doit être maintenu à une très grande valeur résultant en un faible dépassement.

- 4) Dans les applications industrielles, les processus sont toujours soumis à des perturbations issues de différentes sources. Un contrôleur performant doit ramener le système à commander à son état stable à chaque fois que ces perturbations apparaissent. Cet objectif peut être réalisé par l’augmentation du gain du contrôleur au moment où la perturbation se produit. En régime permanent, le gain α devient suffisamment grand si une éventuelle perturbation est ressentie sur le système. La règle *IF e is PS and Δe is PM THEN α is B* interprète clairement cette situation. En régime établi ($e \approx 0$ et $\Delta e \approx 0$), le gain doit être très petit afin de maintenir le bon fonctionnement du processus au voisinage de son point de fonctionnement. La règle du type “ *IF e is ZE and Δe is ZE THEN α is ZE* ” caractérise bien cette dernière situation.

III.6 CONCLUSIONS

Les techniques mises en œuvre pour construire les systèmes de commande flous à base de connaissances sont extrêmement variées. Elles tirent profit des différentes approches (relations floues, variables linguistiques, théorie des possibilités...) de la logique floue pour exploiter la richesse de chacune et obtenir des systèmes aussi souples et efficaces que possibles. Les systèmes de commande flous se sont intervenus efficacement dans la résolution de certains problèmes complexes de commande et ont donné lieu à des réalisations effectives. Néanmoins, dans l’absence d’une stratégie standard de synthèse, on est amené à tenir compte des spécifications propres à chaque réalisation visée dans le but d’atteindre les objectifs requis. Cependant, comme nous l’avons souligné au cours de ce chapitre, des considérations générales sur le choix de certains paramètres de synthèse peuvent être adoptées pour la réalisation de toute application.

CHAPITRE IV

Approche améliorée d'optimisation de contrôleurs flous¹

IV.1 INTRODUCTION

L'emploi des contrôleurs flous pour la commande des systèmes non linéaires et des processus difficilement modélisables a marqué un succès considérable [KIR 98, RAJ 99]. On a reporté dans plusieurs articles et travaux scientifiques des applications qui prouvent la robustesse des contrôleurs à base de logique floue [PED 93], et les performances qu'ils apportent aux systèmes à commander. Leur faible sensibilité à la variation des paramètres du processus, leur rapidité d'exécution et leurs caractéristiques non linéaires sont les propriétés les plus importantes qui ont motivé leur émergence graduelle dans les applications industrielles.

Dans le but d'accroître leur efficacité, plusieurs types de contrôleurs flous adaptatifs ont été proposés [FIS 99, DRI 96]. He *et al.* proposent, dans [HE 93], une nouvelle structure d'adaptation d'un contrôleur PID classique, par l'emploi d'une base de règles floues. L'algorithme d'adaptation réalise un ajustement optimal des trois paramètres du PID à savoir : le gain (K), la constante d'intégration (T_i) et la constante de dérivation (T_d). Ces paramètres sont tout d'abord initialisés à des valeurs calculées à partir de la formule empirique de Ziegler-Nichols. Un facteur (γ) est ensuite introduit pour altérer ces trois valeurs à chaque itération en fonction des valeurs instantanées des variables d'entrée (e) et (Δe).

Dans [YOS 90], Yoshida *et al.* illustrent une procédure d'adaptation des facteurs d'échelle attribués aux variables d'entrée et de sortie d'un contrôleur flou, en s'appuyant sur des relations empiriques faisant intervenir les paramètres du processus à commander. Néanmoins, cette technique s'annonce moins efficace pour les systèmes d'ordre élevé, car elle repose sur la supposition que tous les systèmes peuvent être assimilés à des modèles du premier ordre avec un temps mort, ce qui, éventuellement, contredit la réalité physique de ces derniers. Dans son algorithme d'adaptation, Palm [PAL 95] propose une procédure d'ajustement des facteurs d'échelle associés aux variables d'entrée en faisant appel à des approches statistiques. Cette procédure repose sur la mesure de dépendance entre les grandeurs d'entrée et de sortie du contrôleur flou par la considération de la fonction d'intercorrélation. Les facteurs d'échelle sont ensuite calculées par la maximisation de cette fonction.

Une constatation générale qu'on puisse finalement faire est que tous les mécanismes d'adaptation brièvement discutés dans cette section (et même d'autres repris dans la littérature) cherchent à améliorer l'efficacité et la robustesse des contrôleurs flous, en l'absence d'une stratégie standard et systématique de synthèse.

¹ Ce chapitre est la version étendue de [HAB 00].

IV.2 AJUSTEMENT DES FONCTIONS D'APPARTENANCE

IV.2.1 Algorithme amélioré à descente de gradient

Parmi de nombreux mécanismes d'ajustement de la forme et de la distribution des fonctions d'appartenance, on illustrera, dans la suite de ce chapitre, le mécanisme d'adaptation établi par Nomura *et al.* dans [NOM 91]. Il s'agit d'un algorithme à descente de gradient qui permet de modifier la forme des fonctions d'appartenance adoptée initialement, en minimisant un critère de performance défini sur la variable de commande. En se basant sur ce même principe, on proposera une version améliorée de cet algorithme que l'on montrera son efficacité à travers un exemple d'illustration. L'apport essentiel de notre approche consiste en la mise en œuvre d'une procédure de détermination du pas du gradient qui exploite une base de connaissances bien définie pour actualiser itérativement sa valeur.

IV.2.1.1 Le contrôleur flou de Nomura *et al.*

Le protocole de commande du contrôleur flou est composé de n règles de type IF-THEN de la forme :

Règle i :

$$\text{IF } x_1 \text{ is } X_1^{(i)} \text{ and.....and } x_m \text{ is } X_m^{(i)} \text{ THEN } u \text{ is } U^{(i)}$$

où x_1, \dots, x_m sont les variables d'entrée du contrôleur, u est la variable de commande, i le numéro de la règle, $X_1^{(i)}, \dots, X_m^{(i)}$ sont les ensembles flous associés aux variables linguistiques d'entrée, et $U^{(i)}$ est l'ensemble flou associé à la variable de commande.

Ce contrôleur est ajusté itérativement en minimisant le carré de l'erreur entre la commande réelle (générée en ligne) et la commande désirée qui figure à priori dans une base de données de référence. L'algorithme d'adaptation proposé par Nomura modifie simultanément les centres des ensembles flous de la variable linguistique de commande et, les centres et les supports des ensembles flous des variables linguistiques d'entrée. Les fonctions d'appartenance $\mu_{X_j}^{(i)}$ définies pour les variables d'entrée sont choisies triangulaires, dont chacune est décrite par une valeur de pic a_{ij} , et une base de largeur b_{ij} , définie sur un univers de discours X_j , comme le montre la figure (2.1). Elles peuvent être exprimées par la relation suivante :

$$\mu_{X_j}^{(i)}(x) = 1 - \frac{2|x - a_{ij}|}{b_{ij}} \quad (2.1)$$

où x est la valeur de la variable d'entrée $x_j, x \in X_j$.

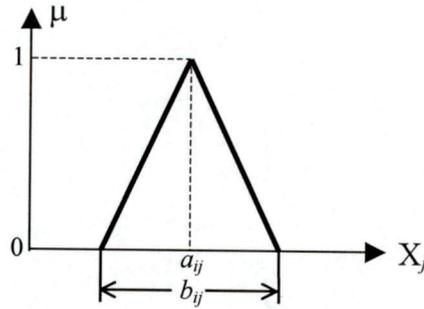


Figure 2.1 Ensemble flou de forme triangulaire.

En se servant de la technique d'inférence de type Max-dot et de la méthode du centre de gravité (COG) pour la défuzzification, l'action du contrôleur à chaque période d'échantillonnage sera donnée par la relation suivante :

$$u = \frac{\sum_{i=1}^n \mu_i u_i}{\sum_{i=1}^n \mu_i} \quad (2.2)$$

où $\mu_i = \prod_{j=1}^m \mu_{X_j}^{(i)}(x_j)$ est le facteur d'appartenance dû à la condition i , m est le nombre des variables d'entrée, et u_i est le centre de gravité de l'ensemble flou attribué à la variable de commande dans la règle i .

VI.2.1.2 Principe de l'algorithme amélioré proposé

Soit u^r la commande désirée qui correspond à des valeurs bien définies des variables d'état $x_1^r, x_2^r, \dots, x_m^r$. Le contrôleur flou peut être optimisé en minimisant un critère d'erreur entre la sortie réelle (générée en temps réel) du contrôleur évaluée par la relation (2.2), et la sortie désirée figurant dans un ensemble de données de référence. Les paramètres à ajuster sont les valeurs de pic a_{ij} , les supports b_{ij} des ensembles flous de la variable d'entrée, et les centres u_i des ensembles flous de la variable de commande. Le critère à minimiser est donné par :

$$J = \frac{1}{2} (u - u^r)^2 \quad (2.3)$$

La technique à descente de gradient est souvent employée dans les problèmes d'optimisation [SAD 75, LAS 94]. Il s'agit d'un algorithme itératif qui cherche à minimiser la fonction objective $J(\theta)$, où $\theta = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_p)$, est le vecteur des paramètres à ajuster. Le gradient de J par rapport à ces paramètres est donné par le vecteur :

$$\left(-\frac{\partial J}{\partial \theta_1}, -\frac{\partial J}{\partial \theta_2}, \dots, -\frac{\partial J}{\partial \theta_p} \right) \quad (2.4)$$

L'algorithme du gradient recherche itérativement un minimum local du critère J en modifiant à chaque itération ses paramètres selon la relation suivante :

$$\theta_i(t+1) = \theta_i(t) - \lambda \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_i}, \quad i = 1, \dots, p \quad (2.5)$$

où $\theta_i(t)$ est la valeur du paramètre θ_i à l'itération t , et λ est une constante qui désigne le pas du gradient.

Dans notre problème d'optimisation, le vecteur θ regroupe les paramètres a_{ij} , b_{ij} et u_i des fonctions d'appartenance, c'est-à-dire :

$$(\theta_1, \dots, \theta_p) = (a_{11}, \dots, a_{nm}, b_{11}, \dots, b_{nm}, u_1, \dots, u_n), \quad p = 2nm + n. \quad (2.6)$$

En remplaçant (2.2) dans (2.3), on obtient :

$$J = \frac{1}{2} \left(\frac{\sum_{i=1}^n \left(\prod_{j=1}^m \mu_{X_j}^{(i)}(x_j^r) \right) u_i}{\sum_{i=1}^n \left(\prod_{j=1}^m \mu_{X_j}^{(i)}(x_j^r) \right)} - u^r \right)^2 \quad (2.7)$$

Dans un premier moment, il est tout à fait difficile de se fixer un choix optimal du pas du gradient. Ce dernier contrôle la variation des paramètres du critère à minimiser dans la direction de son vecteur gradient négatif. Il existe, cependant, des méthodes de régression non linéaires permettant de déterminer sa valeur. Une des approches élaborées dans ce contexte, propose de rechercher à chaque itération : $\min_{\theta} J(\lambda)$. La valeur du pas pour l'itération en cours est égale à celle de λ correspondant à ce minimum. Cette approche est illustrée à la section suivante.

La contribution que nous apportons à l'algorithme de Nomura consiste en la mise en œuvre d'une stratégie d'actualisation du pas du gradient qui se base fondamentalement sur une approche linguistique décrivant la variation de ce paramètre en fonction des valeurs instantanées du critère $J(t)$ et de sa variation $\Delta J(t) = J(t) - J(t-1)$, par l'emploi d'une base de règles floues de type IF-THEN exprimées sous la forme :

Règle k :

$$\text{IF } J(t) \text{ is } F_1^{(k)} \text{ and } \Delta J(t) \text{ is } F_2^{(k)} \text{ THEN } \lambda_l(t) \text{ is } G_l^{(k)}$$

où F_1 et F_2 sont les ensembles flous associés respectivement au critère J et à sa variation ΔJ , et G_l est l'ensemble flou associé à la variable linguistique λ_l , et l est le nombre des paramètres à ajuster.

La structure finale de la version améliorée de l'algorithme de Nomura que nous proposons s'exprime alors par les équations suivante :

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \lambda_1(t) \frac{\partial J}{\partial a_{ij}}; \quad (2.8)$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - \lambda_2(t) \frac{\partial J}{\partial b_{ij}}; \quad (2.9)$$

$$u_i(t+1) = u_i(t) - \lambda_3(t) \frac{\partial J}{\partial u_i}; \quad (2.10)$$

$$\lambda_l(t) = f_l(J(t), \Delta J(t)); \quad i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, 2, 3. \quad (2.11)$$

En prenant les dérivées partielles de J , on obtient :

$$a_{ij}(t+1) = a_{ij}(t) - \lambda_1(t) \cdot \frac{\mu_i}{\sum_{q=1}^n \mu_q} \cdot (u - u^r) \cdot (u_i(t) - u) \cdot \text{sgn}(x_j^r - a_{ij}(t)) \cdot \frac{2}{b_{ij}(t) \cdot \mu_j^{(i)}(x_j^r)} \quad (2.12)$$

$$b_{ij}(t+1) = b_{ij}(t) - \lambda_2(t) \cdot \frac{\mu_i}{\sum_{q=1}^n \mu_q} \cdot (u - u^r) \cdot (u_i(t) - u) \cdot \frac{(1 - \mu_j^{(i)}(x_j^r))}{b_{ij}(t) \cdot \mu_j^{(i)}(x_j^r)} \quad (2.13)$$

$$u_i(t+1) = u_i(t) - \lambda_3(t) \cdot \frac{\mu_i}{\sum_{q=1}^n \mu_q} \cdot (u - u^r) \quad (2.14)$$

$$\lambda_l(t) = f_l(J(t), \Delta J(t)) \quad (2.15)$$

$$i = 1, \dots, n; j = 1, \dots, m; l = 1, 2, 3.$$

où f_l est une fonction non linéaire du critère J et de la variation du critère

IV.3 APPLICATION DE L'ALGORITHME AMELIORE A UN PROBLEME D'OPTIMISATION D'UN CONTROLEUR PI-FLOU

Parmi les différents types de contrôleurs classiques PI, PD et PID, le PI conventionnel est le plus répandu dans les applications industrielles [RAJ 99]. En utilisant les approches de la logique floue, des versions PI-flou, PD-flou et PID-flou ont été développées. Néanmoins, les performances du PI-flou sont moins appréciables pour des systèmes d'ordre élevé, ainsi que pour les systèmes avec élément intégrateur ou avec un temps mort important ; du fait que de grands dépassements et des oscillations excessives puissent être observés dans ces cas [RAJ 99]. Pour pouvoir évaluer l'efficacité de l'algorithme amélioré, nous illustrons un problème d'optimisation d'un contrôleur PI-flou en présence d'un bruit additif à son entrée. Le PI-flou que nous venons d'illustrer dans la section (III.4) est repris dans cet exemple. Les fonctions d'appartenance associées à l'erreur $e(k)$ et à sa variation $\Delta e(k)$, et celles associées à

l'incrément de commande $\Delta u(k)$ sont définies par des formes triangulaires et symétriques comme le montre la figure (3.1). La commande $u(k)$ générée à l'instant k est donné par :

$$u(k) = u(k-1) + \Delta u(k) \tag{3.1}$$

VI.3.1 Analyse de l'effet d'un bruit additif sur un contrôleur PI-flou

Comme on vient de le souligner dans le chapitre (III), plusieurs sources d'erreurs peuvent affecter le comportement des contrôleurs flous. L'information présente à l'entrée du contrôleur peut être entachée d'erreurs, engendrant par conséquent des erreurs en commande. Ces erreurs peuvent être assimilées à un bruit blanc que l'on peut modéliser par une variable aléatoire gaussienne distribuée selon la loi Normale $N(m, \sigma)$, où m est sa valeur moyenne et σ est son écart-type.

En présence d'un bruit additif à l'entrée du PI-flou, une erreur de fuzzification se produit. Si (e) est la version non bruitée de la variable d'entrée et (e') est sa version reçue en présence du bruit, alors l'erreur de fuzzification $r(e)$ sera donnée par :

$$r(e) = |\mu_N(e) - \mu_N(e')| + |\mu_Z(e) - \mu_Z(e')| + |\mu_P(e) - \mu_P(e')| \tag{3.2}$$

La fonction $r(e)$ est considérée comme un indice de robustesse de la partition floue adoptée. La figure (3.2) montre l'évolution de l'erreur de fuzzification de la variable linguistique $e = \{N, Z, P\}$, obtenue pour $\sigma=1$ sur un univers de discours $[-1.5, 1.5]$. L'erreur de fuzzification est évaluée ensuite sur toute la surface de commande du PI-flou. La figure (3.3) représente l'évolution de cette erreur qui a pu atteindre 80% de la commande maximale dans les conditions de simulation envisagées.

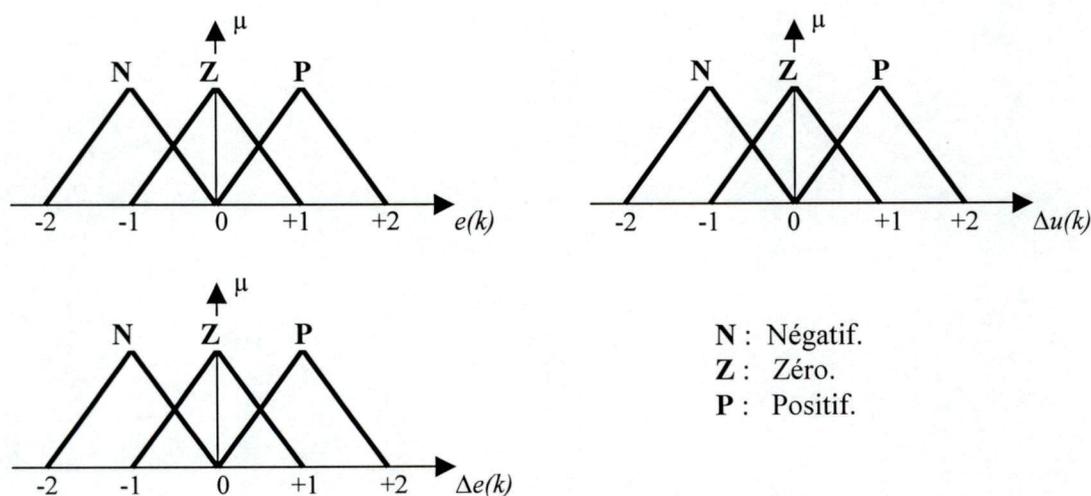


Figure 3.1 Fonctions d'appartenance des variables d'entrée et de sortie du contrôleur PI-flou.

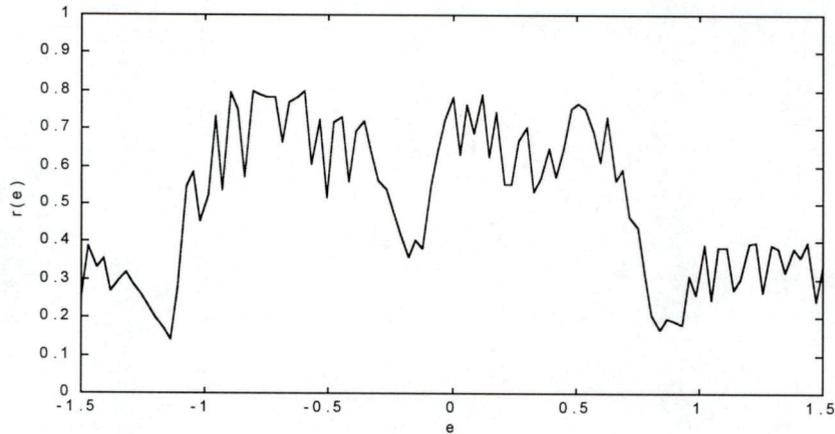


Figure 3.2 Evolution de l'erreur de fuzzification $r(e)$ de la variable d'entrée (e) pour $\sigma=1$.

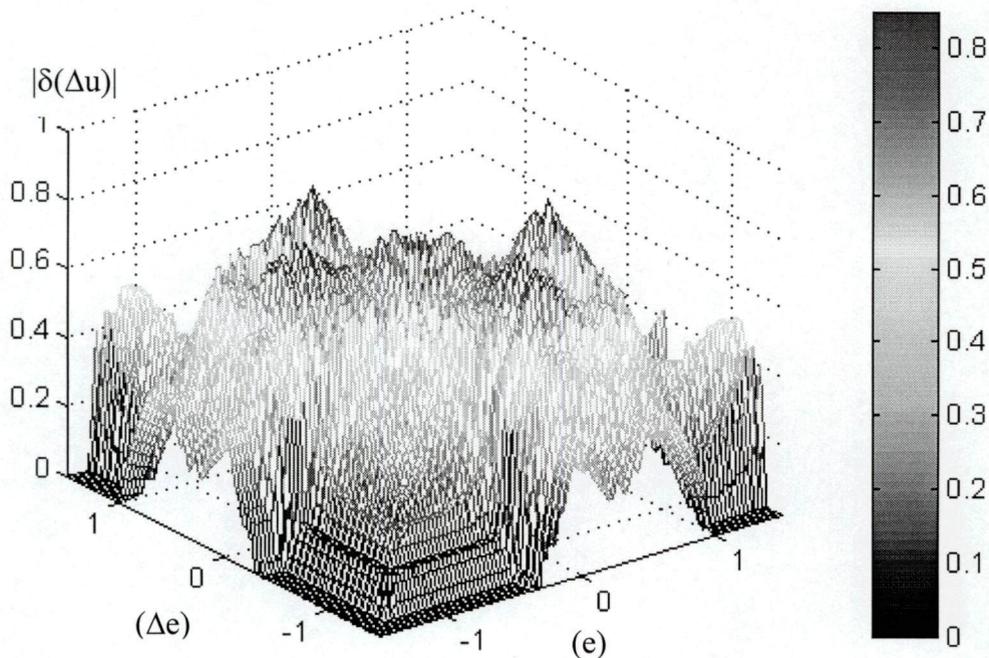


Figure 3.3 Surface de l'erreur de commande du contrôleur PI-flou pour $\sigma=1$.

IV.3.2 Procédure d'application de l'algorithme proposé et comparaison

En vue de minimiser l'erreur de commande du PI-flou, on propose d'ajuster les paramètres u_i (centres de gravité des fonctions d'appartenance de l'incrément de commande $\Delta u(k)$) selon la relation (2.14) en actualisant le pas du gradient λ_3 (que nous notons dans ce paragraphe par λ) à chaque itération selon la formule (2.15); sans pour autant altérer les paramètres des partitions floues associées aux variables d'entrée. C'est un choix qui se justifie par le cas présent d'application. Dans [GLO 91], Gloennec a adopté la même démarche dans son problème de commande. Les fonctions d'appartenance attribuées au critère J , à la variation du critère ΔJ et au pas du gradient λ sont définies comme le montre la figure (3.4).

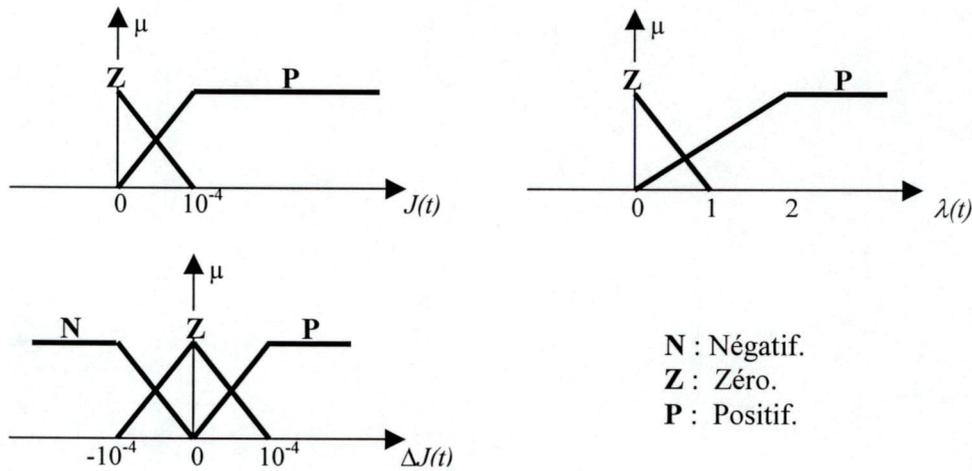


Figure 3.4 Fonctions d'appartenance associées au critère, à la variation du critère et au pas du gradient.

Les règles floues permettant le calcul du pas sont données par le tableau (3.1). Ces règles sont constituées à partir d'une description linguistique de la stratégie de convergence vers un minimum local, en tenant compte des valeurs instantanées du critère $J(k)$ et de sa variation $\Delta J(k)$. La variation de λ en fonction de J et ΔJ est représentée à la figure (3.5).

$J / \Delta J$	N	Z	P
Z	Z	Z	P
P	P	P	P

Tableau 3.1 Le protocole d'actualisation du pas du gradient.

Pour pouvoir évaluer l'efficacité de l'algorithme proposé (GPVLF), nous avons effectué une comparaison avec d'autres techniques envisageant des procédures différentes pour la détermination du pas du gradient. Nous avons considéré la méthode du gradient à pas constant (GPC), employée par Nomura dans sa technique d'adaptation, et la méthode du gradient à pas variable utilisant le mécanisme d'Oliver-Wilde [WIL 66].

IV.3.2.1 La méthode du gradient à pas variable utilisant la technique d'Oliver-Wilde :

Le technique d'Oliver-Wilde est souvent employée dans les problèmes d'optimisation. Dans la plupart des cas, elle est associée à l'algorithme du gradient pour déterminer à chaque itération une nouvelle valeur du pas $\lambda(t)$. La relation (2.5) devient alors :

$$\theta_i(t+1) = \theta_i(t) - \lambda(t) \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_i}, \quad i = 1, \dots, p. \quad (3.3)$$

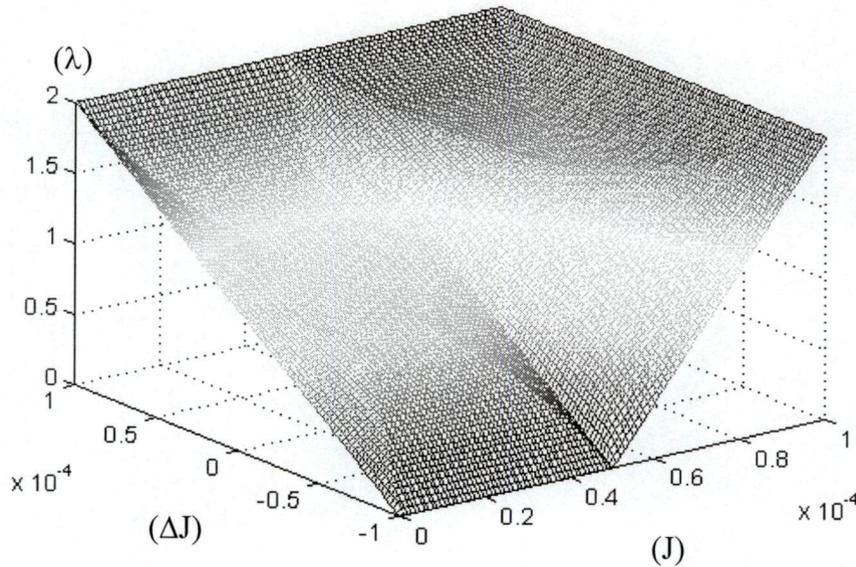


Figure 3.5 Surface de variation du pas du gradient (λ) en fonction du critère (J) et de la variation du critère (ΔJ).

La procédure d'actualisation du pas consiste à rechercher, à chaque itération, une valeur λ^* minimisant la fonction objective $J(\lambda)$, telle que :

$$\lambda^* = \min_{\theta_i} J(\lambda) \quad i = 1, \dots, p. \quad (3.4)$$

■ Principe de la méthode :

Etant donné un domaine de variation, $L = [\lambda_a, \lambda_b]$, du critère à optimiser $J(\lambda)$. La procédure de détermination de la valeur optimale λ^* , consiste à réduire l'intervalle L en un intervalle L_n en utilisant la suite de Fibonacci $\{F_i\}_{i \in \mathbb{N}}$ définie par :

$$\begin{cases} F_0 = 1 \\ F_1 = 1 \\ F_i = F_{i-1} + F_{i-2} \end{cases} \quad (3.5)$$

Le rapport de réduction $\frac{L_n}{L_1}$ est fonction du $n^{\text{ème}}$ nombre de Fibonacci F_n . Il est donné par l'expression suivante :

$$L_n = \frac{L_1}{F_n} + \frac{F_{n-2}}{F_n} \cdot \varepsilon \quad (3.6)$$

où ε est la précision désirée.

Connaissant donc $\frac{L_n}{L_1}$ et ε , on peut fixer le nombre d'évaluations n du critère $J(\lambda)$ sur l'intervalle L . Finalement, la technique d'Oliver-Wilde peut être résumée par les étapes suivantes :

□ *Initialiser les différentes variables :*

$$\begin{aligned} L_1 &= \lambda_b - \lambda_a \\ L_2 &= F_{n-1} \cdot L_n - F_{n-3} \cdot \varepsilon \\ \lambda_1 &= \lambda_a + L_2 \\ \lambda_2 &= \lambda_b - L_2 \end{aligned}$$

□ *Dérouler le processus de calcul suivant, pour $k = 3, \dots, n$:*

$$L_k = F_{n-k+1} \cdot L_n - F_{n-k-1} \cdot \varepsilon$$

$$\text{Si : } J(\lambda_1) > J(\lambda_2), \text{ alors : } \begin{aligned} \lambda_a &= \lambda_1 \\ \lambda_1 &= \lambda_b - L_k \end{aligned}$$

$$\text{Sinon : } \begin{aligned} \lambda_b &= \lambda_2 \\ \lambda_2 &= \lambda_a + L_k \end{aligned}$$

□ *La valeur finale du pas est :* $\lambda^* = \frac{\lambda_1 + \lambda_2}{2}$.

■ Résultats et comparaison

Une comparaison entre les trois approches, à savoir l'approche améliorée que nous proposons (GPVLF), l'approche (GPC) développée dans [NOM 91] et celle utilisant la technique d'Oliver-Wilde (GPVO), montre bien l'avantage qu'apporte l'algorithme (GPVLF) en termes de la rapidité de convergence et de la précision atteinte sur le critère à minimiser. En effet, l'algorithme amélioré converge vers un minimum local de J en (07) itérations pour une précision, η , de (10^{-10}) et un pas λ_0 fixé initialement à 0.25 ; contre (79) itérations effectuées, dans les mêmes conditions de simulation, en utilisant la technique (GPC), et (12) itérations pour l'algorithme (GPVO). De plus, pour un pas constant fixé à la valeur $\lambda_0 = 5$, et une précision de (10^{-6}) , l'algorithme (GPC) diverge, alors que pour la même valeur du pas, choisie initialement, l'algorithme (GPVLF) converge en (03) itérations ; contre (08) itérations pour la technique (GPVO). Les résultats obtenus pour différents paramètres de simulation sont résumés dans le tableau (3.2).

Paramètres		Technique GPC		Technique GPVO		Technique GPVLF	
Pas initial	Précision	Critère J	Itérations	Critère J	Itérations	Critère J	Itérations
0.25	10^{-4}	$9,8079 \cdot 10^{-5}$	25	$3,2114 \cdot 10^{-5}$	05	$4,3429 \cdot 10^{-5}$	02
	10^{-6}	$9,3436 \cdot 10^{-7}$	43	$8,2579 \cdot 10^{-7}$	07	$3,8836 \cdot 10^{-8}$	03
	10^{-10}	$8,4799 \cdot 10^{-11}$	79	$8,7565 \cdot 10^{-11}$	12	$6,6947 \cdot 10^{-11}$	07
0.75	10^{-4}	$4,5316 \cdot 10^{-5}$	08	$1,6834 \cdot 10^{-5}$	05	$2,2765 \cdot 10^{-5}$	02
	10^{-6}	$4,9237 \cdot 10^{-7}$	13	$4,3287 \cdot 10^{-7}$	07	$2,0357 \cdot 10^{-8}$	03
	10^{-10}	$5,8124 \cdot 10^{-11}$	23	$4,5900 \cdot 10^{-11}$	12	$6,2062 \cdot 10^{-11}$	07
1.00	10^{-4}	$8,2465 \cdot 10^{-5}$	05	$6,8772 \cdot 10^{-5}$	04	$1,4914 \cdot 10^{-5}$	02
	10^{-6}	$4,0776 \cdot 10^{-6}$	09	$2,8359 \cdot 10^{-7}$	07	$1,3337 \cdot 10^{-8}$	03
	10^{-10}	$3,7596 \cdot 10^{-11}$	17	$3,0071 \cdot 10^{-11}$	12	$4,8688 \cdot 10^{-11}$	07
5.00	10^{-4}	DIVERGENCE		$8,4479 \cdot 10^{-5}$	05	$1,0216 \cdot 10^{-7}$	03
	10^{-6}	DIVERGENCE		$3,4835 \cdot 10^{-7}$	08	$1,0216 \cdot 10^{-7}$	03
	10^{-10}	DIVERGENCE		$3,6938 \cdot 10^{-11}$	13	$9,1359 \cdot 10^{-11}$	04

Tableau 3.2 Analyse de l'efficacité de l'algorithme proposé.

Ces premiers tests de validation nous ont permis de généraliser le déroulement de l'algorithme proposé sur toute la base de données de référence (données d'entrée/sortie) du PI-flou, cherchant à minimiser l'erreur de commande due à la présence d'un bruit blanc additif à l'entrée du contrôleur. Une erreur maximale de commande d'environ 0.14% est enregistrée sur toute la surface de commande pour les paramètres de simulation suivants : $\sigma = 1, \lambda_0 = 1, \eta = 10^{-4}$. L'erreur de commande optimisée est illustrée à la figure (3.6).

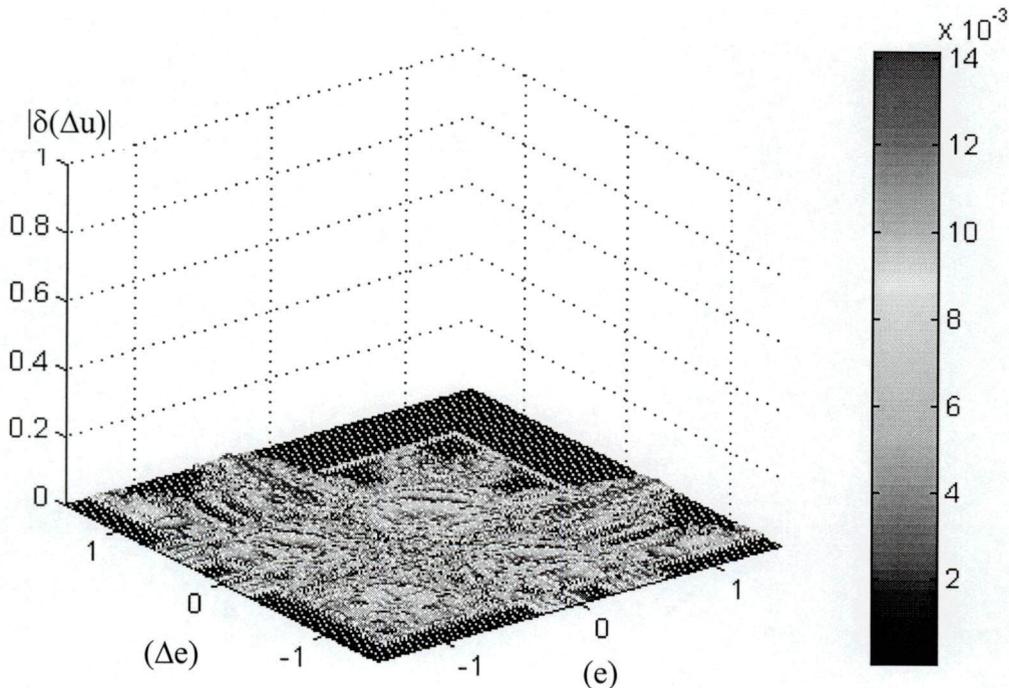


Figure 3.6 L'erreur de commande du PI-flou optimisée par l'algorithme proposé pour une précision $\eta=10^{-4}$ (rapportée à la même échelle que la fig.5).

IV.4 CONCLUSIONS

Le mécanisme d'adaptation des contrôleurs flous que nous proposons dans ce chapitre est une version améliorée de l'algorithme proposé par Nomura *et al.* dans [NOM 91]. En tirant profit des approches de la logique floue, nous avons développé une stratégie d'actualisation du pas du gradient qui tient compte des valeurs instantanées du critère d'optimisation et de sa variation. D'après les résultats obtenus, il apparaît clairement que l'emploi de la technique du gradient à pas constant pourrait ralentir le processus de convergence de l'algorithme vers la solution recherchée, comme il pourrait même engendrer une divergence. L'algorithme que nous proposons utilise un raisonnement approximatif, modélisé par un ensemble de règles IF-THEN, qui permet d'imposer certaines contraintes, décrites linguistiquement, sur l'évolution du pas en tenant compte de la variation du critère. Ainsi, les inconvénients de la méthode utilisant un pas constant sont nettement écartés, et la précision atteinte sur le critère est aussi améliorée.

CHAPITRE V

Commande multivariable robuste du Boiler-Turbine par logique floue

V.1 INTRODUCTION

Dans le domaine de la commande, l'objectif est de déterminer le système de commande qui assure au procédé régulé les performances fixées par le concepteur, conformément à un compromis entre ses exigences et les limites physiques du procédé. La synthèse du contrôleur ainsi adapté au procédé est effectuée à partir d'un état paramétrique donné du procédé (état nominal). Une modification de cet état, non accompagnée d'une reparamétrisation du contrôleur, se traduit par une désadaptation du système de commande au procédé. Il en résulte une modification des performances de la commande, traduisant ainsi leur sensibilité à un écart paramétrique du procédé. D'une manière générale, cette absence de robustesse vis-à-vis des paramètres du procédé ne permet pas de garantir les spécifications sur les performances de la commande, sachant que l'état paramétrique nominal du procédé, pour lequel est calculé le contrôleur, ne correspond que très rarement au véritable état paramétrique.

C'est dans ce cadre général où s'inscrit le problème de commande du système Boiler-Turbine que nous aborderons dans ce chapitre. Ce problème fait l'objet de nombreuses recherches, d'autant que les écarts paramétriques dans ce type de filières énergétiques sont très fréquents en raison de la diversité de leurs origines. Ce sont généralement les erreurs de modélisation et d'identification, la variation des paramètres du processus en fonction des conditions de fonctionnement, par dégradation (usure, vieillissement), etc. A l'ensemble de ces causes, vient s'ajouter des phénomènes très complexes et difficilement contrôlables dus essentiellement aux transferts thermiques et aux écoulements dans les différentes conduites du système. Ces phénomènes influent considérablement sur les caractéristiques de la vapeur turbinée et du fluide (liquide-vapeur) traversant les faisceaux tubulaires (risers). Cette influence se manifeste par l'apparition du phénomène de trempe (voir chapitre I) qui rend difficile le contrôle du niveau d'eau dans le ballon supérieur du générateur de vapeur. Il se traduit théoriquement par un comportement à non minimum de phase qui met en cause la stabilité de toute l'installation de cogénération pour laquelle se trouve installé le Boiler-Turbine.

Le système de commande du Boiler-Turbine, qui contrôle la pression de la vapeur, le niveau d'eau dans le ballon supérieur du générateur de vapeur et la puissance électrique recueillie à la sortie de l'alternateur, est appelé à réaliser une commande **très robuste** par rapport à l'état paramétrique du procédé. La robustesse de la commande qui traduit toujours la même idée, à savoir l'*insensibilité* ou à défaut la *quasi-insensibilité* [OUS 94], doit se manifester par la réalisation de l'ensemble des objectifs de synthèse suivants et ce, bien évidemment, dans les limites physiques du procédé :

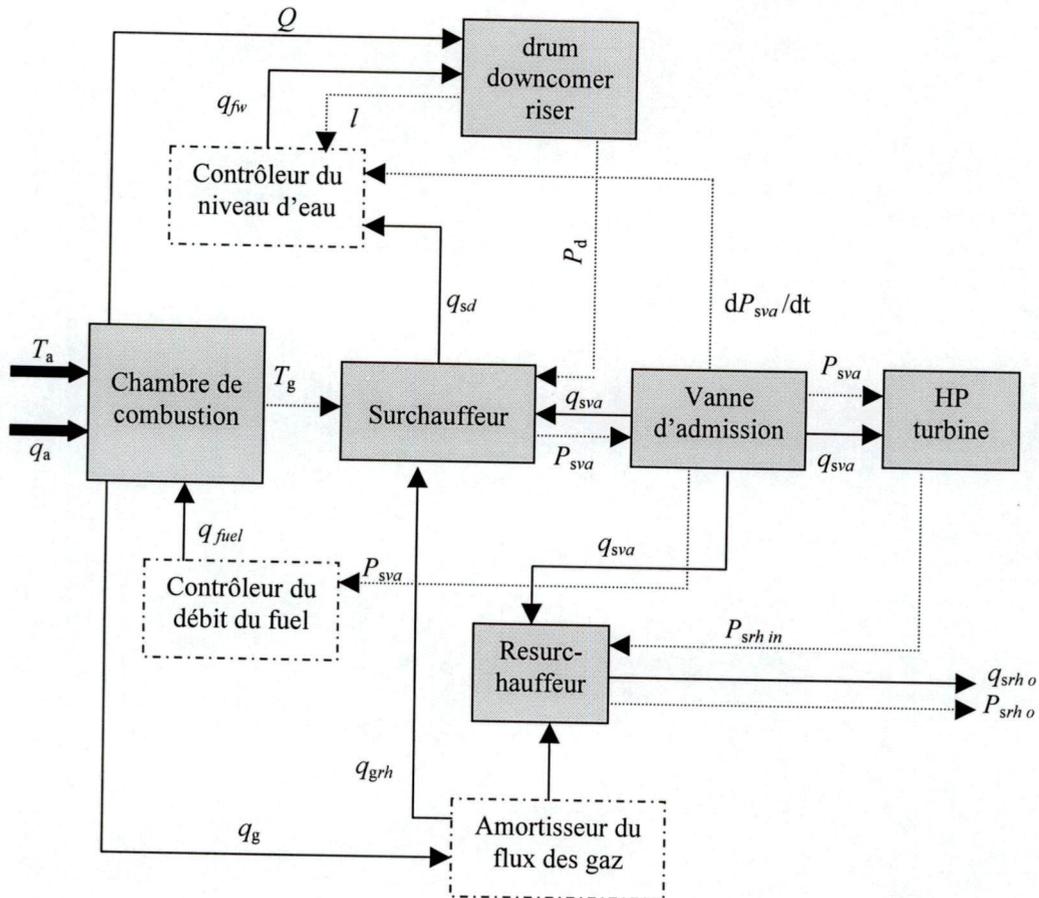


Figure 1.1 Configuration de commande classique du système Boiler-Turbine.

- Maintenir le débit et les caractéristiques de vapeur (facteur de qualité de vapeur) constantes.
- Fournir le complément d'énergie thermique pour les besoins industriels par soutirage ou contrepression de la vapeur à la sortie de la turbine.
- Maintenir la fréquence, donc la vitesse de l'alternateur, constante, en commandant le débit de vapeur à l'admission de la turbine.
- Répondre avec le minimum de pertes à une demande brusque de puissance électrique.
- Compenser l'effet des perturbations (fluctuations de la puissance électrique, gradients thermiques, dérégulation des vannes de commande) sur les équipements.
- Réaliser une adaptation rapide aux nouvelles conditions de fonctionnement.

Les contrôleurs du système Boiler-Turbine, actuellement en service, peuvent réaliser ces objectifs, mais dans certaines limites bien spécifiques, vu que leur méthode de synthèse n'est plus basée sur des techniques systématiques de commande multivariable [KWO 89]. La plupart des installations de cogénération font appel à des configurations de commande classiques employant des régulateurs PID installés pour la régulation de plusieurs boucles, dont les principales sont : la boucle de régulation du débit du fuel et la boucle de régulation du niveau d'eau. Cette dernière fait appel à deux actions PID et une action proportionnelle (P). Le débit de vapeur est contrôlé en commandant le débit du combustible fossile au Boiler, alors que la puissance électrique est régulée en commandant le débit de vapeur à l'admission de la turbine. La figure (1.1) illustre la configuration du système de régulation classique installé pour la filière Boiler-Turbine de type P16-G16 à 160 MW.

Cette configuration est reconnue d'être moins robuste vis-à-vis de la variation des conditions de fonctionnement. De plus, la régulation classique du niveau d'eau s'avère moins efficace dans la mesure où 30% des arrêts d'urgence enregistrés dans les installations de cogénération, employant un tel mode de régulation, sont dus à la désadaptation du régulateur (PID) au procédé. Cette désadaptation provient du fait qu'en mode de régulation classique, il n'est plus possible de tenir compte de la distribution non linéaire de la vapeur dans les tubes risers, alors que l'analyse du phénomène de trempe ne peut être faite que par la considération de cette distribution dans le problème de commande.

Dans ce cas particulier, le recours à des stratégies de commande robustes s'avère plus que nécessaire, en raison de la nature de la production en question et des exigences sévères de sécurité qui y sont requises. Les techniques développées dans la théorie de commande des systèmes multivariables, à savoir la méthode de découplage, du placement des pôles, du régulateur LQ et la méthode de la matrice inverse de Nyquist (INA), sont toutes des stratégies de commande robustes, mais elles s'avèrent inadéquates pour le cas du système Boiler-Turbine, dont la dynamique est caractérisée par un comportement à non minimum de phase.

Comme solution à ce problème, Kwon *et al.* envisagent d'employer la technique LQG/LTR dans laquelle le gain désiré du système en boucle fermée est spécifié a priori dans le domaine fréquentiel. Cette technique, reconnue par ses propriétés de robustesse [SKO 98], est relativement insensible aux erreurs de modélisation en comparaison avec les autres techniques citées ci-dessus. Néanmoins, cette stratégie de commande est réalisée à partir d'un état paramétrique nominal (modèle linéarisé autour d'un point de fonctionnement nominal) du Boiler-Turbine, alors que cet état puisse, éventuellement, varier en raison de plusieurs facteurs, dont les principaux sont déjà cités ci-dessus.

Notre contribution s'inscrit au cœur de ce problème. A partir du modèle TSK flou que nous avons développé pour le Boiler-Turbine P16-G16 dans le chapitre (I), nous proposerons, au cours de ce chapitre, une stratégie de commande optimale floue par l'approche LQG/LTR. Cette stratégie tire profit des approches de la logique floue pour la caractérisation des imprécisions et des incertitudes qui sont à l'origine des écarts paramétriques et, par conséquent, de la désadaptation du système de commande au procédé. *Notre but principal consiste à réaliser au mieux les objectifs de synthèse requis par la mise en œuvre d'une structure de commande qui s'adapte mieux aux variations paramétriques, et qui est inspirée de la stratégie de commande robuste LQG classique.*

V.2 ERREURS DE MODELISATION DU BOILER-TURBINE

V.2.1 Caractérisation et représentation des erreurs de modèle

En pratique, le modèle réel du processus à commander diffère du modèle nominal établi pour la synthèse de la loi de commande. Cette écart paramétrique que l'on appelle *erreur de modèle* possède un effet non négligeable sur les performances du système et sur la robustesse de la commande envisagée. L'erreur de modèle provient généralement de plusieurs sources d'erreur :

- Les non-linéarités, les interactions dans le système et la variation du point de fonctionnement provoquent des variations paramétriques non négligeables dans la dynamique du processus à commander.

- L'imperfection des dispositifs de mesure. Les variables d'entrée sont, dans la plupart des cas, affectées par ce type d'erreurs qui sont dues, essentiellement, aux incertitudes de mesure, à la limitation de la résolution de certains organes (les vannes, les actionneurs) et au phénomène de fatigue mécanique.
- La structure et l'ordre du modèle sont généralement inconnus dans les hautes fréquences. L'erreur de modèle, dans cette bande de fréquences, est très significative.
- Les dynamiques négligées par linéarisation d'un modèle non linéaire ou par la considération d'un modèle simple induisent une erreur de modèle assez prononcée en hautes fréquences. Ce type d'erreur est souvent traité lors de l'analyse de la robustesse en stabilité des systèmes incertains.

Les erreurs de modèle provenant de ces différentes sources sont regroupées en deux catégories principales :

- Les erreurs de modèle paramétriques (ou structurées) :** dans cette catégorie, la structure et l'ordre du modèle sont connus mais les paramètres qui le composent sont variants (incertains).
- Les erreurs de modèle non structurées :** sont des erreurs de modèle qui peuvent impliquer des changements essentiels dans la dynamique du système, caractérisés par des majorations de normes. Les dynamiques négligées sont, dans la plupart des cas, source de ce type d'erreurs qui deviennent significatives en hautes fréquences.

Dans les systèmes multivariables, les erreurs de modèle non structurées sont représentées par plusieurs types de modèles [SKO 98]. Le modèle *multiplicatif* (ou *proportionnel*) est le plus fréquent, car il permet de représenter la *taille relative* de l'erreur de modèle. Le modèle d'erreur de modèle multiplicative possède, cependant, deux formes de représentation :

- 1) le modèle d'erreur de modèle multiplicative en entrée (L_e).
- 2) le modèle d'erreur de modèle multiplicative en sortie (L_s).

Ces deux types de modèle sont illustrés à la figure (2.1). Le système perturbé (système nominal plus erreur de modèle) G_p est donné, selon le type de l'erreur de modèle considéré, par l'une des formes suivantes :

$$\begin{aligned} G_p(s) &= G(s)(I + L_e(s)) \\ G_p(s) &= (I + L_s(s))G(s) \end{aligned} \quad (2.1)$$

L'erreur de modèle $L_s(s)$ (ou $L_e(s)$) peut être aussi mise sous la forme :

$$L_s(s) = W_s(s) \cdot \Delta_s(s) = \Delta_s(s) \cdot W_s(s) \quad (2.2)$$

avec

$$\Delta_s = \text{diag}\{\Delta_i\} \quad (2.3)$$

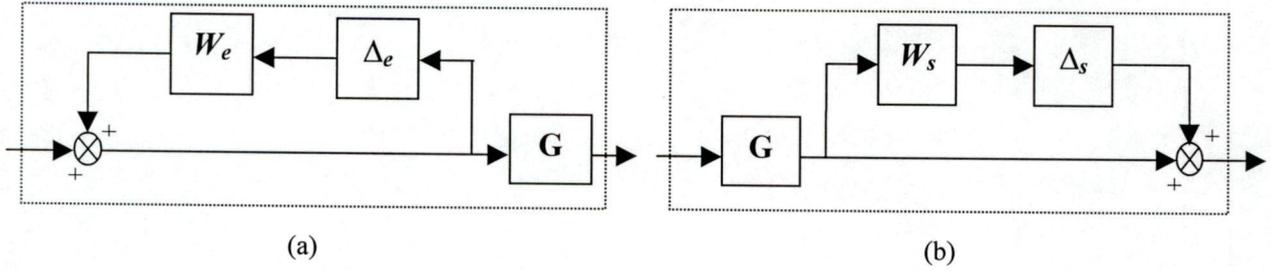


Figure 2.1. (a) Erreur de modèle multiplicative en entrée, (b) Erreur de modèle multiplicative en sortie.

où Δ_i désigne une source spécifique d'erreur décrivant des perturbations complexes ou des erreurs paramétriques. Les perturbations complexes sont supposées stables et normalisées telles que :

$$\overline{\sigma}(\Delta_i(j\omega)) \leq 1 \quad \forall \omega, \forall i \Leftrightarrow \|\Delta_s\|_{\infty} \leq 1 \quad (2.4)$$

et $W_s(s)$ est une fonction de transfert choisie de telle sorte que son module soit supérieur ou égal à la plus grande valeur singulière de l'erreur de modèle dans toute la bande fréquentielle considérée, d'où la condition :

$$\overline{\sigma}(L_s(j\omega)) \leq |W_s(j\omega)| \quad \forall \omega \quad (2.5)$$

V.2.2 Evaluation des erreurs de modèle

On se propose, dans cette section, d'analyser et d'évaluer l'erreur de modèle du Boiler-Turbine due à la variation de son point de fonctionnement dans une marge allant de 80% à 120% de son état paramétrique nominal. Le modèle d'erreur de modèle multiplicative en sortie (fig. 2.1-b) est adopté et quatre points de fonctionnement évalués à 80%, 90%, 110% et 120% du point d'équilibre nominal seront alors traités lors de cette analyse.

La dynamique du système Boiler-Turbine au voisinage d'un point de fonctionnement donné est décrite dans l'espace d'état par un modèle linéaire représenté par le système de matrices (A_i, B_i, C_i, D_i) , dont la matrice de fonction de transfert correspondante est désignée par $G_i(s)$, ($i = 1, 2, 3, 4$), et celle correspondant au modèle nominal est notée $G_0(s)$. L'erreur de modèle multiplicative $L_i(s)$ s'exprime alors par :

$$L_i(s) = \delta G_i(s) \cdot G_0^{-1}(s) \quad (2.6)$$

$$\text{où} \quad \delta G_i(s) = G_i(s) - G_0(s) \quad (2.7)$$

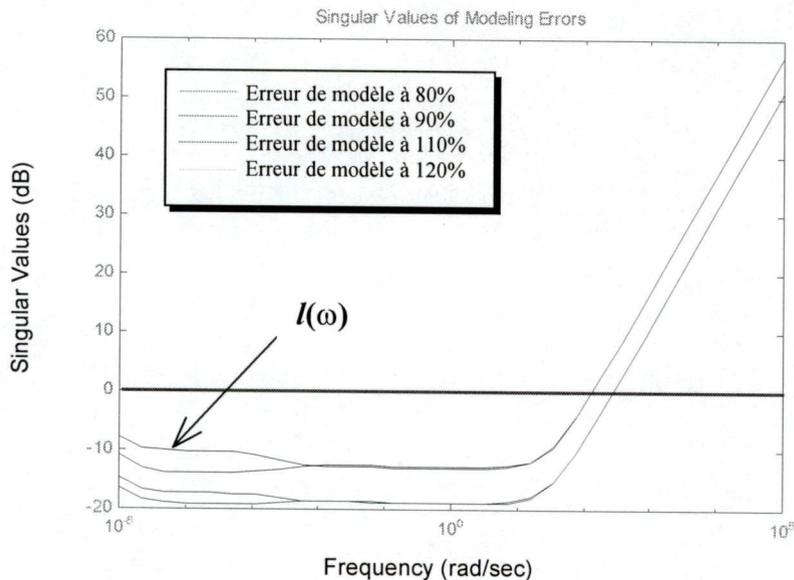


Figure 2.2. Caractéristiques des erreurs de modèle.

Pour pouvoir évaluer la caractéristique de l'erreur de modèle, on procède à la décomposition en valeurs singulières de $L_i(s)$, ($i = 1, 2, 3, 4$). La figure (2.2) montre les caractéristiques fréquentielles des erreurs de modèle évaluées par rapport au point de fonctionnement nominal. Il apparaît clairement, d'après cette figure, qu'une variation de 80% du point de fonctionnement nominal entraîne une erreur de modèle assez prononcée en comparaison avec les autres caractéristiques. Cette dernière peut être exprimée par la relation suivante :

$$l(\omega) = \max_i \bar{\sigma}((G_i - G_0)G^{-1}(j\omega)) \quad \forall \omega \quad (2.8)$$

De plus, il convient de constater que toutes les erreurs de modèle deviennent significatives pour les fréquences supérieures à 20 rad/sec. Ce sont les dynamiques négligées qui provoquent généralement cette allure dans les hautes fréquences.

V.3 STRATEGIE DE COMMANDE ROBUSTE DU SYSTEME BOILER-TURBINE PAR L'APPROCHE LQG/LTR

La méthode de commande linéaire quadratique gaussienne (LQG) figure parmi de nombreuses méthodes qui ont été développées, ces dernières années, pour la résolution du problème de *performance robuste*. En faisant appel à des principes bien familiers de la théorie de commande optimale, elle consiste à trouver des conditions pour garantir l'obtention de performances souhaitées en présence d'incertitudes dans le système. Comme une théorie de robustesse se veut quantitative et déductive : à partir de données quantifiées sur les domaines d'incertitude et les performances désirées, on doit pouvoir effectuer la synthèse de lois de commande satisfaisant les spécifications requises, la méthode LQG se voit efficacement remplir ces exigences, dans la mesure où elle se révèle d'une excellente robustesse, à condition de respecter les spécifications du système à commander.

Dans cette section on commencera par donner une formulation mathématique du problème de commande LQG et sa solution, on discutera ses propriétés de robustesse et on décrira une des procédures employées pour améliorer sa robustesse. Son application au système Boiler-Turbine sera traitée au cours de ce chapitre.

V.3.1 Formulation du problème de commande LQG classique

Dans le problème LQG classique, il est supposé que le modèle du système à commander est linéaire, et que les propriétés statistiques des signaux de perturbation et du bruit de mesure sont parfaitement connus. Le modèle du système est alors donné par :

$$\begin{aligned} \dot{x} &= Ax + Bu + w_d \\ y &= Cx + w_n \end{aligned} \quad (3.1)$$

où w_d et w_n représentent respectivement les signaux de perturbations et du bruit de mesure. Ces signaux sont supposés non corrélés, de moyenne nulle et de densités spectrales respectives Q_f et R_f , c'est-à-dire :

$$E\{w_d(t)w_d(\tau)^T\} = Q_f\delta(t-\tau) \quad (3.2)$$

$$E\{w_n(t)w_n(\tau)^T\} = R_f\delta(t-\tau) \quad (3.3)$$

et

$$E\{w_d(t)w_n(\tau)^T\} = 0, \quad E\{w_n(t)w_d(\tau)^T\} = 0 \quad (3.4)$$

Le problème de commande LQG consiste à déterminer la commande optimale $u(t)$ qui minimise le critère de performance :

$$J = E\left\{\lim_{T \rightarrow \infty} \frac{1}{T} \int_0^T (x^T Q_c x + u^T R_c u) dt\right\} \quad (3.5)$$

où Q_c et R_c sont des matrices constantes de pondération (paramètres de synthèse) telles que $Q_c = Q_c^T \geq 0$ et $R_c = R_c^T \geq 0$.

La solution du problème LQG (théorème de Séparation) s'établit en deux étapes : on commence tout d'abord par la résolution du problème linéaire quadratique déterministe, par la recherche d'un régulateur LQR stabilisant le système non perturbé ($w_d = 0, w_n = 0$). La solution du problème LQR résulte en une loi de commande à retour d'état donnée par :

$$u(t) = -K_r x(t) \quad (3.6)$$

où K_r est une matrice de gain constante. L'étape suivante consiste à rechercher un estimateur d'état optimal par la minimisation du critère d'erreur :

$$E\{(x - \hat{x})^T (x - \hat{x})\} \quad (3.7)$$

où \hat{x} est le vecteur d'état estimé. L'estimateur d'état optimal peut être réalisé par l'utilisation d'un filtre de Kalman, dont la procédure de calcul est indépendante des paramètres de synthèse Q_c et R_c [SKO 98].

La solution requise pour le problème LQG est alors déterminée par la considération du vecteur estimé \hat{x} au lieu du vecteur d'état x dans la loi de commande LQR, d'où :

$$u(t) = -K_r \hat{x}(t) \quad (3.8)$$

A partir de cette description générale, on constate que la solution du problème LQG découle entièrement du Théorème de Séparation, du fait que la détermination du régulateur LQR s'effectue indépendamment des propriétés statistiques considérées dans le système (3.1). De même, le calcul du filtre de Kalman est indépendant des paramètres de synthèse du régulateur LQR. La configuration générale de la stratégie de commande LQG est illustrée à la figure (3.1).

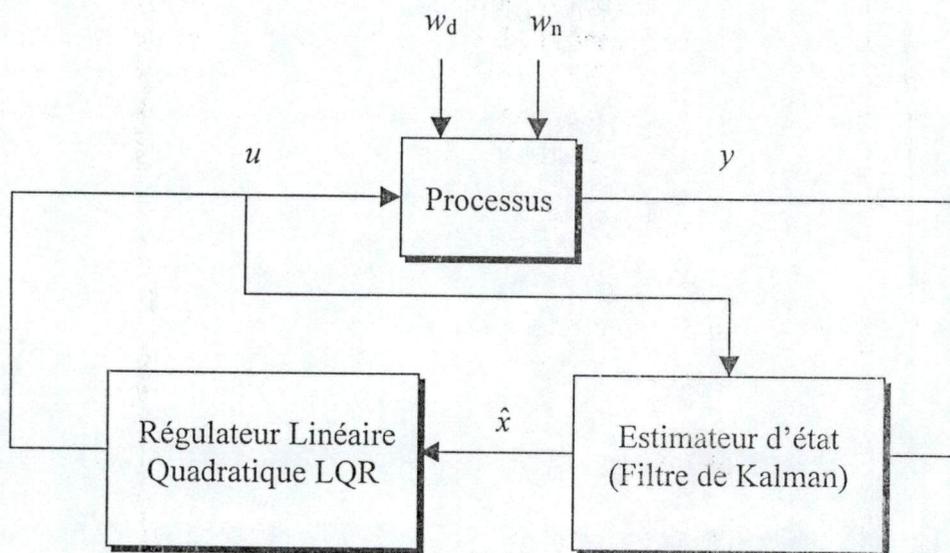


Figure 3.1. Configuration générale de la structure de commande LQG.

V.3.2 Propriétés de robustesse de la commande LQG

Il a été démontré à travers un exemple d'illustration reporté dans [DOY 78] que la commande LQG ne garantit pas toujours de bonnes marges de stabilité. D'après cet exemple, il peut exister certaines configurations LQG qui possèdent de petites marges de gain, ce qui, bien évidemment, remet en cause la stabilité du processus à commander. Néanmoins, pour une structure de commande à base d'un régulateur LQR seulement (en supposant que tous les états sont mesurables), il est très bien connu que, par un choix judicieux de la matrice de pondération R_c , la fonction de sensibilité S donnée par :

$$S = (I + K_r (sI - A)^{-1} B)^{-1} \quad (3.9)$$

satisfait bien la condition :

$$\overline{\sigma}(S(j\omega)) \leq 1, \quad \forall \omega \quad (3.10)$$

Une fois remplie, la condition (3.10) confère au système de très bonnes performances en termes de rejet de perturbations. Il sera, par conséquent, doté d'une marge de gain de $[0.5, \infty]$ et d'une marge de phase de $[-\pi/3, \pi/3]$ au niveau de chaque canal d'entrée.

Par une argumentation duale, il a été montré que l'estimateur d'état employant un filtre de Kalman (vu comme un système à retour d'état), remplit largement les conditions de stabilité, à savoir une marge de gain tendant vers l'infini et une marge de phase atteignant les 60° . Ces performances sont obtenues à l'entrée du filtre.

En conclusion, on remarque que le régulateur LQR entraîne de bonnes marges de stabilité au niveau des entrées du processus, et que le filtre de Kalman entraîne, quant à lui, de bonnes marges de stabilité au niveau des entrées à K_f . Bien que ces performances soient apportées séparément par chacune des boucles regroupant le régulateur LQR et le filtre de Kalman, il n'existe cependant plus de garanties de stabilité de la structure LQG combinant ces deux boucles [SKO 98].

En vue d'améliorer la robustesse en stabilité de la commande LQG, Doyle et Stein développent dans [DOY 79] une procédure de synthèse dite : *procédure de recouvrement du transfert de la boucle* (de l'anglais Loop transfert recovery, LTR). Par l'utilisation de cette procédure, les marges de gain et de phase peuvent être améliorées et, par conséquent, de bonnes marges de stabilité seraient alors garanties.

V.3.3 Procédure de recouvrement du transfert de la boucle (LTR)

Cette procédure est applicable au système à non minimum de phase dont le nombre de variables d'entrée est égale au nombre de variables de sortie. Le principe de base de cette technique consiste à faire approcher la dynamique de la structure de commande LQG, définie par la matrice de fonction de transfert $T(s)$, à la dynamique de l'une des deux boucles de transfert $T_1(s)$ ou $T_2(s)$, qui sont toutefois caractérisées par de bonnes marges de stabilité. Ces dynamiques sont exprimées par :

$$T(s) = C\Phi(s)BK_{LQG}(s) \quad (3.11)$$

$$T_1(s) = K_r\Phi(s)B \quad (3.12)$$

$$T_2(s) = C\Phi(s)K_f \quad (3.13)$$

avec

$$\Phi(s) = (sI - A)^{-1} \quad (3.14)$$

Pour pouvoir atteindre au mieux cet objectif, on se fixe tout d'abord une *dynamique cible* (par exemple $T_1(s)$) qui doit garantir une bonne robustesse en stabilité et en performance, par un choix judicieux des paramètres de synthèse du régulateur LQR. La procédure LTR

s'effectue par la détermination du gain du filtre de Kalman K_f , où les paramètres de synthèse Q_f et R_f sont choisis tels que :

$$Q_f = qBB^T \text{ et } R_f = I$$

Au fur et à mesure que le scalaire q tend vers l'infini, la dynamique $T(s)$ de la structure LQG tendra vers la dynamique désirée.

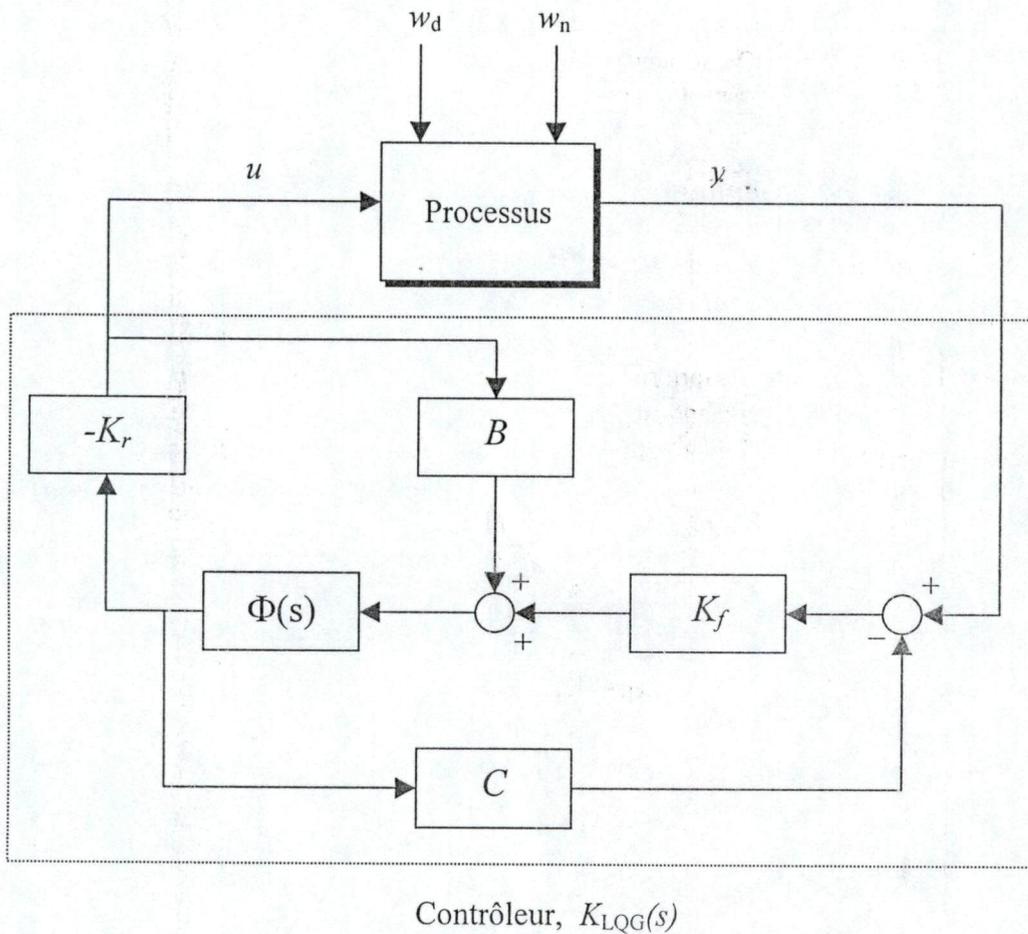


Figure 3.2. La structure de commande LQG.

V.3.4 Procédures de synthèse de la commande LQG appliquée au Boiler-Turbine

Comme on vient de le souligner déjà, le Boiler-Turbine, représenté par le modèle non linéaire (I.5.11), fait partie de la classe des systèmes incertains. Sa dynamique pourrait dévier de son état paramétrique nominal par la variation de son point de fonctionnement, entraînant, par voie de conséquence, une modification des performances de la commande qui se traduit par une désadaptation du système de commande au processus. Il s'avère alors fort utile de chercher à déterminer une structure de *commande robuste*, qui permet de garantir une faible sensibilité à un éventuel écart paramétrique du procédé, conformément à un compromis entre les exigences requises et les limites physiques du processus à commander. Dans le cas du système Boiler-Turbine, ces performances se traduisent généralement par une bonne poursuite

de références, un rejet efficace de perturbations et une robustesse vis-à-vis des erreurs de modèle. Dans le but d'atteindre ces objectifs, Kwon *et al.* [KWO 89] proposent d'employer la méthode LQG/LTR avec le concept de *la mise en forme de la boucle* (Loop shaping).

V.3.4.1 Mise en forme de la boucle (Loop Shaping)

Le calcul d'une boucle de commande est souvent envisagé comme un processus de mise en forme de cette boucle appelé communément *loop shaping*. Ce concept qui trouve sa réalisation dans le domaine fréquentiel, nous permet de manipuler (dans certaines limites) la caractéristique fréquentielle de la boucle, en vue d'apporter les performances souhaitées. Cependant, le loop shaping doit respecter les objectifs suivants :

- stabilité en boucle fermée
- robustesse en stabilité
- atténuation des perturbations,

dans les limites imposées par les limites physiques du système à commander.

D'après Bell et Astrom [BEL 87], le Boiler-Turbine décrit par le modèle (I.5.11) possède une dynamique assez lente. La fréquence dominante des perturbations (ω_l) sur le système est alors considérée assez petite, alors que celle des erreurs de modèle est nettement supérieure à 20 rad/sec comme le montre la figure (2.2). De plus, il est très bien connu que pour réaliser de bonnes performances, une large bande passante est requise. Cependant, en raison des contraintes imposées sur la commande, il a été décidé de limiter cette bande en prenant toutes les fréquences de coupure dans le domaine [0.1, 1] (rad/s). Ainsi, les bandes fréquentielles suivantes sont alors considérées dans le loop shaping :

- **Les basses fréquences** ($\omega \leq \omega_l$) : Les performances dans cette région s'expriment en termes de rejet de perturbations et de poursuite de référence.
- **Les hautes fréquences** ($\omega \geq \omega_h$) : Dans cette bande, on s'intéresse à la robustesse en stabilité de la commande en présence d'incertitudes sur le système.

Les spécifications de commande du Boiler-Turbine en boucle fermée peuvent être exprimées en termes d'objectifs à atteindre en boucle ouverte. En effet, c'est le module de la fonction $P(s) = K(s)G_0(s)$ qui est considéré, où $K(s)$ est le contrôleur à synthétiser et $G_0(s)$ est la matrice de fonction de transfert du Boiler-Turbine évaluée au point de fonctionnement nominal. Pour pouvoir atteindre au mieux les objectifs requis, on doit satisfaire les conditions suivantes :

$$\underline{\sigma}(KG_0) \gg 1, \quad \forall \omega < \omega_l \tag{3.15}$$

$$\text{et } \overline{\sigma}(KG_0) \ll 1, \quad \forall \omega > \omega_h \tag{3.16}$$

De plus, en raison des dynamiques non modélisables en hautes fréquences et des limitations imposées sur la commande, le module de $P(s)$ doit décroître en fonction de la fréquence. Il doit être mis en forme de la manière suivante :

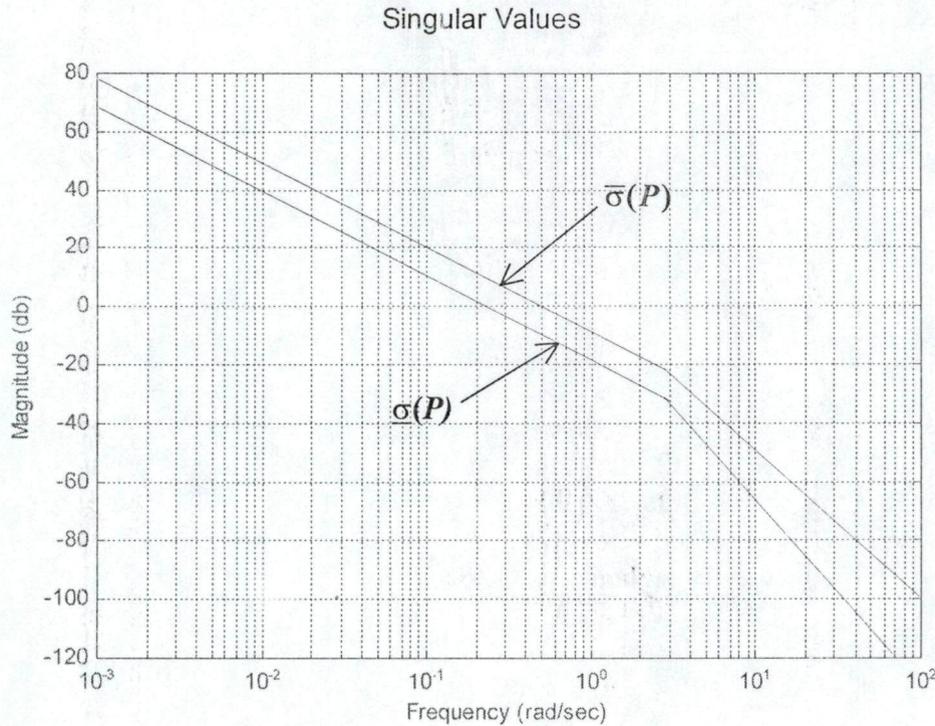


Figure 3.3. Allure désirée des valeurs singulières de la structure de commande en boucle fermée à déterminer.

- Une pente de -20 db/dec est requise au voisinage des fréquences de coupure.
- Une pente de -40 db/dec ou plus en hautes fréquences.
- Pour des variations en échelon des signaux de référence et des perturbations, une pente de -20 db/dec est nécessaire en basses fréquences.
- Pour annuler les écarts statiques, des intégrateurs sont ajoutés au niveaux de chaque entrée.

La figure (3.3) montre l'allure hypothétique désirée des valeurs singulières de $P(j\omega) = K(j\omega)G_0(j\omega)$. Cette mise en forme peut être bien accomplie par la méthode LQG/LTR.

Avant d'entamer la procédure du loop shaping, on commence, tout d'abord, par analyser la dynamique du Boiler-Turbine dans le domaine fréquentiel, afin de se fixer une idée sur ses caractéristiques et situer les problèmes de sa commande. A cet effet, on représente à la figure (3.4) les valeurs singulières de $G_0(s)$. Pour pouvoir interpréter correctement cette caractéristique, il convient de considérer le critère d'analyse dit : *condition number*. Ce facteur qui est défini par :

$$\gamma(G_0) = \frac{\bar{\sigma}(G_0)}{\underline{\sigma}(G_0)} \quad (3.17)$$

permet d'apprécier le niveau d'interaction des variables du système. L'évolution du "condition number" du modèle nominal est représentée à la figure (3.5). L'allure obtenue laisse tirer les conclusions suivantes :

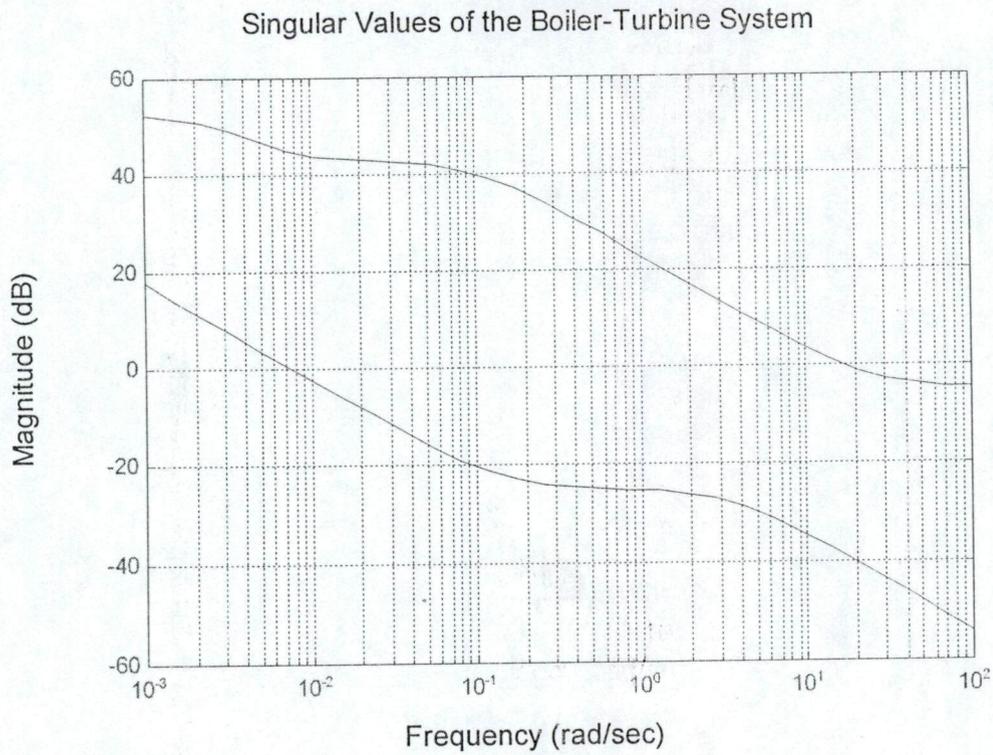


Figure 3.4. La caractéristique fréquentielle du système Boiler-Turbine.

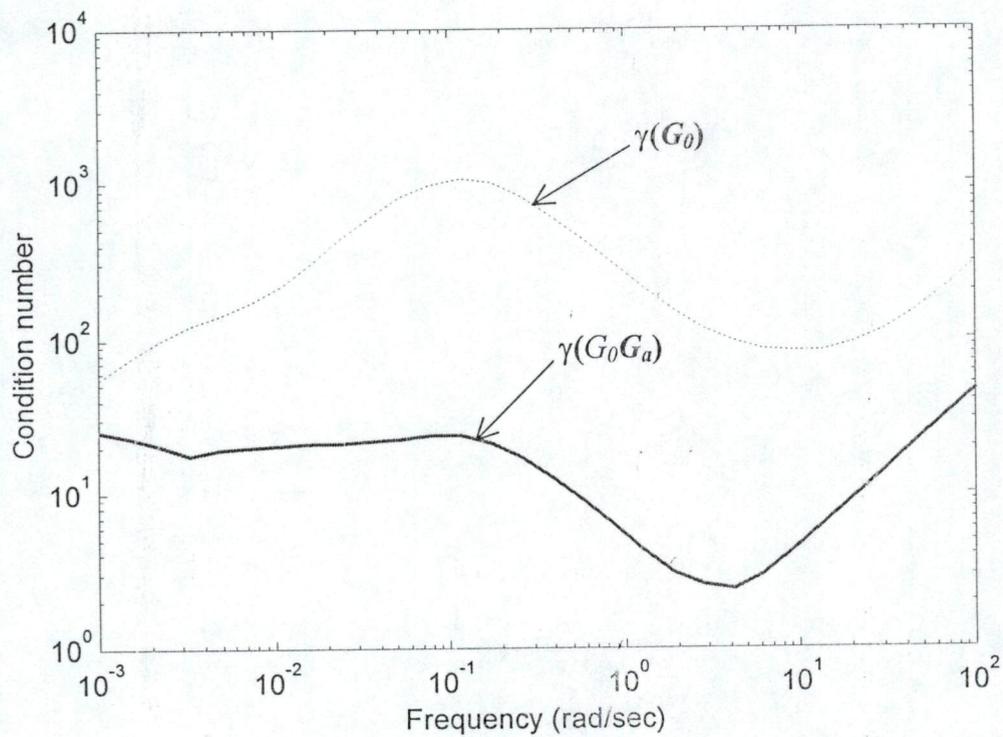


Figure 3.5. L'évolution du condition number avant et après l'augmentation de la dynamique du système.

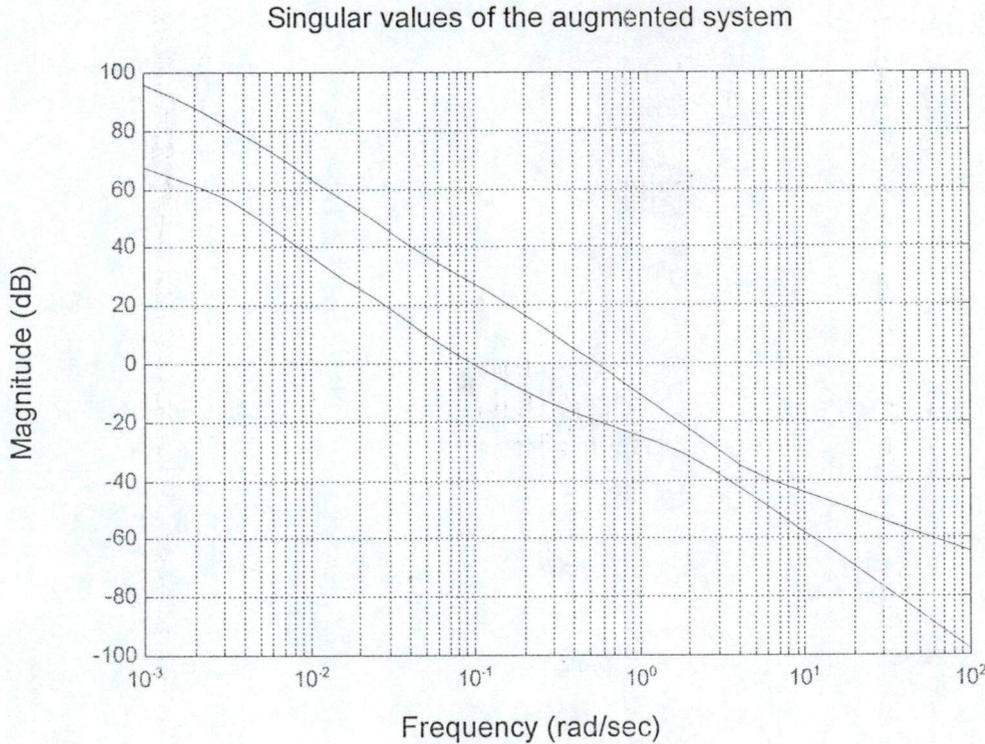


Figure 3.6. Les valeurs singulières du système augmenté $G_0G_a(s)$.

- Comme $\gamma(G_0) > 10$ pour toutes les fréquences avoisinant les fréquences de coupure, le système Boiler-Turbine est alors fortement sensible aux erreurs de modèles non structurées telles que l'erreur de modèle multiplicative en sortie adoptée dans notre cas.
- Les valeurs singulières minimales $\underline{\sigma}(G_0)$ sont tellement faibles que des problèmes de saturation de la commande peuvent être sérieusement posés [SKO 98].
- Le système Boiler-Turbine avec son modèle nominal $G_0(s)$ est fortement couplé.

V.3.4.2 Augmentation de la dynamique du système

Dans le but de contourner les différents problèmes de commande que l'on vient de discuter dans la section précédente, une augmentation de dynamique est introduite de manière à ce que le contrôleur LQG/LTR puisse apporter les performances désirées. La dynamique augmentée, notée $G_a(s)$, est donnée par :

$$G_a(s) = \frac{H}{s} \quad (3.18)$$

où H est un pré-compensateur qui sert à diminuer les interactions entre les variables du système. En général, la matrice constante H est donnée par $H = [G_0(0)]^{-1}$. Mais comme $G_0(0)$ est singulière, il n'est plus possible de la déduire ainsi. Dans ce cas précis, on doit procéder à la *pseudo-diagonalisation* de $G_0(0)$ (annexe [A-1]). Cette procédure permet de déterminer le pré-compensateur H qui confère au système augmenté la propriété de

dominance diagonale [ROS 74] sur la bande de fréquences [0.1, 1]. Dans notre cas, H est déterminé par :

$$H = \begin{bmatrix} 0.1639 & -0.01563 & 0.01644 \\ 0 & 0.021 & 0 \\ 0.9865 & -0.09875 & 0.9864 \end{bmatrix}$$

Par l'introduction du pré-compensateur H , le système augmenté $G_0(s)G_a(s)$ présentera une caractéristique fréquentielle (fig. 3.6) très proche de l'allure désirée dans la bande [0.1, 1]. Ce système peut être exprimé par les équations d'état suivantes :

$$\begin{aligned} \dot{x}_a &= A_a x_a + B_a u_a \\ \delta y &= C_a x_a \end{aligned} \quad (3.19)$$

où x_a , A_a , B_a et C_a sont donnés par :

$$x_a = \begin{bmatrix} \delta x \\ \delta u \end{bmatrix}, \quad A_a = \begin{bmatrix} A & B \\ 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad B_a = \begin{bmatrix} 0 \\ H \end{bmatrix} \quad \text{et } C_a = [C \quad D]$$

et u_a satisfait l'équation :

$$\delta \dot{u}(t) = H u_a(t) \quad (3.20)$$

V.3.4.3 Synthèse du régulateur LQR

Le problème de détermination du régulateur LQR, où toutes les variables d'état sont supposées mesurables, consiste à rechercher une commande optimale $u_a(t)$ transférant le système augmenté d'un état initial $x_a(0)$ à un état final nul, en minimisant le critère de performance :

$$J_r = \int_0^{\infty} (x_a(t)^T Q_c x_a(t) + u_a(t)^T R_c u_a(t)) dt \quad (3.21)$$

La commande optimale solution du problème LQR est donnée par :

$$u_a(t) = -K_r x_a(t) \quad (3.22)$$

$$\text{où } K_r = R_c^{-1} B_a^T P_r \quad (3.23)$$

et $P_r = P_r^T \geq 0$ est une matrice définie positive solution de l'équation algébrique de Riccati

$$A_a^T P_r + P_r A_a + Q_c - P_r B_a R_c^{-1} B_a^T P_r = 0 \quad (3.24)$$

Les matrices de pondération Q_c et R_c sont choisies via plusieurs simulations comme suit :

$$Q_c = 0.005 \text{diag}[Q_1 \ Q_2] \quad R_c = \text{diag}[0.01 \ 0.01 \ 0.5]$$

où $Q_1 = C^T C$ et $Q_2 = \text{diag}[0.005 \ 0.005 \ 0.05]$

Le régulateur LQR est alors déterminé par la matrice de gain constante suivante :

$$K_r = \begin{bmatrix} 0.0412 & 0.0054 & 0.0033 & 0.7207 & 0.7471 & 0.0070 \\ 0.0978 & 0.5196 & -5.80E-5 & 0.0537 & 26.409 & -0.0114 \\ -0.0985 & -0.0016 & 2.29E-5 & -1.097 & 0.0383 & 0.1839 \end{bmatrix}$$

La commande $u(t)$ sera donnée par :

$$u(t) = u^0 + \delta u(t) \tag{3.25}$$

où $\delta u(t)$ satisfait la relation (3.20).

Comme des limitations (amplitude et vitesse d'exécution) sont imposées sur la variable de commande, la boucle regroupant le régulateur LQR est alors choisie comme dynamique cible dans la procédure LTR. Cette dynamique est donnée par la matrice de fonction de transfert suivante :

$$T_1(s) = K_r (sI - A_a)^{-1} B_a \tag{3.26}$$

La figure (3.7) montre la caractéristique fréquentielle de la dynamique cible. Son allure remplit bien les exigences de synthèse requises. La fonction de sensibilité $S(j\omega)$ associée à la dynamique cible est illustrée à la figure (3.8). Cette dernière montre bien que la condition (3.10) se trouve bien remplie, ce qui justifie la stabilité de cette boucle.

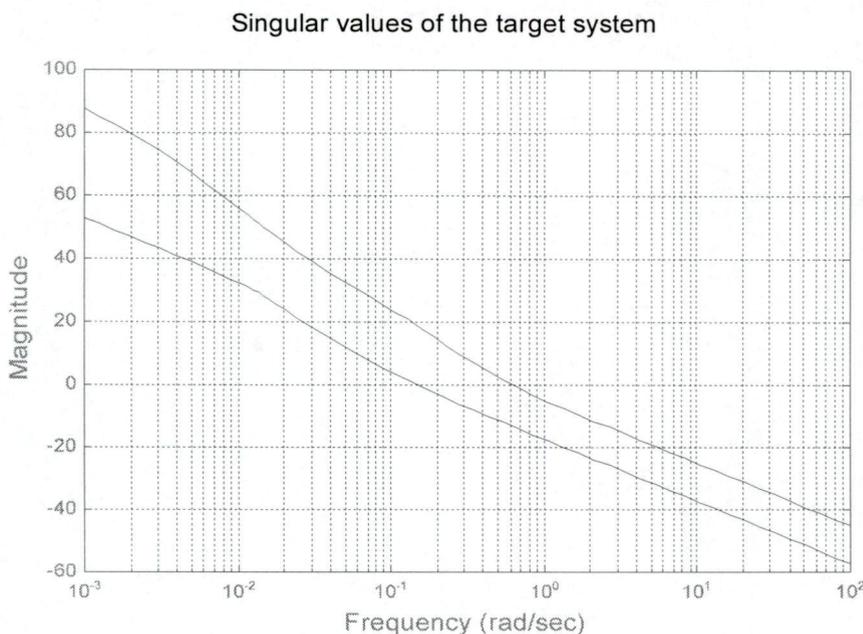


Figure 3.7. Les valeurs singulières de la dynamique cible.

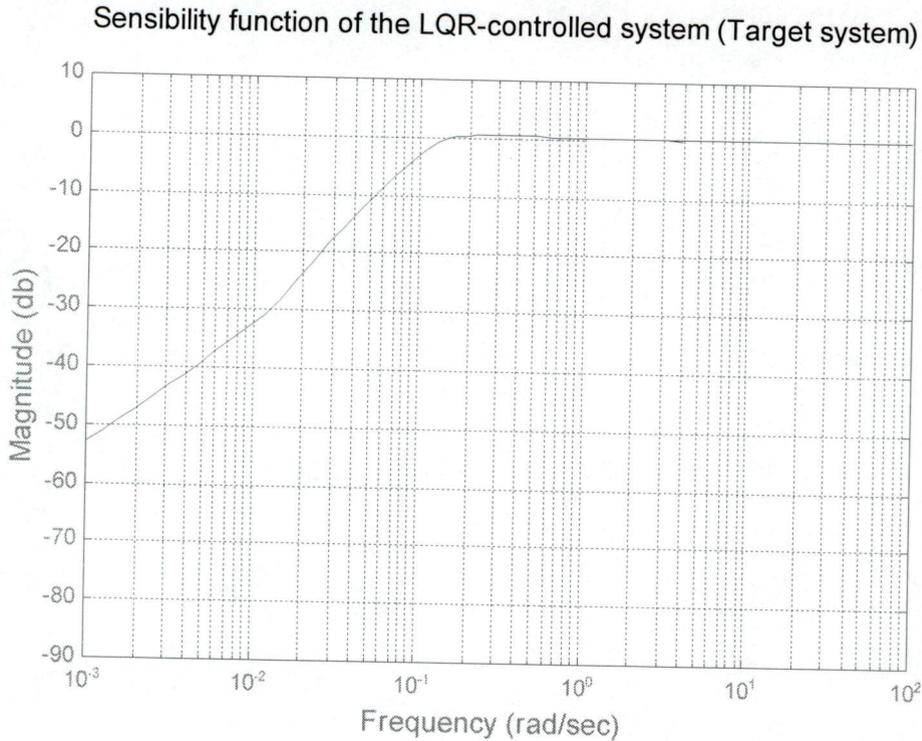


Figure 3.8. La fonction de sensibilité de la dynamique cible.

V.3.4.4 Synthèse de l'estimateur d'état

Pour l'estimation des variables d'état du Boiler-Turbine à partir des mesures bruitées disponibles, Kwon *et al.* optaient pour la célèbre approche du filtrage de Kalman. Cette méthode d'estimation d'état est basée sur la minimisation de la variance de l'erreur d'estimation $E\{[x_a - \hat{x}_a]^T [x_a - \hat{x}_a]\}$, en supposant la connaissance d'un modèle parfait du système de génération de signaux, et également que les sources de bruit sont des "processus blancs" dont les caractéristiques sont bien connues. Le vecteur d'état ainsi estimé est donné par :

$$\hat{x}_a(t) = A_a \hat{x}_a(t) + B_a u_a(t) + K_f (\delta y(t) - C_a \hat{x}_a(t)) \quad (3.27)$$

Le gain du filtre de Kalman minimisant la variance de l'erreur s'obtient par :

$$K_f = P_f C_a^T R_f^{-1} \quad (3.28)$$

où $P_f = P_f^T \geq 0$ est une matrice semi-définie positive, solution de l'équation algébrique de Riccati :

$$P_f A_a^T + A_a P_f - P_f C_a^T R_f^{-1} C_a P_f + Q_f = 0 \quad (3.29)$$

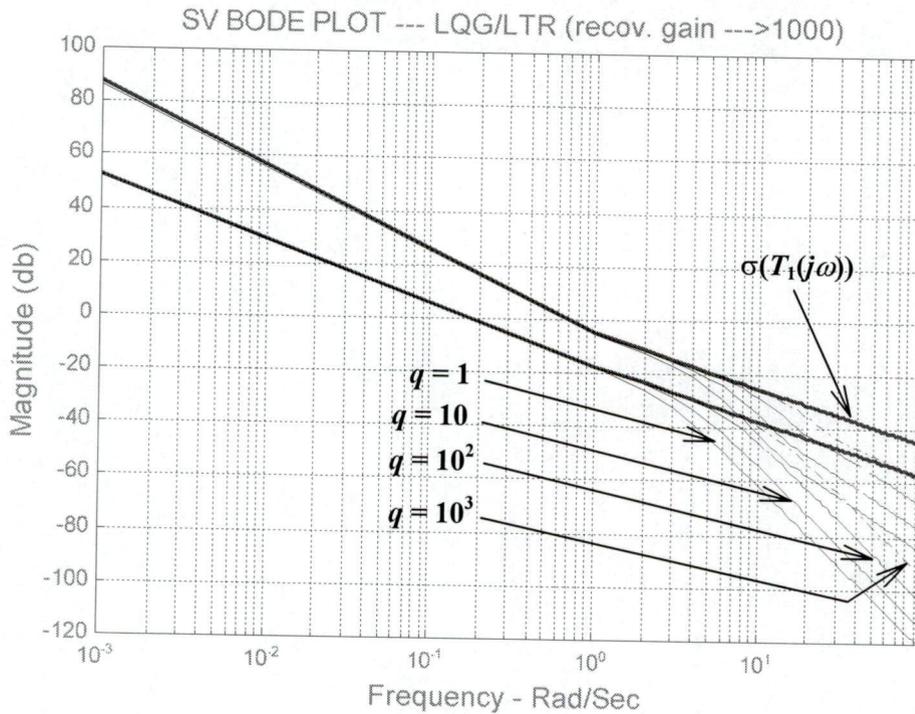


Figure 3.9. Procédure de recouvrement du transfert de la boucle (LTR).

Sur la base de la procédure de recouvrement du transfert (LTR), le problème de synthèse du filtre de Kalman réside dans le choix des matrices de pondération Q_f et R_f de façon à ce que la dynamique de la structure de commande LQG donnée par :

$$T(j\omega) = G_a(j\omega)K_{LQG/LTR}(j\omega)G_0(j\omega) \quad (3.30)$$

tendra approximativement vers la dynamique cible $T_1(j\omega)$. En effet, en posant $Q_f = qB_a B_a^T$ et $R_f = 0.001I$, on est amené à choisir un gain de recouvrement q permettant au système augmenté d'avoir la même caractéristique fréquentielle que celle présentée à la figure (3.3). A la figure (3.9), on illustre les valeurs singulières de $T(j\omega)$ obtenues pour différentes valeurs du gain de recouvrement q . Il apparaît clairement que pour $q=1$, $T(j\omega)$ présentera une allure très proche de l'allure désirée. De plus, il est tout à fait clair qu'au fur et à mesure que $q \rightarrow \infty$, $T(j\omega)$ tend vers la dynamique cible, c'est-à-dire :

$$\sigma(G_a(j\omega)K_{LQG/LTR}(j\omega)G_0(j\omega)) \rightarrow \sigma(K_r(j\omega - A_a)^{-1}B_a) \text{ lorsque } q \rightarrow \infty$$

Le filtre de Kalman sera finalement donné par la matrice de gain constante suivante :

$$K_f = \begin{bmatrix} 3.383 & -0.0116 & -0.2790 \\ -0.0116 & 5.0528 & 0.0745 \\ -27.225 & -6.7477 & 30.97 \\ 1.1122 & -1.0501 & 7.2399 \\ -0.017 & 0.9377 & 0.0479 \\ -31.752 & -7.7291 & 53.328 \end{bmatrix}$$

V.3.4.5 La loi de commande LQG/LTR

Après avoir déterminé le régulateur LQR et l'estimateur d'état donné par le filtre de Kalman, le contrôleur $K_{LQG/LTR}(s)$ de la structure combinée LQG sera exprimé par la matrice de fonction de transfert suivante :

$$K_{LQG/LTR}(s) = K_r (sI - A_a + B_a K_r + K_f C_a)^{-1} K_f \quad (3.31)$$

Comme un pré-compensateur a été déjà introduit, le contrôleur global établi pour le Boiler-Turbine sera donné par :

$$K(s) = G_a(s) K_{LQG/LTR}(s) \quad (3.32)$$

La figure (3.11) illustre le schéma fonctionnel de la structure de commande robuste LQG/LTR établie pour le système Boiler-Turbine. Les valeurs singulières de $K(s)G_0(s)$ sont représentées par la figure (3.10), où il apparaît clairement qu'elles remplissent parfaitement les spécifications requises.

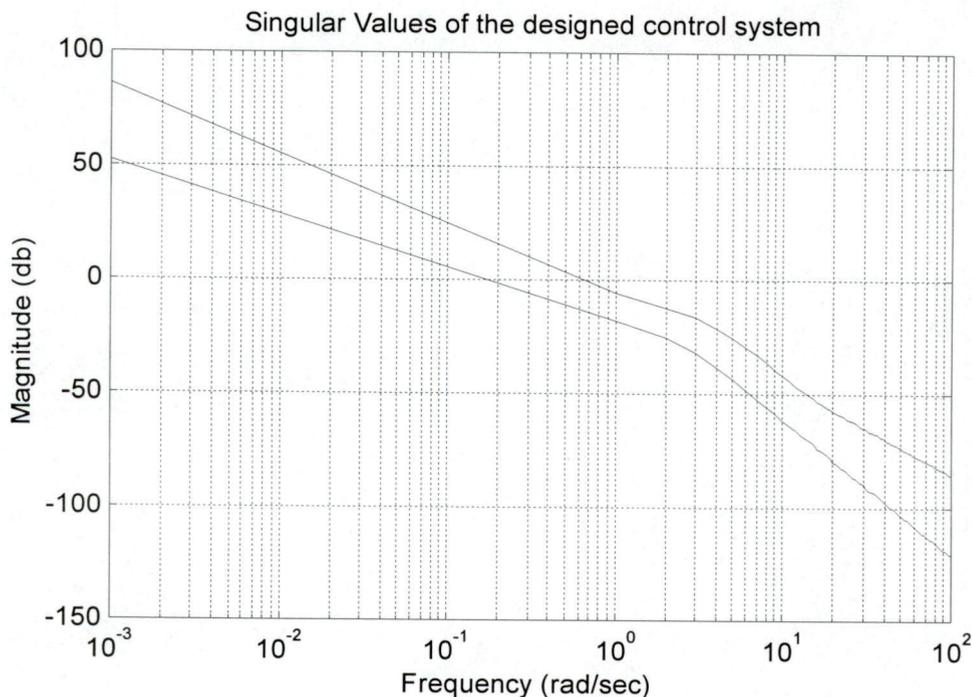


Figure 3.10. Les valeurs singulières de $K(s)G_0(s)$.

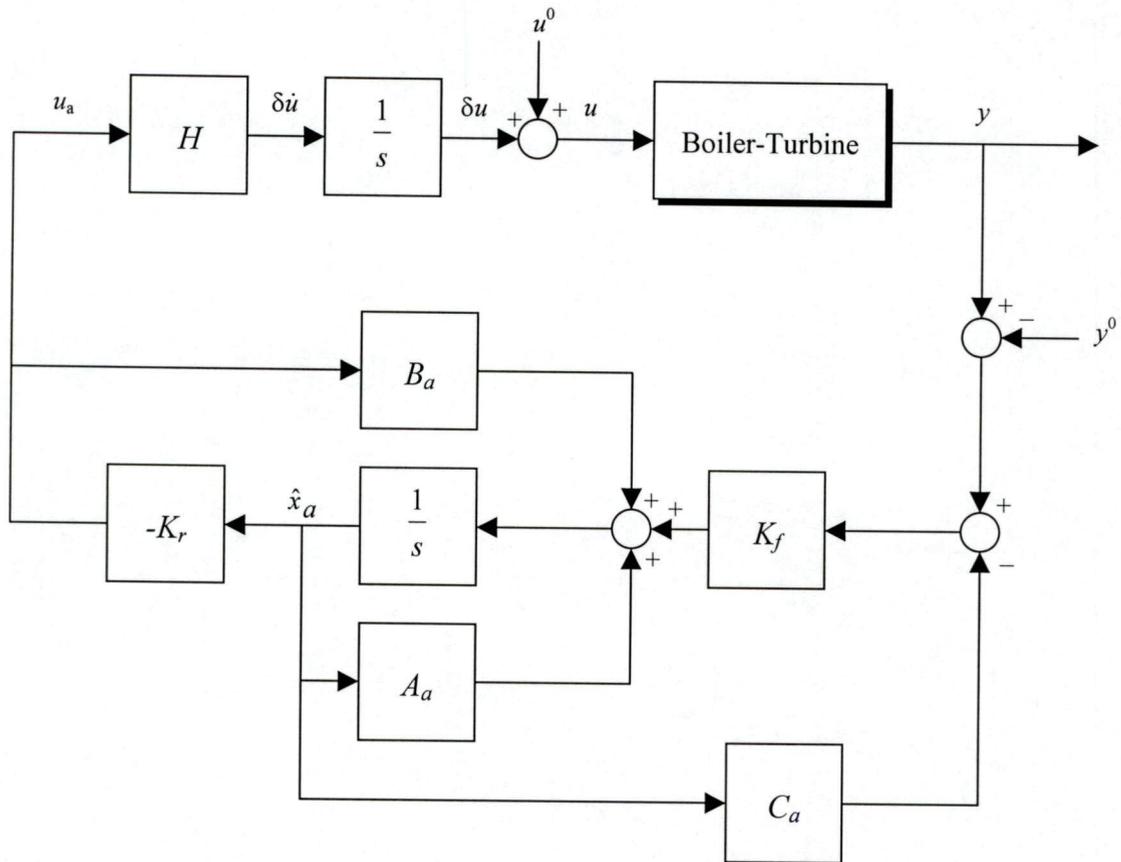


Figure 3.11. Schéma fonctionnel de la structure de commande LQG/LTR du système Boiler-Turbine.

V.3.5 Conclusions

En se basant sur les travaux de Kwon *et al.*, les résultats traitant le problème de la commande multivariable du système Boiler-Turbine, qu'on vient de retrouver, démontrent clairement l'applicabilité et l'efficacité de l'approche LQG/LTR. Cette technique qui met en évidence la représentation fréquentielle, nous donne la possibilité d'exprimer les exigences de synthèse requises par la *mise en forme* du gain de boucle (loop shaping). Cependant, il est tout à fait clair que toutes les démarches de synthèse illustrées ci-dessus se sont entreprises sur la base d'un modèle linéaire décrivant la dynamique du Boiler-Turbine au voisinage d'un point de fonctionnement nominal, alors que toutes éventuelles variations paramétriques sont considérées comme étant des erreurs de modèle. Dans tous les cas, cette supposition nous a permis de déboucher sur des résultats très appréciables, mais dans le souci d'apporter plus de performances devant la particularité du procédé étudié, il convient de chercher à mettre en œuvre une stratégie de commande qui s'adapte mieux aux variations paramétriques et aux incertitudes et imprécisions caractérisant le système. Le traitement des connaissances imparfaites ne peut se faire d'ailleurs que dans le cadre de la logique floue que l'on exploitera, dans la suite, ses principales approches pour traiter *plus précisément* le problème de la commande du Boiler-Turbine.

V.4 ELABORATION D'UNE STRATEGIE DE COMMANDE OPTIMALE FLOUE PAR L'APPROCHE LQG/LTR POUR LA CONDUITE DU BOILER-TURBINE

La stratégie de commande que nous développerons dans cette section est basée fondamentalement sur l'approche LQG/LTR classique. On propose d'employer le modèle TSK flou, que nous avons établi pour le système Boiler-Turbine dans le chapitre (I), pour la synthèse d'une commande LQG floue. La procédure de synthèse consiste à définir, tout d'abord, le système augmenté flou pour les besoins de stabilité en hautes fréquences [GER 96], à déterminer le régulateur LQR flou et, enfin, calculer l'estimateur d'état flou défini par le filtre de Kalman.

V.4.1 Définition du système augmenté flou

Comme on vient de le souligner à la section (V.3.4.2), l'augmentation de dynamique est une technique qui sert à améliorer le comportement du processus à commander en hautes fréquences, évitant, par conséquent, d'introduire des filtres HF qui peuvent entraîner de sérieux problèmes de stabilité. Le système augmenté flou combine le pré-compensateur H et le modèle TSK flou du Boiler-Turbine. Il possède la réalisation d'état suivante :

$$\dot{x}_a(t) = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^r \mu_j A_j & \sum_{j=1}^r \mu_j B_j \\ 0 & 0 \end{bmatrix} x_a(t) + \begin{bmatrix} 0 \\ H \end{bmatrix} u_a(t) \quad (4.1)$$

$$\delta y(t) = \begin{bmatrix} \sum_{j=1}^r \mu_j C_j & \sum_{j=1}^r \mu_j D_j \end{bmatrix} x_a(t)$$

où

$$\mu_j = \frac{w_j}{\sum_{j=1}^r w_j}, \quad w_j = \mu_{F_{ij}}(\delta x_1) \cdot \mu_{M_{ij}}(\delta x_3) \quad (4.2)$$

$$\text{et } w_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, r; \quad \sum_{j=1}^r w_j > 0$$

$$\mu_j \geq 0, \quad j = 1, 2, \dots, r; \quad \sum_{j=1}^r \mu_j = 1$$

avec

$$x_a(t) = \begin{bmatrix} \delta x(t) \\ \delta u(t) \end{bmatrix} \text{ et } u_a(t) \text{ satisfait la relation :}$$

$$\delta \dot{u}(t) = H u_a(t) \quad (4.3)$$

V.4.2 Synthèse du régulateur LQR flou

Le régulateur LQR flou est un régulateur associant r contrôleurs locaux LQR établis en fonction des règles adoptées dans le modèle TSK flou. La synthèse d'un régulateur local LQR s'effectue selon les démarches illustrées à la section (V.3.4.3). Le régulateur LQR correspondant à la règle j est à retour d'état défini par une matrices de gain constante K_{rj} .

Avant de présenter la structure du contrôleur LQR flou, il convient d'énoncer le théorème suivant :

□ **Théorème** [MA 98] :

Si les paires (A_{aj}, B_{aj}) , $j = 1, 2, \dots, r$, sont commandables, le système flou (4.1) est dit *localement commandable*, et si les paires (A_{aj}, C_{aj}) , $j = 1, 2, \dots, r$, sont observables, le système flou est alors dit *localement observable*.

Ainsi, il est facile de vérifier que le système Boiler-Turbine décrit par le modèle flou (4.1) est localement commandable et localement observable par l'évaluation des rangs des matrices de commandabilité et d'observabilité. Ainsi, le régulateur LQR flou peut être exprimé linguistiquement par un ensemble de règles de la forme :

$$\begin{aligned} & \text{IF } \delta x_1(t) \text{ is } F_{ij} \text{ and } \delta x_3(t) \text{ is } M_{ij} \\ & \text{THEN } u_a(t) = -K_{rj} x_a(t) \quad j = 1, 2, \dots, r. \end{aligned}$$

où les matrices de gain constantes K_{rj} sont données par :

$$K_{rj} = R_c^{-1} B_a^T P_{rj}, \quad j = 1, 2, \dots, r. \quad (4.4)$$

et $P_{rj} = P_{rj}^T \geq 0$ sont des matrices semi-définies positives, solution de l'équation algébrique de Riccati :

$$A_{aj}^T P_{rj} + P_{rj} A_{aj}^T + Q_c - P_{rj} B_a R_c^{-1} B_a^T P_{rj} = 0, \quad j = 1, 2, \dots, r. \quad (4.5)$$

avec $A_{aj} = \begin{bmatrix} A_j & B_j \\ 0 & 0 \end{bmatrix}$

Une fois les régulateurs LQR locaux déterminés, le contrôleur LQR flou serait alors donné par :

$$u_a(t) = -\sum_{j=1}^r \mu_j K_{rj} x_a(t) \quad (4.6)$$

Enfin, la commande optimale floue $u(t)$ s'exprime par :

$$u(t) = u^0 + \delta u(t) \quad (4.7)$$

où $\delta u(t)$ vérifie la relation (4.3).

V.4.3 Synthèse de l'estimateur d'état flou

Comme dans le cas de la synthèse du régulateur LQR flou, l'estimateur d'état flou est déterminé par la considération de la contribution de tous les modèles locaux regroupés dans le modèle TSK flou. Cet estimateur qui est basé sur la technique du filtrage de Kalman, peut être représenté par un modèle flou de type Takagi-Sugeno-Kang constitué d'un ensemble de règles IF-THEN de la forme :

$$\begin{aligned} \text{IF } \delta x_1(t) \text{ is } F_{ij} \text{ and } \delta x_3(t) \text{ is } M_{ij} \\ \text{THEN } \dot{\hat{x}}_a(t) &= A_{aj}\hat{x}_a(t) + B_{aj}u_a(t) + K_{fj}[\delta y(t) - \delta \hat{y}(t)] \\ \delta \hat{y}(t) &= C_{aj}\hat{x}_a(t), \quad j = 1, 2, \dots, r. \end{aligned}$$

$$\text{où } B_{aj} = \begin{bmatrix} 0 \\ H \end{bmatrix}, \quad C_{aj} = [C_j \quad D_j]$$

et K_{fj} ($j = 1, 2, \dots, r$) sont les gains des filtres de Kalman.

Les r règles modélisant le processus d'estimation sont, tout d'abord, évaluées en utilisant la technique d'inférence max-product et la méthode du centre de gravité (COG) pour la défuzzification. Il en résulte alors un modèle flou de l'estimateur d'état décrit par les équations suivantes :

$$\begin{aligned} \dot{\hat{x}}_a(t) &= \sum_{j=1}^r \mu_j A_{aj} \hat{x}_a(t) + \sum_{j=1}^r \mu_j B_{aj} u_a(t) + \sum_{j=1}^r \mu_j K_{fj} [\delta y(t) - \delta \hat{y}(t)] \\ \delta \hat{y}(t) &= \sum_{j=1}^r \mu_j C_{aj} \hat{x}_a(t) \end{aligned} \quad (4.8)$$

Le gain du filtre de Kalman K_{fj} associé au système augmenté (A_{aj}, B_{aj}, C_{aj}) , minimisant la variance de l'erreur d'estimation, est donné par la relation suivante :

$$K_{fj} = P_{fj} C_{aj}^T R_f^{-1} \quad (4.9)$$

où $P_{fj} = P_{fj}^T \geq 0$ est une matrice semi-définie positive, solution de l'équation de Riccati :

$$P_{fj} A_{aj}^T + A_{aj} P_{fj} - P_{fj} C_{aj}^T R_f^{-1} C_{aj} P_{fj} + Q_f = 0, \quad j = 1, 2, \dots, r. \quad (4.10)$$

La solution requise pour le problème de commande LQG floue, que nous proposons d'appliquer au Boiler-Turbine, est alors déterminée par la considération, dans la loi de commande du régulateur LQR flou, le vecteur d'état estimé par le modèle flou (4.8), c'est-à-dire :

$$u_a(t) = - \sum_{j=1}^r \mu_j K_{rj} \hat{x}_a(t) \quad (4.11)$$

V.5 ANALYSE DE LA STABILITE DU SYSTEME FLOU

Le problème de stabilité des systèmes flous fait actuellement l'objet de plusieurs travaux de recherche. Dans [JOH 98], l'auteur a proposé une condition suffisante de stabilité des systèmes flous en utilisant la méthode directe de Lyapounov. Il s'agit de vérifier l'existence d'une matrice définie positive commune à l'ensemble des sous-systèmes desquels est constitué le système flou global. D'autres techniques d'analyse de cette importante propriété ont été établies sur la base des méthodes d'analyse de la stabilité des systèmes non linéaires (théorème du cercle, théorème de Popov, critère de stabilité des "switching" systèmes,...).

En vue de vérifier la stabilité de la stratégie de commande LQG floue que nous venons d'établir pour le Boiler-Turbine, nous considérons la méthode directe de Lyapounov. Comme le Principe de Séparation sur lequel repose la technique LQG est toujours applicable dans le cas de la configuration de commande floue adoptée [MA 98], l'analyse de la stabilité s'effectue en considérant séparément la boucle composée du modèle flou et du régulateur LQR flou, et celle constituée du modèle flou et de l'estimateur d'état flou.

La dynamique de la boucle (modèle flou + régulateur LQR flou) est donnée par :

$$\dot{x}_a(t) = \sum_{j=1}^r \sum_{l=1}^r \mu_j \mu_l (A_{aj} - B_{aj} \cdot K_{rj}) x_a(t), \quad (5.1)$$

et celle de la boucle (modèle flou + estimateur d'état flou) est exprimée par :

$$\dot{\hat{x}}_a(t) = \sum_{j=1}^r \sum_{l=1}^r \mu_j \mu_l (A_{aj} - K_{ff} C_{aj}) \hat{x}_a(t) \quad (5.2)$$

Le système flou regroupant ces deux dynamiques sera alors donné par les équations suivantes :

$$\begin{cases} \dot{x}_a(t) = \sum_{j=1}^r \sum_{l=1}^r \mu_j \mu_l (A_{aj} - B_{aj} \cdot K_{rj}) x_a(t) + \sum_{j=1}^r \sum_{l=1}^r \mu_j \mu_l B_{aj} \cdot K_{rj} \hat{x}_a(t) \\ \dot{\hat{x}}_a(t) = \sum_{j=1}^r \sum_{l=1}^r \mu_j \mu_l (A_{aj} - K_{ff} C_{aj}) \hat{x}_a(t) \end{cases} \quad (5.3)$$

La stabilité du système flou (5.3) découle de la stabilité de (5.1) et (5.2).

□ **Théorème** [MA 98] :

L'équation (5.1) est asymptotiquement stable s'il existe une matrice commune définie positive P_1 telle que :

$$(A_{aj} - B_{aj}.K_{rj})^T P_1 + P_1(A_{aj} - B_{aj}.K_{rj}) < 0 \quad \text{pour } j = 1, 2, \dots, r, \text{ et}$$

$$\left(\frac{A_{aj} - B_{aj}.K_{rl} + A_{al} - B_{al}.K_{rj}}{2} \right)^T P_1 + P_1 \left(\frac{A_{aj} - B_{aj}.K_{rl} + A_{al} - B_{al}.K_{rj}}{2} \right) < 0 \quad \text{pour } j \leq l \leq r.$$

De même, l'équation (5.2) est asymptotiquement stable s'il existe une matrice commune définie positive P_2 telle que :

$$(A_{aj} - K_{ff}.C_{aj})^T P_2 + P_2(A_{aj} - K_{ff}.C_{aj}) < 0 \quad \text{pour } j = 1, 2, \dots, r, \text{ et}$$

$$\left(\frac{A_{aj} - K_{ff}.C_{al} + A_{al} - K_{fl}.C_{aj}}{2} \right)^T P_2 + P_2 \left(\frac{A_{aj} - K_{ff}.C_{al} + A_{al} - K_{fl}.C_{aj}}{2} \right) < 0 \quad \text{pour } j \leq l \leq r.$$

- **Remarque :** Les matrices P_1 et P_2 peuvent être facilement déterminées par l'utilisation de l'algorithme LMI (Linear matrix inequalities).

V.6 SIMULATION ET COMPARAISON

Afin de démontrer l'applicabilité et l'efficacité de la stratégie de commande optimale floue, inspirée de l'approche LQG/LTR classique, que nous proposons d'appliquer au système Boiler-Turbine, différents régimes de fonctionnement de ce dernier ont été considérés. Les régimes envisagés par Kwon *et al.* dans [KWO 89] ont été tout d'abord repris, et les résultats obtenus sont comparés à ceux obtenus par l'application de l'approche floue.

La loi de commande optimale LQG/LTR floue est développée à partir du modèle TSK flou à neuf règles, que nous avons établi et validé au chapitre (I). Elle s'exprime par la relation suivante :

$$u_a(t) = -\sum_{j=1}^9 \mu_j K_{rj} \hat{x}_a(t)$$

où μ_j représente le degrés d'activation de la règle j , et $\hat{x}_a(t)$ est le vecteur d'état estimé à l'aide d'un estimateur optimal flou dont la dynamique est décrite par le modèle (4.8). Les limitations imposées sur l'amplitude de la commande et sur la vitesse d'exécution des actionneurs de position sont prises en compte dans la simulation. Elles sont normalisées et données par :

$$\begin{aligned} 0 < u_1 &\leq 1, & |v_1| &\leq 0.07/\text{sec} \\ 0 \leq u_2 &\leq 1, & -2/\text{sec} &\leq v_2 \leq 0.02/\text{sec} \\ 0 \leq u_3 &\leq 1, & |v_3| &\leq 0.05/\text{sec} \end{aligned}$$

Les différents paramètres de synthèse à savoir, les gains K_{rj} du régulateur LQR flou et les gains K_{ff} de l'estimateur d'état flou sont donnés à l'annexe (A-4).

Dans une première phase, nous commençons par tester l'aptitude du système de commande flou à rejeter des perturbations sur l'entrée et sur la sortie du processus. Nous supposons tout d'abord que seule la perturbation sur l'entrée $d_u(t)$ est présente. L'entrée des actionneurs des vannes de commande en saturation se traduit par un effet qui peut se représenter grossièrement par une telle perturbation. Celle-ci est de type basse fréquence (ce qui est le cas le plus classique), représentée par des fonctions échelons suffisamment espacés. Ainsi, les cas suivants sont considérés :

Cas 1 : $d_{u1}(t) = 0.1\Gamma(t-10), d_{u2}(t) = 0, d_{u3}(t) = 0$

Cas 2 : $d_{u1}(t) = 0, d_{u2}(t) = 0.1\Gamma(t-10), d_{u3}(t) = 0$

Cas 3 : $d_{u1}(t) = 0, d_{u2}(t) = 0, d_{u3}(t) = 0.1\Gamma(t-10)$

Nous considérons aussi le rejet de perturbations sur la sortie du processus. Alors, la première performance qu'on doit demander à la régulation est d'assurer un bon rejet de perturbations. Autrement dit, on souhaite que la perturbation $d_y(t)$ ait une faible influence sur la sortie y . A cet effet, nous avons opté pour les cas suivants :

Cas 4 : $d_{y1}(t) = 2\Gamma(t-10), d_{y2}(t) = 0, d_{y3}(t) = 0$

Cas 5 : $d_{y1}(t) = 0, d_{y2}(t) = 5\Gamma(t-10), d_{y3}(t) = 0$

Cas 6 : $d_{y1}(t) = 0, d_{y2}(t) = 0, d_{y3}(t) = 0.1\Gamma(t-10)$

Dans une deuxième phase, nous considérons le problème de poursuite de références. Nous avons envisagé les cas de demandes complémentaires en énergie thermique et en puissance électrique, ainsi que l'augmentation de la contrepression de la vapeur à la sortie de la turbine. Ces situations sont testées selon les cas suivants :

Cas 7 : $y_{r1}(t) = y_1^0 + 2\Gamma(t-10), y_{r2}(t) = y_2^0, y_{r3}(t) = y_{r3}^0$

Cas 8 : $y_{r1}(t) = y_1^0, y_{r2}(t) = y_2^0 + 5\Gamma(t-10), y_{r3}(t) = y_{r3}^0$

Cas 9 : $y_{r1}(t) = y_1^0, y_{r2}(t) = y_2^0, y_{r3}(t) = y_{r3}^0 + 0.1\Gamma(t-10)$

• **Interprétation des résultats de simulation :**

Il convient de souligner tout d'abord que dans l'ensemble des cas considérés, le point de fonctionnement du Boiler-Turbine varie. Il a même atteint les zones de saturations, en particulier dans les cas 4, 5 et 8. Cette variation n'a en aucun cas entraîné des situations critiques d'instabilité du processus ; les deux stratégies de commandes mises en œuvre à savoir la commande LQG classique et la commande LQG floue, arrivent bien à maintenir son état d'équilibre. De plus, il apparaît clairement d'après la figure (6.1) que l'effet des perturbations appliquées aux signaux d'entrée est moins significatif et commence à s'atténuer après 50 secondes. Par contre, l'effet des perturbations appliquées à la sortie du processus est relativement prononcé. Il se trouve parfaitement rejeté après 100 secondes, comme le montre la figure (6.2). On remarque d'ailleurs que dans la plupart des situations envisagées, la puissance électrique atteint le plus rapidement son régime nominal, alors que le niveau d'eau arrive le plus lentement à son état d'équilibre.

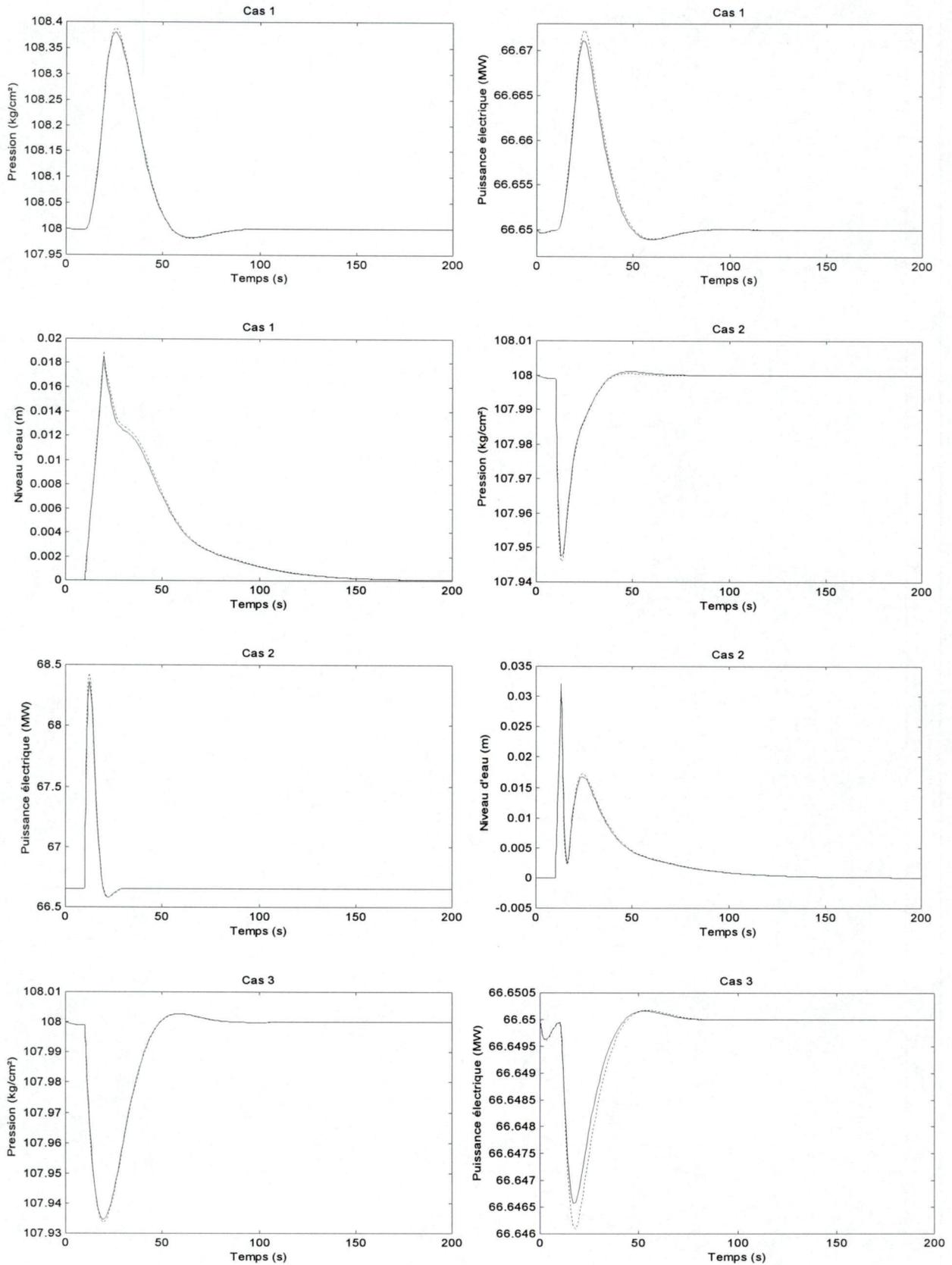


Figure 6.1. Evolution des variables de sortie du système Boiler-Turbine pour des perturbations en entrée : (.....) contrôleur LQG/LTR classique, (—) contrôleur LQG/LTR flou.

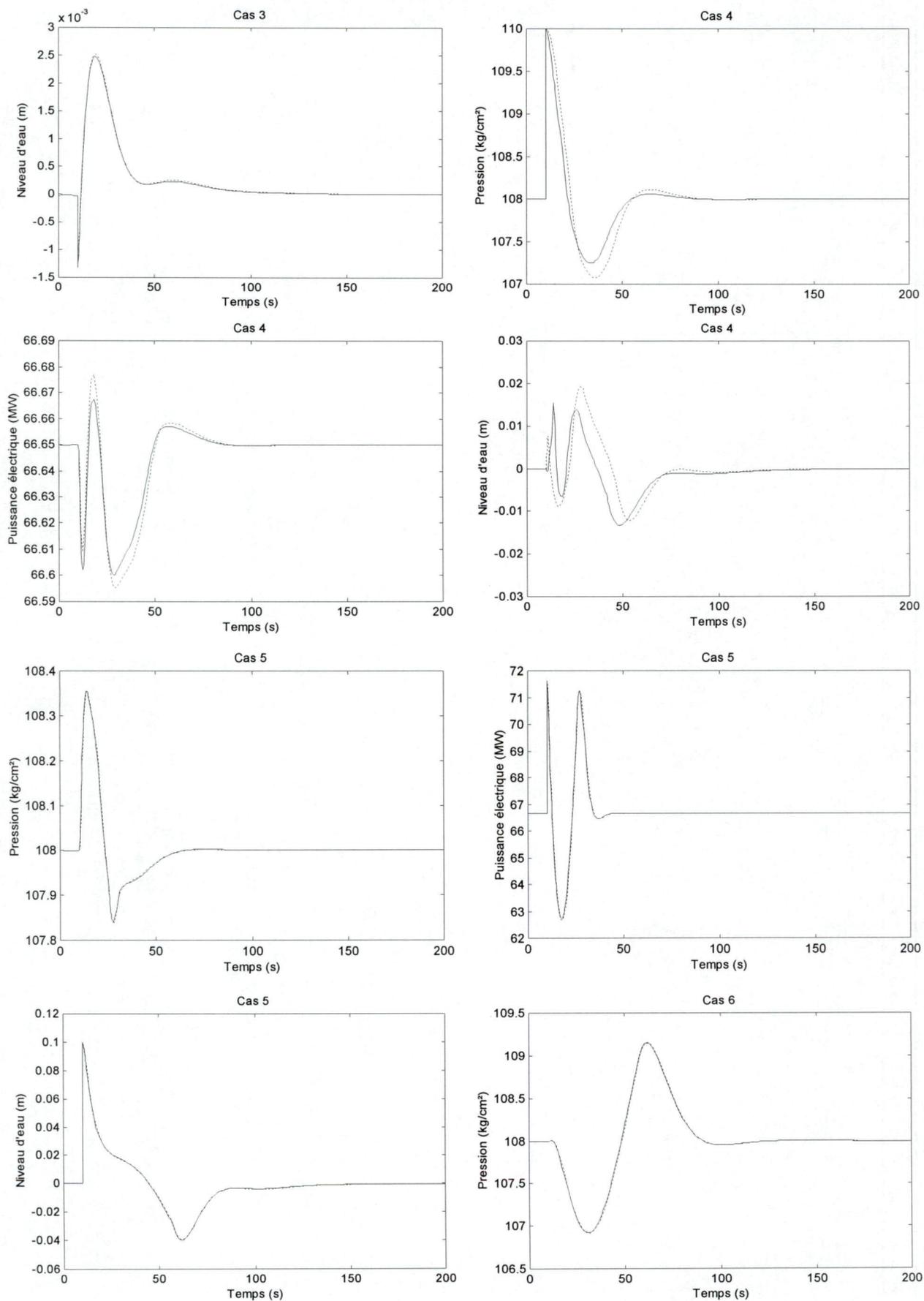


Figure 6.2. Evolution des variables de sortie du système Boiler-Turbine pour des perturbations en sortie : (.....) contrôleur LQG/LTR classique, (—) contrôleur LQG/LTR flou.

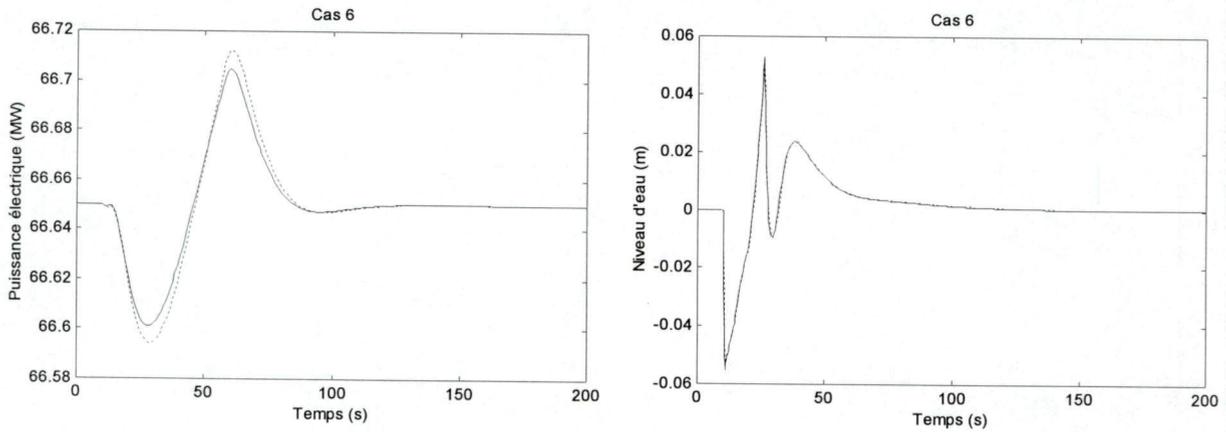


Figure 6.2. (suite) Evolution des variables de sortie du système Boiler-Turbine pour des perturbations en sortie : (.....) contrôleur LQG/LTR classique, (—) contrôleur LQG/LTR flou.

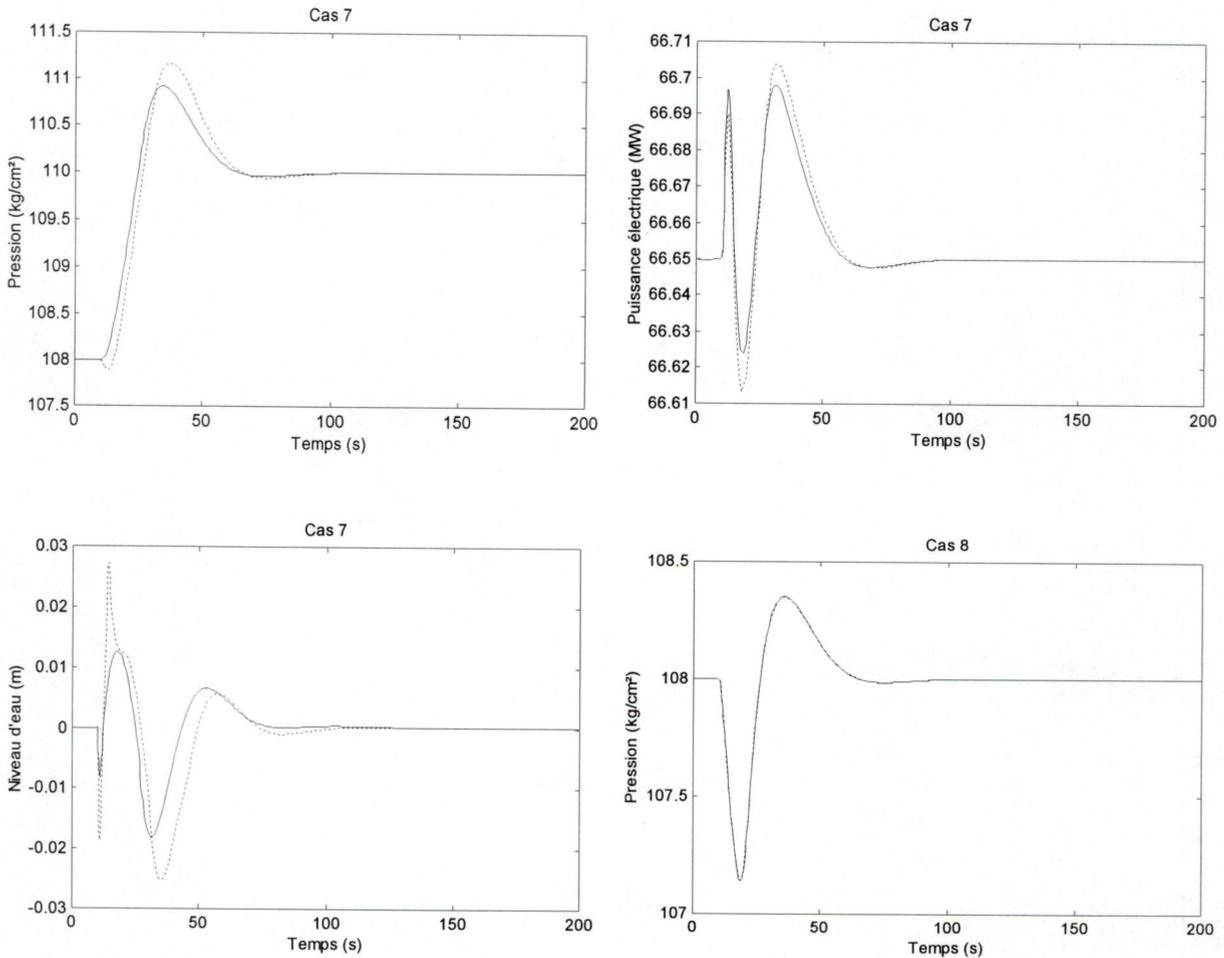


Figure 6.3. Evolution des variables de sortie du système Boiler-Turbine dans les cas de poursuite de références : (.....) contrôleur LQG/LTR classique, (—) contrôleur LQG/LTR flou.

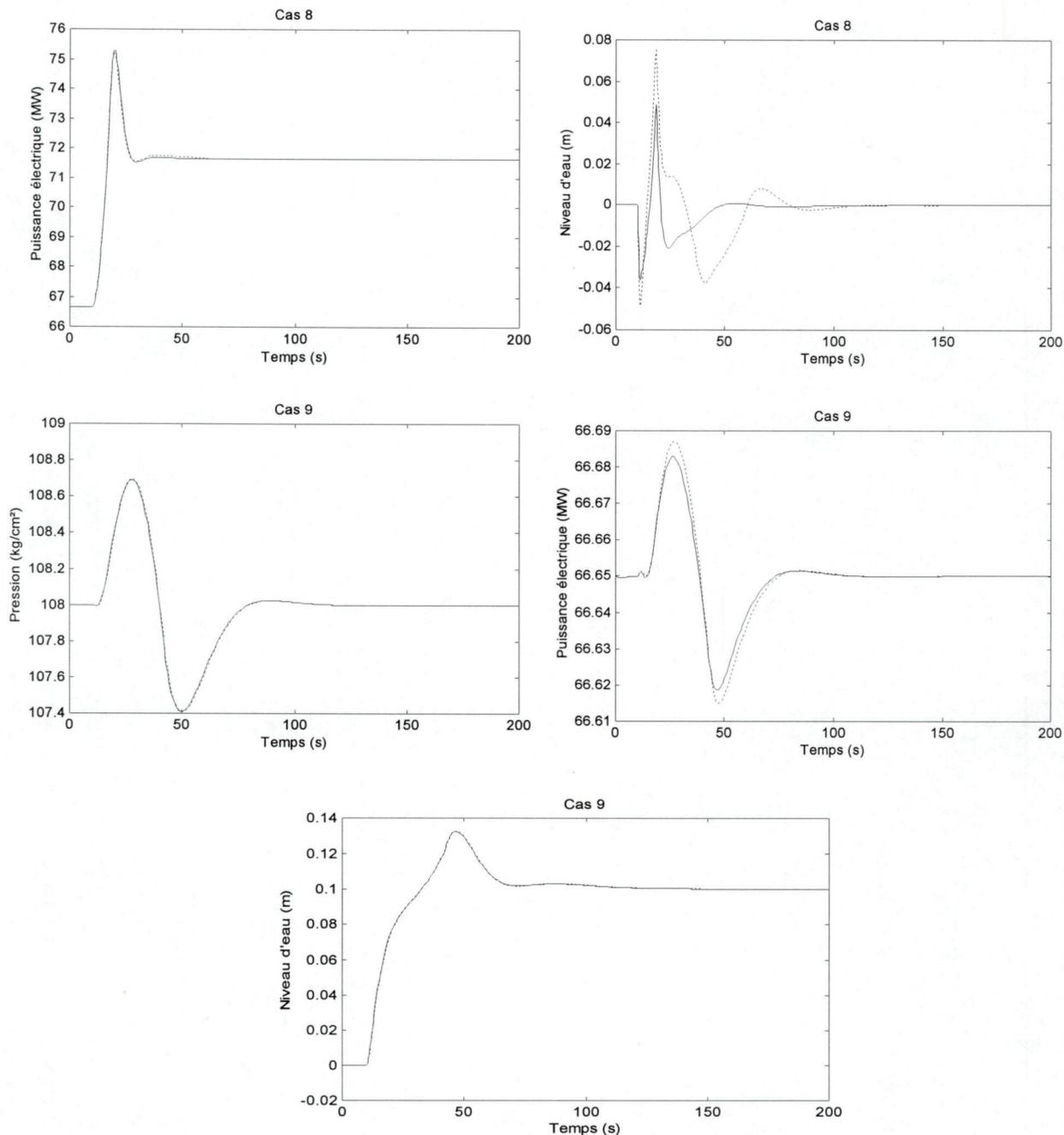


Figure 6.3. (suite) Evolution des variables de sortie du système Boiler-Turbine dans les cas de poursuite de références : (.....) contrôleur LQG/LTR classique, (—) contrôleur LQG/LTR flou.

Ces constatations qu'on vient de faire démontrent bien l'efficacité des deux stratégies de commande, dans la mesure où l'on arrive, dans tous les cas, à réaliser les objectifs requis sans pour autant provoquer l'instabilité du processus. Les performances apportées par l'emploi de la commande LQG floue sont cependant nettement améliorées par rapport à celles obtenues par l'emploi de la stratégie de commande LQG classique. Cette amélioration se justifie d'ailleurs par le fait que le contrôleur LQG/LTR flou réalise un auto-ajustement de sa structure en fonction de la variation du point de fonctionnement, alors que le contrôleur LQG classique possède une structure fixe ; la variation de l'état nominal du processus Boiler-Turbine n'est plus accompagnée d'une reparamétrisation du contrôleur. Néanmoins, ce dernier ne s'est plus désadapté au procédé justifiant ainsi la robustesse de l'approche LQG.

Examinons et évaluons à présent les performances apportées par l'utilisation de l'approche floue. Le tableau (6.1) compare les pertes en puissance électrique, d'une part pour une configuration de commande LQG classique et, d'autre part, pour une configuration de commande optimale floue par l'approche LQG. On constate, dans la plupart des cas, que le système de commande LQG floue a permis de minimiser les pertes en puissance électrique ; des centaines de kilowatts ont été alors économisés pour des perturbations ou des poursuites qui sont toutefois de moyennes amplitudes (entre 2 et 5 MW). L'augmentation de la contrepression de la vapeur à la sortie de la turbine s'effectue toujours au détriment d'une perte de quelques mégawatts, selon la valeur de contrepression. Dans le cas 7, une augmentation de 2 MW de la valeur de contrepression a entraîné une perte de 1.30 MW pour une configuration de commande LQG classique, contre 1.13 MW pour la configuration LQG floue ; soit un gain d'environ 170 kW.

Dans le cycle de cogénération, l'eau condensée provenant du condenseur est réintroduite dans le ballon supérieur du Boiler. Le retour d'eau au ballon crée une faible perturbation sur le niveau d'eau et, par conséquent, sur la puissance électrique fournie. Cette situation est représentée par le cas 6. Dans ce cas particulier, les pertes en énergie électrique sont relativement élevées, et le gain en puissance apporté par le système de commande flou est d'environ 323.08 kW.

Comme on vient de souligner à maintes reprises, le contrôle du niveau d'eau constitue l'une des spécifications qui pose de sérieux problèmes à la commande. Ceci revient à la distribution non linéaire de la vapeur dans les différentes conduites du système, qui se manifeste par un comportement à non minimum de phase caractérisant la dynamique du niveau d'eau dans le ballon supérieur du générateur de vapeur.

Cas	Pertes en puissance (LQG classique), [MW]	Pertes en puissance (LQG flou), [MW]	Gain en puissance [kW]
4	1,421920	1,235929	186,000
6	2,352125	2,029040	323,085
7	1,306438	1,137039	170,000
9	1,175427	1,024494	150,932

Tableau 6.1 Performances apportées par l'application de la stratégie de commande LQG floue au Boiler-Turbine.

Les résultats illustrant la dynamique du niveau d'eau dans les cas 4, 7 et 8 montrent clairement que le contrôleur LQG flou intervient plus efficacement que le contrôleur LQG classique, dans la mesure où les oscillations observées se trouvent parfaitement réduites et sont amorties plus rapidement. Ce sont ces oscillations qui sont à l'origine des difficultés liées au contrôle du niveau d'eau, d'autant que ce dernier constitue l'objectif principal de toutes les stratégies de commande envisagées.

V.7 Conclusions

Le problème de commande du processus énergétique Boiler-Turbine, traité dans ce chapitre, peut être considéré comme une des applications du problème générale de performance robuste, qui consiste à réaliser des performances bien spécifiques en présence d'incertitudes dans le système. Comme solution à ce problème, Kwon *et al.* avaient proposé d'appliquer la stratégie LQG avec la mise en forme de la boucle de commande (Loop Shaping). Cette stratégie est d'ailleurs reconnue par ses propriétés de robustesse qui sont toutefois très appréciables, et a permis même de réaliser à un certain degré de satisfaction l'ensemble des objectifs visés.

La synthèse de la loi de commande LQG a été effectuée sur la base d'un état paramétrique nominal du processus. Cet état qui ne correspond que très rarement à la réalité physique du système, peut varier en raison de plusieurs facteurs. En outre, même si les conditions de robustesse sont bien garanties par l'approche LQG, les problèmes liés à la nature de la dynamique du niveau d'eau dans le ballon supérieur du Boiler et à la variation fréquente et imprévisible du point de fonctionnement, restent cependant toujours posés. Ces problèmes viennent s'ajouter aux imprécisions et incertitudes caractérisant le modèle mathématique, pour lequel est calculé le système de commande LQG/LTR.

Dans le but de contourner ces imperfections (incertitudes et imprécisions), nous avons proposé une stratégie de commande optimale floue qui repose essentiellement sur un modèle linguistique de type TSK du processus, lequel nous avons déjà établi et validé son aptitude à reproduire les principales caractéristiques physiques du Boiler-Turbine. L'emploi de ce modèle **précis** (par rapport au modèle linéarisé) a donné lieu à une configuration de commande optimale floue, que nous avons bien démontré, à travers les résultats de simulation, son efficacité dans la mesure où une nette amélioration des performances est apportée. Ces résultats, notamment le tableau (6.1), pourraient laisser penser que la minimisation des pertes en puissance électrique est très intéressante, somme toute, devant les faibles amplitudes des perturbations considérées, reprises de [KWO 89]. Le contrôle du niveau d'eau est aussi amélioré, notamment dans les cas 4, 7 et 8. Ceci revient en fait à la bonne caractérisation de la distribution de la vapeur dans les conduites du système, apportée par la modélisation floue du processus Boiler-Turbine.

L'ensemble des résultats qu'on vient d'obtenir ne laisse que confirmer l'aptitude de la logique floue par ses différentes approches à caractériser et à traiter les incertitudes et les imprécisions qui sont à l'origine des problèmes liés à la synthèse de stratégies de commande pour les systèmes complexes.

Conclusion générale

Au terme de ce travail, nous ne pouvons nous empêcher de rappeler les questions fondamentales auxquelles nous avons tenté de mettre en évidence. Plus précisément, nous avons visé les problèmes liés à la modélisation et la commande de processus industriels complexes en prenant comme exemple le processus de cogénération à base de Boiler-Turbine ; un système d'autant plus complexe par sa structure physique comme par sa conduite. Nous avons toutefois essayé de suivre le changement de direction entrepris dans le développement de la théorie de commande et de ses applications, en proposant d'étudier les possibilités d'application des nouvelles approches de la "commande intelligente" à la conduite du Boiler-Turbine, et d'évaluer par voie de conséquence leur apport sur les plans théorique et pratique.

Devant la complexité du processus industriel appréhendé (le Boiler-Turbine), nous avons choisi de faire recours à la logique floue pour l'analyse et le traitement du problème de sa conduite proprement dite. Une telle direction ne peut en aucun cas être considérée comme un pur acte de foi dans la mesure où la logique floue constitue le seul cadre dans lequel peuvent être conjointement traités tout types de connaissances imparfaites (incertitudes, imprécisions, incomplétudes,...), offrant des outils appropriés pour les caractériser. Dans le cas particulier du Boiler-Turbine, ces imperfections se traduisent par les erreurs de modélisation, les dynamiques négligées, les dynamiques non modélisables et les variations paramétriques. C'est pourquoi des exigences de robustesse en stabilité et en performance sont fortement requises dans la phase de synthèse du système de commande, ce qui conduit automatiquement à faire appel à des concepts bien spécifiques de la théorie de commande robuste.

La logique floue s'est intervenue efficacement dans la modélisation du Boiler-Turbine. Le modèle flou de type TSK à neuf règles que nous avons proposé reproduit bien les principales caractéristiques du modèle complexe qui est caractérisé par de fortes interactions et des non linéarités assez prononcées, donnant lieu à une représentation *plus précise* (par rapport au modèle linéarisé) et facilement manipulable. En d'autres termes, il s'agit d'un modèle flou non linéaire suffisamment tolérant aux incertitudes et aux imprécisions, *reproduisant à un certain degré de satisfaction la complexité du processus réel sans pour autant être complexe*.

Une telle représentation offre bien la possibilité d'exploiter la richesse des techniques de la commande robuste et les utiliser en liaison avec les approches de la logique floue. En effet, nous avons fait appel dans la phase de synthèse à la stratégie de commande LQG avec la mise en forme de la boucle de commande (loop shaping), en l'appliquant simultanément à l'ensemble des modèles locaux desquels est constitué le modèle global flou. Il en a résulté une configuration de commande LQG floue garantissant *localement* de bonnes marges de stabilité. Ceci laisse penser, bien évidemment, à dépêcher une question sur la stabilité du système flou global, une question qui fait justement l'actualité de plusieurs travaux de recherches. Nous n'avons pas d'ailleurs manqué de vérifier cette importante propriété dans notre cas étudié, en faisant appel à un résultat dégageant une condition suffisante de stabilité des systèmes flous en se basant sur la méthode directe de Lyapounov.

La configuration de commande robuste par logique floue que nous venons d'établir à partir du modèle TSK flou proposé s'est montrée avantageuse. Ceci revient à la précision de la représentation symbolique adoptée pour la caractérisation du comportement dynamique du Boiler-Turbine qui se trouve nettement améliorée en comparaison à d'autres modèles mathématiques. Sur le plan pratique, les performances apportées par l'utilisation de l'approche linguistique sont traduis par une minimisation très appréciable des pertes en énergie électrique dans les différents régimes de fonctionnement envisagés, soit des gains atteignant les centaines de kilowatts. De plus, le contrôle du niveau d'eau dans le ballon supérieur du générateur de vapeur s'est trouvé bien amélioré, une limitation de l'effet de trempe dans certains cas considérés est aussi observée.

Il convient de noter enfin que des solutions beaucoup plus intéressantes peuvent être obtenues si l'on dispose essentiellement :

- d'une base de connaissances acquises de la pratique permettant non seulement la caractérisation du comportement dynamique du Boiler-Turbine mais aussi la planification des tâches (scheduling) envisageable dans les différents régimes de son fonctionnement. Dans ce cas, le raisonnement approximatif peut intervenir efficacement dans la mise en place d'un système de supervision.
- de garanties suffisantes sur la stabilité et la robustesse d'autres techniques que l'on puisse utiliser conjointement avec la logique floue (les réseaux de neurones, l'approche H_∞ , l'approche d'optimisation à sensibilité mixte $H_2 / H_\infty, \dots$).

Tous les résultats rapportés dans ce travail proviennent de simulation ; or, en pratique, il existe de nombreux phénomènes qui accentuent significativement les différences entre processus simulé et processus réel. Il convient finalement de reconnaître que certaines questions restent toujours posées devant le manque de garantie solide et d'essais dans des situations réelles, qui empêche évidemment une application massive et directe en milieu industriel.

Annexe 1 : Pseudo-diagonalisation

Soit un système défini par la matrice de fonction de transfert $G(s)$ de dimension $(m \times r)$. La pseudo-diagonalisation de $G(s)$ consiste à déterminer un compensateur statique K tel que, pour tout élément ω du domaine \mathcal{D} , on a :

$$\left|q_{jk}(s)\right| - \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^m \left|q_{jk}(s)\right| > 0$$

Le système ouvert $GK(s)$ est alors dit à *dominance diagonale* sur le domaine \mathcal{D} .

A1.1. Procédure de calcul du gain K :

$$\begin{aligned} q_{jk}(s) &= \sum_{u=1}^r g_{ju}(s) \cdot k_{uk} \\ &= \sum_{u=1}^r (\alpha_{ju} + i\beta_{ju}) k_{uk} \end{aligned}$$

Pour la détermination des vecteurs $k_{1k}, k_{2k}, \dots, k_{rk}$, on est appelé à résoudre le problème d'optimisation du critère :

$$\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^m \left|q_{jk}(s)\right|^2 \quad \text{tel que :} \quad \sum_{u=1}^r k_{uk}^2 = 1$$

• **Solution du problème :**

$$\begin{aligned} L_k &= \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^m \left| \sum_{u=1}^r (\alpha_{ju} + i\beta_{ju}) k_{uk} \right|^2 + \lambda \left(1 - \sum_{u=1}^r k_{uk}^2 \right) \\ &= \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^m \left\{ \left(\sum_{u=1}^r \alpha_{ju} k_{uk} \right)^2 + \left(\sum_{u=1}^r \beta_{ju} k_{uk} \right)^2 \right\} + \lambda \left(1 - \sum_{u=1}^r k_{uk}^2 \right) \end{aligned}$$

$$\frac{\partial L_k}{\partial k_{uk}} = \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^m \left\{ 2 \left(\sum_{u=1}^r \alpha_{ju} k_{uk} \right) \alpha_{jv} + 2 \left(\sum_{u=1}^r \beta_{ju} k_{uk} \right) \beta_{jv} \right\} - 2\lambda k_{vk} = 0, \quad v = 1, 2, \dots, r.$$

$$\Rightarrow \sum_{u=1}^r \left\{ \sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^m (\alpha_{jv} \alpha_{ju} + \beta_{jv} \beta_{ju}) \right\} k_{uk} = \lambda k_{vk}, \quad v = 1, 2, \dots, r.$$

En introduisant la matrice $A_k = (a_{vu}^{(k)}) = \left(\sum_{\substack{j=1 \\ j \neq k}}^m (\alpha_{jv} \alpha_{ju} + \beta_{jv} \beta_{ju}) \right)$, et en posant $k_k = (k_{uk})$, la

solution du problème sera enfin donnée par :

$$A_k k_k = \lambda k_k$$

Cette dernière relation correspond bien au problème de détermination des vecteurs propres de la matrice A_k . Comme solution au problème, on doit alors choisir le vecteur k_k correspondant à la plus petite valeur propre de la matrice A_k .

Annexe 2 : Nomenclature

A2.1. Variables :

<u>Symbole</u>	<u>Description</u>	<u>Unité</u>
<i>C</i>	chaleur spécifique	kJ/kg.K
<i>h</i>	enthalpie spécifique	kJ/kg
<i>l</i>	niveau d'eau	m
<i>m</i>	masse	kg
<i>p</i>	pression	kg/cm ²
<i>q</i>	débit massique	kg/s
<i>Q</i>	quantité de chaleur	W
<i>S</i>	surface	m ²
<i>T</i>	température	K
<i>t</i>	temps	s
<i>V</i>	volume	m ³
<i>W</i>	puissance électrique	MW
<i>α</i>	facteur de qualité	-
<i>ρ</i>	densité	kg/m ³

A2.2. Indices :

<u>Symbole</u>	<u>Description</u>
<i>a</i>	air
<i>d</i>	ballon supérieur du Boiler (drum)
<i>f</i>	feedwater
<i>fuel</i>	fuel
<i>g</i>	gaz
<i>l</i>	niveau
<i>m</i>	métal
<i>rh</i>	resurchauffeur (reheater)
<i>s</i>	vapeur (steam)
<i>t</i>	total
<i>va</i>	vanne d'admission
<i>w</i>	eau

Annexe 3 : Paramètres du Boiler-Turbine

A3.1. Valeurs nominales

<i>Paramètre</i>	<i>Unité</i>	<i>Valeur</i>
Débit de vapeur	Kg/s	60
Pression de vapeur dans le ballon	Kg/cm ²	108
Densité du fluide	Kg/m ³	428
Facteur de qualité de vapeur	-	0.05
Niveau d'eau	%	50
Puissance électrique nominale	MW	66.65
Puissance maximale	MW	160

A3.2. Dimensions physiques

<i>Paramètre</i>	<i>Unité</i>	<i>Valeur</i>
Volume du ballon supérieur	m ³	40
Volume des tubes "risers"	m ³	37
Volume des tubes "downcomer"	m ³	11
Surface du ballon supérieur	m ²	20
Masse totale des tubes	kg	300000
Masse des tubes "risers"	kg	160000

A3.3. Valeurs numériques des termes intervenant dans le calcul des paramètres de la relation (I.5.8)

Paramètres	$h_c V_{st} \frac{\partial p_s}{\partial p}$	$\rho_s V_{st} \frac{\partial h_s}{\partial p}$	$\rho_w V_{wt} \frac{\partial h_w}{\partial p}$	$m_t C_p \frac{\partial t_s}{\partial p}$	V_t
Valeurs	420	-40	1870	1410	85

Annexe 4 : Paramètres de synthèse

A4.1. Paramètres de la structure de commande LQG classique :

- Pôles du système : $[0 \quad -0.1 \quad -2.5087E-3]$
- Zéros de transmission du système : $z = -0.1389$
- Pôles du contrôleur LQG classique :

$$\begin{bmatrix} -1.8002 + 1.7494j \\ -1.8002e - 1.7494j \\ -0.13889 \\ -2.7380 \\ -2.8575 + 2.8517j \\ -2.8575e - 2.8517j \end{bmatrix}$$

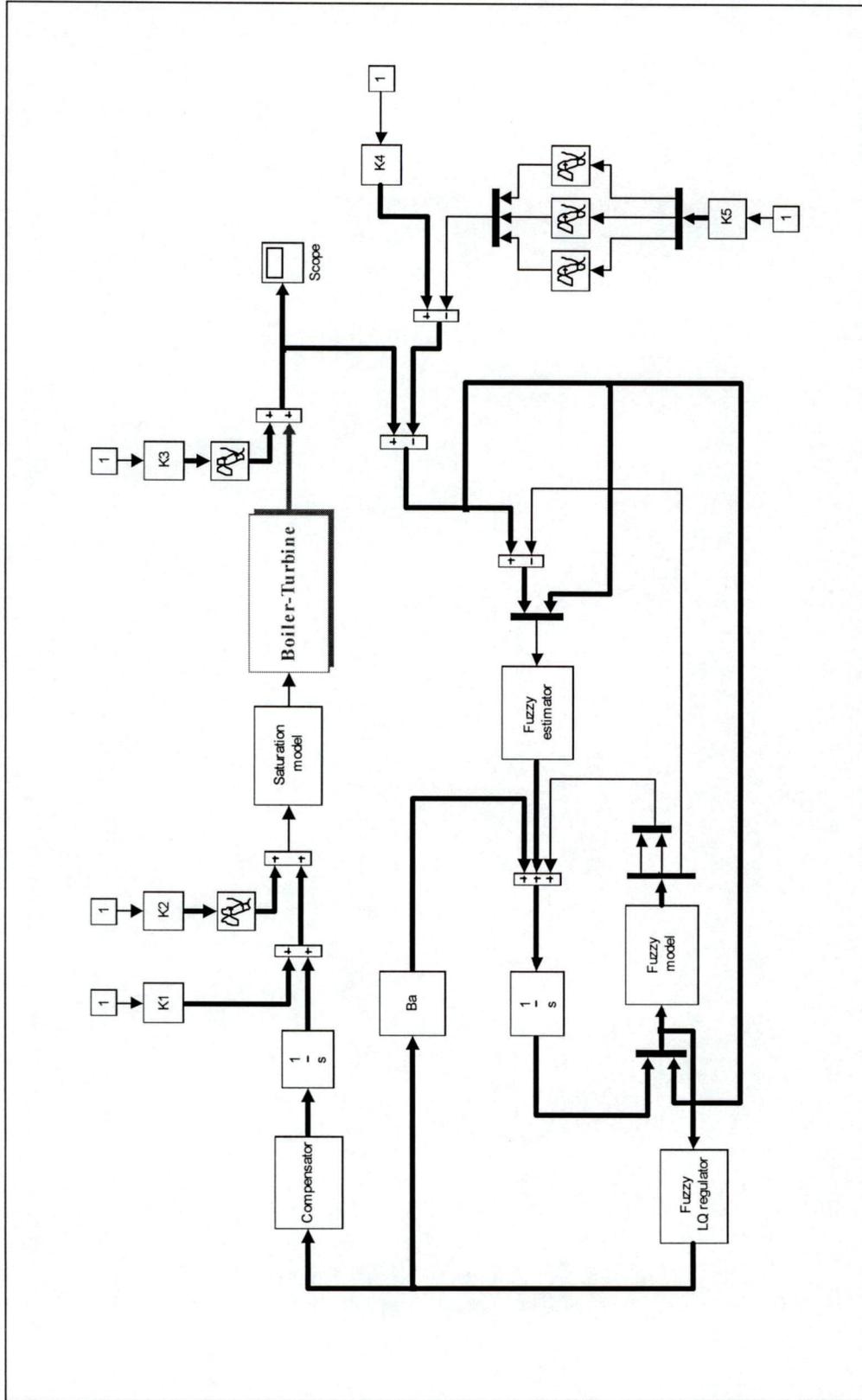
- Pôles du système en boucle fermée (processus + contrôleur + estimateur) :

$$\begin{bmatrix} -0.32814 + 0.32026j \\ -0.32814 - 0.32026j \\ -0.081434 + 0.080868j \\ -0.081434 - 0.080868j \\ -0.15312 \\ -0.035822 \\ -0.13912 \\ -1.7245 + 1.6786j \\ -1.7245 - 1.6786j \\ -2.5384 \\ -2.5801 + 2.5745j \\ -2.5801 - 2.5745j \end{bmatrix}$$

A4.2. Paramètres de la structure de commande LQG floue :

Règle	Régulateur LQR	Filtre de Kalman
Règle 1	$\begin{bmatrix} 0.0406 & 0.0061 & 0.0032 & 0.7171 & 0.7217 & 0.0698 \\ 0.0689 & 0.4989 & -6.5512E-5 & 0.0295 & 22.8386 & -0.0079 \\ -0.0986 & -0.0015 & 2.1325E-5 & -1.0972 & 0.0413 & 0.1839 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.3846 & -0.0098 & -0.2736 \\ -0.0098 & 4.4476 & 0.0345 \\ -27.3480 & -6.0988 & 31.002 \\ 1.0925 & -0.9083 & 7.2620 \\ -0.0152 & 0.9385 & 0.0292 \\ -31.897 & -6.6013 & 53.393 \end{bmatrix}$
Règle 2	$\begin{bmatrix} 0.0412 & 0.0057 & 0.0032 & 0.7188 & 0.7354 & 0.0699 \\ 0.0978 & 0.5100 & -6.1383E-5 & 0.0427 & 24.6662 & -0.0098 \\ -0.0987 & -0.0016 & 2.2141E-5 & -1.0973 & 0.0397 & 0.1839 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.3837 & -0.0106 & -0.2765 \\ -0.0106 & 4.7578 & 0.05379 \\ -27.283 & -6.4351 & 30.988 \\ 1.1028 & -0.9813 & 7.2509 \\ -0.01617 & 0.9382 & 0.0389 \\ -31.821 & -7.1821 & 53.364 \end{bmatrix}$
Règle 3	$\begin{bmatrix} 0.0412 & 0.0055 & 0.0033 & 0.7207 & 0.7472 & 0.0701 \\ 0.0978 & 0.5196 & -5.8034E-5 & 0.0537 & 26.4084 & -0.0115 \\ -0.0986 & -0.0016 & 2.2904E-5 & -1.0970 & 0.0384 & 0.1839 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.383 & -0.0116 & -0.2790 \\ -0.0116 & 5.0528 & 0.0745 \\ -27.225 & -6.7477 & 30.970 \\ 1.1122 & -1.0501 & 7.2399 \\ -0.0170 & 0.9377 & 0.0479 \\ -31.752 & -7.7291 & 53.328 \end{bmatrix}$
Règle 4	$\begin{bmatrix} 0.0415 & 0.0052 & 0.0034 & 0.7230 & 0.7573 & 0.0704 \\ 0.1114 & 0.5279 & -5.521E-5 & 0.0632 & 28.078 & -0.0129 \\ -0.0986 & -0.0017 & 2.3598E-5 & -1.0968 & 0.0372 & 0.1839 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.3823 & -0.0128 & -0.2814 \\ -0.0128 & 5.3348 & 0.0967 \\ -27.174 & -7.0405 & 30.949 \\ 1.1206 & -1.1152 & 7.2288 \\ -0.0179 & 0.9372 & 0.0565 \\ -31.690 & -8.2466 & 53.288 \end{bmatrix}$

Règle	Régulateur LQR	Filtre de Kalman
Règle 5	$\begin{bmatrix} 0.0417 & 0.0050 & 0.0034 & 0.7243 & 0.7661 & 0.0705 \\ 0.1242 & 0.5353 & -5.2766E-5 & 0.0712 & 29.6832 & -0.0141 \\ -0.0986 & -0.0017 & 1.9221E-5 & -1.0970 & 0.0426 & 0.1839 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.3816 & -0.0143 & -0.2834 \\ -0.0143 & 5.6053 & 0.12001 \\ -27.127 & -7.3163 & 30.926 \\ 1.1282 & -1.1771 & 7.2178 \\ -0.0186 & 0.9367 & 0.0647 \\ -31.633 & -8.738 & 53.243 \end{bmatrix}$
Règle 6	$\begin{bmatrix} 0.0394 & 0.0048 & 0.0029 & 0.7045 & 0.7491 & 0.0691 \\ 0.0894 & 0.5353 & -4.3789E-5 & 0.0252 & 29.7076 & -0.0063 \\ -0.0986 & -0.0017 & 1.9221E-5 & -1.0970 & 0.0426 & 0.1839 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.3851 & -0.0199 & -0.2723 \\ -0.0199 & 5.6051 & 0.1237 \\ -27.360 & -7.3046 & 30.942 \\ 1.0898 & -1.1853 & 7.2224 \\ -0.0169 & 0.9367 & 0.0653 \\ -31.916 & -8.7101 & 53.079 \end{bmatrix}$
Règle 7	$\begin{bmatrix} 0.0430 & 0.0062 & 0.0037 & 0.7361 & 0.7367 & 0.0710 \\ 0.1085 & 0.4988 & -7.7121E-5 & 0.0948 & 22.816 & -0.0188 \\ -0.0986 & -0.0015 & 2.6515E-5 & -1.0970 & 0.0321 & 0.1839 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.3809 & -0.0029 & -0.2853 \\ -0.0029 & 4.4476 & 0.0316 \\ -27.101 & -6.1253 & 30.994 \\ 1.1328 & -0.8999 & 7.2569 \\ -0.0173 & 0.9385 & 0.0286 \\ -31.60 & -6.6388 & 53.565 \end{bmatrix}$
Règle 8	$\begin{bmatrix} 0.04178 & 0.0055 & 0.0035 & 0.7275 & 0.7546 & 0.0709 \\ 0.09787 & 0.5196 & -6.2504E-5 & 0.05362 & 26.409 & -0.0114 \\ -0.0985 & -0.0016 & 2.5364E-5 & -1.0969 & 0.0384 & 0.1839 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.3814 & -0.0115 & -0.2844 \\ -0.0115 & 5.0529 & 0.0734 \\ -27.119 & -6.7335 & 30.968 \\ 1.1296 & -1.0476 & 7.2375 \\ -0.0170 & 0.93778 & 0.04769 \\ -31.623 & -7.7133 & 53.407 \end{bmatrix}$
Règle 9	$\begin{bmatrix} 0.0421 & 0.0058 & 0.0035 & 0.7285 & 0.7432 & 0.0706 \\ 0.1029 & 0.5100 & -6.6808E-5 & 0.0722 & 24.6540 & -0.01479 \\ -0.0986 & -0.0016 & 2.4722E-5 & -1.0970 & 0.0355 & 0.1839 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 3.3819 & -0.0073 & -0.2822 \\ -0.0073 & 4.7578 & 0.0522 \\ -27.162 & -6.4461 & 30.983 \\ 1.1227 & -0.9772 & 7.2485 \\ -0.0172 & 0.9382 & 0.0385 \\ -31.674 & -7.1994 & 53.448 \end{bmatrix}$



Configuration de commande multivariable floue par l'approche LQG/LTR du système Boiler-Turbine

- [ARQ 89] P. Arquès, *Théorie générale des machines : machines à réaction, motrices et réceptrices à vapeur ou à gaz*, Masson 1989.
- [AST 97] K. J. Aström & B. Wittenmark, *Computer-Controlled systems : Theory and design* (third edition), Prentice Hall, 1997.
- [AST 00] K. J. Aström & R. D. Bell, "Drum-boiler dynamics", *Automatica*, 36, p. 363-378, 2000.
- [BEL 87] R. B. Bell, K. J. Aström, "Dynamic models for boiler-turbine alternator units : data logs and parameter estimation for a 160 MW unit", *Report TFRT-3192, Lund Institute of Technology, Sweden*, 1987.
- [BOU 95] B. Bouchon-Meunier, *La logique floue et ses applications*, Editions Addison-Wesley, Octobre 1995.
- [BUH 94] H. Bühler, *Commande par logique floue*, Presses polytechniques et universitaires romandes, 1994.
- [CAO 99] S. Cao, N. W. Rees & G. Feng, "Analysis and design of fuzzy control systems using dynamic fuzzy-state space models", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 7, April 1999.
- [CHE 00] B. Chen, C. Tseng & H. Uang, "Mixed H_2 / H_∞ fuzzy output feedback control design for nonlinear dynamic systems : an LMI approach", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 8, N. 3, June 2000.
- [DOY 78] J. C. Doyle, "Guaranteed margins for LQG regulators", *IEEE Transactions on Automatic Control*, AC-23, p. 756-757, 1978.
- [DRI 96] D. Driankov, H. Hellendoorn & M. Reinfrank, *An introduction to fuzzy control* (Second edition), Springer, 1996.
- [EMA 98] M. R. Emami, I. B. Turksen & A. A. Goldenberg, "Development of a systematic methodology of fuzzy logic modeling", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 6, N°. 3, August 1999.
- [FIS 99] K. Fischle & D. Schröder, "An improved stable adaptive fuzzy control method", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 7, p. 27-40, February 1999.
- [FLY 99] M. E. Flynn & M. J. O'Malley, "A drum boiler model for long term power system dynamic simulation", *IEEE Transactions on Power System*, Vol. 14, N°. 1, February 1999.
- [FOD 00] M. Si Fodil, P. Siarry, F. Guély & J. Tyran, "A fuzzy rule base for the improved control of a pressurized water nuclear reactor", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 8, p. 1-10, February 2000.
- [GER 96] O. Geray & D. P. Looze, "Linear quadratic regulator loop shaping for high frequency compensation", *International Journal of Control*, vol. 63, p.1055-1068, 1996.
- [GLO 91] P. Y. Glorennec, "Adaptive fuzzy control", *Proceeding of the IFSA'91*, p. 33-36, 1991.
- [HAB 00] H. Habbi & M. Zelmat, "Un mécanisme d'adaptation amélioré basé sur la méthode du gradient pour l'ajustement d'un contrôleur PI-flou", *Fourteenth Conference on Quantitative Methods for Decision Making ORBEL 14*, Belgium, January 2000.

- [HAB 00] H. Habbi & M. Zelmat, "Approche améliorée d'optimisation de contrôleurs flous", *Symposium International sur les Hydrocarbures et la Chimie*, Algérie, May 2000.
- [HAB 99] H. Habbi & M. Zelmat, "Méthode de synthèse d'un contrôleur hybride optimal flou : Application à un problème de commande optimale d'un système non linéaire", *Conference on Soft Computing and their Applications CSCA '99*, p. 56-61, Alger, 1999.
- [HE 93] S. Z. He, S. Tan & F. L. Xu, "Fuzzy self-tuning of PID controller", *Fuzzy Sets Systems*, vol. 56, p. 37-46, 1993.
- [JAM 93] M. Jamshidi, N. Vadiiee & T. J. Ross, *Fuzzy logic and control : Software and hardware applications*, Prentice Hall 1993.
- [JOH 00] T. A. Johansen, R. Shorten & R. Murray-Smith, "On the interpretation and identification of dynamic Takagi-Sugeno fuzzy models", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 8, N°. 3, June 2000.
- [JOH 98] J. Joh, Y. Chen & R. Langari, "On stability issues of linear Takagi-Sugeno fuzzy models", *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, vol. 6, August 1998.
- [KIR 98] K. Kiriakidis, "Fuzzy model-based control of complex plants", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 6, N°. 4, November 1998.
- [KRY 94] J. Krysinski, *Turbomachines : Théorie générale*, Réimpression Office des Publications Universitaires, 1994.
- [KWO 89] W. H. Kwon, S. W. Kim & P. G. Park, "On the multivariable robust control of a Boiler-Turbine system", *IFAC Power System and Power Plant Control*, p. 219-223, 1989.
- [LAS 94] P. Lascaux & R. Théodor, *Analyse numérique matricielle appliquée à l'art de l'ingénieur*, Masson, 1994.
- [LEV 00] C. Lévy, "Les techniques de cogénération", *Techniques de l'Ingénieur, traité Génie énergétiques B 8 910*, 2000.
- [LEV 00] C. Lévy & J. P. Tabet, "Cogénération en génie climatique : Aspects techniques", *Techniques de l'Ingénieur, traité Génie énergétiques BE 9 340*, 2000.
- [LUY 74] W. L. Luyben, *Process modeling, simulation, and control for chemical engineers*, McGraw-Hill, 1974.
- [MA 98] X. Ma, Z. Sun & Y. He, "Analysis and design of fuzzy controller and fuzzy observer", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 6, N°. 1, February 1998.
- [NOM 91] H. Nomura, I. Hayashi & N. Wakami, "A self tuning method of fuzzy control by descent method", *Proceeding of the IFSA '91*, p. 155-158, Brussels, 1991.
- [OUS 94] A. Oustaloup, *La robustesse : Analyse et synthèse de commandes robustes*, Traité des Nouvelles Technologies, Série Automatique, 1994.
- [PAL 95] P. Palm, "Scaling of fuzzy controller using the cross-correlation", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 3, p. 116-123, February 1995.
- [PAT 99] B. M. Patre, B. Bandyopadhyay & H. Werner, "Periodic output feedback control for singularly perturbed discrete model of steam power system", *IEE proceeding on Control Theory Applications*, vol. 146, May 1999.
- [PED 93] W. Pedrycz, *Fuzzy control and fuzzy systems* (Second edition), Research Studies Press Ltd., 1993.

- [PUN 72] L. Pun, *Introduction à la pratique de l'optimisation*, Collection Techniques de l'automatisme, Dunod, 1972.
- [RAJ 99] K. Rajani, R. P. Nikhil, "A robust self-tuning scheme for PI- and PD-type fuzzy controllers", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 7, p. 2-166, February 1999.
- [ROS 74] H. H. Rosenbrock, *Computer-aided control system design*, Academic Press inc., 1974.
- [SAD 75] D. R. Sadler, *Numerical methods for nonlinear regression*, St. Lucia, University of Queensland Press, 1975.
- [SAN 98] R. S. Sanchez-Pena & M. Sznaier, *Robust systems theory and applications*, John Wiley & Sons, 1998.
- [SHI 97] T. N. Shiau, G. J. Sheu & C. D. Yang, "Vibration and control of a flexible rotor in magnetic bearings using hybrid method and H^∞ control theory", *Journal of Engineering for Gas Turbines and Power*, vol. 119, January 1997.
- [SKO 98] S. Skogestad & I. Postlethwaite, *Multivariable feedback control : Analysis and design*, John Wiley & Sons, November 1998.
- [TEI 99] M. C. M. Teixeira & S. H. Zak, "Stabilizing controller design for uncertain nonlinear systems using fuzzy models", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 7, N°. 2, April 1999.
- [TYA 97] F. Tyan & D. S. Bernstein, "Dynamic output feedback compensation for linear systems with independent amplitude and rate saturations", *International Journal of Control*, vol. 67, p. 89-116, 1997.
- [WIL 66] Wilde, *Méthodes de recherche d'un optimum*, Dunod, 1996.
- [WU 00] S. Wu & C. Lin, "Optimal fuzzy controller design : Local concept approach", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 8, N°. 2, April 2000.
- [YAG 94] R. R. Yager & D. P. Filev, *Essentials of fuzzy modeling and control*, John Wiley & Sons, 1994.
- [YEN 98] J. Yen, L. Wang & C. W. Gillespie, "Improving interpretability of TSK fuzzy models by combining global learning and local learning", *IEEE Transactions on fuzzy systems*, vol. 6, p. 530-537, November 1998.
- [YIN 98] H. Ying, "An analytical study on structure, stability and design of general nonlinear Takagi-Sugeno fuzzy control systems", *Automatica*, vol. 34, p. 1617-1623, 1998.
- [YOS 90] M. Yoshida, Y. Tsutsumi & T. Ishida, "Gain tuning method for design of fuzzy control systems", *Proceeding of the International Conference on Fuzzy logic and Neural Networks*, p. 405-408, Japan, 1990.
- [ZAD 65] L.A. Zadeh, "Fuzzy sets", *Information and Control* 8, p. 338-353, 1965.
- [ZAD 73] L.A. Zadeh, "Outline of a new approach to the analysis of complex systems and decision processes", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, p. 28-44, 1973.
- [ZEL 99] M. Zemat & H. Habbi, "Commande optimale en logique floue d'un système non linéaire stationnaire perturbé", *Proceeding de la Conférence Internationale d'Electronique sur les Signaux, Systèmes et Automatique*, p. 431-437, Algérie, 1999.