



HAL
open science

Commande floue monovariante et multivariante selon l'expertise et par modélisation floue. (Méthodologie et application aux systèmes automobiles)

Christophe Raymond

► **To cite this version:**

Christophe Raymond. Commande floue monovariante et multivariante selon l'expertise et par modélisation floue. (Méthodologie et application aux systèmes automobiles). Automatique / Robotique. INSA de Toulouse, 1995. Français. NNT: . tel-00144055

HAL Id: tel-00144055

<https://theses.hal.science/tel-00144055>

Submitted on 30 Apr 2007

HAL is a multi-disciplinary open access archive for the deposit and dissemination of scientific research documents, whether they are published or not. The documents may come from teaching and research institutions in France or abroad, or from public or private research centers.

L'archive ouverte pluridisciplinaire **HAL**, est destinée au dépôt et à la diffusion de documents scientifiques de niveau recherche, publiés ou non, émanant des établissements d'enseignement et de recherche français ou étrangers, des laboratoires publics ou privés.

Année 1995

Thèse

Présentée au Laboratoire d'Analyse et
d'Architecture des Systèmes du CNRS

en vue de l'obtention
du Grade de DOCTEUR
de l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse

Spécialité : **Automatique et Informatique Industrielle**

par

Christophe RAYMOND

Ingénieur INSA

COMMANDE FLOUE MONOVARIABLE ET MULTIVARIABLE SELON L'EXPERTISE ET PAR MODELISATION FLOUE

**(METHODOLOGIE ET APPLICATION AUX
SYSTEMES AUTOMOBILES)**

Soutenue le 22 septembre 1995 devant le Jury :

Christian MELIN	Président
Pierre-Yves GLORENNEC	Rapporteur
Michel LAMOTTE	Rapporteur
Laurent FOULLOY	Examineur
Stéphane BARBUSSE	Examineur
Alain DAURON	Examineur
André TITLI	Examineur
Serge BOVERIE	Examineur

Rapport LAAS n° 95355

Thèse préparée au Laboratoire d'Analyse et d'Architecture
des Systèmes du CNRS
7, Avenue du Colonel Roche
31077 Toulouse Cedex

AVANT PROPOS

Les travaux présentés dans ce mémoire ont été effectués au sein du laboratoire MIRGAS (Mixed Research Group in Automotive Systems), laboratoire commun au Laboratoire d'Analyse et d'Architecture des Systèmes du C.N.R.S., à l'Institut National Polytechnique de Toulouse, à SIEMENS Automotive S.A. et avec le support financier de la Région Midi-Pyrénées. Cette thèse a été financée par une bourse de recherche de l'A.D.E.M.E (Agence De l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie) et SIEMENS Automotive S.A..

Au terme de ces trois années de recherche, je suis heureux d'exprimer toute ma gratitude envers les différentes personnes qui ont contribué à l'aboutissement de cette thèse.

Je tiens à exprimer ma profonde reconnaissance à Monsieur Alain COSTES, Directeur du L.A.A.S., pour toute la confiance qu'il m'a accordée et pour son souci permanent de promouvoir la formation par la recherche.

Je remercie Monsieur François VERNIERES, Directeur du MIRGAS, de m'avoir accueilli au sein du laboratoire et pour son engagement à concilier les impératifs de la recherche et de l'industrie.

J'exprime ma profonde gratitude à Monsieur André TITLI, Professeur à l'INSA de Toulouse et Directeur de mes travaux de recherche. Il m'est difficile d'énoncer en quelques mots tout ce qu'il m'a apporté. Je retiendrai particulièrement ses qualités humaines, ses nombreux et judicieux conseils ainsi que la confiance qu'il m'a témoignée durant ces trois années.

Je remercie chaleureusement Monsieur Serge BOVERIE, Chef de projet SIEMENS et co-directeur de thèse, pour son enthousiasme, ses conseils et sa vision du monde industriel. Les discussions que nous avons eues ont largement contribué à l'aboutissement de ce travail. Qu'il trouve ici, l'expression de mon estime et de mon amitié.

Je remercie Monsieur Stéphane BARBUSSE, Ingénieur A.D.E.M.E Département Technologies des Transports, qui a suivi mes travaux de recherche. Son intérêt pour ce travail de thèse fut une source supplémentaire de motivation.

AVANT PROPOS

Je remercie tous les membres du jury pour l'honneur qu'ils me font en participant à l'évaluation de ce travail:

- Monsieur Christian MELIN, Professeur à l'Université de Compiègne
- Monsieur Michel LAMOTTE, Directeur de Recherche CNRS au CRAN Nancy
- Monsieur Pierre-Yves GLORENNEC, Maître de Conférence habilité INSA de Rennes
- Monsieur Laurent FOULLOY, Professeur à l'Université de Savoie
- Monsieur Stéphane BARBUSSE, Ingénieur, A.D.E.M.E.
- Monsieur André TITLI, Professeur à l'INSA de Toulouse
- Monsieur Serge BOVERIE, Ingénieur, SIEMENS Automotive S.A.
- Monsieur Alain DAURON, Ingénieur, Direction de la Recherche RENAULT

et particulièrement Messieurs Michel LAMOTTE et Pierre-Yves GLORENNEC qui ont accepté la charge d'être rapporteur.

Je tiens aussi à exprimer toute ma sympathie à:

- Jean-Michel Le QUELLEC pour sa disponibilité et son approche pragmatique des phénomènes physiques. Ses compétences et son amitié auront marqué ces trois années de recherche.

- Alain AUBOURG et Maurice COUR de m'avoir intégré dans leur équipe. Leurs compétences ont largement contribué à la réalisation des applications moteur.

- Jean-Jacques KERJEAN et Jean-Luc ALBERT pour leur disponibilité lors des campagnes d'essais sur banc moteur. Leur vision pratique des problèmes fut très précieuse.

- Nathalie BRUGGEMAN et Isabelle PELLIZARI du Centre d'Information et de Documentation pour leur gentillesse malgré mes nombreuses demandes de documents.

- tous les stagiaires et doctorants (il serait trop long de tous les citer) qui ont croisé ma route et qui ont contribué, à leur manière, à l'aboutissement de cette thèse.

Enfin, aucun mot ne sera jamais assez fort pour exprimer tout ce que je dois à mes parents et à Claire pour leur soutien sans limite. Qu'ils trouvent en ce mémoire, le modeste témoignage de ma profonde reconnaissance.

INTRODUCTION GENERALE

L'augmentation du prix des équipements industriels (actionneurs, capteurs, ...), de la matière première et l'imposition de contraintes sévères sur les performances (rendement, normes de pollution et de consommation, ...) imposent la recherche d'un fonctionnement optimal des systèmes. Les techniques de commande suscitent beaucoup d'attention depuis de nombreuses années car ces méthodes sont un bon moyen d'accroître les performances des processus, sur tout leur domaine de fonctionnement. De plus, les capacités de traitement et la rapidité d'exécution des calculateurs actuels permettent l'implantation de stratégies de commande de plus en plus sophistiquées.

La démarche de l'automatique classique (approche algorithmique) consiste, dans un premier temps, à construire un modèle mathématique, à base d'équations différentielles ou récurrentes, du système à piloter. A partir de ce modèle, une commande est déterminée (P.I.D, commande par retour d'état, commande optimale, ...) afin d'amener ce système dans les états désirés, tout en respectant des critères de performances (durée des transitoires, minimisation de l'énergie apportée, ...). Mais, dans la première partie des années soixante, il est apparu de plus en plus douteux à Zadeh, automaticien américain possédant déjà une réputation internationale, que ce type d'approche soit toujours viable pour les systèmes complexes (moteur thermique, processus chimiques, ...). En effet, l'obtention d'un modèle mathématique à la fois précis, pertinent et simple à exploiter s'avère parfois difficile.

Cette constatation a scellé les prémisses du développement des commandes à base de logique floue. Zadeh propose l'utilisation des ensembles flous pour décrire de manière "grossière" les relations entre les valeurs mal connues des variables décrivant l'état du système et les commandes appliquées. En 1973, Zadeh fit un nouveau pas significatif en cessant de s'intéresser à la modélisation du système, pour ne considérer que le problème de la représentation du savoir des experts capables de le piloter. Ce savoir s'exprime plus ou moins naturellement à partir de règles floues. Ces propositions traduisent simplement que "plus on se trouve proche d'un type de situation donnée, plus le poids à accorder à l'action recommandée est grand".

Après un désintérêt pour cette nouvelle technique au début des années 80, faute de soutien et en butte au dénigrement des partisans de l'approche classique, un nouvel essor est né,

INTRODUCTION

au début des années 90, sous l'impulsion des japonais qui avaient poursuivi l'étude des contrôleurs à base de règles. Depuis, la commande floue suscite beaucoup d'intérêt et il suffit de consulter l'abondante littérature traitant ce sujet (congrès internationaux, revues techniques et grand public, ...) pour s'en convaincre.

Les travaux de cette thèse s'inscrivent dans la suite logique de l'existant. Notre démarche consiste, dans une première phase, à approfondir notre connaissance sur les systèmes de commande à base de logique floue et à valider les aspects théoriques sur des problèmes réels. Dans une deuxième phase, nous évaluons des méthodes adaptées à la conception des lois de commande pour les systèmes complexes et notamment multivariables. Toutes ces études sont menées en vue d'une application au domaine automobile.

Le secteur automobile est en pleine expansion et le nombre de véhicules en circulation croît régulièrement. Au fil des années, l'automobile est devenue un élément de la vie quotidienne mais, en contre partie, son utilisation excessive et banalisée pose de nombreux problèmes. Notamment, la contribution de la pollution automobile à la dégradation de la qualité de l'air devient alarmante et conduit à des situations catastrophiques en milieu urbain (Région Ile de France, villes de Mexico et Athènes). Dès lors, des normes anti-pollution de plus en plus sévères sont imposées par les pouvoirs publics. Pour faire face à ces contraintes, tout en répondant aux attentes des utilisateurs, les acteurs du domaine automobile sont amenés à étudier de nouveaux concepts de motorisations ainsi que les stratégies de commande associées.

Le moteur 2 temps à injection directe semble très prometteur. De récents développements technologiques ont permis d'en améliorer les performances brutes, tout en réduisant la consommation et la pollution. Malgré ces qualités indéniables, son contrôle dans les différentes phases de fonctionnement reste critique et sa modélisation mathématique est difficile. La connaissance de ce moteur expérimental provient uniquement d'essais réalisés par des motoristes. Par conséquent, la conception de commandes floues est souhaitable pour optimiser le rendement global du moteur.

Les aspects théoriques et pratiques de ce travail sont répartis dans les trois parties de ce mémoire:

La **première partie** est consacrée à une présentation de la logique floue et de la commande floue.

Dans le *premier chapitre*, nous définissons le formalisme flou et le raisonnement associé. Dans un *deuxième chapitre*, nous présentons la structure générale des systèmes de commande floue ainsi qu'une synthèse des travaux existants. Dans le *troisième chapitre*, nous étudions la non-linéarité de la commande générée par un contrôleur flou. Les origines du comportement non-linéaire sont décrites et illustrées sur des exemples simples. Nous terminons cette partie par le *quatrième chapitre* où nous énonçons quelques aspects pratiques de la mise en œuvre des contrôleurs flous afin de simplifier les calculs et faciliter l'implantation des stratégies.

La **deuxième partie** de ce mémoire est intitulée "Loi de commande déduite de l'expertise".

Le *premier chapitre* est une introduction aux différentes étapes de la conception d'un système de commande floue et, plus particulièrement, à la phase d'acquisition de la connaissance. Dans le *deuxième chapitre*, nous présentons deux applications des techniques floues à la commande d'un moteur thermique 2 temps : régulation de la richesse de combustion et régulation du régime de ralenti. Le *troisième chapitre* est une première approche des problèmes de commande multivariables. Nous présentons un système multivariable qui servira d'illustration tout au long de nos travaux. Deux techniques de commande sont développées à partir d'une analyse experte du système. Enfin, nous concluons cette partie par le *quatrième chapitre* dans lequel nous évoquons les limitations de la démarche experte et la nécessité d'introduire des méthodes d'écriture des règles de commande adaptées aux systèmes complexes.

Dans la **troisième et dernière partie**, nous développons une méthodologie afin de construire une loi de commande à partir d'une approche analytique et experte du système.

Dans le *premier chapitre*, nous décrivons la philosophie de la méthode ainsi que les systèmes étudiés. Dans le *deuxième chapitre*, nous développons une démarche d'identification d'un modèle flou linguistique. Le *troisième chapitre* montre de quelle façon nous pouvons déduire les règles de commande à partir des règles du modèle. Le *quatrième chapitre* est l'application de cette méthode à un problème de régulation monovariable permettant d'exposer simplement les avantages et les inconvénients de celle-ci. Dans le *cinquième chapitre*, nous montrons les résultats obtenus sur un processus multivariable. Nous terminons cette partie par les conclusions et les perspectives de cette étude dans un *sixième chapitre*.



PARTIE I

LOGIQUE FLOUE ET COMMANDE FLOUE



1 Logique floue

1.1 Généralités

La perception ou la connaissance d'un phénomène est souvent imparfaite, du fait de la complexité du processus observé et du manque de limite nette de l'observation. Par exemple, le passage du jour à la nuit est difficilement exprimable de manière précise. L'imperfection se traduit essentiellement, de notre point de vue, en phénomènes incertains, ou bien imprécis, ou à la fois incertains et imprécis. Les phénomènes imprécis sont difficiles à exprimer de façon nette (par exemple, il mesure entre 1.90m et 2.00m). Les observations incertaines véhiculent un doute sur leur validité (par exemple, il mesure peut-être 1.90m). La notion combinée d'incertain et d'imprécis se traduit par : il mesure peut-être entre 1.90m et 2.00m.

L'étude des données imprécises connaît ses premiers pas en 1965 lorsque Zadeh (Zadeh, 1965) propose la notion de sous-ensemble flou. Les sous-ensembles flous permettent de représenter des ensembles aux limites mal définies (contraintes souples sur les ensembles), des ensembles élastiques (passage graduel d'un ensemble à un autre) et l'appartenance partielle à un ensemble donné. Ceci constitue une généralisation de la théorie classique des ensembles en introduisant une appartenance graduelle entre le tout et le rien.

Les développements de la logique floue fournissent alors des moyens de représenter et de manipuler des connaissances imparfaitement décrites, vagues ou imprécises. De plus, les sous-ensembles flous établissent une interface possible entre les données décrites symboliquement (avec des mots du langage naturel) et numériquement.

Le traitement de l'incertain a été abordé par la notion de probabilité dès le XVII^e siècle par Pascal et Fermat. Cependant, cette théorie ne permet pas de traiter des connaissances subjectives ou imprécises. En effet, le traitement probabiliste nécessite des données statistiques, pas toujours disponibles, pour évaluer l'incertitude. De plus, avec les probabilités, exprimer le manque de certitude dans une éventualité équivaut à l'expression de la certitude de l'éventualité contraire, alors que parfois, il faudrait pouvoir dire qu'on n'est sûr de rien si les informations disponibles sont pauvres.

La logique possibiliste proposée en 1978 par Zadeh, permet de traiter l'incertitude de nature non

probabiliste. Lorsque cette incertitude est considérée à partir de la notion d'ensemble flou, la théorie des possibilités permet d'exploiter dans un même formalisme imprécision et incertitude.

La distinction des notions d'incertain et d'imprécis est importante afin d'éviter les confusions. Dans la suite de ce mémoire, seul le traitement de l'imprécis est considéré.

1.2 Définition des sous-ensembles flous

Au sens habituel de la théorie des ensembles (Bouchon Meunier B., 1993), étant donné un ensemble de référence X, on peut indiquer les éléments de X qui appartiennent à une certaine classe. Cette classe est alors appelée un sous-ensemble de X. Un sous-ensemble A de X est caractérisé par sa fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ (voir Figure 1):

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

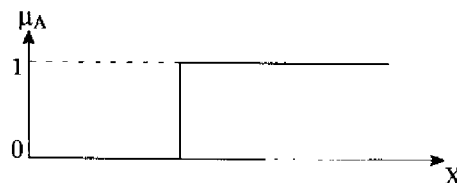


Figure 1 : Fonction d'appartenance d'un sous-ensemble classique

Si l'appartenance de certains éléments de X n'est pas absolue et que l'on peut distinguer avec quel degré ces éléments appartiennent à cette classe, alors celle-ci est un sous-ensemble flou. Bien souvent, on parle d'ensemble flou et non de sous-ensemble flou, par abus de langage et conformément à la traduction du terme original "Fuzzy sets". Un sous-ensemble flou A de X est caractérisé par sa fonction d'appartenance $\mu_A(x)$ (voir Figure 2):

$$\begin{aligned} \mu_A(x) &> 0 \text{ si } x \in A \\ &= 0 \text{ si } x \notin A \end{aligned}$$

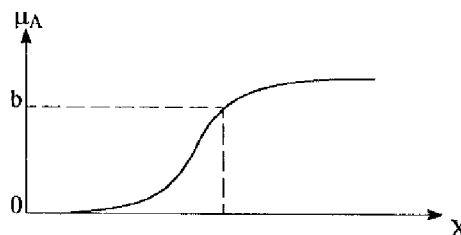


Figure 2 : Fonction d'appartenance d'un sous-ensemble flou

La notion de sous-ensemble flou permet:

- la gradation de l'appartenance d'une variable à une classe définie, donc la description de situations intermédiaires entre le tout et le rien.
- l'utilisation de catégories aux limites mal définies (comme "vieux" ou "jeunes")
- un passage progressif d'une propriété à une autre (passage de "jeunes" à "vieux")

– l’utilisation de valeurs approximatives (“environ 40 ans”).

Plusieurs caractéristiques permettent de distinguer un sous-ensemble flou d’un sous-ensemble classique (cas particulier d’un sous-ensemble flou car $\mu_A(x) \in \{0,1\}$)

– le support de A: $\text{supp}(A) = \{x \in X \mid \mu_A(x) \neq 0\}$, c’est l’ensemble des éléments de X qui appartiennent au moins un peu à A.

– la hauteur de A: $h(A) = \sup_{x \in A} \mu_A(x)$, c’est le plus fort degré avec lequel un élément de X peut appartenir à A. Très souvent, les fonctions d’appartenance sont choisies normalisées en imposant $h(A)=1$.

– le noyau de A: $\text{noy}(A) = \{x \in X \mid \mu_A(x) = 1\}$, c’est l’ensemble des éléments de X appartenant à A avec un degré 1.

Un sous-ensemble ordinaire (classique) est un sous-ensemble flou normalisé et identique à son noyau et son support:

$$\begin{aligned} \text{A est ordinaire si } A &= \text{supp}(A) = \text{noy}(A) \\ &\text{et } h(A) = 1 \end{aligned}$$

Dans la suite de cette étude, nous travaillons avec des sous-ensembles flous normalisés.

1.3 Opérations sur les sous-ensembles flous

La notion de sous-ensemble flou étant une généralisation de la notion de sous-ensemble classique, il est nécessaire de définir les opérations équivalentes aux opérations booléennes (Dubois D. et Prade H., 1980).

Egalité et inclusion de sous-ensembles flous

Soient deux sous-ensembles flous A et B d’un même ensemble X.

Le sous-ensemble A est égal au sous-ensemble B si leurs fonctions d’appartenance prennent la même valeur en tout point de X:

$$\forall x \in X \quad \mu_A(x) = \mu_B(x)$$

De même, A est inclus dans B si tout élément x de X appartenant à A appartient aussi à B avec un degré d’appartenance au moins aussi grand:

$$\forall x \in X \quad \mu_A(x) \leq \mu_B(x)$$

Intersection de sous-ensembles flous

Tout opérateur t-norme (noté T) est un opérateur d’intersection. Une telle norme triangulaire est une fonction $T:[0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ qui vérifie pour tout x, y, z de $[0,1]$:

- | | |
|---|----------------|
| i) $T(x,y) = T(y,x)$ | commutativité |
| ii) $T(x,T(y,z)) = T(T(x,y),z)$ | associativité |
| iii) $T(x,y) \leq T(z,t)$ si $x \leq z$ et $y \leq t$ | monotonie |
| iv) $T(x,1) = x$ | élément neutre |

LOGIQUE FLOUE ET COMMANDE FLOUE

Zadeh a proposé l'utilisation de l'opérateur min comme t-norme. Dans ce cas, un élément de X ne peut appartenir à la fois à A et B, c'est-à-dire à $A \cap B$, que moins fortement qu'il appartient à chacun d'eux:

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

Union de sous-ensembles flous

Tout opérateur t-conorme (\perp) triangulaire est un opérateur d'union. Une telle co-norme triangulaire est une fonction $\perp: [0,1] \times [0,1] \rightarrow [0,1]$ qui vérifie pour tout x, y, z de $[0,1]$:

- i) $\perp(x,y) = \perp(y,x)$ commutativité
- ii) $\perp(x, \perp(y,z)) = \perp(\perp(x,y), z)$ associativité
- iii) $\perp(x,y) \leq \perp(z,t)$ si $x \leq z$ et $y \leq t$ monotonie
- iv) $\perp(x,0) = x$ élément neutre

Zadeh a choisi l'opérateur max comme t-conorme pour traduire le fait qu'un élément de X ne peut appartenir à A ou B, c'est-à-dire à $A \cup B$, plus qu'il n'appartient à l'un deux:

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

Les t-normes et t-conormes les plus utilisées sont ordonnées par les inégalités:

$$\forall x \in X : \quad T(\mu_A(x), \mu_B(x)) \leq \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

$$\max(\mu_A(x), \mu_B(x)) \leq \perp(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

et les propriétés de chaque norme permettent de considérer leur dualité pour la négation stricte n , si elles satisfont les relations suivantes:

$$\forall x \in X : \quad n\{T(\mu_A(x), \mu_B(x))\} = \perp(n\{\mu_A(x)\}, n\{\mu_B(x)\})$$

$$n\{\perp(\mu_A(x), \mu_B(x))\} = T(n\{\mu_A(x)\}, n\{\mu_B(x)\})$$

avec $n(u)$ une fonction de $[0,1] \rightarrow [0,1]$ telle que:

- i) $n(0) = 1$ et $n(1) = 0$
- ii) si $n(x)$ est continue et satisfait $n(x) < n(y)$ dès que $x > y$

La négation $n(u)=1-u$ met en évidence la dualité entre les principales t-normes et t-conormes:

t-norme	t-conorme	nom
$\min(x,y)$	$\max(x,y)$	Zadeh
$x.y$	$x + y - x.y$	probabiliste
$\max(x+y-1,0)$	$\min(x+y,1)$	Lukasiewicz

Complément d'un sous-ensemble flou

Le complément \bar{A} d'un sous-ensemble flou A est défini en considérant qu'un élément $x \in X$ appartient d'autant plus à \bar{A} qu'il appartient peu à A:

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

Nous avons exposé les bases essentielles des opérations sur les sous-ensembles flous. Il est intéressant de se reporter à (Bouchon Meunier, 1993; Dubois D., Prade H., 1980) pour une description plus complète.

1.4 Raisonnement en logique floue

Dans un raisonnement approché, la représentation de la connaissance est construite à partir des variables linguistiques définies par Zadeh (Zadeh L.A, 1975):

"Par variable linguistique, nous évoquons une variable dont les valeurs sont des mots ou des phrases du langage naturel. Par exemple, 'Age' est une variable linguistique si ses valeurs sont linguistiques plutôt que numériques, c'est-à-dire jeune, très jeune, vieux, etc ..., plutôt que 20,21,22, ..."

Une variable linguistique est caractérisée par un triplet (V, X, T_V) où V est le nom de la variable définie sur un ensemble de référence X et T_V un ensemble fini de sous-ensembles flous de X , appelés aussi valeurs linguistiques, labels ou symboles linguistiques (voir Figure 3).

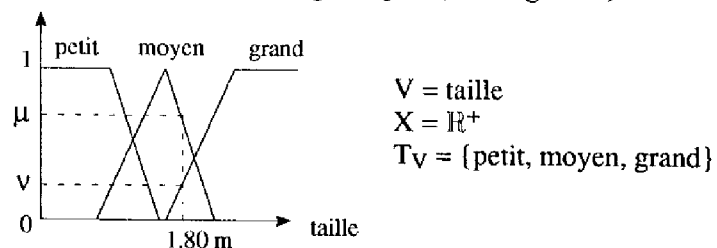


Figure 3 : Exemple de variable linguistique

Propositions floues

La connaissance experte est souvent traduite avec des règles du type "Si <prémisse> alors <conclusion>". L'une des principales caractéristiques de la logique floue vient du fait que ces règles, appelées aussi règles d'inférence, sont susceptibles de représenter l'imprécis, si les prémisses et les conclusions sont exprimées avec des mots du langage naturel.

En logique floue, il existe deux familles de règles d'inférence:

- les règles simples:

"Si u est A alors v est B "

- les règles graduelles:

"Souvent Si u est A , alors v est B "

" Plus u est A , plus v est B ", . . .

avec A et B des sous-ensembles flous définis sur leur univers du discours respectif U et V , u et v deux variables floues prenant leur valeur linguistique dans U et V .

Cette représentation suppose que les prémisses sont des contraintes sur les variables, et que la conclusion est calculée à travers un processus de propagation des contraintes comprenant trois étapes (Zadeh L.A, 1988):

LOGIQUE FLOUE ET COMMANDE FLOUE

- l'implication floue
- l'inférence floue
- l'agrégation des règles

L'implication floue

L'implication floue permet le calcul du degré de vérité d'une proposition floue, c'est-à-dire la mesure de la conformité de cette proposition avec le contenu de notre connaissance de la réalité (Dubois D., Prade H., 1985). L'implication floue (notée \Rightarrow) est une généralisation de l'implication classique.

Soient la prémisse $P = "u \text{ est } A"$, la conclusion $Q = "v \text{ est } B"$ et la règle $P \Rightarrow Q : " \text{ Si } u \text{ est } A \text{ alors } v \text{ est } B"$, alors le produit cartésien (traduction mathématique de l'implication) de $R : P \Rightarrow Q$, noté aussi $R = P \times Q$, est caractérisé par:

$$\mu_R(u, v) = \mu_{P \times Q}(u, v) = \mathit{imp}(\mu_P(u), \mu_Q(v)), \text{ avec } u \in U \text{ et } v \in V$$

où imp est l'opérateur du produit cartésien. Les opérateurs de Mamdani et Larsen sont souvent utilisés en tant qu'implication, mais il faut noter que ces deux opérateurs ne généralisent pas l'implication classique au sens strict du terme (Dubois D., Prade H., 1985). Cependant, leur utilisation est possible dans le cadre de l'inférence des règles de commande (Mizumoto M. 1988):

- la norme Mamdani : $\mathit{imp}(\mu_P(u), \mu_Q(v)) = \min(\mu_P(u), \mu_Q(v))$
- la norme Larsen : $\mathit{imp}(\mu_P(u), \mu_Q(v)) = \mu_P(u) \cdot \mu_Q(v)$

Remarques:

- . Si les prémisses et les conclusions sont des expressions simples du type "u est A" et "v est B", alors $\mu_P = \mu_A$ et $\mu_Q = \mu_B$.
- . Lorsque P et Q sont des combinaisons d'expressions, il convient de traiter les expressions avant les opérations d'implication.
- . Les opérateurs ET et OU permettent de créer des liens entre différentes règles d'un ensemble de règles, par exemple : $(p_1 \Rightarrow q_1)$ ou $((p_2 \Rightarrow q_2) \text{ et } (p_3 \Rightarrow q_3)) \dots$

L'inférence floue: le modus ponens généralisé

Le modus ponens classique trouve son équivalent dans le cadre du raisonnement approché sous la forme du modus ponens généralisé. Il permet de traiter, dans un même cadre, des connaissances exprimées de façon symbolique et des données purement numériques, tout en tenant compte de l'aspect graduel des caractérisations floues (si la donnée est très proche de la prémisse de la règle, la conclusion est très proche de la conséquence de la règle).

Etant donné une règle R et des informations relatives au fait observé (P), la conclusion (Q) est déterminée à partir de la loi de composition o, en appliquant le modus ponens généralisé:

$$\mu_Q(v) = \mu_{P \circ R}(v) = \sup_{u \in U} \{ T[\mu_P(u), \mu_R(u, v)] \}$$

Exemple pour une règle élémentaire (ce raisonnement s'applique aussi aux règles plus complexes)

Règle floue R : Si u est A alors v est B

Fait observé P : u est A'

Conclusion Q : v est B'

L'ensemble flou inféré B' se déduit de A' à travers la règle R:

$$\mu_{B'}(v) = \mu_{A' \circ R}(v) = \sup_{u \in U} [T [\mu_{A'}(u), \text{imp}(\mu_A(u), \mu_B(v))]]$$

Cette relation se simplifie dans le cas particulier où A' est réduit à un singleton (valeur réelle):

$$A' = \{u_0\} \quad \mu_{A'}(u) = 1 \text{ si } u = u_0 \\ = 0 \text{ sinon}$$

$$d'où \mu_{B'}(v) = \mu_{A' \circ R}(v) = \mu_R(u_0, v) = \text{imp}(\mu_A(u_0), \mu_B(v))$$

Agrégation des règles

Ce raisonnement s'étend aux bases de règles comportant plusieurs propositions reliées par l'opérateur OU. Chaque règle est traitée séparément et les ensembles inférés, à partir de chaque proposition, sont agrégés pour définir l'ensemble final.

Exemple pour plusieurs règles élémentaires (les règles R_i sont du type "si u est A_i alors v est B_i")

Règle floue R : R = (R₁ ou R₂ ou R_i ou R_n)

Fait observé P : u est A'

Conclusion Q : v est B'

L'ensemble flou inféré B' se déduit de A' à travers la règle R:

$$\mu_R(u, v) = \mu_{R_1 \text{ ou } R_2 \dots \text{ ou } R_n}(u, v) = \perp [\mu_{R_1}(u, v), \mu_{R_2}(u, v), \dots, \mu_{R_n}(u, v)]$$

Avec l'hypothèse A' = { u₀ }, nous écrivons:

$$\mu_{B'}(v) = \mu_R(u_0, v) = \perp [\mu_{R_1}(u_0, v), \mu_{R_2}(u_0, v), \dots, \mu_{R_n}(u_0, v)]$$

Si nous développons le calcul de chaque proposition R_i, la fonction d'appartenance de B' est définie par:

$$\mu_{B'}(v) = \perp [\text{imp} [\mu_{A_1}(u_0), \mu_{B_1}(v)], \text{imp} [\mu_{A_2}(u_0), \mu_{B_2}(v)], \dots, \text{imp} [\mu_{A_n}(u_0), \mu_{B_n}(v)]]$$

1.5 Conclusion

La réalisation d'un système de raisonnement flou (système expert, système de commande, ...) implique forcément le choix des opérateurs d'inférence (implication, agrégation). Ce choix s'effectue en fonction du comportement voulu et de la situation à laquelle on s'intéresse.

LOGIQUE FLOUE ET COMMANDE FLOUE

Nous n'allons pas étudier ces phénomènes en détail (se reporter à (Bouchon Meunier B., 1993) pour une synthèse assez complète), mais il faut souligner que les "implications" de Mamdani, Larsen et produit borné donnent les meilleurs résultats en commande, alors que les implications Gödélian, Standard et Gougen sont plutôt utilisées pour les systèmes experts.

Dans ce chapitre, nous n'avons pas développé une étude théorique de la logique floue. Nous nous sommes contenté d'exposer les outils nécessaires à son utilisation pour le traitement des phénomènes imprécis, et ces connaissances sont suffisantes pour aborder la commande floue. Dans ce mémoire, nous limiterons nos études à ce domaine, mais il faut savoir que la logique floue s'applique aussi aux systèmes experts, à la reconnaissance de formes, au diagnostic, ..., et ce dans de nombreux domaines (industrie, économie, médecine, ...) .

2 La commande floue

2.1 Généralités

Une loi de commande est habituellement construite à partir d'une approche système basée sur l'utilisation des informations disponibles. Dans l'hypothèse où le modèle mathématique du processus est difficile à obtenir, la connaissance provient uniquement de mesures sur les variables caractéristiques, et d'une description linguistique du fonctionnement du processus ou de la stratégie de "pilotage" utilisée par un opérateur. La connaissance disponible s'exprime alors dans un langage naturel qu'il convient d'exploiter pour définir la stratégie de commande.

Les approches conventionnelles sont inadaptées à l'utilisation de telles connaissances car leur conception, à quelques exceptions près, nécessite une modélisation mathématique. Par contre, les contrôleurs flous, traduction littérale de "Fuzzy Controllers", sont recommandés pour ce type de problème. En effet, la loi de commande est exprimée avec des règles linguistiques, déduites des informations énoncées dans un langage naturel. Dans ce mémoire, nous nous limitons à l'étude des systèmes de régulation mais la commande floue s'applique aussi aux structures hiérarchisées, aux systèmes de supervision, ...

Un système de commande floue possède des propriétés intéressantes. Cet outil permet de concevoir des commandes non-linéaires qui sont réputées robustes. Notons toutefois qu'il faut rester prudent car la vérification expérimentale de la robustesse (respectivement de la stabilité) demeure insuffisante. Un autre avantage réside dans la clarté des règles qui sont facilement compréhensibles par les personnes expérimentées. Par exemple, il est plus aisé d'interpréter des règles linguistiques que les gains d'une stratégie conventionnelle. Pour terminer, les implantations informatiques et matérielles des stratégies sont simples et ces techniques admettent un haut degré de parallélisation.

Dans ce chapitre, nous décrivons les contrôleurs flous et nous explicitons les différentes étapes du calcul de la commande. Ensuite, nous énonçons les propriétés nécessaires et suffisantes de la base de règles pour garantir un fonctionnement correct du système bouclé. Enfin, nous concluons par une synthèse des recherches actuelles dans le domaine de la commande floue.

2.2 Description générale d'un contrôleur flou

En général, les contrôleurs flous sont utilisés dans les structures de commande en boucle fermée des processus (voir Figure 4).

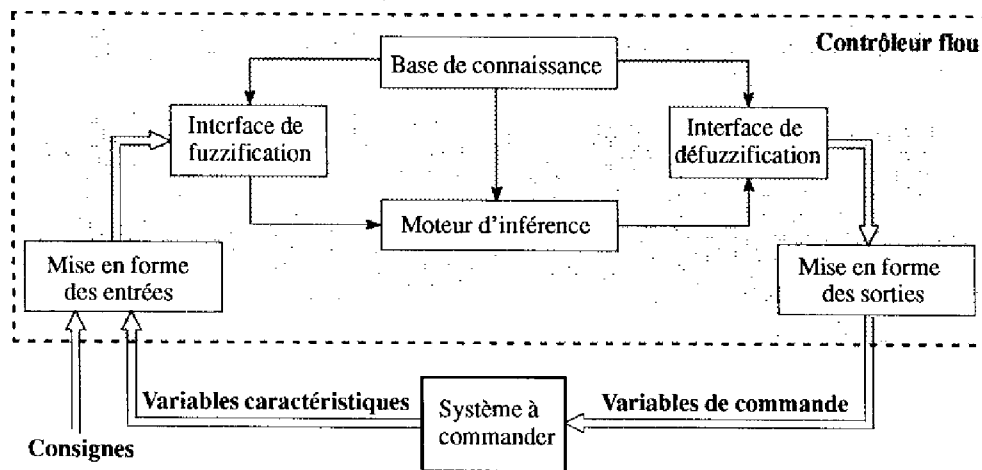


Figure 4 : Système de commande flou

Les variables caractéristiques du système à commander et les consignes définissent les variables d'entrée du contrôleur flou. Les variables caractéristiques sont, en général, les grandeurs de sortie du processus et, le cas échéant, d'autres mesures déterminantes pour saisir l'évolution dynamique du système. Les variables de sortie du contrôleur flou sont les commandes appliquées au processus.

La configuration de base du contrôleur flou comprend six parties (Lee C.C., 1990a; 1990b):

1- Mise en forme des entrées

Cette première étape permet le traitement des variables d'entrée. Notamment, certaines grandeurs sont associées pour calculer des erreurs (différences entre les sorties et les consignes, ...) et les dérivées des erreurs. Très souvent, la dynamique des variables est normalisée sur l'univers de discours.

2- Interface de fuzzification

La fuzzification de la valeur précise d'une variable consiste à caractériser le degré avec lequel cette mesure appartient à un sous-ensemble flou donné, c'est-à-dire le passage d'une grandeur précise à une variable floue (caractérisation numérique de l'imprécision). Ici, les variables d'entrée floues ne sont pas étudiées.

3- Base de connaissance

Ce bloc contient les règles de commande dont le nombre et l'expression dépendent, notamment, de la partition des univers de discours des variables d'entrée et de sortie. La partition de l'espace des entrées (variables de la prémisse des règles) et de l'espace des sorties (variables de la conclusion des règles), appelée par la suite "partition des espaces", consiste à définir le nombre de sous-ensembles flous décrivant chaque variable, ainsi que leur répartition sur leur univers de

discours respectif. Dans le cadre de la commande, les sous-ensembles flous sont souvent caractérisés par des fonctions d'appartenance triangulaires (voir Figure 5).

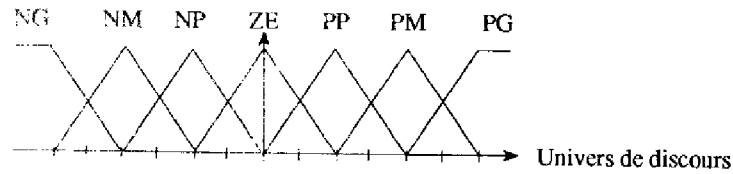


Figure 5 : Exemple de fonctions d'appartenance triangulaires

où NG, NM, ..., PG sont des valeurs linguistiques, avec classiquement:

- NG : Négatif Grand
- NM : Négatif Moyen
- NP : Négatif Petit
- ZE : Zéro
- PP : Positif Petit
- PM : Positif Moyen
- PG : Positif Grand

Connaissant une partition des espaces, les règles de commande expriment, d'une manière linguistique, les objectifs de commande et les actions correspondantes (Zadeh, 1968). En général, les contrôleurs flous utilisent des règles de la forme:

Si x_1 est A_1 et x_2 est A_2 et ... et x_n est A_n alors u_1 est B_1 et u_2 est B_2 et ... et u_m est B_m

où x_1, \dots, x_n sont les variables physiques caractéristiques du processus, u_1, \dots, u_m les variables de commande du système et $A_1, \dots, A_n, B_1, \dots, B_m$ des valeurs linguistiques.

4- Moteur d'inférence

Cette phase simule la prise de décision à partir des règles floues, par une procédure de chaînage avant des propositions (activation des règles par les prémisses) (O.F.T.A., 1994). L'implication et l'inférence floues sont associées pour définir l'ensemble flou caractérisant la commande.

Ce document serait incomplet sans la présentation du raisonnement de Mamdani, pionnier de l'application de la logique floue à la commande des processus (Mamdani E.H., 1974; Mamdani E.H., 1977; King P.J., Mamdani E.H., 1977). Les opérateurs utilisés sont:

- Opérateur ET : min
- Opérateur OU : max
- "Implication" : min

Ce raisonnement est exposé pour deux règles simples:

Si x_1 est ZE et x_2 est ZE alors u est ZE

Si x_1 est PP et x_2 est PP alors u est PP

Pour un couple d'observation (x_{1o}, x_{2o}) , l'ensemble inféré (u') est caractérisé par:

$$\mu_{u'}(u) = \max\{ \min[\mu_{ZE}(x_{1o}), \mu_{ZE}(x_{2o}), \mu_{ZE}(u)], \min[\mu_{PP}(x_{1o}), \mu_{PP}(x_{2o}), \mu_{PP}(u)] \}$$

Chaque règle est activée séparément et les conclusions sont agrégées pour définir l'ensemble flou de u' . Ce raisonnement, facilement généralisable à plusieurs règles, est illustré sur la Figure 6.

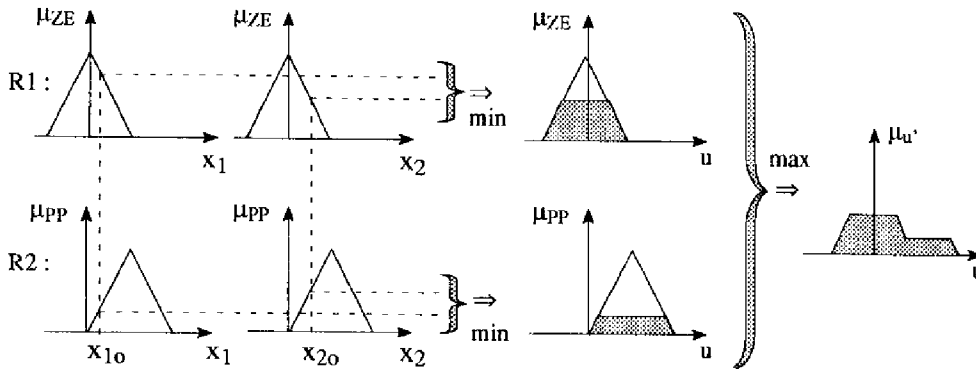


Figure 6 : Raisonnement de Mamdani pour deux règles

5- Interface de défuzzification

Le résultat de l'agrégation est l'ensemble flou caractérisé par la fonction d'appartenance μ_u . En général, les actionneurs actuels ne s'accoutument pas de ce genre de décision et il convient de la transformer en une grandeur de commande précise: c'est l'étape de défuzzification. Plusieurs méthodes sont applicables (Driankov D., Hellendoorn H., Reinfrank M., 1993). Ici, nous présentons uniquement le centre de gravité, le centre des aires et le barycentre des maxima.

Centre de gravité

La commande appliquée est le centre de gravité de l'ensemble flou inféré (voir Figure 7). Cette méthode procure de bons résultats mais nécessite des calculs longs et complexes.

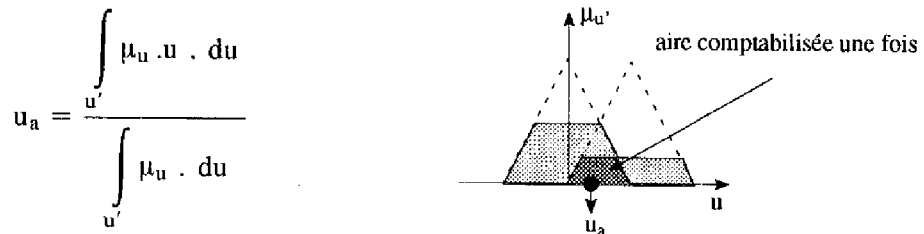


Figure 7 : Défuzzification par un centre de gravité

Centre des aires

Cette méthode, similaire à la précédente mais plus simple, ne nécessite pas le calcul de μ_u . L'idée est de considérer la contribution de chaque aire individuellement, et l'ensemble u' est construit à partir de la somme de chaque aire (voir Figure 8).

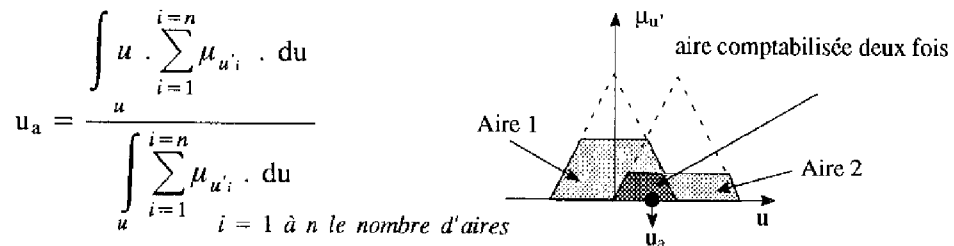


Figure 8 : Défuzzification par un centre des aires

Remarque : Les aires qui se recouvrent, si elles existent, sont comptabilisées plus d'une fois. Cette méthode est largement utilisée dans les logiciels de développement des systèmes flous.

Centre des maxima

Le maxima de chaque contribution (u'_k) est recherché. La commande appliquée est calculée par une somme pondérée vis-à-vis des degrés d'activation (voir Figure 9).



Figure 9 : Défuzzification par le centre des maxima

La défuzzification est une étape délicate dès que le temps de calcul devient critique, et demande une résolution numérique importante. Pour simplifier cette opération, les fonctions d'appartenance caractérisant les commandes sont souvent définies par des "raies" ou des singletons. La commande appliquée est alors calculée par un centre de gravité (voir Figure 10).

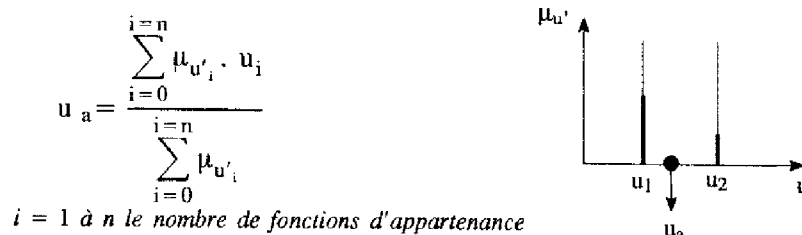


Figure 10 : Fonctions d'appartenance de type singleton

Nous retiendrons ce type de fonctions d'appartenance pour les sous-ensembles flous de la conclusion. Les règles sont alors écrites à partir de prémisses symboliques et la commande est décrite de façon procédurale (Foulloy L., Galichet S., 1992).

6- Mise en forme des sorties

Ce sixième et dernier bloc du contrôleur flou permet de traiter chaque commande appliquée (u_a), afin de définir la dynamique des commandes (leur univers de discours, pour le raisonnement, est souvent normalisé entre [-1; +1]) et obtenir des effets particuliers (proportionnel, intégral, ...).

2.3 Caractéristiques de la base de règles

La base de règles doit posséder certaines caractéristiques afin d'assurer une commande correcte du système, quelles que soient les conditions de fonctionnement (Driankov D., Hellendoorn H., Reinfrank M., 1993). La complétude, l'inconsistance, la continuité et l'interaction d'un ensemble de règles sont successivement définies.

La complétude

"Un ensemble de règles Si ... alors ... est complet si une valeur de commande est calculée quelles que soient les valeurs des entrées (il existe au moins une règle activée)".

Cette propriété dépend de la partition des espaces (les fonctions d'appartenance doivent couvrir toute la dynamique possible des variables) et de l'écriture des règles.

L'inconsistance

"Un ensemble de règles Si ... alors ... est inconsistant s'il existe deux règles ayant la même prémisse mais des conséquences différentes".

L'étude de la consistance permet de détecter les contradictions dans les bases de règles.

La continuité

"Un ensemble de règles Si ... alors ... est continu s'il n'y a pas deux règles voisines avec des ensembles de sortie (conséquence de la règle) qui aient une intersection vide".

Si les sous-ensembles flous de la sortie sont caractérisés par des fonctions d'appartenance de type "raies", la notion d'intersection devient obsolète. C'est pourquoi, nous parlons plutôt de proximité des sous-ensembles de la sortie.

L'interaction

Considérons un ensemble de règles de la forme:

Si x est A_i alors u est B_i $i=1$ à r le nombre de règles

Pour une entrée " x_0 est A_i ", la commande " u_0 " devrait être B_i . En fait, " u " peut être un sous-ensemble ou un sur-ensemble de B_i (Dubois D., Prade H., 1984) suivant l'implication floue utilisée. Ce problème reste très complexe mais on notera que l'utilisation des "implications" de Mamdani et de Larsen ne génèrent pas de sur ou de sous-ensemble et n'augmente pas l'interaction entre les règles.

2.4 Synthèse des travaux existants

Il est intéressant de dresser un bilan de la commande floue à un moment où les travaux se multiplient. Jusqu'à maintenant, nous avons présenté les contrôleurs flous dans un cadre très général mais nous pouvons distinguer les lois de commande monovariante (processus à une entrée et une sortie) et les stratégies multivariantes (processus multi-entrées et multi-sorties).

La commande floue monovariante suscite toujours beaucoup d'intérêt depuis les premiers travaux de Mamdani. Très souvent, une base de règles dite de Mac Vicar-Whelan est utilisée (Mac Vicar-Whelan P.J., 1977). De nombreuses études ont permis de justifier l'écriture de ces règles par analogie au régime glissant (Palm R., 1992) ou par une analyse qualitative du comportement dans le plan de phase (Foulloy L., 1991; Demaya B., 1994). Ces structures de commande sont des équivalents structuraux des contrôleurs classiques P, P.D., P.I.D. (Proportionnel Intégral Dérivé) (Galichet S., Dussud M., Foulloy L., 1992) mais offrent la

possibilité d'introduire des non-linéarités dans la commande. Beaucoup d'applications sont basées sur ces études que ce soit dans le domaine automobile (Boverie S., Demaya B., Le Quellec J.M., Titli A., 1993), la robotique (Barret C., Cortyl V., Maaref H., 1994), ...

Ces dernières années ont vu l'émergence des mécanismes d'adaptation des systèmes de commande pour optimiser les paramètres caractéristiques du contrôleur. Il est difficile d'établir une liste exhaustive de toutes les techniques existantes mais nous citerons:

- les méthodes de minimisation d'un critère quadratique: descente du gradient (Bersini H., Gorrini V., 1993), algorithmes des moindres carrés (Sugeno M., Tanaka K., 1991) ou encore la technique de Rosenbrock (Demaya B., Palm R., Boverie S., Titli A., 1995)
- l'apprentissage et le réglage par renforcement ou algorithme du Q-learning (Berenji H.R., 1992; Glorennec P.Y., 1994).

La commande floue multivariable est un sujet relativement peu étudié en comparaison des aspects monovariables. Dans le cas où le processus multivariable peut être découplé, sa commande s'effectue à l'aide de plusieurs contrôleurs monovariables. Dans le cas contraire, la synthèse des lois de commande est beaucoup plus délicate et reste un des problèmes ouverts de la commande floue.

La traduction experte de la connaissance est relativement peu utilisée car l'accroissement du nombre de variables, nécessaire au calcul des commandes, implique une multiplication du nombre de propositions qu'un expert peut difficilement formaliser. Cette approche reste viable pour des systèmes déjà sous le contrôle d'un opérateur expérimenté (Holmblad L.P., Van Nauta Lemke R., 1982), mais semble difficilement applicable dans le cas général. D'autres méthodes sont proposées dans la littérature.

Une première classe de méthodes repose sur l'utilisation d'un modèle analytique du système auquel est associé un contrôleur flou. Par exemple, Shakouri (Shakouri A., Van Den Bosh P.D.J., Van Lauta Lemke H., Dijkman J.G, 1982) utilise un modèle dans l'espace d'état pour prédire une commande théorique, qui est ensuite pondérée par une stratégie floue intégrant l'imprécision du modèle et les différents paramètres influents. D'autres techniques sont basées sur le découplage du système (Chen C.L., Chen P.C., 1991; Ray K.S, Dutta-Majunder, 1985). Une relation, calculée à partir du modèle linéaire du processus, permet de découpler les entrées et les sorties. Des contrôleurs flous monovariables sont ensuite associés à chaque couple entrée/sortie. D'après les auteurs, la robustesse de la commande, par rapport aux erreurs de modélisation, est améliorée. Ces approches s'appliquent uniquement aux systèmes pour lesquels un modèle linéaire est identifiable.

Une deuxième classe de méthodes s'applique aux systèmes multivariables simples (deux entrées et deux sorties avec une matrice de transfert dont les transmittances sont d'ordre 1). Dans ce cas, les variables d'entrée des règles sont identifiées et la structure de commande peut se construire facilement (Ying H., 1993; Viljamaa Koivo H.N, 1994). Malheureusement, l'extension de cette structure aux systèmes plus complexes n'est pas possible.

LOGIQUE FLOUE ET COMMANDE FLOUE

Une troisième classe de méthodes consiste à développer un système de commande auto-organisé, concept introduit par Procyk et Mamdani (Procyk T.J, Mamdani E.H., 1979). Le contrôleur est initialisé avec une connaissance nulle et apprend progressivement un ensemble de règles de commande qui minimise des critères quadratiques. Une extension aux systèmes multivariables est proposée par Linkens (Linkens D.A., Nie J., 1993a; 1993b) et Pedricz (Czogala E., Pedricz W., 1981).

Ces trois classes de méthodes s'attachent à la définition de la loi de commande (*). Certains auteurs se sont particulièrement intéressés à la complexité du traitement de la relation floue liant les entrées et les sorties. En effet, la dimension de la relation floue est proportionnelle au nombre d'entrées et sa manipulation peut être difficile. C'est pourquoi, Gupta (Gupta M.M, Kiszka J.B., Trojan G.M., 1986) propose de décomposer cette relation en relations de dimension deux, plus faciles à traiter. Cette simplification entraîne une perte de précision qu'il est possible de minimiser sous certaines conditions (Chang-Jiu Z., Dian-Fang W., 1988).

Après cette présentation de l'état de l'art sur les problèmes de commande monovariables et multivariables, nous allons clore ce paragraphe par un rapide survol des études de stabilité et de robustesse des contrôleurs flous. Nous dressons un constat des problèmes actuels, mais cette question ne sera pas davantage abordée dans ce mémoire.

L'absence de résultat, a priori, sur la stabilité de la boucle fermée comprenant un contrôleur flou déçoit souvent ceux qui s'intéressent à ce type de commande. Remarquons que cette préoccupation n'a pas beaucoup de sens dans une démarche "système à base de connaissance" car le souci de stabilité est omniprésent dans l'écriture des règles. Néanmoins, si une caractérisation mathématique du processus existe, le contrôleur flou étant en général un contrôleur non-linéaire, certains résultats de la théorie des systèmes non-linéaires peuvent être utilisés. Le lecteur se reportera à (Marin J.P., Titli A., 1994) pour une présentation détaillée des différentes méthodes.

Quant à la robustesse, elle a été constatée empiriquement mais jamais explicitée rigoureusement. Son explication sera cherchée dans l'aspect non-linéaire de la commande et la prise en compte des perturbations connues lors de la définition du contrôleur (Pok Y.M., Xu J.X., 1994).

Cette synthèse n'est pas exhaustive mais dresse un rapide bilan de l'état actuel des recherches. Nous avons remarqué, à plusieurs reprises, que le contrôleur flou peut être assimilé à un système non-linéaire. Nous continuons donc cette partie par une étude plus détaillée de la non-linéarité générée par un contrôleur flou.

(*) Une autre méthode, proposée par Sugeno, sera abordée dans les parties II (chap.4) et III (chap.1) de ce mémoire.

3 Etude de la non-linéarité de la commande

3.1 Généralités

Les commandes générées par un contrôleur flou sont habituellement non-linéaires. L'obtention de la non-linéarité dépend des paramètres caractéristiques du système de commande et notamment:

- de l'expression des règles
- de la définition des fonctions d'appartenance associées à chaque variable linguistique
- de la méthode de raisonnement (opérateurs d'inférence et d'agrégation)
- de la méthode de défuzzification

Les effets des différents paramètres sont dissociables et favorisent la décomposition de cette étude. Le choix des méthodes de défuzzification utilisées pour la commande a peu d'influence sur la non-linéarité et ne sera pas étudiée ici. L'ensemble de règles définit, de manière grossière, la non-linéarité de la commande. Pour une base de règles donnée, la non-linéarité résulte par conséquent de la superposition de deux phénomènes (Raymond C., Boverie S., Le Quellec J.M., 1993):

- une non-linéarité globale qui dépend des fonctions d'appartenance
- une non-linéarité locale qui dépend de la méthode de raisonnement.

Afin de mettre en évidence ces non-linéarités, nous allons étudier leur influence dans les paragraphes suivants. Pour simplifier l'étude, nous utilisons des sous-ensembles de sortie de type singleton et les commandes appliquées sont calculées par un centre de gravité. De même, les fonctions d'appartenance des variables de la prémisse sont triangulaires.

3.2 Influence des fonctions d'appartenance

La non-linéarité globale de la commande dépend de la répartition des fonctions d'appartenance sur leur univers de discours, mais aussi du degré de recouvrement des fonctions caractérisant les variables de la prémisse. Pour simplifier la présentation, nous analysons l'effet des fonctions d'appartenance pour trois règles à une entrée (ϵ) et une sortie (u):

Si ϵ est N alors u est N

Si ϵ est ZE alors u est ZE

Si ϵ est P alors u est P

où N, ZE et P sont des valeurs linguistiques. Nous définissons n, ze, p les valeurs nettes des symboles de sortie correspondant respectivement à N, ZE et P.

Influence de la répartition des fonctions de sortie

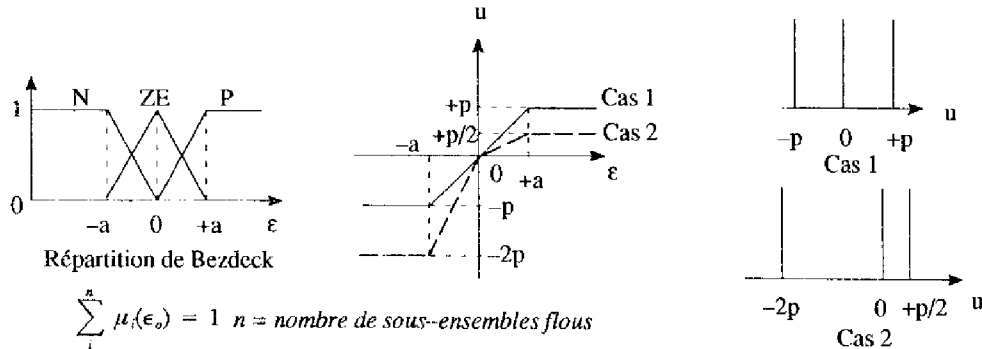


Figure 11 : Influence de la répartition des fonctions de sortie

Si la répartition des singletons de la sortie est équidistante (Cas 1 Figure 11), la commande est linéaire dans l'intervalle [-a;+a] et saturée aux extrémités. Par contre, dès que cette répartition est non uniforme (Cas 2 Figure 11) la commande devient non-linéaire dans l'intervalle [-a;+a].

Influence de la répartition des fonctions d'entrée

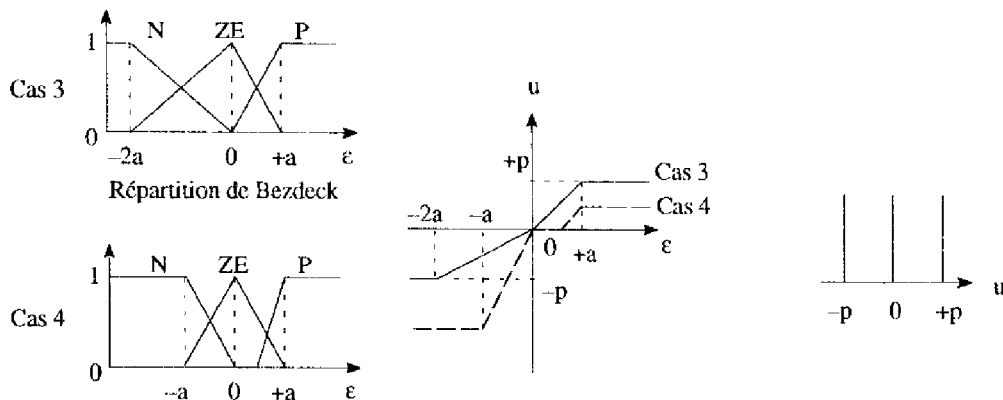


Figure 12 : Influence de la répartition des fonctions d'entrée

Deux répartition possibles sont illustrées. Le Cas 3 (Figure 12) montre l'effet d'une distribution non uniforme des fonctions d'appartenance. Jusqu'à présent, une répartition de Bezdeck était respectée. Si ce n'est pas le cas, une forte non-linéarité est introduite dans la commande (Cas 4 Figure 12).

La non-linéarité globale de la commande dépend de la répartition des fonctions d'appartenance et de leur degré de recouvrement. Ces effets sont montrés sur un exemple simple mais cette étude se généralise facilement aux systèmes de commande multi-entrées et multi-sorties. Notamment, le lecteur se reportera à (Bühler H., 1994) pour une présentation plus complète. Notons que cette non-linéarité influence directement la dynamique du système bouclé.

3.3 Influence des opérateurs d'inférence

Le moteur d'inférence utilise des opérateurs (implication et agrégation) qui génèrent une non-linéarité locale. Plusieurs méthodes de raisonnement sont applicables dans le cadre de la commande, et les plus courantes sont:

- la méthode du min-max (Mamdani E.H., 1977)
- la méthode du produit-max (Mizumoto M., 1988)
- la méthode du produit-somme (Mizumoto M., 1992)

Nous avons cherché à comparer précisément les lois de commande issues des différents contrôleurs, suivant la méthode de raisonnement choisie.

Une étude de cette non-linéarité locale est présentée dans (Kovalershuk B., Yusupov H., 1993) pour des contrôleurs à une entrée et une sortie. Ici, nous détaillons une extension de ces travaux pour un système de commande à deux entrées (ϵ et $\Delta\epsilon$) et une sortie (u).

Hypothèses

Les fonctions d'appartenance des deux variables d'entrée (ϵ et $\Delta\epsilon$) sont définies Figure 13.

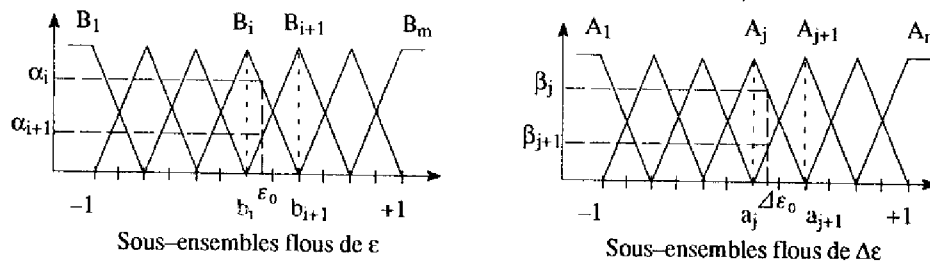


Figure 13 : Fonctions d'appartenance des entrées

La répartition des fonctions d'appartenance est quelconque (linéaire ou non-linéaire) mais normalisée dans l'intervalle $[-1; +1]$. Les points $b_i, b_{i+1}, a_j, a_{j+1}$ sont appelés les points modaux. Le degré d'appartenance des variables d'entrée est égal à 1 en ces points.

Pour un couple d'entrée (ϵ_0 et $\Delta\epsilon_0$) donné, nous définissons:

- α_i et α_{i+1} les degrés d'appartenance de ϵ_0 aux sous-ensembles B_i et B_{i+1}
- β_j et β_{j+1} les degrés d'appartenance de $\Delta\epsilon_0$ aux sous-ensembles A_j et A_{j+1}

Le recouvrement des fonctions d'appartenance est égal à 1, d'où les équations:

$$\alpha_i + \alpha_{i+1} = 1$$

$$\beta_j + \beta_{j+1} = 1$$

Les fonctions d'appartenance de la commande sont distribuées de manière uniforme. Les valeurs linguistiques de U sont notées Z_{ij} (z_{ij} leur valeur nette).

Considérons maintenant une maille élémentaire. Cette maille est composée de quatre noeuds, définis par les couples de points (α_i, β_j) où $\alpha_i \in \{0, 1\}$ et $\beta_j \in \{0, 1\}$ (afin de simplifier les notations, nous considérons les degrés d'appartenance au lieu des points modaux). A chaque noeud correspond une valeur linguistique de commande (voir Figure 14).

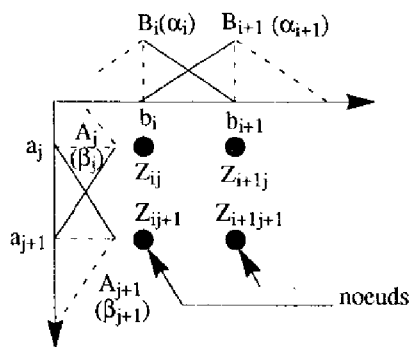


Figure 14 : Description d'une maille élémentaire

Sur une maille élémentaire, quatre règles sont activées:

- $Si \epsilon \text{ est } B_i \text{ et } \Delta\epsilon \text{ est } A_j \text{ alors } U \text{ est } Z_{ij}$
- $Si \epsilon \text{ est } B_{i+1} \text{ et } \Delta\epsilon \text{ est } A_j \text{ alors } U \text{ est } Z_{i+1j}$
- $Si \epsilon \text{ est } B_i \text{ et } \Delta\epsilon \text{ est } A_{j+1} \text{ alors } U \text{ est } Z_{ij+1}$
- $Si \epsilon \text{ est } B_{i+1} \text{ et } \Delta\epsilon \text{ est } A_{j+1} \text{ alors } U \text{ est } Z_{i+1j+1}$

Deux cas d'étude sont abordés:

- les mailles élémentaires diagonales définies par $z_{ij} = z_{i+1j+1}$ et $z_{i+1j} \neq z_{ij+1} \neq z_{ij}$
- les mailles élémentaires non diagonales.

3.3.1 Comparaison des commandes sur une maille élémentaire diagonale

Nous étudions l'influence des méthodes de raisonnement sur une maille élémentaire diagonale. L'étude du cas général est relativement simple mais la complexité des notations est moins favorable à l'analyse des résultats. C'est pourquoi, nous imposons l'égalité supplémentaire $2.z_{ij} = z_{i+1j} + z_{ij+1}$.

Les expressions des commandes sur cette maille et, suivant la méthode de raisonnement choisie, sont:

- méthode min-max

$$u_{MinMax} = \frac{Max[\min(\alpha_i, \beta_j); \min(\alpha_{i+1}, \beta_{j+1})].z_{ij} + \min(\alpha_{i+1}, \beta_j).z_{i+1j} + \min(\alpha_i, \beta_{j+1}).z_{ij+1}}{Max[\min(\alpha_i, \beta_j); \min(\alpha_{i+1}, \beta_{j+1})] + \min(\alpha_{i+1}, \beta_j) + \min(\alpha_i, \beta_{j+1})}$$

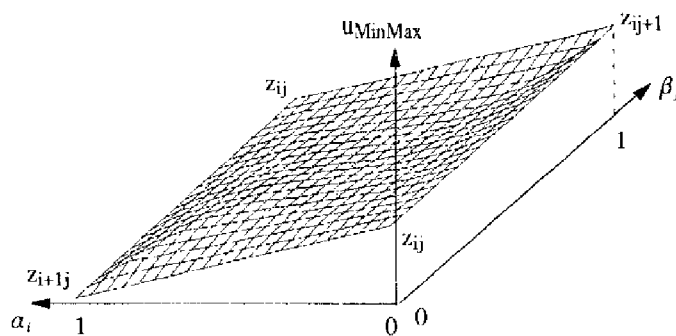


Figure 15 : Surface de commande avec un raisonnement min-max

- méthode produit-max

$$u_{ProdMax} = \frac{Max(\alpha_i \beta_j; \alpha_{i+1} \beta_{j+1}) \cdot z_{ij} + \alpha_{i+1} \beta_j \cdot z_{i+1j} + \alpha_i \beta_{j+1} \cdot z_{ij+1}}{Max(\alpha_i \beta_j; \alpha_{i+1} \beta_{j+1}) + \alpha_{i+1} \beta_j + \alpha_i \beta_{j+1}}$$

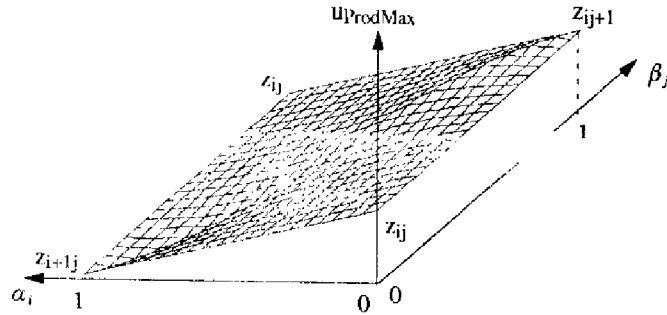


Figure 16 : Surface de commande avec un raisonnement produit-max

- méthode produit-somme

$$u_{ProdSom} = \frac{(\alpha_i \beta_j + \alpha_{i+1} \beta_{j+1}) \cdot z_{ij} + \alpha_{i+1} \beta_j \cdot z_{i+1j} + \alpha_i \beta_{j+1} \cdot z_{ij+1}}{\alpha_i \beta_j + \alpha_{i+1} \beta_{j+1} + \alpha_{i+1} \beta_j + \alpha_i \beta_{j+1}}$$

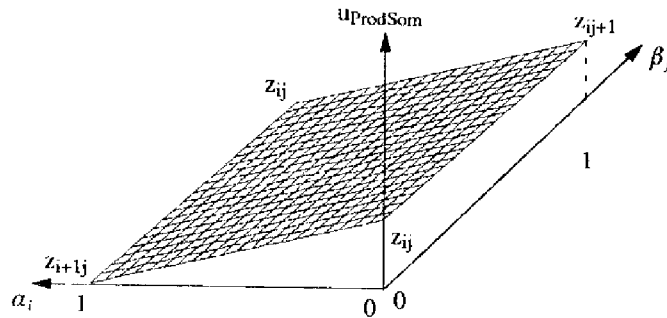


Figure 17 : Surface de commande avec un raisonnement produit-somme

Comparaison sur les bords et la diagonale de la maille

Les quatre bords de la maille sont définis par:

$$\begin{aligned} \alpha_i &= 0 \text{ et } \beta_j + \beta_{j+1} = 1 \\ \alpha_i &= 1 \text{ et } \beta_j + \beta_{j+1} = 1 \\ \beta_j &= 0 \text{ et } \alpha_i + \alpha_{i+1} = 1 \\ \beta_j &= 1 \text{ et } \alpha_i + \alpha_{i+1} = 1 \end{aligned}$$

Sur les bords de la maille, les commandes sont égales: $u_{MinMax} = u_{ProdMax} = u_{ProdSom}$.

Les couples de points, exprimés en fonctions des degrés d'appartenance (α_i, β_j) , situés sur la diagonale de la maille vérifient l'équation $\alpha_i = \beta_j$. Dans ce cas, nous avons $u_{MinMax} = u_{ProdMax} = u_{ProdSom}$.

La Figure 18 représente, dans le plan de phase, l'ensemble des couples de points d'une maille élémentaire diagonale pour lesquels les méthodes de raisonnement génèrent des commandes

identiques.

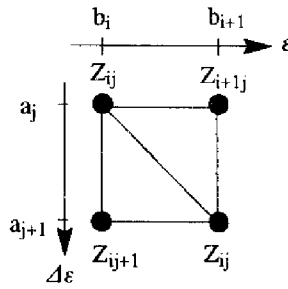


Figure 18 : Equivalence des méthodes dans le plan de phase

Comparaison sur l'antidiagonale et ses parallèles

Les couples de points (α_i, β_j) situés sur les parallèles à l'antidiagonale sont définis par l'équation:

$$\beta_j = 1 - \alpha_i + \delta_{p=1,2} \quad (\delta_1 > 0 \text{ et } \delta_2 < 0) \quad (\text{voir Figure 19})$$

Si $\delta_{p=1,2} = 0$, le couple considéré est sur l'antidiagonale.

Comparaison des méthodes produit-max et produit-somme

Pour estimer la différence entre les deux méthodes de raisonnement, il faut évaluer la valeur de $\text{Max}(\alpha_i \cdot \beta_j, \alpha_{i+1} \cdot \beta_{j+1})$, afin d'exprimer u_{ProdMax} par une fonction polynomiale en α_i et à coefficients linéaires. Pour cela, la maille élémentaire est divisée en deux parties (voir Figure 19).

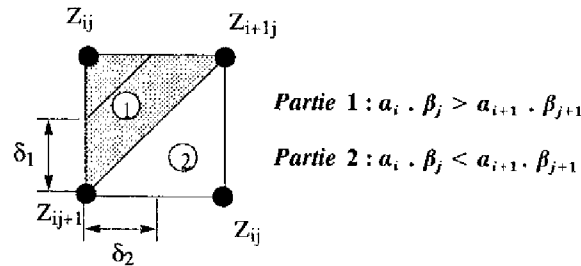


Figure 19 : Division de la maille élémentaire

La différence entre les deux méthodes sur la partie 1 de la maille est:

$$\begin{aligned} u_{\text{ProdMax}} - u_{\text{ProdSom}} &= [2\alpha_i - (1 + \delta_1)] \cdot \left[\frac{1}{\alpha_i^2 - (1 + \delta_1)\alpha_i + (1 + \delta_1)} - 1 \right] \cdot [z_{ij} - z_{i+1j}] \\ &= f(\alpha_i, \delta_1) \cdot [z_{ij} - z_{i+1j}] \end{aligned}$$

où $f(\alpha_i, \delta_1)$ est un facteur d'erreur et $[z_{ij} - z_{i+1j}]$ est la largeur de la maille.

Pour $\alpha_i = \alpha_0$, le facteur d'erreur $|f(\alpha_i, \delta_1)|$ décroît lorsque δ_1 croît. La différence est maximale sur l'antidiagonale de la maille ($\delta_1 = 0$):

$$\begin{aligned} \max f(\alpha_0, 0) &= 0.116 \\ \min f(\alpha_0, 0) &= -0.116 \end{aligned}$$

La différence entre les deux méthodes est minimale si la largeur de la maille est faible. Les résultats de la partie 2 sont déduits par une symétrie par rapport à l'antidiagonale. L'évolution de la fonction $f(\alpha_i, \delta_{p=1,2})$ est donnée Figure 20.

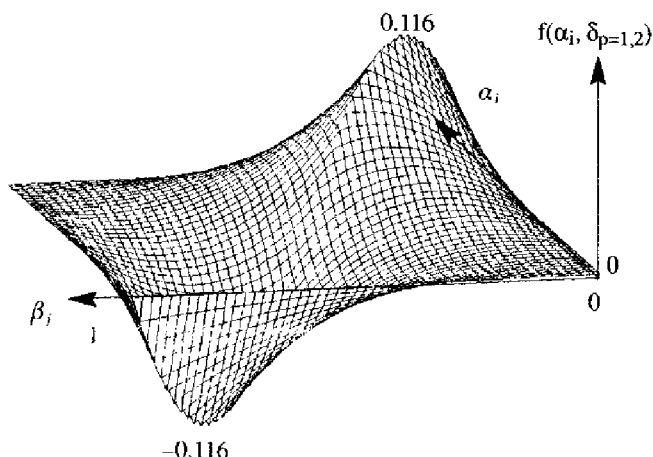


Figure 20 : Facteur d'erreur entre la méthode produit-max et produit-somme

Comparaison de la méthode min-max et produit -somme

La comparaison des deux techniques sur les parallèles à l'antidiagonale est assez complexe. En effet, l'utilisation des opérateurs min et max nous contraint à l'étude de plusieurs cas distincts suivant le couple de points considéré sur la maille. Dans un souci de simplicité, nous présentons uniquement les calculs sur l'antidiagonale.

Sur l'antidiagonale de la maille, nous définissons deux segments (voir Figure 21).

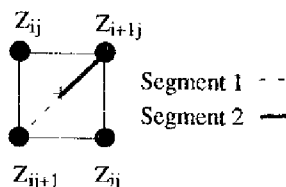


Figure 21 : Division de la maille

Sur le segment 1, la différence entre les deux méthodes est donnée par:

$$u_{MinMax} - u_{ProdSom} = \frac{2\alpha_i^2 - 3\alpha_i + 1}{2 - \alpha_i} \cdot [z_{ij} - z_{i+1j}] = h(\alpha_i) \cdot [z_{ij} - z_{i+1j}]$$

et $\min h(\alpha_i) = -0.101$

Les résultats pour le segment 2 sont déduits par une symétrie par rapport au centre de la maille. Sur les parallèles à l'antidiagonale, la différence entre les deux méthodes est une fonction de $\delta_{p=1,2}$ (voir Figure 19). Pour $\alpha_i = \alpha_0$, il est facile de démontrer que $\max(|u_{MinMax} - u_{ProdSom}|)$ diminue quand $\delta_{p=1,2}$ augmente. L'évolution de $h(\alpha_i, \delta_{p=1,2})$ est donnée Figure 22.

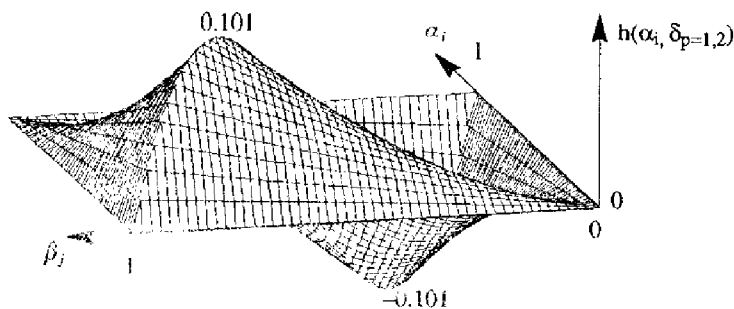


Figure 22 : Facteur d'erreur entre la méthode min-max et produit-somme

Remarque: Si l'égalité $2 \cdot z_{ij} = z_{i+1j} + z_{ij+1}$ n'est pas vérifiée, les différences entre les méthodes s'expriment en fonction des deux largeurs de la maille, soient $[z_{ij} - z_{i+1j}]$ et $[z_{ij} - z_{ij+1}]$.

3.3.2 Comparaison des commandes sur une maille élémentaire non diagonale

Trois types de maille élémentaire non diagonale sont envisageables.

◆ Le premier type de maille élémentaire non diagonale correspond à $z_{ij} \neq z_{i+1j+1} \neq z_{ij+1} \neq z_{i+1j}$. Nous ne donnons pas le détail des calculs mais $u_{ProdMax} = u_{ProdSom}$ et la différence entre $u_{ProdSom}$ et u_{MinMax} reste faible.

◆ Le deuxième type de maille est défini par $z_{ij} = z_{i+1j+1} = z_{ij+1} = z_{i+1j}$. Les opérateurs d'inférence n'ont pas d'influence et $u_{ProdMax} = u_{ProdSom} = u_{MinMax}$.

◆ Nous nous intéressons plus particulièrement au troisième et dernier type de maille, qui correspond aux mailles pour lesquelles trois commandes sont identiques (cas le plus courant dans les structures de commande actuellement utilisées). Seul le cas $z_{ij} = z_{i+1j+1} = z_{ij+1}$ est considéré (voir Figure 23). L'autre cas ($z_{ij} = z_{i+1j+1} = z_{i+1j}$) se déduit par symétrie.

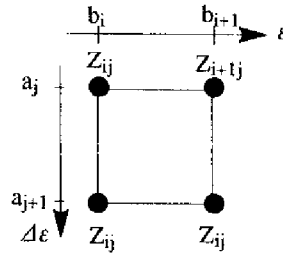


Figure 23 : Définition d'une maille non diagonale

Les valeurs de commande sur cette maille et suivant la méthode de raisonnement s'expriment:

– méthode min-max

$$u_{MinMax} = \frac{Max[\min(\alpha_i, \beta_j); \min(\alpha_{i+1}, \beta_{j+1}); \min(\alpha_i, \beta_{j+1})].z_{ij} + \min(\alpha_{i+1}, \beta_j).z_{i+1j}}{Max[\min(\alpha_i, \beta_j); \min(\alpha_{i+1}, \beta_{j+1}); \min(\alpha_i, \beta_{j+1})] + \min(\alpha_{i+1}, \beta_j)}$$

– méthode produit-max

$$u_{ProdMax} = \frac{Max(\alpha_i, \beta_j; \alpha_{i+1}, \beta_{j+1}; \alpha_i, \beta_{j+1}).z_{ij} + \alpha_{i+1}, \beta_j.z_{i+1j}}{Max(\alpha_i, \beta_j; \alpha_{i+1}, \beta_{j+1}, \alpha_i, \beta_{j+1}) + \alpha_i, \beta_{j+1}}$$

– méthode produit-somme

$$u_{ProdSom} = (\alpha_i, \beta_j + \alpha_{i+1}, \beta_{j+1} + \alpha_i, \beta_{j+1}).z_{ij} + \alpha_{i+1}, \beta_j.z_{i+1j}$$

Les trois méthodes de raisonnement sont égales sur les noeuds et les bords de la maille. Nous analysons le comportement des différentes méthodes sur l'antidiagonale et ses parallèles. Cette étude est suffisante pour décrire la globalité de la maille élémentaire.

Comparaison de la méthode produit-max et produit-somme

Nous reprenons la démarche précédente pour analyser la différence entre les deux méthodes.

La différence sur la partie 1 de la maille (voir Figure 19) est:

Si $\alpha_i \in [\delta_1, 0.5]$ alors $u_{ProdMax} - u_{ProdSom} = (1 - \alpha_i) \cdot (\alpha_i - \delta_1) \cdot [z_{ij} - z_{i+1j}]$

Si $\alpha_i \in [0.5, 1]$ alors

$$u_{ProdMax} - u_{ProdSom} = \frac{-2\alpha_i^4 + \alpha_i^3(6 + 2\delta_1) - \alpha_i^2(6 + 2\delta_1) + \alpha_i[(2 + \delta_1)(1 - 2\delta_1) + 3\delta_1] - \delta_1(1 - 2\delta_1)}{2\alpha_i^2 - 2\alpha_i - 2\delta_1 + 1} \cdot [z_{ij} - z_{i+1j}]$$

$$= g(\alpha_i, \delta_1) \cdot [z_{ij} - z_{i+1j}]$$

Pour $\alpha_i = \alpha_0$, la différence entre les deux méthodes décroît lorsque δ_1 croît et son maximum se situe sur l'antidiagonale de la maille ($\delta_1 = 0$):

$$\max(u_{ProdMax} - u_{ProdSom}) = 0.25 \cdot [z_{ij} - z_{i+1j}]$$

Les résultats de la partie 2 sont déduits par une symétrie par rapport à l'antidiagonale. L'évolution de la fonction $g(\alpha_i, \delta_{p=1,2})$ est donnée Figure 24.

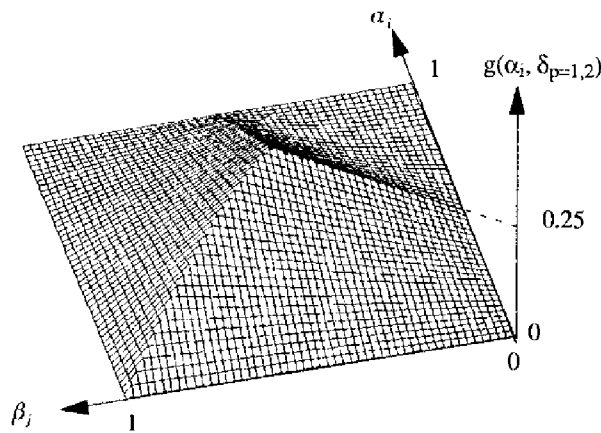


Figure 24 : Facteur d'erreur entre la méthode produit-max et produit-somme

Comparaison de la méthode min-max et produit-somme

L'étude analytique de l'évolution de la différence est très complexe car de nombreux cas sont à considérer. La différence globale entre les deux méthodes est le produit d'une fonction $k(\alpha_i, \delta_{p=1,2})$ par la largeur de la maille élémentaire. L'évolution de $k(\alpha_i, \delta_{p=1,2})$ est donnée Figure 25.

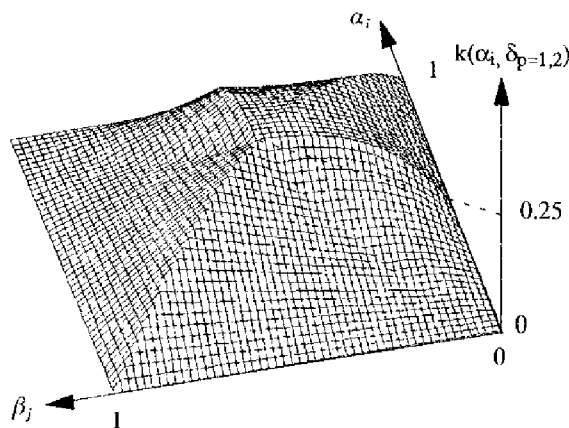


Figure 25 : Facteur d'erreur entre la méthode min-max et produit-somme

En conclusion, le moteur d'inférence définit un mécanisme d'interpolation entre les valeurs modales d'une maille élémentaire. L'interpolation est linéaire pour la méthode produit-somme et non-linéaire pour les autres. Les différences entre les méthodes de raisonnement sont proportionnelles à la distance entre les points modaux des sous-ensembles de la sortie. Les écarts sont d'autant plus faibles que ces sous-ensembles sont proches.

Cette non-linéarité locale, généralement non désirée, n'est pas contrôlable (Galichet S., Foulloy L., 1993). De plus, il est difficile de justifier l'utilité de ce phénomène dans le cadre de la commande des systèmes bouclés. Plusieurs simulations et essais sur processus réels nous ont permis de vérifier que les performances globales du système bouclé n'étaient pratiquement pas affectées par le choix des opérateurs de raisonnement.

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons analysé les origines de la non-linéarité d'une commande floue. La répartition et le degré de recouvrement des fonctions d'appartenance génèrent une non-linéarité globale. Le réglage approprié de ces paramètres influence fortement le comportement du système bouclé. De même, les opérateurs de raisonnement introduisent une non-linéarité locale sur une maille élémentaire. Les différences entre les méthodes évoluent en fonction des largeurs de la maille. Néanmoins, la non-linéarité locale reste faible par rapport à la non-linéarité globale et rien ne permet de justifier son utilité.

Cette étude est importante pour comprendre le mécanisme d'inférence mais elle nous a aussi conduit à étudier quelques aspects pratiques de la mise en œuvre et, en particulier, à proposer une simplification du mécanisme de calcul des commandes, ce que nous présentons dans le prochain chapitre.

4 Aspects pratiques de la mise en œuvre d'un contrôleur flou

4.1 Généralités

La mise en œuvre d'un système de commande floue doit répondre à deux problèmes essentiels:

- l'acquisition de la connaissance et le réglage des paramètres caractéristiques du contrôleur flou. La résolution de ces problèmes sera abordée dans les parties II et III.
- l'implantation de la stratégie sous des contraintes de coût et de temps d'exécution.

L'implantation informatique des contrôleurs flous est la plus utilisée pour sa simplicité et son faible coût. De nombreux logiciels de développement (aide à la conception et génération du code correspondant) sont disponibles (Fuzzy Development and Generation Environnement FUDGE Motorola, SieFuzzy Siemens, ...).

La réalisation matérielle sur des processeurs dédiés à la logique floue émerge lentement. Ce type d'implantation est réservé aux produits grande série ou aux applications soumises à de fortes contraintes temps réel.

Si une approche informatique est retenue, les temps de calcul peuvent être relativement importants et deviennent problématiques pour les systèmes à dynamique rapide. C'est pourquoi, il faut optimiser les algorithmes ou bien, comme nous l'avons fait, trouver des solutions qui simplifient la mise en œuvre du contrôleur flou tout en conservant ses avantages. Deux approches sont proposées pour des structures de commande à deux entrées et une sortie. La première solution découle de l'étude de la non-linéarité de la commande et peut être vue comme une simplification du mécanisme de traitement des règles. La deuxième solution s'appuie sur une analyse et une réduction du nombre de règles nécessaire au calcul de la commande.

4.2 Simplification du mécanisme de traitement des règles

La commande, définie à partir de règles floues, est calculée par un mécanisme comprenant la fuzzification, l'activation de toutes les règles, l'agrégation des conclusions et la défuzzification. Les opérateurs d'inférence réalisent, soit une interpolation non-linéaire

(min–max, produit–max), la non–linéarité ayant peu d’influence, soit une interpolation linéaire (produit–somme) reproductible par un calcul beaucoup plus simple. Sur une maille élémentaire, au lieu de calculer la commande à partir de l’analyse des degrés d’appartenance des variables d’entrée, nous la calculons directement par une interpolation linéaire double entre les points modaux b_i, b_{i+1}, a_j et a_{j+1} .

Avec les hypothèses définies au chapitre 3, la nouvelle représentation de la maille élémentaire est donnée Figure 26.

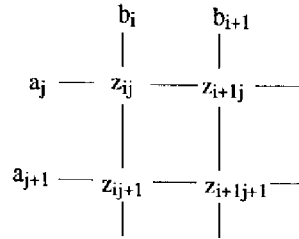


Figure 26 : Maille élémentaire pour un calcul par interpolation linéaire double

Pour un couple d’entrée $(\epsilon_o \text{ et } \Delta\epsilon_o)$ donné, la commande est calculée par interpolation linéaire double:

$$u = \frac{(b_{i+1}-\epsilon_o).(a_{j+1}-\Delta\epsilon_o).z_{ij} + (\epsilon_o-b_i).(a_{j+1}-\Delta\epsilon_o).z_{i+1j} + (b_{i+1}-\epsilon_o).(\Delta\epsilon_o-a_j).z_{ij+1} + (\epsilon_o-b_i).(\Delta\epsilon_o-a_j).z_{i+1j+1}}{(b_{i+1}-b_i).(a_{j+1}-a_j)} \quad (I-4.1)$$

Or, pour les fonctions d’appartenance définies Figure 13, nous avons:

$$\alpha_i = \frac{b_{i+1} - \epsilon_o}{b_{i+1} - b_i} \quad \text{et} \quad \alpha_{i+1} = 1 - \alpha_i$$

$$\beta_j = \frac{a_{j+1} - \Delta\epsilon_o}{a_{j+1} - a_j} \quad \text{et} \quad \beta_{j+1} = 1 - \beta_j \quad (I-4.2)$$

A l’aide (I-4.1) et (I-4.2), nous déduisons:

$$u = \alpha_i \cdot \beta_j \cdot z_{ij} + \alpha_{i+1} \cdot \beta_j \cdot z_{i+1j} + \alpha_i \cdot \beta_{j+1} \cdot z_{ij+1} + \alpha_{i+1} \cdot \beta_{j+1} \cdot z_{i+1j+1} \quad (I-4.3)$$

L’expression analytique de (I-4.3) est identique à celle trouvée avec un raisonnement de type produit–somme. Les deux méthodes sont équivalentes en tous points de la maille élémentaire et ce résultat est généralisable à l’ensemble des règles.

Cette simplification permet d’approcher une structure de commande floue par une structure linéaire par morceaux, sans perte de la non–linéarité globale. Cette approximation présente des avantages en temps de calcul car il suffit de trouver la maille élémentaire correspondant aux valeurs d’entrée (équivalent à chercher les règles activées avec un degré supérieur à zéro) plutôt que d’activer toutes les règles. Le gain en temps de calcul entre ce mécanisme de raisonnement simplifié et une méthode classique est estimé empiriquement, sur une base PC 386, à un facteur 10.

Le calcul de la commande par interpolation linéaire double s’applique à toutes les bases de règles à deux entrées et une sortie. L’extension aux règles comportant un nombre supérieur de variables

dans la prémisse est possible, mais les expressions mathématiques se complexifient et il est alors nécessaire de surmonter le problème de la représentation de l'ensemble de règles.

4.3 Décomposition d'une base de règles à deux entrées

Dans le cadre des applications monovariables (systèmes du premier et second ordre), une base de règles de Mac Vicar-Whelan (Mac Vicar-Whelan P.J., 1977) est souvent utilisée (voir Figure 27).

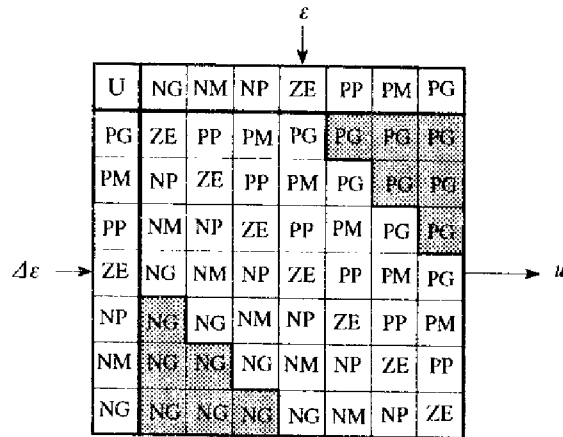


Figure 27 : Table de Mac Vicar-Whelan

Nous nous sommes particulièrement intéressé à cette table et nous démontrons, en imposant quelques contraintes sur la structure du contrôleur, que l'expertise contenue dans cette base de 49 règles peut s'exprimer avec seulement 14 règles.

Nous cherchons les conditions pour lesquelles un contrôleur flou à deux entrées et une sortie (voir Figure 27) peut s'exprimer à l'aide de deux contrôleurs à une entrée et une sortie (voir Figure 28).

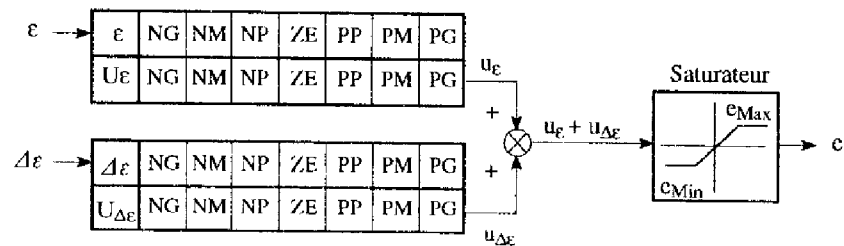


Figure 29 : Structure simplifiée du contrôleur

Les fonctions d'appartenance de ε , $\Delta\varepsilon$ et U sont celles définies au paragraphe 3.3. Les fonctions d'appartenance de U_ε et $U_{\Delta\varepsilon}$ sont normalisées sur l'intervalle $[-1; 1]$.

Deux zones particulières de la table de Mac Vicar-Whelan sont considérées (voir Figure 27):

- la zone non grisée pour laquelle les commandes sont dites non saturées (aucune action du saturateur $u_\varepsilon + u_{\Delta\varepsilon} = e$).
- les zones grisées pour lesquelles les commandes sont saturées.

4.3.1 Etude d'une maille élémentaire de la zone non saturée

L'étude des deux structures est réalisée à partir d'une maille élémentaire (voir Figure 30).

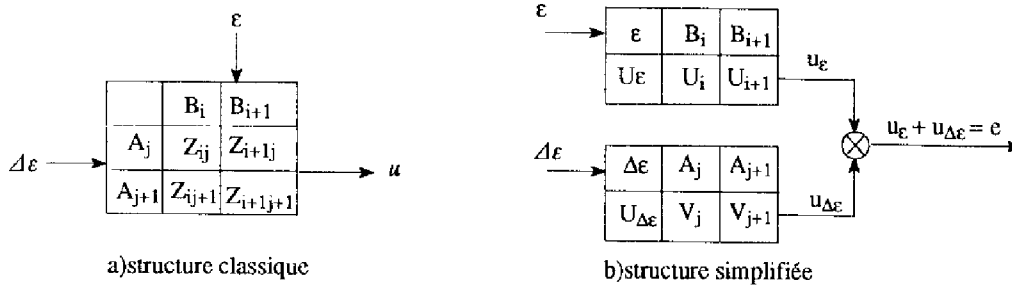


Figure 30 : Représentation d'une maille élémentaire

La commande calculée, sur une maille élémentaire, pour la structure simplifiée est:

$$\begin{aligned}
 u_\epsilon &= \alpha_i \cdot u_i + \alpha_{i+1} \cdot u_{i+1} \\
 u_{\Delta\epsilon} &= \beta_j \cdot v_j + \beta_{j+1} \cdot v_{j+1} \\
 e &= u_\epsilon + u_{\Delta\epsilon} = \alpha_i \cdot u_i + \alpha_{i+1} \cdot u_{i+1} + \beta_j \cdot v_j + \beta_{j+1} \cdot v_{j+1}
 \end{aligned}
 \tag{I-4.4}$$

Les commandes e et u sont égales si les contraintes suivantes sont imposées:

$$\begin{aligned}
 z_{i+1j} - z_{i+1j+1} &= z_{ij} - z_{ij+1} \\
 z_{ij} - z_{ij+1} &= z_{i+1j} - z_{ij} \\
 z_{ij} &= u_i + v_j \\
 z_{i+1j} &= u_{i+1} + v_j \\
 z_{ij+1} &= u_i + v_{j+1} \\
 z_{i+1j+1} &= z_{ij} = u_{i+1} + v_{j+1}
 \end{aligned}
 \tag{I-4.5}$$

Des égalités (I-4.5), nous déduisons la contrainte:

$$|v_{j+1} - v_j| = |u_{i+1} - u_i| = \Delta u
 \tag{I-4.6}$$

La relation (I-4.6) impose une répartition uniforme et identique des fonctions d'appartenance des commandes U_i et V_j . Avec les contraintes (I-4.5), il est facile de démontrer que (I-4.4) s'écrit:

$$e = u_\epsilon + u_{\Delta\epsilon} = (\alpha_i \cdot \beta_j + \alpha_{i+1} \cdot \beta_{j+1}) \cdot z_{ij} + \alpha_{i+1} \cdot \beta_j \cdot z_{i+1j} + \alpha_i \cdot \beta_{j+1} \cdot z_{ij+1}
 \tag{I-4.7}$$

La commande e (I-4.7), générée par la structure de commande simplifiée, est identique à celle calculée avec une structure classique utilisant les opérateurs produit-somme, dans la zone centrale de la table de Mac Vicar-Whelan ($2 \cdot z_{ij} = z_{i+1j} + z_{ij+1}$).

4.3.2 Etude d'une maille élémentaire de la zone saturée

Une maille élémentaire est dite saturée si au moins une commande appartient à la zone grisée de la table de règles (voir Figure 27). Ici, nous étudions le cas des commandes négatives saturées (NG) et les résultats pour la partie positive sont déduits à l'aide d'une symétrie par rapport à la diagonale de ZE de la table de règles.

Comme l'écart entre deux commandes u_i et u_{i+1} (respectivement v_j et v_{j+1}) est fixé à Δu (I-4.6), nous écrivons les égalités:

$$\begin{aligned}
 u_i &= -(k_i + 1) \cdot \Delta u && k_i \text{ est en entier} \\
 u_{i+1} &= -k_i \cdot \Delta u \\
 v_j &= -k_j \cdot \Delta u && k_j \text{ est en entier} \\
 v_{j+1} &= -(k_j + 1) \cdot \Delta u \\
 \text{et } u_\epsilon + u_{\Delta\epsilon} &= -(k_i + k_j + \alpha_i + \beta_{j+1}) \cdot \Delta u && \text{(I-4.8)}
 \end{aligned}$$

De la même manière, nous formulons une maille élémentaire de la structure classique:

$$\begin{aligned}
 z_{ij} &= z_{ij+1} = z_{i+1j+1} = u_i + v_j \\
 z_{i+1j} &= u_{i+1} + v_j && \text{(cf I-4.5)}
 \end{aligned}
 \quad \Delta\epsilon
 \quad \begin{array}{|c|c|c|}
 \hline
 & \epsilon & \\
 \hline
 & B_i & B_{i+1} \\
 \hline
 A_j & -(k_i+k_j+1)\cdot\Delta u & -(k_i+k_j)\cdot\Delta u \\
 \hline
 A_{j+1} & -(k_i+k_j+1)\cdot\Delta u & -(k_i+k_j+1)\cdot\Delta u \\
 \hline
 \end{array}$$

Figure 31 : Ecriture d'une maille saturée (structure classique)

La valeur minimale de la commande générée par la structure classique est de $-(k_i + k_j + 1) \cdot \Delta u$. Afin d'avoir égalité entre les deux structures, $u_\epsilon + u_{\Delta\epsilon}$ est saturée à cette valeur, soit $e_{\min} = -(k_i + k_j + 1) \cdot \Delta u$. Le saturateur est alors défini par les équations suivantes:

$$\begin{aligned}
 e &= u_\epsilon + u_{\Delta\epsilon} && \text{si } u_\epsilon + u_{\Delta\epsilon} > -(k_i + k_j + 1) \cdot \Delta u \\
 e &= e_{\min} = -(k_i + k_j + 1) \cdot \Delta u && \text{si } u_\epsilon + u_{\Delta\epsilon} < -(k_i + k_j + 1) \cdot \Delta u
 \end{aligned}$$

D'où:

$$\begin{aligned}
 e &= -(k_i + k_j + \alpha_{i+1} + \beta_j) \cdot \Delta u && \text{si } \alpha_i + \beta_{j+1} < 1 \\
 e &= -(k_i + k_j + 1) \cdot \Delta u && \text{si } \alpha_i + \beta_{j+1} > 1
 \end{aligned}$$

Rappel: la droite $\alpha_i + \beta_{j+1} = 1$ correspond à l'équation de la diagonale de la maille élémentaire. Malgré les hypothèses posées, les deux structures de commande ne sont pas équivalentes. Nous exprimons alors les différences entre la structure simplifiée et la structure classique utilisant les opérateurs produit-somme:

$$\begin{aligned}
 u &= -(k_i + k_j + \alpha_i \cdot \beta_j + \beta_{j+1}) \cdot \Delta u \\
 e - u &= \pm \alpha_i \cdot \beta_{j+1} \cdot \Delta u && \text{si } \alpha_i + \beta_{j+1} < 1 && \text{(I-4.9)}
 \end{aligned}$$

$$e - u = \pm \alpha_{i+1} \cdot \beta_j \cdot \Delta u \quad \text{si } \alpha_i + \beta_{j+1} > 1 \quad \text{(I-4.10)}$$

Les différences (I-4.9) et (I-4.10) sont maximales ($-0.25 \cdot \Delta u$) pour $\alpha_i = \alpha_{i+1} = \beta_j = \beta_{j+1} = 0.5$, soit le point milieu de la maille. L'évolution du facteur de différence (F_{Diff}) de la fonction $e-u = F_{\text{Diff}} \cdot \Delta u$, sur l'ensemble des règles, est donnée Figure 32.

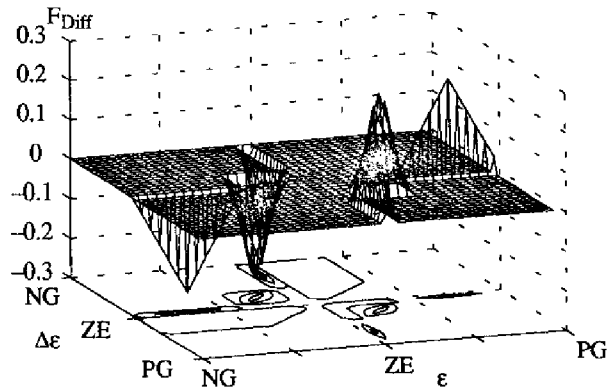


Figure 32 : Evolution du F_{Diff} sur la table de règles

Les différences de commande, entre la structure simplifiée et une structure classique utilisant les opérateurs min-max (respectivement produit-max), sont calculées en ajoutant à (e-u) les différences trouvées entre les méthodes min-max (respectivement produit-max) et produit-somme (paragraphe 3.3.2), soit une différence maximale de $0.5 \cdot \Delta u$ pour une maille saturée.

La structure simplifiée, composée de deux contrôleurs à une entrée et une sortie (14 règles), permet de générer une surface de commande quasi-identique à celle obtenue avec 49 règles. Pour une maille non saturée, les différences entre la structure simplifiée et les structures classiques sont faibles. De plus, nous avons vu (paragraphe 3.3) que ces écarts ont peu d'influence. Pour une maille saturée, les différences sont plus élevées, mais elles se situent dans des zones où les commandes sont fortes et cela influence peu la dynamique du système bouclé.

4.4 Conclusion

Nous avons consacré ce chapitre aux différents aspects de l'implantation informatique des contrôleurs flous. Nous avons proposé deux approches permettant de réduire les temps de calculs, qui demeurent une forte contrainte lors de l'implantation des stratégies sur calculateurs embarqués.

La première solution est plutôt une "astuce" de calcul permettant un traitement plus rapide de la base de règles. La deuxième solution s'inscrivait dans la même logique mais après coup, il semble évident d'utiliser directement la structure simplifiée car l'implantation et le réglage sont aisés.

Maintenant, nous allons aborder le dernier volet de la mise en œuvre, c'est-à-dire l'acquisition de la connaissance et le réglage des paramètres caractéristiques du contrôleur, dans la deuxième partie de la thèse.

PARTIE II

LOI DE COMMANDE DEDUITE DE L'EXPERTISE



1 Introduction

On a souvent affirmé que la conception d'une loi de commande floue est aisée. C'est en partie vrai mais le recueil de la connaissance (acte d'extraire le savoir, le consigner et l'exploiter) nécessite l'utilisation de techniques rigoureuses. Une attention particulière est apportée à l'acquisition de la connaissance puisque cette phase conditionne la suite de l'étude. Quelques applications industrielles de la logique floue ont échoué car cette étape fut involontairement négligée ou abordée par des méthodes inadaptées.

Le cas le plus simple de mise en œuvre d'un contrôleur flou concerne les systèmes déjà commandés par un opérateur. Il suffit de correctement synthétiser l'expérience des experts (entretiens, observations sur le site) et de la traduire dans un formalisme flou. Si le processus est nouveau ou asservi par une stratégie peu performante, la conception est plus délicate. Une approche possible consiste à analyser qualitativement le comportement du système à partir de bases de données. Il s'agit typiquement d'enregistrements numériques sur le processus. Puis ce savoir est exploité pour définir le ou les contrôleurs. Nous dirons alors que la loi de commande est déduite de l'expertise.

Le recueil de la connaissance débute par une analyse comportementale du système. Le processus est étudié qualitativement et sans outil mathématique complexe, dans le cadre d'une étroite collaboration avec les techniciens du domaine concerné. Il s'agit d'exploiter leur expérience même si celle-ci est réduite. Le système est observé en boucle ouverte ou éventuellement en boucle fermée avec pour objectifs d'identifier l'ordre du système, détecter la présence de retards et trouver les commandes les plus influentes. Cette étape conduit à choisir, parmi les grandeurs disponibles, les variables d'entrée, respectivement de sortie, nécessaires et suffisantes à l'asservissement du système. De même, nous aurons une première idée de la stratégie de commande nécessaire (type proportionnel, proportionnel dérivé, ...).

Ensuite, la commande floue est conçue à partir de cette analyse qualitative du système. Deux parties composent cette phase.

La première partie permet de définir la base de connaissance et plus particulièrement:

- les termes linguistiques décrivant chaque variable (partition des espaces).
- la structure de la prémisse et de la conséquence des règles (syntaxe des propositions).

LOI DE COMMANDE DEDUITE DE L'EXPERTISE

- l'ensemble de règles qui traduit les objectifs de la commande et les actions correspondantes.

Dans la deuxième partie, le réglage des paramètres caractéristiques du système de commande, tels que les gains de mise en forme des entrées et des sorties ou encore le positionnement des fonctions d'appartenance, est considéré. Dans le cadre d'une approche uniquement experte, les différents choix sont effectués itérativement par une procédure d'essais et d'ajustements. Il n'existe pas vraiment de méthodologie, excepté pour les systèmes monovariables d'ordre faible où un réglage dans le plan de phase est possible (Cerf P., 1993).

Dans le chapitre suivant, nous appliquons cette démarche pour concevoir deux lois de commande monovariante d'un moteur 2 temps expérimental. Le premier problème est l'asservissement de la richesse de combustion. Le comportement de cette variable par rapport aux commandes influentes est analysé en boucle ouverte. Puis, nous décrivons la stratégie de commande issue de l'expertise. La deuxième étude traite du problème de la régulation du régime de ralenti. L'approche employée est différente de la précédente puisque le contrôleur flou est construit à partir d'essais en boucle fermée.

Le troisième chapitre est une introduction à la commande des systèmes multivariants. Ce type de problème est encore peu étudié, et nous évaluons la faisabilité et les potentialités des contrôleurs flous déduits de l'expertise sur un exemple académique. Deux stratégies de commande sont proposées.

A partir de ces trois études, nous réfléchissons sur les avantages et les inconvénients de cette approche. En effet, la démarche experte devient laborieuse pour les systèmes monovariants ou multivariants plus complexes, et il faut envisager d'autres méthodes de conception des contrôleurs flous.

2 Problèmes de commande d'un moteur 2 temps

2.1 Moteur 2 temps

2.1.1 Généralités

Le moteur thermique à combustion interne, machine destinée à la transformation de la chaleur en travail, est la principale source d'énergie permettant le déplacement du véhicule. Il existe deux grandes familles de moteurs thermiques pour l'automobile: les moteurs 4 temps (les plus utilisés) et les moteurs 2 temps.

Le moteur 2 temps souffre d'une image détestable de mécanique "pétaradante", gourmande et perpétuellement suivie d'un nuage bleuté. A cela, il faut rajouter la pollution et la consommation excessives de ces moteurs qui rejettent directement du carburant à l'échappement. Si le moteur 2 temps équipe encore de nombreux deux roues, des bateaux ainsi que du matériel de jardinage, son application au domaine automobile est arrêtée depuis longtemps, pour non respect des normes anti-pollution en vigueur. Pourtant, des véhicules grand public à moteur 2 temps étaient produits par le passé, dont certains en quantité non négligeable (G.I.E, 1991). Le bi-cylindre TRABANT, fabriqué de 1934 à 1987, reste un exemple quasi-historique.

Si le moteur 2 temps pollue et consomme de manière excessive, il présente aussi des avantages par rapport à un moteur 4 temps de puissance équivalente. Le poids et l'encombrement sont nettement réduits grâce à une structure mécanique plus simple (pas de système de distribution). Le rendement est supérieur car les pièces en mouvement sont moins nombreuses et la fréquence des combustions est plus élevée. Ce type de motorisation reste donc très intéressant pour l'automobile et, en particulier, pour les voitures de petite taille.

Après plusieurs années de silence, les acteurs du domaine automobile (constructeurs, équipementiers, laboratoires de recherche, ...) proposent de nouvelles architectures de moteur 2 temps qui satisfont, sans trop de difficultés, les normes de pollution et de consommation des années à venir. Les améliorations sont essentiellement dues à de nouveaux principes mécaniques et à l'apport de l'électronique associée (capteurs, actionneurs, calculateur embarqué).

2.1.2 Description du fonctionnement

Nous décrivons très succinctement le cycle d'un moteur 2 temps classique et le lecteur se reportera aux Techniques de l'ingénieur pour une information plus complète.

On appelle cycle, l'ensemble des opérations périodiques qui consistent à aspirer le mélange air-essence, à comprimer le mélange, à l'enflammer, à employer la pression des gaz après combustion puis à rejeter les gaz brûlés. Un temps est déterminé par la course du piston de bas en haut ou de haut en bas. Le cycle 2 temps s'étend sur un tour vilebrequin, soit un aller retour du piston (voir Figure 33).

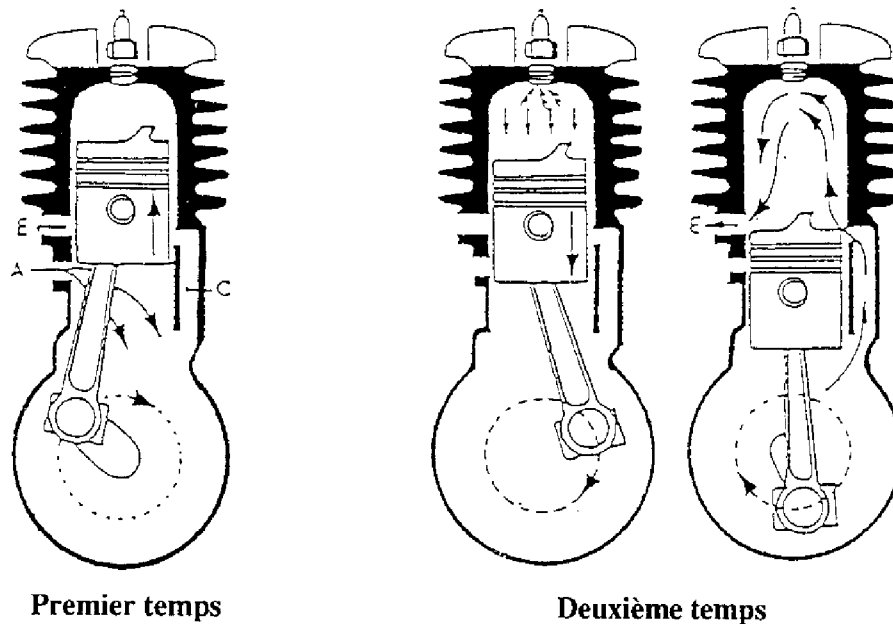


Figure 33 : Description du cycle 2 temps

Premier temps : (course ascendante du piston)

- Fermeture de l'échappement (E). Aspiration du mélange air-essence dans le carter moteur (A). Le mélange air-essence est préparé à l'extérieur du moteur dans un dispositif appelé carburateur. De l'huile est incorporée à l'essence afin d'assurer la lubrification du moteur.
- Compression du mélange air-essence présent dans le cylindre.

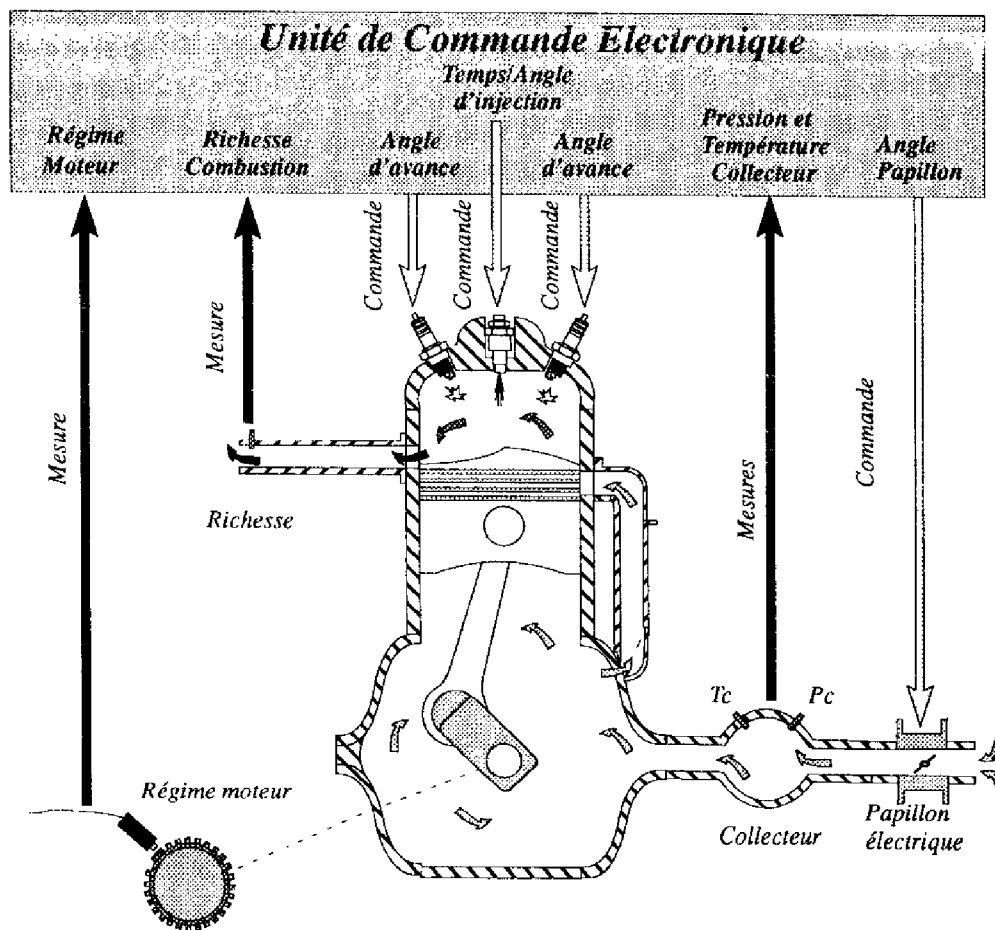
Deuxième temps : (course descendante du piston)

- Explosion du mélange à l'aide d'une étincelle produite par la bougie. Cette explosion entraîne une élévation de pression dans le cylindre qui repousse le piston vers le bas.
- Fermeture de l'aspiration (A). Pré-compression du mélange présent dans le carter.
- Ouverture de l'échappement (E) permettant une évacuation des gaz brûlés et la chute de leur pression.
- Ouverture de l'admission (C) pour balayer les gaz brûlés et admettre le nouveau mélange pour la combustion suivante.

Cette description du cycle 2 temps montre clairement les causes de la consommation et de la pollution excessives de ces moteurs puisque le mélange admis (air+essence+huile) est utilisé pour le balayage des gaz brûlés. L'ouverture simultanée de l'échappement et de l'admission provoque un rejet d'essence imbrûlée à l'échappement. Pour corriger ce défaut, des moteurs 2 temps à injection directe d'essence ont été développés.

2.1.3 Moteur à injection directe haute pression

Le développement du moteur 2 temps à injection directe a été poursuivi dans le cadre d'un programme global "Véhicule propre et économe" auquel la société Siemens Automotive S.A est associée. Ce moteur 2 temps et son électronique sont schématisés Figure 34 (Cour M., Aubourg A., 1991).



Angle d'injection: instant de début d'ouverture des injecteurs par rapport à la position haute du piston
 Avance à l'allumage: instant d'allumage par rapport à la position haute du cylindre

Figure 34 : Schéma de principe du moteur 2 temps

Les caractéristiques principales du moteur sont:

- Nombre cylindres : 3
- Alésage * Course : 85 * 76
- Cylindrée : 1294 cm³

LOI DE COMMANDE DEDUITE DE L'EXPERTISE

Caractéristique	: Carter sec
Injection + Allumage	: Calculateur O.S.C.A.R (Open Siemens Controller ARchitecture)
Injecteurs	: SIEMENS (U.S)
Puissance maximale	: 70 kW (95 ch din)
Couple maximal	: 150 Nm

Ce moteur 2 temps fonctionne selon le cycle décrit précédemment mais l'admission du mélange air-essence est réduite à une admission d'air. L'essence est injectée sous haute pression dans le cylindre, pendant la phase de compression et après la fermeture de l'échappement. Ainsi, le passage de l'essence imbrûlée à l'échappement est supprimé.

La géométrie de la chambre de combustion (partie haute du cylindre) est adaptée à un fonctionnement à charge stratifiée (Ahmed A., Hauet B., Gratadour M., 1991). L'injection de l'essence en tête de cylindre crée des couches de mélange de richesse différente (la richesse étant définie comme proportionnelle au rapport masse d'air / masse d'essence). La combustion est déclenchée dans la zone riche en essence et se propage dans les zones plus pauvres (voir Figure 35).

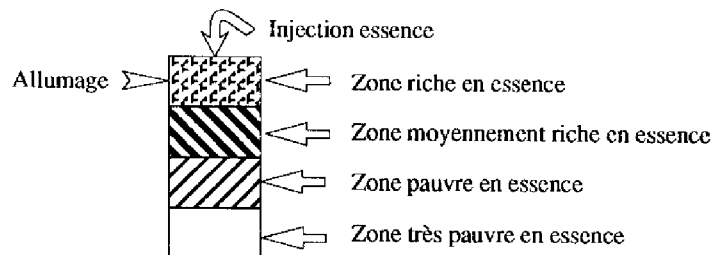


Figure 35 : Illustration de la charge stratifiée

Le fonctionnement à charge stratifiée améliore le rendement de la combustion et diminue la consommation ainsi que la pollution. En contre partie, la combustion est moins stable et devient plus sensible aux variations des paramètres tels que les quantités d'essence et d'air. L'instabilité conduit parfois à des ratés de combustion (non combustion ou combustion partielle du mélange présent dans le cylindre) néfastes pour le rendement et la pollution. De plus, ce phénomène est amplifié dans les phases de fonctionnement à bas régime.

C'est pourquoi, si le moteur fonctionne généralement avec des commandes en boucle ouverte, il est nécessaire de réaliser l'asservissement de certains paramètres pour garantir un fonctionnement optimal du moteur sur toute sa plage d'utilisation.

Ce moteur 2 temps est encore expérimental et aucun modèle mathématique n'est disponible. La modélisation d'un moteur est très complexe car les phénomènes de combustion et d'écoulement des gaz sont difficiles à formaliser. Par conséquent, la connaissance de ce moteur est uniquement issue des différentes expérimentations menées par des motoristes. Aussi, il est intéressant de concevoir des stratégies de commande déduites de l'expertise. Dans tous les cas, la connaissance initiale du moteur est complétée par une analyse comportementale, afin de

concevoir les contrôleurs flous nécessaires à l'amélioration du rendement et de la stabilité des combustions.

Les deux études décrites dans ce chapitre sont élaborées et validées sur le moteur expérimental. Toutes les mesures sont effectuées sur banc moteur.

2.2 Régulation de la richesse de combustion

2.2.1 Généralités

Pour un moteur donné, la richesse du mélange combustible est un facteur déterminant du rendement de la combustion. La richesse est une grandeur macroscopique normalisée caractérisant les proportions de carburant (essence) et de comburant (air) d'un mélange combustible (Bidan P., 1989). La normalisation de cette grandeur nécessite, au préalable, la définition du mélange neutre ou stoechiométrique. Ce mélange contient la proportion de comburant juste nécessaire pour oxyder totalement le carbone, l'hydrogène et le soufre composant le combustible sans qu'il ne reste aucun résidu d'oxygène inutilisé. Le mélange stoechiométrique est défini par:

$$\frac{M_{essence}}{M_{air}}|_s \approx \frac{1}{15} \quad \begin{array}{l} M_{essence} : \text{masse d'essence admise} \\ M_{air} : \text{masse d'air admise} \end{array}$$

Ce rapport varie avec la composition de l'essence et de l'air. La valeur normalisée de la richesse est calculée par:

$$R_i = \frac{M_{essence}}{M_{air}} \cdot \frac{M_{air}}{M_{essence}}|_s = K_s \cdot \frac{M_{essence}}{M_{air}}$$

En théorie, la combustion ne peut être complète que si la quantité d'air contenue dans le mélange est suffisante pour oxyder tout le combustible (mélange pauvre $R_i < 1$ ou mélange stoechiométrique $R_i = 1$). En pratique, la combustion est toujours incomplète ou imparfaite quelle que soit la richesse, car les conditions de combustion totale ne sont jamais réunies. Il en résulte que les gaz d'échappement contiennent des produits toxiques ou polluants (oxyde de carbone CO, oxydes d'azote NO_x , hydrocarbures HC) (Delanette M., 1989).

Après plusieurs séries d'essais sur le moteur 2 temps à injection directe, les motoristes ont mis en évidence une relation entre la richesse de combustion et les émissions polluantes. Pour un point de fonctionnement du moteur (régime et couple délivrés), le respect d'une consigne de richesse de combustion permet de réaliser un compromis entre les polluants et la consommation.

Les paramètres de commande influents sur la richesse de combustion sont l'angle d'ouverture du papillon et le temps d'injection. Les valeurs de l'angle papillon et du temps d'injection sont calibrées sur banc moteur afin d'optimiser chaque point de fonctionnement et définir les consignes de richesse. Si nous appliquons ces paramètres de commande au moteur (système en boucle ouverte), nous constatons une variation de la richesse par rapport à la consigne

définie précédemment (voir Figure 36).

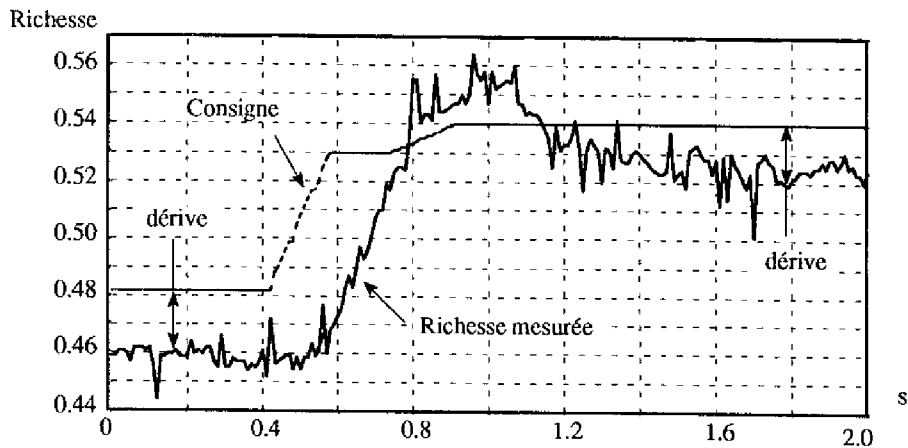


Figure 36 : Richesse en boucle ouverte

La dérive de la richesse par rapport à sa consigne est liée :

- à la variation du débit d'air. Le débit d'air fluctue en fonction des caractéristiques du papillon (encrassement, tolérances de fabrication, ...) mais aussi par rapport aux conditions environnementales (température et pression de l'air admis).
- à la variation de débit des injecteurs (tolérances mécaniques, encrassement, ..).
- aux fluctuations de la pression d'essence.

Le non respect de la consigne de richesse dégrade le rendement. Par contre, le fonctionnement du moteur sera optimisé si la richesse de combustion est asservie pendant les phases stabilisées et transitoires (accélération et décélération).

Remarque: En pratique, la mesure directe de la richesse de combustion dans le cylindre est malaisée (température élevée, mise en place de capteur compliquée) et difficilement exploitable (signal pulsé périodique). Par contre, nous mesurons facilement la richesse à l'échappement (sonde adaptée et gaz homogénéisés, voir Figure 34). Cette mesure est une "image" de la richesse de combustion car de l'air frais est mélangé aux gaz brûlés lors de la phase de balayage.

2.2.2 Acquisition de l'expertise en boucle ouverte

Nous analysons en boucle ouverte, le sous-système défini par les deux entrées influentes (Angle Papillon et Temps d'Injection) et la Richesse de combustion (voir Figure 37).

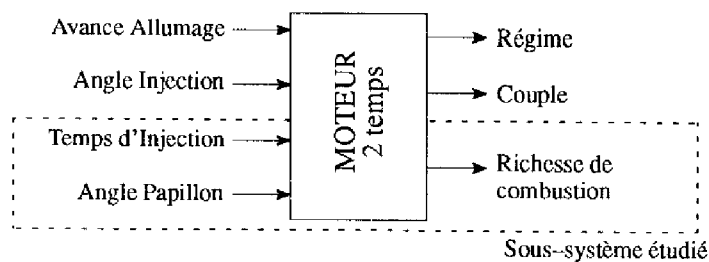


Figure 37 : Analyse de la richesse

Influence de l'angle papillon

L'angle papillon est un paramètre influent sur la richesse de combustion. En effet, les variations de l'angle papillon modifient le débit de l'air admis dans le collecteur et, par conséquent, la masse d'air présente dans les cylindres. Pour étudier son influence, des commandes papillon de type échelon sont appliquées alors que les autres paramètres restent fixes (voir Figure 38).

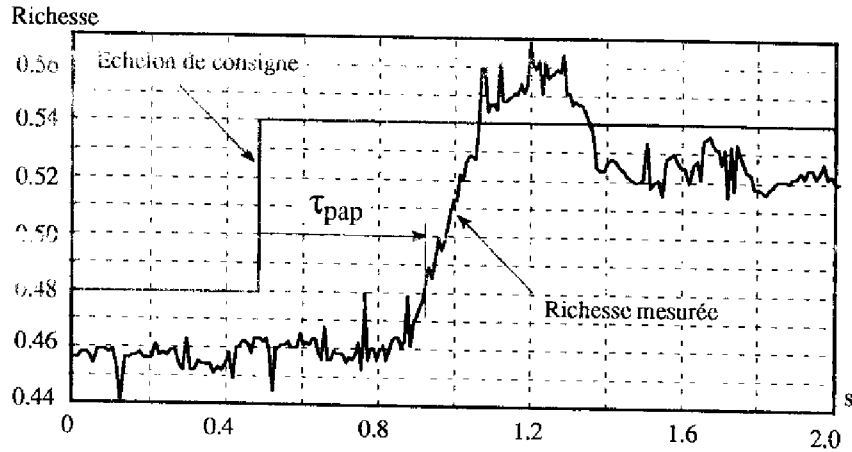
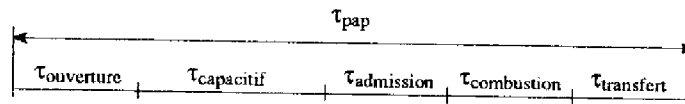


Figure 38 : Richesse en boucle ouverte avec un échelon papillon

Le retard τ_{pap} entre l'application de l'échelon de consigne et la variation de la richesse mesurée correspond à la somme des retards purs du système (voir Figure 39).



- $\tau_{ouverture}$: retard mécanique de l'ouverture du papillon
- $\tau_{capacitif}$: temps de remplissage du collecteur d'admission (Bidan P., 1989)
- $\tau_{admission}$: temps de transfert de l'air du carter au cylindre
- $\tau_{combustion}$: temps de combustion du mélange
- $\tau_{transfert}$: temps de transfert des gaz du cylindre à la sonde

Figure 39 : Décomposition du retard τ_{pap}

Si le retard $\tau_{ouverture}$ reste pratiquement constant, les autres retards dépendent du couple et du régime délivrés par le moteur ainsi que des conditions environnementales (pression atmosphérique, température, ...). A titre indicatif, le retard τ_{pap} varie entre 150 et 250 ms à 2000 trs mn^{-1} et pour un couple de 50 Nm^{-1} . Ce retard est important vis-à-vis de la période d'échantillonnage du calculateur qui est fixée à 10 ms.

Influence du temps d'injection

Le temps d'injection est un paramètre influent sur la richesse. En effet, le temps d'injection permet de moduler la masse d'essence admise dans le cylindre. Pour analyser les variations de la richesse par rapport à cette grandeur, des temps d'injection de type échelon sont appliqués alors que les autres paramètres restent fixes (voir Figure 40).

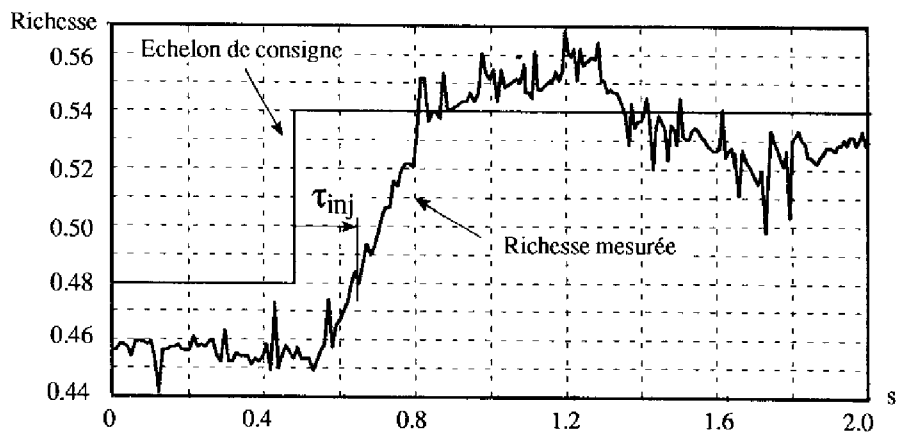


Figure 40 : Richesse en boucle ouverte avec un échelon de temps d'injection

Le retard τ_{inj} entre l'application de l'échelon de temps d'injection et la variation de la richesse mesurée correspond à la somme des retards purs du système (voir Figure 41).

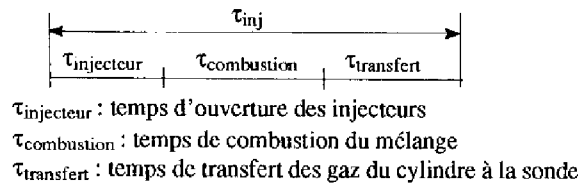


Figure 41 : Décomposition du retard τ_{inj}

Tous ces retards dépendent du régime et du couple moteur. Par exemple, le retard τ_{inj} se situe entre 40 et 60 ms à 2000 trs mn^{-1} et pour un couple de 50 Nm^{-1} .

Le temps d'injection et l'angle papillon ont une influence équivalente sur la richesse. Toutefois, le temps d'injection agit plus rapidement sur la richesse car les retards physiques sur la préparation du mélange, avant la combustion, sont plus faibles ($\tau_{injecteur} < (\tau_{ouverture} + \tau_{capacitif} + \tau_{admission})$).

Maintenant, nous effectuons un transitoire de richesse, en boucle ouverte, mais le temps d'injection et l'angle papillon varient simultanément en fonction du régime et du couple moteur demandé (voir Figure 42).

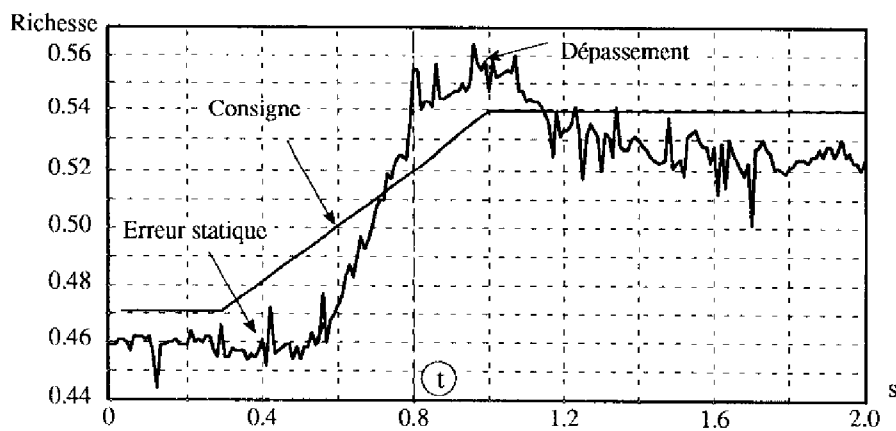


Figure 42 : Transitoire en boucle ouverte

Le retard de l'admission d'air est très perturbateur (Kerjean J.J, 1993). En effet, le fonctionnement en boucle ouverte ne prend pas en compte ce retard et nous constatons un dépassement de la consigne de richesse. Ce phénomène s'explique simplement sur l'exemple de la Figure 42. Pour simplifier, le retard $\tau_{injecteur}$ est négligé. Nous définissons $\alpha_{pap}(t)$ l'Angle Papillon et $T_i(t)$ le Temps d'Injection. A l'instant t , les paramètres de commande $\alpha_{pap}(t)$ et $T_i(t)$, calculés en fonction du régime et du couple demandé, sont appliqués au moteur. Pour ces deux valeurs, nous obtenons théoriquement une richesse prédéterminée (consigne):

$$R_i(t) = K_s \cdot M_{essence}(t) / M_{air}(t)$$

Pratiquement, nous obtenons cette grandeur si la variation de la masse d'air admise est instantanée par rapport à la variation du papillon. Avec les retards dus à l'ouverture du papillon, à l'effet capacitif du collecteur et au temps d'admission, la masse d'air réellement admise est inférieure à la masse d'air voulue:

$$M_{air_réelle}(t) = M_{air}(t - (\tau_{ouverture} + \tau_{capacitif} + \tau_{admission})) < M_{air}(t)$$

Par contre, la masse d'essence injectée $M_{essence_réelle}(t)$ est égale à $M_{essence}(t)$. La richesse de combustion est alors:

$$R_{i_réelle}(t) = K_s \cdot M_{essence_réelle}(t) / M_{air_réelle}(t) > R_i(t)$$

La masse d'essence injectée est trop élevée par rapport à la masse d'air réellement admise, alors la richesse réelle dépasse sa valeur de consigne. Un comportement inverse similaire est observé lors d'une décélération (décroissance de la consigne de richesse).

Ces quelques essais nous ont permis d'analyser le comportement de la richesse. Notamment, nous avons étudié les retards physiques et les causes du dépassement de la consigne. Ces informations sont très précieuses car elles approfondissent notre connaissance du système et servent de base à l'élaboration de la stratégie de commande.

Le dernier point de cette acquisition de l'expertise en boucle ouverte concerne le choix des variables d'entrée du contrôleur flou. Nous avons mesuré, en régime stabilisé, le signal d'erreur de richesse (voir Figure 43).

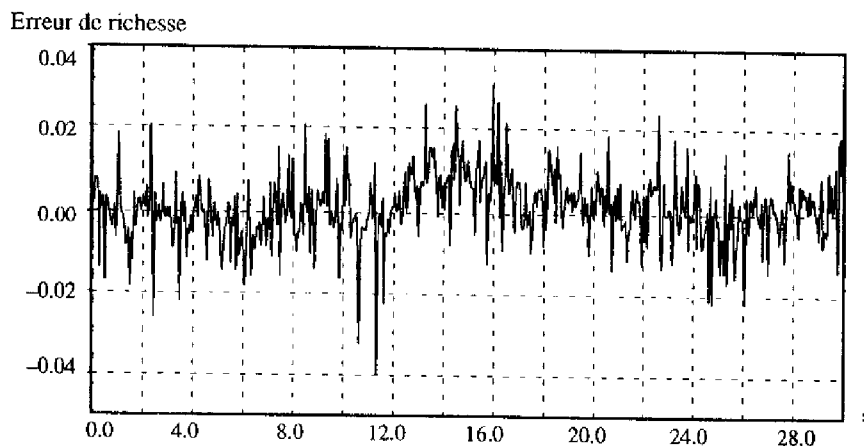


Figure 43 : Signal erreur de richesse (consigne - mesure)

Le signal d'erreur est très bruité. Deux oscillations sont véhiculées par cette mesure:

- des oscillations hautes fréquences dues aux bruits de mesure, à la sensibilité de la sonde et à la dispersion cyclique des combustions. Les motoristes pensent que la compensation de ces oscillations est difficile, et qu'elle ne modifiera pas sensiblement les performances du moteur en termes de pollution et de consommation.
- des oscillations basses fréquences néfastes pour le rendement global du moteur.

Le signal d'erreur est filtré pour éliminer les oscillations hautes fréquences. Un filtre du premier ordre est retenu:

$$Erreur_{richesse}(t) = R_i(t) - R_{i_réelle}(t)$$

$$Erreur_{filtrée}(t) = Erreur_{filtrée}(t-1) + Gain_{filtre} \cdot (Erreur_{richesse}(t) - Erreur_{filtrée}(t-1))$$

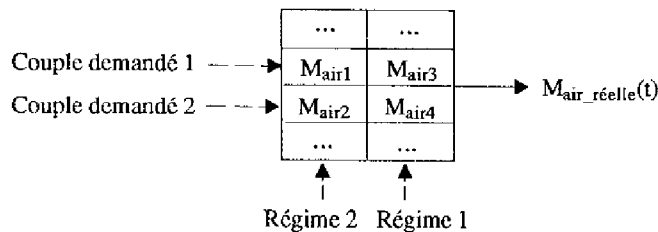
Nous avons aussi étudié la dérivée de l'erreur de richesse filtrée. Le signal est très bruité et n'apporte aucune information supplémentaire. Différentes techniques de filtrage simples (premier ordre, moyenne glissante, ...) ont été testées. La mesure devient exploitable avec un filtrage fort qui implique un déphasage important entre l'erreur et la dérivée. Par conséquent, les dérivées de l'erreur de richesse filtrée ne sont pas utilisables comme variables d'entrée de la stratégie de commande.

2.2.3 Stratégie de commande

a) Compensation des retards de l'admission d'air

Dans un premier temps, nous avons cherché à compenser les retards de l'admission d'air. Durant les phases transitoires, la masse d'essence injectée est incohérente par rapport à la masse d'air réellement admise. C'est pourquoi, nous allons déterminer le temps d'injection en fonction de la masse d'air présente dans le cylindre.

Au préalable, nous identifions un modèle statique de la masse d'air admise en fonction du régime et du couple demandé au moteur. Cette approximation est "grossière" car les effets dynamiques de l'air ne sont pas pris en compte. Néanmoins, le modèle statique peut être assez précis si le maillage est dense (voir Figure 44).



Pour un régime moteur et un couple donnés, la masse d'air admise est calculée par interpolation double.

Figure 44 : Modèle statique de la masse d'air admise

Le calcul des commandes $\alpha_{pap}(t)$ et $T_i(t)$ s'effectue de la manière suivante (voir Figure 45):

- 1- Calcul de $\alpha_{pap}(t)$ en fonction du régime et du couple demandé par le conducteur.
- 2- Mesure de la masse d'air admise dans le moteur $M_{air_réelle}(t)$. Cette grandeur est déterminée à partir des mesures de la pression et de la température collecteur.

3- A partir de $M_{air_réelle}(t)$ mesurée et du régime moteur, nous calculons un couple virtuel en utilisant à l'envers le modèle décrit Figure 44.

4 - Le couple virtuel et le régime sont les entrées de la loi de commande permettant de calculer le temps d'injection $T_i(t)$ et la consigne de richesse $R_i(t)$.

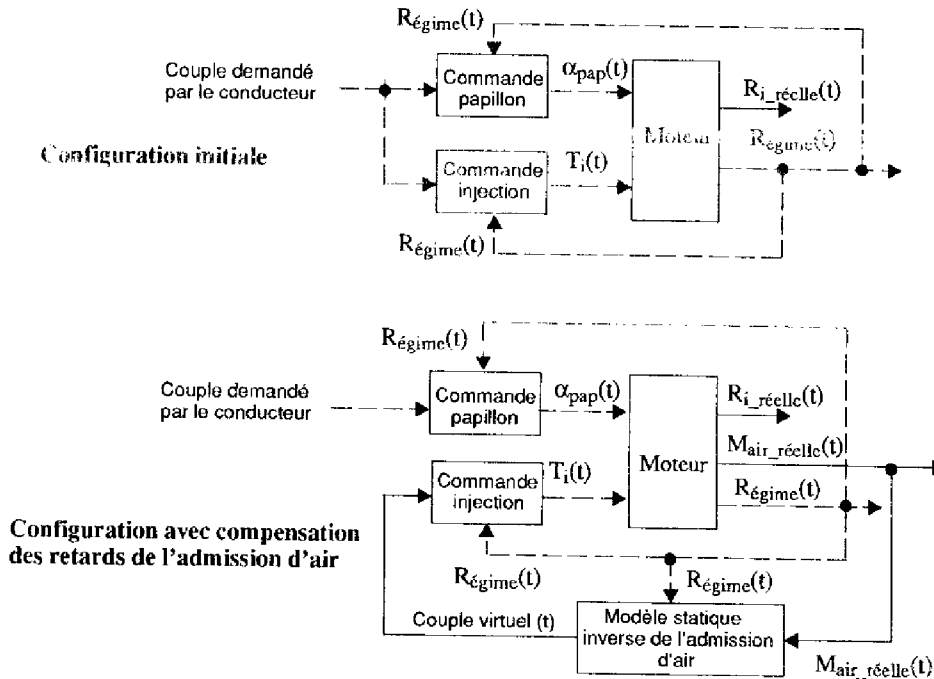


Figure 45 : Calcul des paramètres de commande

Note: Pour tenir compte des contraintes temps réel, les deux lois de commande permettant de calculer les temps d'injection et l'angle papillon sont cartographiées.

Cette nouvelle stratégie de calcul du temps d'injection apporte une amélioration non négligeable lors des transitoires de richesse(voir Figure 46). L'erreur en régime statique est diminuée car le temps d'injection est calculé au mieux par rapport à la masse d'air réellement admise. De même, le dépassement est supprimé.

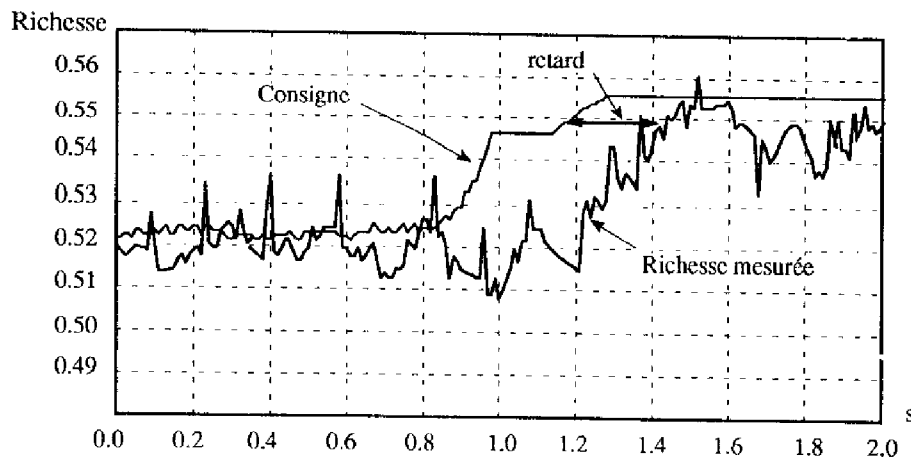


Figure 46 : Richesse en boucle ouverte avec compensation des retards

b) Commande du temps d'injection

Nous complétons cette structure pour supprimer les erreurs statiques, les oscillations basses fréquences et assurer un bon suivi de la trajectoire de richesse pendant les accélérations et les décélérations. Il est logique d'implanter une boucle fermée sur la richesse avec le temps d'injection comme commande (meilleure dynamique). Comme nous l'avons vu, seule l'erreur de richesse est exploitable et une structure P.I non linéaire est implantée. La boucle de commande du sous-système Temps d'Injection–Richesse est présentée Figure 47.

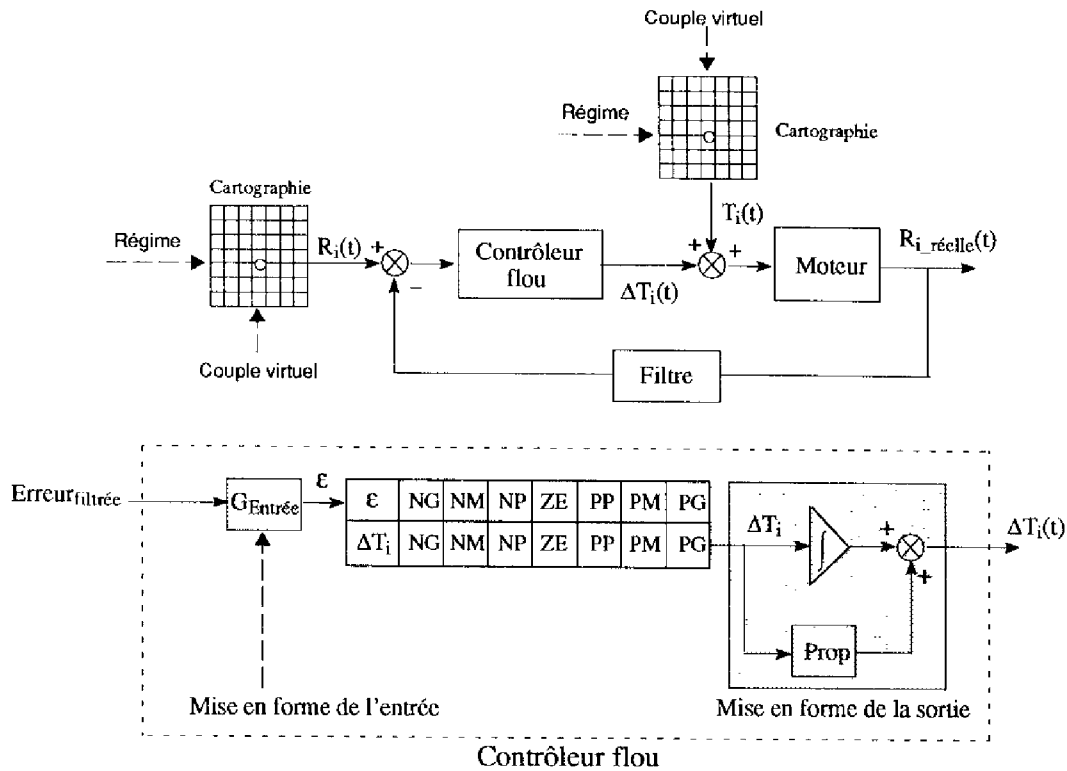


Figure 47 : Boucle de commande de la richesse

Sept symboles linguistiques décrivent la variable d'entrée ϵ et la variable de sortie ΔT_i . Nous utilisons des règles simples "Si ϵ est NG alors ΔT_i est NG ou Si alors ...", traduisant un comportement proportionnel non-linéaire, obtenu par un placement des fonctions d'appartenance. Les paramètres caractéristiques du contrôleur sont réglés par essais successifs jusqu'à l'obtention d'un comportement satisfaisant (Kerjean J.J, 1994).

A titre d'exemple, nous donnons les résultats pour un régime fixe de 2500 trs mn^{-1} (voir Figure 48 et Figure 49).

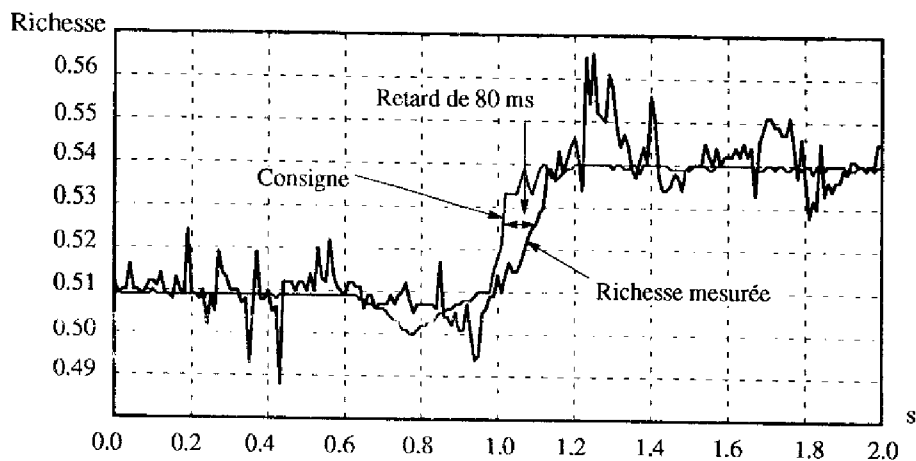


Figure 48 : Suivi de richesse sur une accélération

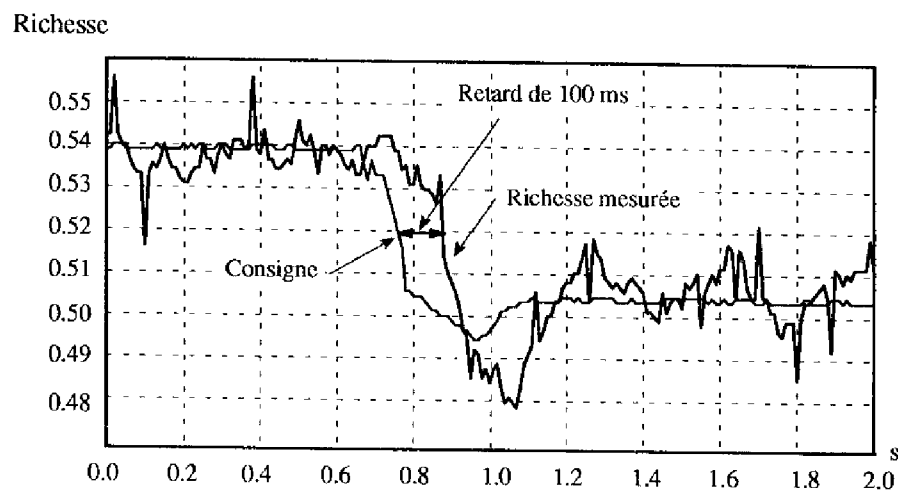


Figure 49 : Suivi de richesse sur une décélération

L'oscillation basse fréquence est supprimée. Le suivi de la trajectoire est sensiblement amélioré par une diminution des retards. La valeur du retard résiduel se rapproche du retard dû aux temps de combustion et de transfert des gaz. Par contre, un dépassement ("overshoot/undershoot") est toujours présent en fin de transitoire. Quels que soient les réglages du système de commande, ce phénomène subsiste. Il semble évident que certaines informations nécessaires au calcul de la commande n'ont pas été prises en compte. Par exemple, la dérivée de l'erreur, si le signal était exploitable, pourrait fournir une indication supplémentaire.

Ces résultats sont confirmés sur une plage d'utilisation plus large du moteur et nous avons procédé à:

- des variations de la durée des transitoires (accélérations douces, fortes, ...)
- des variations de l'amplitude des transitoires
- des variations des régimes moteur
- des perturbations sur le temps d'injection.

2.2.4 Conclusion

Après une série d'expérimentations, les experts du moteur 2 temps ont identifié un problème de régulation de la richesse de combustion. Pour un régime et un couple moteur donnés, le respect d'une consigne de richesse optimise un compromis entre la consommation et la pollution. Ce phénomène étant complexe, nous avons décidé de nous associer pour étudier la faisabilité d'un système de commande.

La richesse de combustion des moteurs 4 temps est un problème largement étudié et relativement bien maîtrisé. Par contre, les influences du temps d'injection et de l'angle papillon, sur la richesse des moteurs 2 temps à charge stratifiée, n'étaient pas bien connues. Comme nous n'avons pas de modèle mathématique disponible, nous avons étoffé notre connaissance par une démarche experte, à l'aide d'essais en boucle ouverte. Nous avons mis en évidence les causes et les conséquences de phénomènes perturbateurs (retards purs, dépassements, ...). Il faut souligner qu'une étroite collaboration avec les motoristes a facilité l'analyse du système. Cette phase de travail, comparable à une modélisation mathématique, fournit moins de détails mais reste simple. La connaissance acquise fut suffisante pour concevoir une stratégie de commande.

Un premier volet de la stratégie résout les problèmes dus au retard de l'admission d'air. Si la solution proposée n'a rien de "flou", sa conception est issue de la réflexion sur le système. A partir de ces résultats, nous avons estimé qu'une commande P.I. floue était nécessaire pour supprimer les oscillations, l'erreur statique et améliorer les transitoires. Nous avons implanté un asservissement de la richesse par la commande du temps d'injection. Cette structure floue n'est pas forcément optimale mais des problèmes de mesures (bruits) empêchent, à l'heure actuelle, l'utilisation des dérivées de l'erreur de richesse.

Les résultats sont très encourageants sur le domaine de fonctionnement du moteur que nous avons exploré. Des études supplémentaires sont nécessaires pour valider la stratégie sur toute la plage d'utilisation du moteur et pour des conditions environnementales différentes (moteur dans la voiture par exemple). Néanmoins, les objectifs de l'étude (faisabilité, stabilité en régime permanent, ...) ont été atteints. Pour un point de fonctionnement stabilisé, l'amélioration est sensible. Des combustions plus stables favorisent un rendement optimal du moteur et maintiennent les émissions polluantes à une quantité minimale. Pour les phases transitoires, nous ne pouvons pas donner de résultats en termes de performances sur les polluants (pas de test sur un cycle de pollution d'un véhicule équipé de cette stratégie). Toutefois, nous estimons que le suivi de consigne de richesse apportera un gain de 5 à 10 % sur les émissions de HC (hydrocarbures non brûlés) tout en augmentant un peu la quantité de NO_x (oxydes d'azote). La poursuite de l'étude permettra d'améliorer ces résultats.

En effet, nous avons mis en évidence le manque d'information pour le calcul de la commande. Il semble utile de travailler le signal de la dérivée de l'erreur afin de l'utiliser (mise en œuvre d'un filtre performant). Ou bien, d'une manière plus simple, nous pourrions utiliser uniquement le signe de la dérivée pour affiner le calcul.

2.3 Régulation du régime de ralenti

2.3.1 Généralités

On entend par régulation de ralenti toutes les phases qui apparaissent dès que le conducteur lève le pied de l'accélérateur. Cela comprend le raliement du régime de consigne, la régulation proprement dite autour du régime de consigne et diverses phases transitoires telles que le ralenti entraîné (véhicule roulant) et le démarrage du moteur.

Le raliement du régime de consigne est une phase délicate. En effet, le passage d'un fonctionnement en boucle ouverte de régime à un fonctionnement en boucle fermée n'est pas sans problème. De plus, le régime doit décroître uniformément du régime d'entrée en régulation de ralenti jusqu'au régime de consigne.

La régulation proprement dite respectera des critères de stabilité et de tenue aux perturbations. Le régime de consigne est choisi aussi faible que possible pour limiter la consommation et la pollution. Or, plus le régime diminue, plus la stabilité du moteur est précaire. Le mélange combustible devient très pauvre et les ratés de combustion impliquent des chutes de régime pouvant aller jusqu'au calage du moteur. Le système de commande compensera aussi les chutes de régime induites par des couples résistants (direction assistée, climatisation, consommateurs électriques, ...). Enfin, la qualité de cette phase est jugée par rapport à des critères plus subjectifs tel que le confort (vibrations, sonorité, à coups).

Le dernier point de la régulation de ralenti concerne les phases transitoires (démarrage, ralenti entraîné, ...) qui sont soumises à des contraintes qualitatives et quantitatives. Ces conditions de fonctionnement ne seront pas abordées dans cette étude.

La régulation de ralenti est un problème délicat. La solution obtenue résulte d'un compromis entre des critères quantitatifs (stabilité, consommation, ...) et subjectifs (confort, ...) parfois antagonistes. De même, le système de commande doit être suffisamment robuste pour compenser l'évolution temporelle des paramètres moteur (vieillesse, dispersion entre les moteurs, ...) et les variations des conditions environnementales (pression atmosphérique, température, ...).

Tous les paramètres de commande (angle d'injection, temps d'injection, angle papillon, avance à l'allumage) influencent le régime. La dynamique de l'angle papillon est lente par rapport aux variations de régime en raison des retards de l'admission d'air. L'autorégulation de l'avance à l'allumage reste faible et se limite à la compensation des petites perturbations. Le temps d'injection (General Motors Corporation, 1991) et l'angle d'injection (Morikawa K., Watanabe H., 1990) sont les paramètres les mieux adaptés à la commande dynamique du régime. Dans un premier temps, nous évaluons une stratégie monovariante (simplicité de mise en œuvre, approche préliminaire) et le temps d'injection s'impose comme étant la grandeur de commande la plus efficace (temps de réponse, amplitude dynamique, ...).

Notre connaissance initiale du moteur à bas régime est minime et nous allons l'étoffer à l'aide d'une série d'essais. Ensuite, il est logique de concevoir un système de commande floue à

partir de l'expérience disponible. Notons aussi que la prise en compte des contraintes subjectives est facilitée par une description linguistique de la loi de commande.

2.3.2 Acquisition de l'expertise en boucle fermée

Dans un premier temps, nous voulions caractériser le sous-système moteur à une entrée (Temps d'Injection) et une sortie (Régime) en boucle ouverte. Ces essais n'ont pas été possibles car le moteur est trop instable à bas régime. Dès l'apparition d'un raté de combustion, le régime moteur chute jusqu'au calage. C'est pourquoi, l'acquisition de la connaissance est réalisée en boucle fermée. Le schéma de la boucle de régulation est présenté Figure 50.

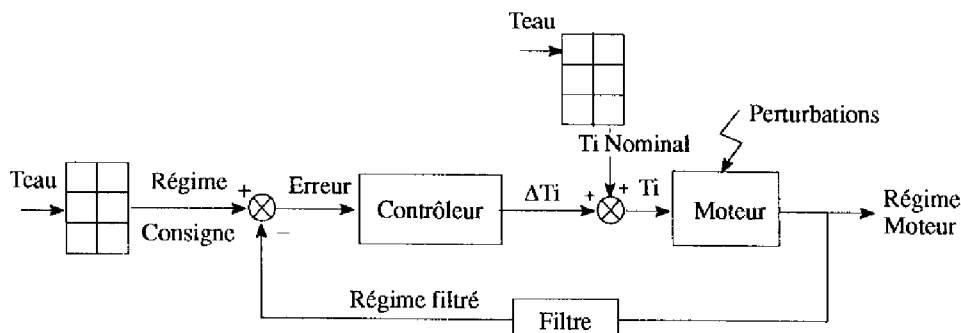


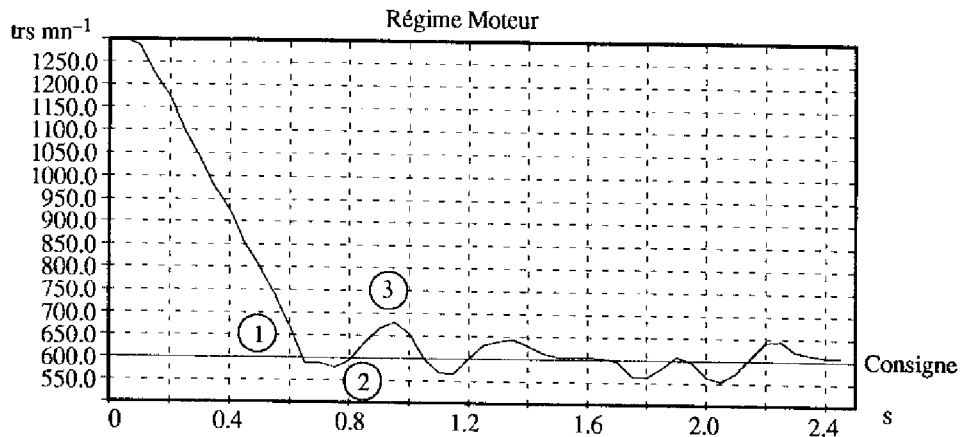
Figure 50 : Schéma de la boucle de régulation

Le régime de consigne et le temps d'injection nominal sont calculés en fonction de la température d'eau du moteur. Le temps d'injection nominal correspond à la durée d'ouverture des injecteurs, nécessaire pour que le moteur se maintienne autour de son régime de consigne (fonctionnement sans perturbation). Les essais sont réalisés moteur chaud, donc le régime de consigne (600 trs mn^{-1}) et le temps d'injection nominal sont fixes. Le régime est filtré par un système du premier ordre, afin d'atténuer les bruits de mesure et les variations brusques de régime dues aux modifications des conditions de combustion d'un cycle à l'autre (irrégularités cycliques). Les perturbations sont simulées par des demandes de couple moteur résultant de la mise en route d'appareils électriques.

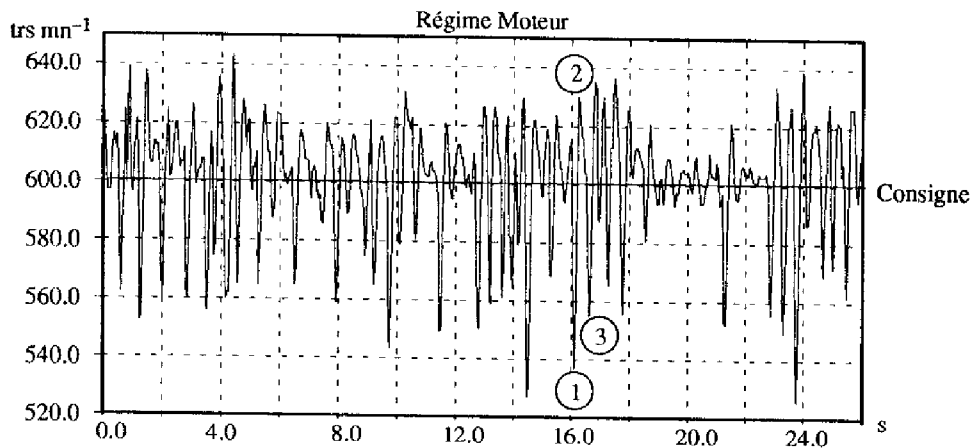
Comme les signaux de l'erreur en régime et de sa dérivée sont exploitables, un système de commande Proportionnel Intégral Dérivé linéaire est implanté. Ce contrôleur simple permet d'analyser le comportement du régime vis-à-vis des différentes corrections du temps d'injection (corrections proportionnelle, dérivée, intégrale).

Le réglage des gains du contrôleur s'effectue par essais successifs afin d'optimiser le fonctionnement dans les trois conditions de test:

- Test 1 : Entrée en régulation de ralenti et ralliement du régime final
- Test 2 : Régime stabilisé autour du régime de consigne final
- Test 3 : Tenue aux perturbations en régime stabilisé

Test 1 : Entrée en régulation de ralenti et ralliement du régime final**Figure 51 : Test 1 : Commande P.I.D.**

L'entrée en régulation de ralenti ne pose pas de problème. La chute de régime est uniforme (pas de plateau de régime, pas de rupture de dérivée, ...) et suffisamment rapide. Par contre, un dépassement, gênant pour le confort sonore, est constaté au point 3 (voir Figure 51). Les causes de ce problème s'analysent facilement. Lorsque le régime atteint la zone 1, la correction proportionnelle est forte, d'où un premier dépassement de la consigne (zone 2). En ce point, la correction proportionnelle est de nouveau forte, d'où le dépassement de la zone 3. Le terme dérivé reste faible pour les points 2 et 3 et ne permet pas d'anticiper les dépassements.

Test 2 : Régime stabilisé autour du régime final**Figure 52 : Test 2 : Commande P.I.D.**

La stabilisation autour du régime de consigne est acceptable. Les oscillations (± 40 trs mn^{-1}) restent fortes mais n'impliquent pas de désagrément (vibrations, confort sonore). Ce test fournit beaucoup d'informations sur la compensation des ratés de combustion. A l'apparition d'un raté (point 1 Figure 52), la correction dérivée est positive forte. Une commande forte est nécessaire pour compenser rapidement la chute de régime. L'augmentation du temps d'injection entraîne généralement un dépassement de la consigne (point 2). Une correction dérivée négative forte est calculée et cela implique un nouveau raté de combustion (point 3). Les ratés de combustion, donc

LOI DE COMMANDE DEDUITE DE L'EXPERTISE

l'instabilité, sont entretenus par le système de commande. Si l'effet dérivé est atténué, les corrections sont trop faibles lors de l'apparition d'un raté et le moteur cale. Nous venons de mettre en évidence, par une expertise, l'effet déstabilisant de la correction dérivée. Il est nécessaire d'introduire un comportement non linéaire de celle-ci pour compenser les ratés de combustion sans pour autant les favoriser.

Test 3 : Tenue aux perturbations en régime stabilisé

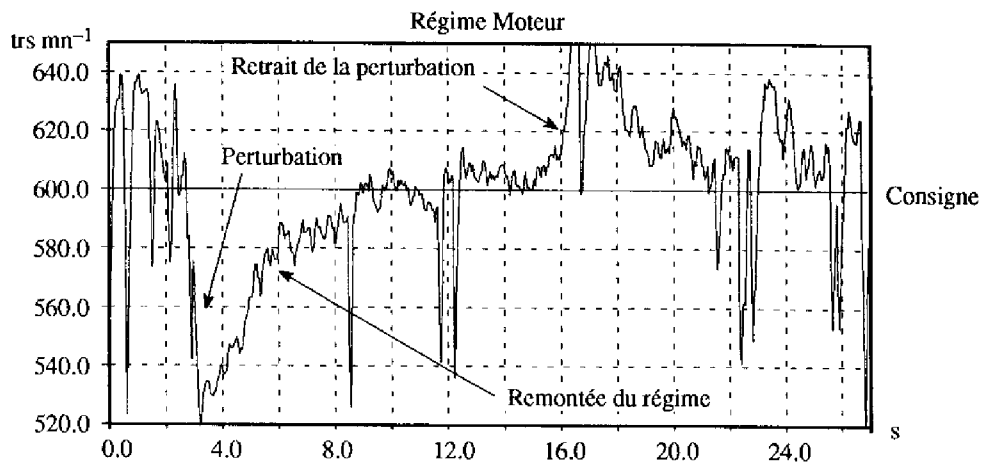


Figure 53 : Test 3 : Commande P.I.D.

La compensation des perturbations est très lente (environ 6 s). Pendant toute la durée de la remontée en régime (voir Figure 53), les corrections proportionnelle et intégrale sont prépondérantes. Une augmentation du gain intégral améliore cette période transitoire mais le comportement du régime n'est plus du tout satisfaisant pour les tests 1 et 2. Si le poids de la correction proportionnelle est accru, le ralliement de la consigne se dégrade. La correction proportionnelle doit être ajustée suivant le signe et l'amplitude de l'erreur (positive/négative forte = perturbation, négative très forte = ralliement).

Nous avons analysé, en boucle fermée, le comportement du régime moteur vis-à-vis des différentes corrections de la commande du temps d'injection. Nous avons acquis une meilleure connaissance du système par une démarche experte. Nous avons aussi démontré qu'un contrôleur non-linéaire de type P.I.D. est nécessaire pour asservir le régime dans les phases de ralenti. Maintenant, il ne reste plus qu'à traduire notre savoir dans un système de commande floue.

2.3.3 Stratégie de commande floue

a) Définition de la stratégie de commande

Nous implantons un système de commande floue composé de deux contrôleurs à une entrée et une sortie (voir Figure 54). Sept symboles linguistiques décrivent chaque entrée (ϵ , $\Delta\epsilon$) et chaque sortie intermédiaire (U_{ERR} et U_{DER}).

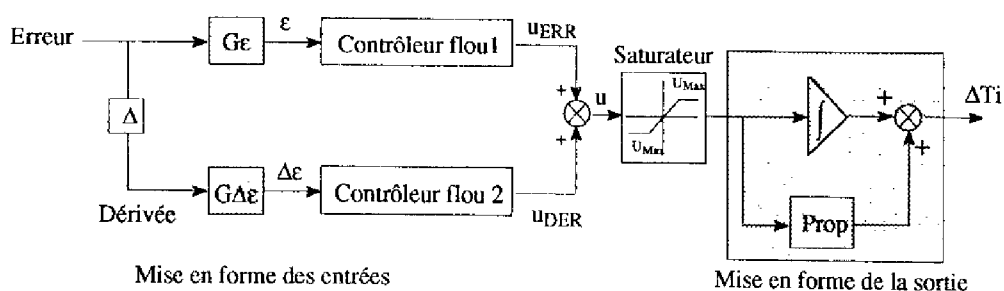


Figure 54 : Schéma du système de commande floue

Tous les problèmes décrits dans le paragraphe précédent sont résolus d'une manière qualitative. Les solutions préconisées sont répercutées sur le système de commande par un réglage approprié des différents paramètres caractéristiques. La synthèse de la loi de commande est illustrée sur deux exemples (Aubourg A., Le Quellec J.M, Raymond C., 1993).

Exemple 1: Compensation d'un raté de combustion (voir Figure 55)

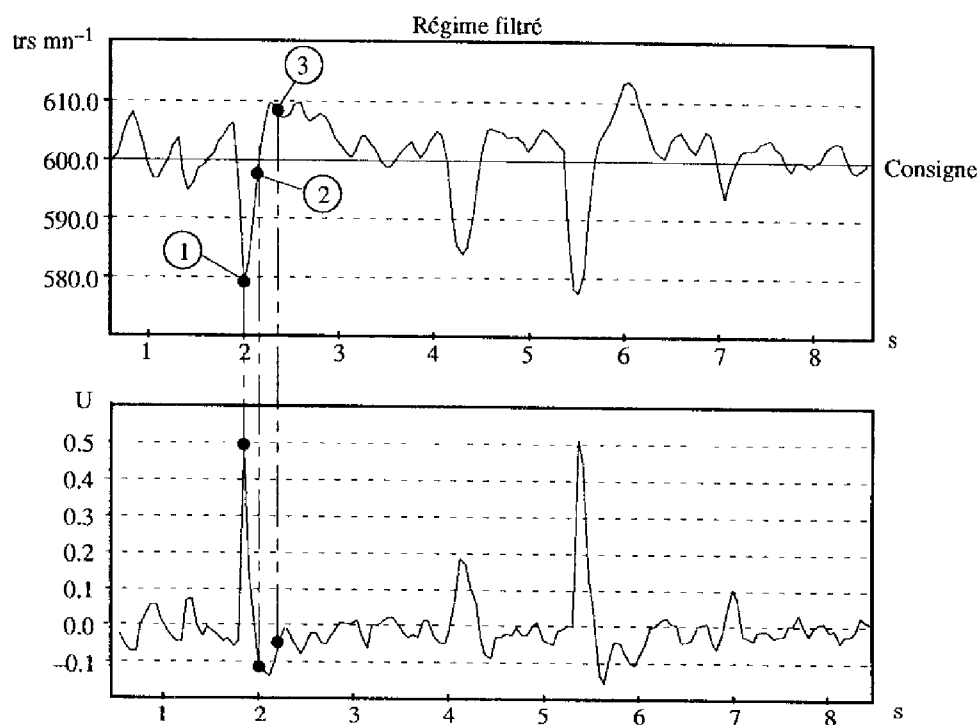


Figure 55 : Compensation d'un raté de combustion

La solution pour compenser un raté de combustion s'exprime en ces termes. Une combustion partielle du mélange combustible entraîne une chute de régime (point 1). Il faut augmenter fortement le temps d'injection pour favoriser la reprise rapide du régime. A partir du moment où la remontée en régime est amorcée (point 2), il faut éviter de trop diminuer le temps d'injection sous peine de favoriser un nouveau raté de combustion. Nous constatons ensuite un léger dépassement du régime de consigne. Mais dans ce cas, il n'y a pas lieu de vraiment corriger le temps d'injection. Ce type de combustion est dû au surplus de carburant injecté aux instants précédents.

Nous traduisons ce comportement à l'aide d'un réglage approprié des fonctions d'appartenance. Les points caractéristiques (points modaux) de la variable $\Delta\varepsilon$ sont répartis de manière dissymétrique autour du point (ZE) afin de générer une commande u_{DER} non-linéaire.

Au point 1, la dérivée $\Delta\varepsilon$ est vue comme Positive Moyenne (PM), générant ainsi une commande U_{DER} Positive Moyenne (PM). Par contre, au point 2, bien que $\Delta\varepsilon$ soit de même amplitude en valeur absolue qu'au point 1, celle-ci est vue comme étant Négative Petite (NP), générant ainsi une commande U_{DER} Négative Petite (NP). Durant tout le raté de combustion (sauf point 1), l'erreur ε reste petite en valeur absolue et la commande u_{ERR} a peu de poids.

Exemple 2: Compensation d'une perturbation (voir Figure 56)

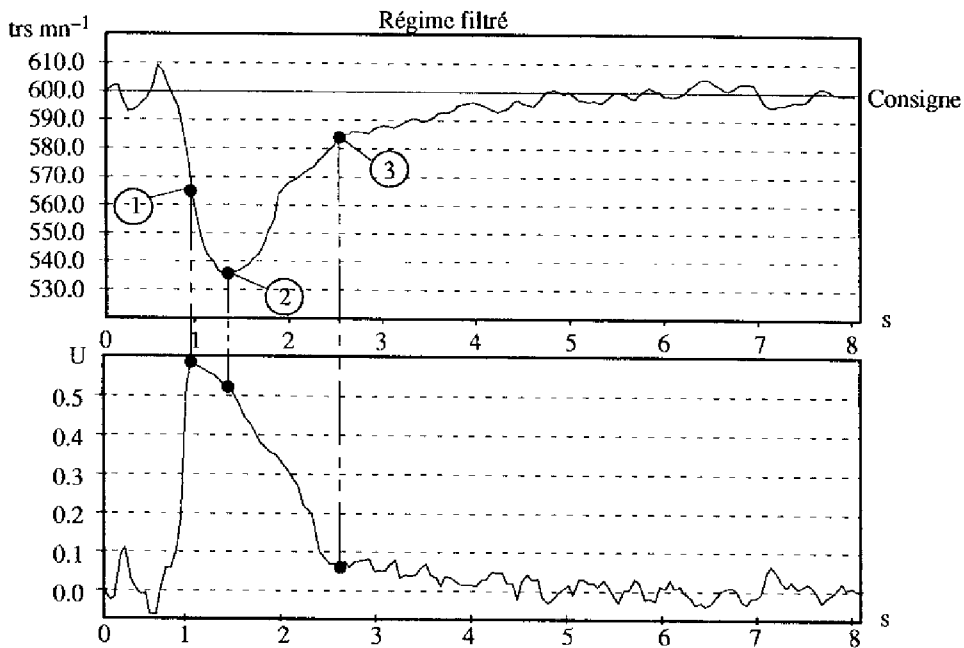


Figure 56 : Compensation d'une perturbation

Le deuxième exemple décrit qualitativement la loi de commande nécessaire à la compensation d'une perturbation. La chute de régime induite par une demande supplémentaire de couple est détectée au point 1. Les valeurs de ε et $\Delta\varepsilon$ sont pratiquement identiques à celles mesurées lors d'un raté de combustion. La correction du temps d'injection est forte pour rapidement stopper la chute de régime. Au point 2, la remontée progressive du régime est amorcée mais il faut toujours appliquer une forte correction du temps d'injection pour poursuivre le ralliement de la consigne. Au point 3, la perturbation étant pratiquement compensée, il faut diminuer la correction du temps d'injection pour éviter les dépassements.

La différence principale, par rapport à la compensation d'un raté de combustion, se situe au niveau du temps mis pour compenser la chute de régime. En effet, un raté de combustion est un phénomène plutôt impulsionnel alors que la compensation d'une perturbation est plus lente (remontée lente du point 2 au point 3 par exemple). La correction du temps d'injection se calcule donc principalement en fonction de l'erreur en régime car la dérivée est faible durant ce

transitoire. De plus, le réglage s'effectue par rapport aux erreurs positives et ne doit pas influencer le comportement sur le ralliement (erreurs négatives).

Nous reportons cette connaissance sur la structure de commande et, plus particulièrement, pour ajuster les fonctions d'appartenance de la variable ϵ . Au point 1, la commande U_{ERR} reste identique à celle réglée lors de la compensation d'un raté de combustion. Nous positionnons le point modal de la fonction Positive Moyenne (PM) à la valeur de la variable ϵ au point 2. Ainsi, en ce point, la commande U_{ERR} est Positive Moyenne (PM). La valeur modale Positive Petite de ϵ est réglée par rapport à sa mesure au point 3. Une commande Positive Petite est suffisante quand le régime moteur se rapproche de sa consigne.

Ces deux exemples illustrent notre méthodologie de conception experte de la loi de commande. Tous les problèmes sont abordés de façon identique. Le réglage des paramètres est aisée car la structure de commande permet la décomposition de la mise au point en phases distinctes:

- Ralliement de la consigne (erreur très négative et dérivée grande)
- Compensation d'un raté de combustion (erreur petite et dérivée grande)
- Ralliement après une perturbation (erreur grande et dérivée petite)

Chaque phase de fonctionnement est localisée sur la structure de commande et les réglages adaptés pour une phase n'interfèrent pas avec une autre. Par exemple, si nous réglons la commande U_{ERR} pour une perturbation, cela n'aura aucune influence sur le ralliement du régime de consigne. Nous avons optimisé le contrôleur flou par essais successifs, et nous obtenons la surface de commande de la Figure 57.

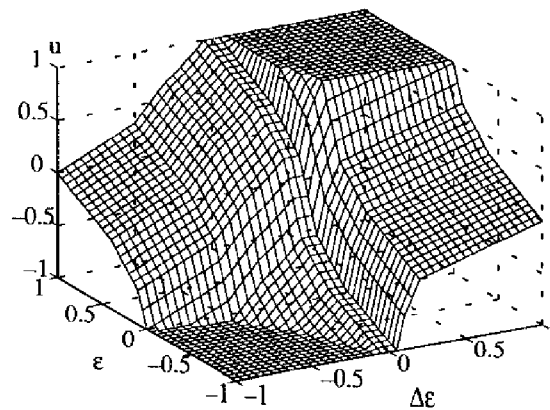


Figure 57 : Surface de commande

b) Résultats obtenus avec la stratégie de commande floue

Pour les tests 1 à 3, le contrôleur flou est nettement plus performant que la stratégie de commande P.I.D. linéaire.

Test 1 : Entrée en régulation de ralenti et ralliement du régime final

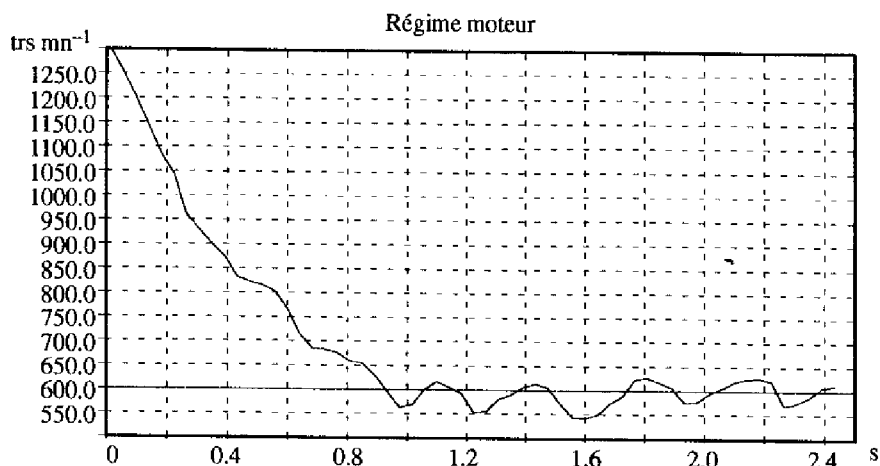


Figure 58 : Test 1 Commande floue

La rentrée en régulation de ralenti s'effectue sans rupture de dérivée du régime. Ensuite, le régime décroît régulièrement, favorisant ainsi le confort d'utilisation. A la fin de ce transitoire, nous avons volontairement freiné la descente de régime pour supprimer les dépassements.

Test 2 : Régime stabilisé autour du régime final

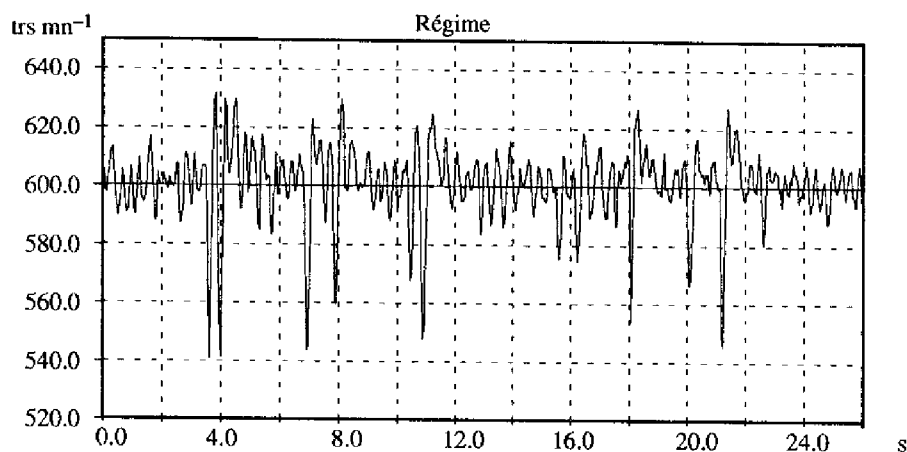


Figure 59 : Test 2 Commande floue

Le régime moteur est très stable (± 30 trs mn⁻¹) hors ratés de combustion. Les ratés de combustion sont compensés rapidement (chute de régime plus faible que pour la commande P.I.D. voir Figure 52) et ne s'enchaînent plus. Par conséquent, les vibrations sont faibles et la sonorité du moteur est régulière. Ces deux critères subjectifs sont très importants pour le jugement de la qualité de la régulation de ralenti.

Nous avons comparé ce résultat avec celui de la stratégie P.I.D. L'histogramme de la Figure 60 présente la répartition de l'erreur en régime sur une période de 30 s suivant la loi de commande. La majorité des points se situe entre ± 30 trs mn⁻¹ pour la commande floue. Les chutes de régime sont plus faibles et moins nombreuses (erreur supérieure à $+30$ trs mn⁻¹). Le moteur est plus stable.

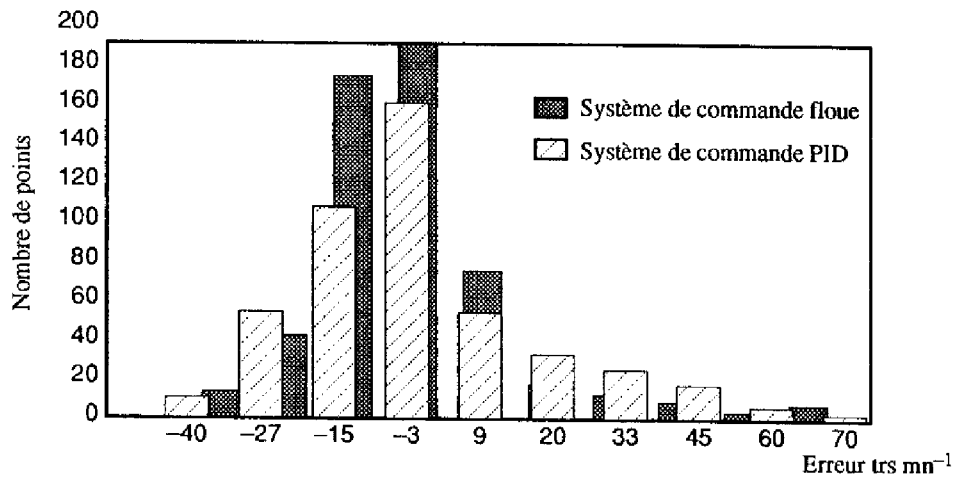


Figure 60 : Histogramme de l'erreur en régime (point stabilisé)

Test 3 : Tenue aux perturbations en régime stabilisé

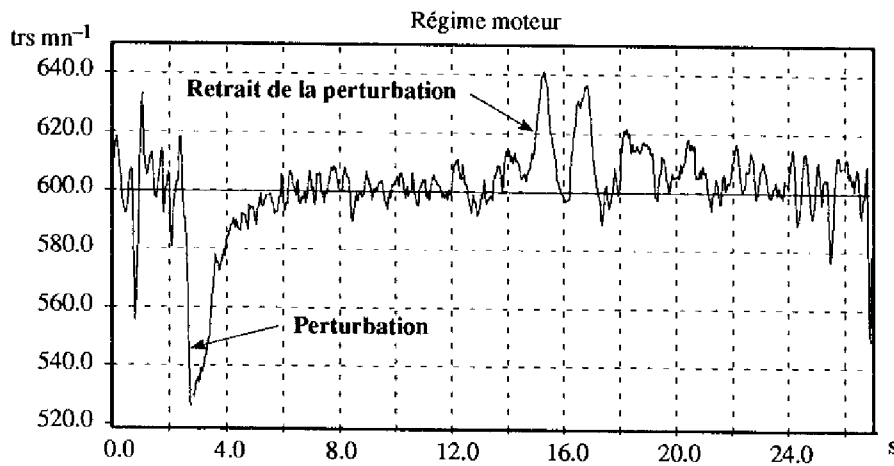


Figure 61 : Test 3 Commande floue

Nous avons simulé les mêmes perturbations que lors du test de la commande P.I.D. (voir Figure 53). Les résultats sont nettement améliorés. La chute de régime est stoppée plus rapidement (erreur de 70 trs mn⁻¹ pour le flou au lieu de 80 trs mn⁻¹ pour le P.I.D). Le régime rallie sa consigne environ 1,5 fois plus vite avec la commande floue. Une amélioration identique est obtenue sur le retrait de la perturbation.

2.3.4 Conclusion

Une stratégie de commande floue est particulièrement bien adaptée au problème de régulation de ralenti d'un moteur 2 temps à injection directe. Une loi de commande non-linéaire, intégrant des critères de jugement subjectifs, est indispensable pour piloter le régime pendant les phases de ralliement, de stabilisation et de tenue aux perturbations. De plus, le comportement du moteur suivant les phases de fonctionnement est facilement caractérisé dans un langage naturel.

Nous avons complété notre connaissance du moteur à bas régime par une série d'essais menée en étroite collaboration avec des motoristes. L'instabilité du moteur aux régimes faibles nous a contraint à une étude en boucle fermée du sous-système Temps

d'Injection/Régime moteur. Un système de commande linéaire (type P.I.D) fut implanté et réglé, au mieux, pour satisfaire les contraintes du cahier des charges. A partir de ces résultats, nous avons localisé les différents phénomènes perturbateurs et proposé une résolution qualitative des problèmes. Deux exemples mettent en évidence la simplicité de cette démarche. Les solutions déduites de cette expertise sont ensuite retranscrites dans le contrôleur flou (choix des règles, réglages des points caractéristiques des fonctions d'appartenance, ...). La structure floue permet de dissocier les phases de fonctionnement (ralliement, perturbations, régime stabilisé). Ainsi, le réglage des fonctions d'appartenance est local (interférences des paramètres de réglage quasiment inexistantes). De plus, les motoristes ont apprécié un raisonnement en termes de corrections de commande (à chaque couple d'entrée correspond une valeur de commande explicite). Selon ces experts, l'ajustement des gains d'une structure P.I.D. classique est moins aisé.

Les résultats obtenus avec le contrôleur flou, moteur chaud et à vide, sont très satisfaisants et nous mesurons facilement le gain de performance par rapport à la stratégie P.I.D. linéaire. La stratégie floue a été évaluée sur véhicule par les autres partenaires du programme. Initialement, le régime de ralenti était fixé à 700 trs mn⁻¹. Notre stratégie de commande a donné entière satisfaction pour un régime de 600 trs mn⁻¹. Nous pouvons admettre que cette diminution de 15% du régime de consigne entraînera une baisse équivalente de la consommation et de la pollution en régulation de ralenti.

Cette étude est la première étape de la mise au point. Des essais complémentaires sont souhaitables (véhicule roulant, moteur froid, ...) pour juger la qualité globale du système. Toutefois, si la non-linéarité est insuffisante pour piloter le régime quelques soient les conditions de fonctionnement, nous pouvons ajouter des gains supervisés à la sortie des contrôleurs 1 et 2 (voir Figure 62). Ainsi, la dynamique des commandes partielles u_{ERR} et u_{DER} est ajustée en fonction de paramètres extérieurs (température moteur, présence ou non de charge, ...).

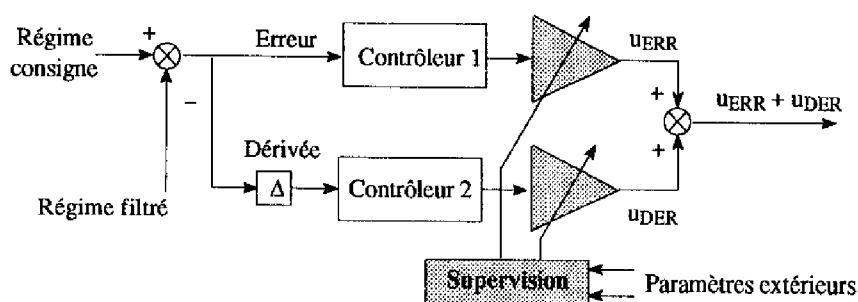


Figure 62 : Supervision du contrôleur flou

La commande du régime par le temps d'injection peut être étendue à tous les moteurs à injection directe (2 et 4 temps) qui devraient voir le jour dans les années à venir. De même, cette stratégie floue ne se limite pas à la correction du temps d'injection. Ce procédé peut aussi être développé pour une action sur une vanne de commande d'air, sur l'angle d'injection, ... ou pour une combinaison d'actions sur les différents actionneurs.

3 Introduction aux problèmes de commande multivariable

3.1 Systèmes multivariables

Jusqu'à présent, nous nous sommes intéressé à la commande des systèmes monovariabiles (une entrée et une sortie) et, plus particulièrement, aux asservissements par retour de sortie. Ce type de contrôleur flou est largement étudié en théorie et appliqué, avec succès, sur de nombreux processus. A l'opposé, la commande floue multivariable demeure encore un axe de recherche marginal. Pourtant, de nombreux problèmes sont posés et des stratégies floues, par extension des résultats monovariabiles, peuvent apporter de nouvelles solutions en complément des approches conventionnelles.

L'ensemble des systèmes multivariables peut se décomposer en deux familles, suivant le degré d'interaction existant entre les entrées et les sorties.

La première famille regroupe les systèmes découplés, c'est-à-dire que chaque entrée affecte une et une seule sortie. Dans ce cas, la stratégie de commande est décentralisée et un régulateur monovariable (retour de sortie ou retour d'état) est défini pour chaque couple entrée/sortie (voir Figure 63).

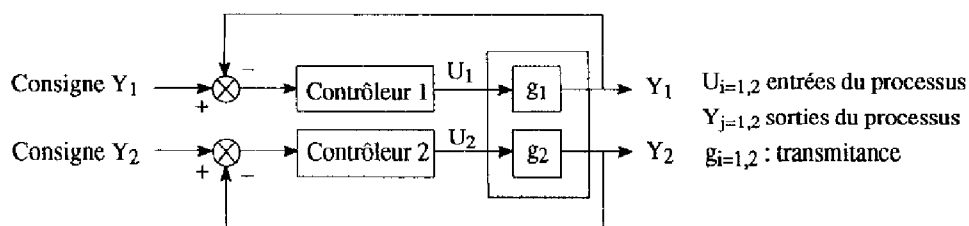


Figure 63 : Structure de commande décentralisée

Les systèmes avec couplages ou interactions sont classés dans la deuxième famille. Dans ce cas, chaque entrée du processus affecte plus d'une sortie, et les stratégies de commande doivent être globales. L'organe de contrôle reçoit, en entrée, le vecteur de consigne et plusieurs mesures réunies dans le vecteur x_m . Ce dernier contient, en général, les grandeurs de sorties et, le cas échéant, d'autres variables déterminantes pour saisir l'évolution dynamique du système (composantes de l'état). Cette structure est illustrée sur un exemple Figure 64.

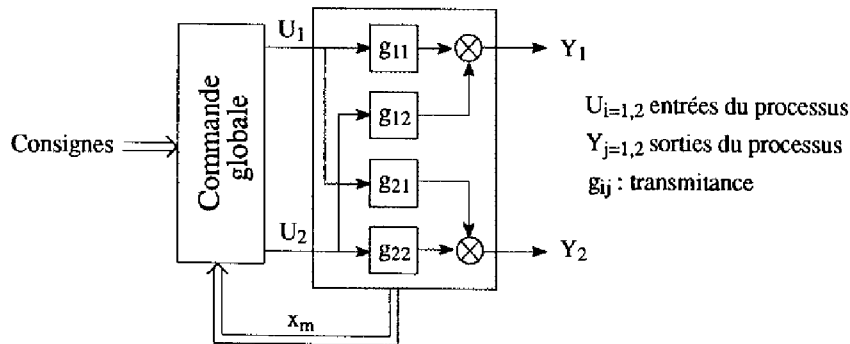


Figure 64 : Structure de commande globale

L'automatique classique propose de nombreuses techniques adaptées à la résolution de ces problèmes. Ces méthodes sont généralement numériques et tirent pleinement profit de l'accroissement des capacités de calcul des ordinateurs actuels. Ces stratégies se classent en trois catégories (Deshpande P.B., 1989).

La première catégorie concerne les méthodes formalisées dans le domaine fréquentiel (matrice de transfert, réponses fréquentielles). Les techniques de découplage (décomposition en valeurs singulières, analyse des gains relatifs, ...), les commandes H_{∞} , sont les plus connues.

Les procédures de la deuxième catégorie sont généralement regroupées sous l'intitulé "techniques de commande modernes". Les commandes par retour d'état (placement de pôles), optimale (minimisation d'un critère quadratique) et robuste sont calculées à partir d'une représentation dans l'espace d'état.

La troisième et dernière catégorie regroupe les lois de commande définies à partir des réponses impulsionnelles et indicielles du système. Les commandes prédictives ou par modèle interne sont utilisées, avec succès, sur de nombreux processus industriels.

Le choix d'une technique de commande est souvent délicat car il existe une multitude de systèmes multivariables et une stratégie idéale pour un processus ne l'est pas forcément pour un autre. Le cas monovariante est plus simple car un système d'ordre n est, par exemple, commandé par une structure de type $P.I.D^{n-1}$ alors que la stratégie de contrôle d'un processus multivariable dépend de l'ordre du système (ordre des transmittances) et de sa structure (interactions, couplages). La loi de commande, la plus simple et la mieux adaptée, peut être développée à l'aide de la procédure itérative suivante:

- 1- Déterminer les meilleures associations de variables (commandes et sorties pilotées), parmi les grandeurs disponibles, à l'aide d'une analyse des interactions entre les entrées et les sorties du processus.
- 2- Si les interactions sont faibles, des contrôleurs monovariants décentralisés seront suffisants pour commander chaque sortie.
- 3- Si les interactions sont fortes et suivant la connaissance acquise sur le système, une technique de découplage peut être mise en œuvre.

4- L'alternative aux cas 2 et 3 consiste à concevoir une stratégie globale qui compense implicitement les interactions. Le choix d'une technique, parmi celles disponibles, dépend du système (contraintes physiques, non linéarités, ...) et de la formulation mathématique du problème qu'il est possible d'acquérir.

Bien souvent, la solution obtenue présente des inconvénients tels que des manques de robustesse (face aux imprécisions des modèles, aux non linéarités, ...), la non prise en compte des contraintes physiques sur les actionneurs, Ces dernières remarques font partie des arguments souvent avancés pour justifier l'utilisation et le développement des stratégies de commande floue monovariante. C'est pourquoi, nous allons, dans ce qui suit, évaluer la faisabilité et les potentialités d'une approche floue pour commander un système multivariable (multi-entrées et multi-sorties).

La loi de commande floue est décrite par un ensemble de règles "Si ... alors ...". La syntaxe des propositions dépend du processus considéré (nombre d'entrée, nombre de sortie, interactions) et une généralisation d'une base de règles, équivalente à la table de Mac Vicar-Whelan (cas monovariante), n'est pas possible. C'est pourquoi, nous présentons plutôt une méthodologie d'écriture des règles. Cette procédure est illustrée sur un exemple académique et nous verrons, par la suite, son domaine d'application.

Ce chapitre est organisé de la façon suivante. Tout d'abord, nous présentons un bac de régulation à deux entrées et deux sorties, et nous décrivons une loi de commande optimale qui servira de référence pour juger les performances des stratégies floues. Ensuite, nous complétons notre connaissance initiale du bac mélangeur en écrivant un modèle qualitatif, et nous définissons deux contrôleurs flous déduits de l'expertise acquise.

3.2 Etude d'un système multivariable

3.2.1 Présentation du système

Le processus est extrait de (Jaume D., Thelliez S., Vergé M., 1989). En vue de disposer d'un volume constant d'un mélange de concentration désirée, un mélangeur (voir Figure 65) est constitué d'une cuve cylindrique de section $S = 1 \text{ m}^2$ alimentée par deux fluides de concentrations respectives C_1 et C_2 . Les débits d'entrée sont notés Q_1 et Q_2 et le débit de sortie Q_s . La concentration et la hauteur du fluide, à l'intérieur du mélangeur, sont notées respectivement C et H .

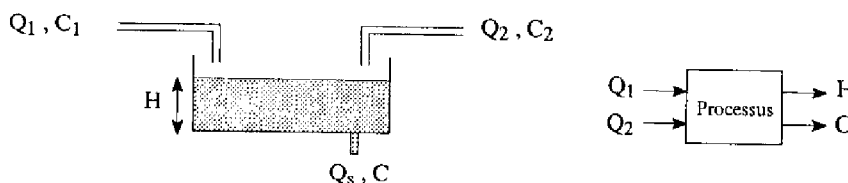


Figure 65 : Schéma du système physique

LOI DE COMMANDE DEDUITE DE L'EXPERTISE

Pour faciliter la modélisation du système, retenons les hypothèses suivantes:

- le mélange des fluides d'entrée est instantané.
- le fluide de sortie s'écoule par gravité avec $Q_s = \frac{k}{S} \cdot \sqrt{H}$ $k = \text{constante}$
- les concentrations C_1 et C_2 sont constantes.

Le processus est alors décrit par deux équations non linéaires:

$$\frac{dH}{dt} = \frac{Q_1}{S} + \frac{Q_2}{S} - \frac{k}{S} \cdot \sqrt{H} \quad (\text{II-3.1})$$

$$\frac{dC}{dt} = \frac{1}{H} \left(\frac{Q_1}{S} \cdot (C_1 - C) + \frac{Q_2}{S} \cdot (C_2 - C) \right) \quad (\text{II-3.2})$$

Afin de définir une stratégie de régulation de référence, nous choisissons, comme Jaume et al., une approche par commande optimale sur la base d'un modèle linéarisé, autour d'un point de fonctionnement, en considérant que les variables varient faiblement autour de leur valeur nominale:

$$\begin{aligned} Q_1 &= Q_{10} + q_1 & q_1 & \text{est la variation relative de } Q_1 \text{ par rapport à } Q_{10} \\ Q_2 &= Q_{20} + q_2 & q_2 & \text{est la variation relative de } Q_2 \text{ par rapport à } Q_{20} \\ C &= C_0 + c & c & \text{est la variation relative de } C \text{ par rapport à } C_0 \\ H &= H_0 + h & h & \text{est la variation relative de } H \text{ par rapport à } H_0 \end{aligned}$$

Les modèles dans l'espace d'état et sous forme de matrice de transfert sont alors définis par:

$$\frac{dx}{dt} = \begin{bmatrix} \frac{-1}{2.T} & 0 \\ 0 & \frac{-1}{T} \end{bmatrix} \cdot x + \begin{bmatrix} \frac{1}{S} & \frac{1}{S} \\ \frac{C_1 - C_0}{S.H_0} & \frac{C_2 - C_0}{S.H_0} \end{bmatrix} \cdot 10^{-3} \cdot e$$

$$x = \begin{bmatrix} h \\ c \end{bmatrix} \quad e = \begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \end{bmatrix} \quad T = \frac{S.H_0}{Q_{10} + Q_{20}} \cdot 10^3$$

$$\begin{bmatrix} h(p) \\ c(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{K_{11}}{1 + T_{11} \cdot p} & \frac{K_{12}}{1 + T_{12} \cdot p} \\ \frac{K_{21}}{1 + T_{21} \cdot p} & \frac{K_{22}}{1 + T_{22} \cdot p} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} q_1(p) \\ q_2(p) \end{bmatrix}$$

$$K_{11} = K_{12} = \frac{2.T}{S} \cdot 10^{-3} \quad K_{21} = \frac{(C_1 - C_0).T}{S.H_0} \cdot 10^{-3} \quad K_{22} = \frac{(C_2 - C_0).T}{S.H_0} \cdot 10^{-3}$$

$$T_{11} = T_{12} = 2.T = 2.T_{21} = 2.T_{22}$$

Il est important de noter que la linéarisation, autour d'un point de fonctionnement, conduit à l'étude d'un ensemble de systèmes linéaires de structure équivalente (ordre des transmittances inchangé). On peut alors dire que la linéarisation conduit à l'étude d'un système linéaire variant dans le temps, si le point de fonctionnement nominal n'est pas constant (Kailath T.).

La commande optimale est calculée autour du point défini par $Q_{10} = 151 \text{ s}^{-1}$, $Q_{20} = 51 \text{ s}^{-1}$, $C_1 = 1 \text{ mol.l}^{-1}$, $C_2 = 2 \text{ mol.l}^{-1}$, $H_0 = 1 \text{ m}$ et $C_0 = 1.25 \text{ mol.l}^{-1}$. Nous explicitons le calcul de cette commande, non pas pour présenter cette technique, mais pour décrire le cahier des charges

et définir des critères de jugement des stratégies floues. Le contrôleur optimal est déterminé en minimisant le critère quadratique:

$$J = \int_0^t (x^T Q x + e^T R e) dt \quad \text{avec} \quad Q = \begin{bmatrix} q_{11} & 0 \\ 0 & q_{22} \end{bmatrix} \quad R = \begin{bmatrix} r_1 & 0 \\ 0 & r_2 \end{bmatrix} \quad (\text{II-3.3})$$

Le cahier des charges impose une dynamique, en boucle fermée, deux fois plus rapide que celle en boucle ouverte et la compensation des couplages. On considère que les variations de h, c, q₁ et q₂ sont au maximum de 10% de leur valeur nominale et que les termes qui interviennent dans le critère J ont une contribution semblable. Le calcul de la structure optimale n'est pas considéré ici, et les résultats proposés par Jaume et al. sont utilisés.

Dans tout ce qui suit, nous travaillons autour d'un point de fonctionnement avec les équations non linéaires du système (II-3.1 et II-3.2). Les critères de comparaison entre la commande optimale et les commandes floues porteront:

– sur la dynamique des sorties et les termes de couplage.

$$J(\epsilon_h) = \int_0^t q_{11} \cdot \epsilon_h^2 \cdot dt \quad \text{critère en fonction de l'erreur en hauteur}$$

$$J(\epsilon_c) = \int_0^t q_{22} \cdot \epsilon_c^2 \cdot dt \quad \text{critère en fonction de l'erreur en concentration}$$

– sur la comparaison des coûts de commande à l'aide du critère:

$$J(q_1, q_2) = \int_0^t (r_{11} \cdot q_1^2 + r_{22} \cdot q_2^2) \cdot dt \quad \text{coût des commandes}$$

– sur le critère global J (II-3.3)

3.2.2 Analyse qualitative

Nous complétons notre expertise du système par une modélisation qualitative du comportement des sorties par rapport aux différentes entrées. Cette étude est réalisée autour du point de fonctionnement H₀ = 1 m et C₀ = 1.25 mol. l⁻¹. Pour cela, nous appliquons des couples d'entrée (q₁, q₂) de type échelon et nous analysons la dynamique des sorties (voir exemple Figure 66).

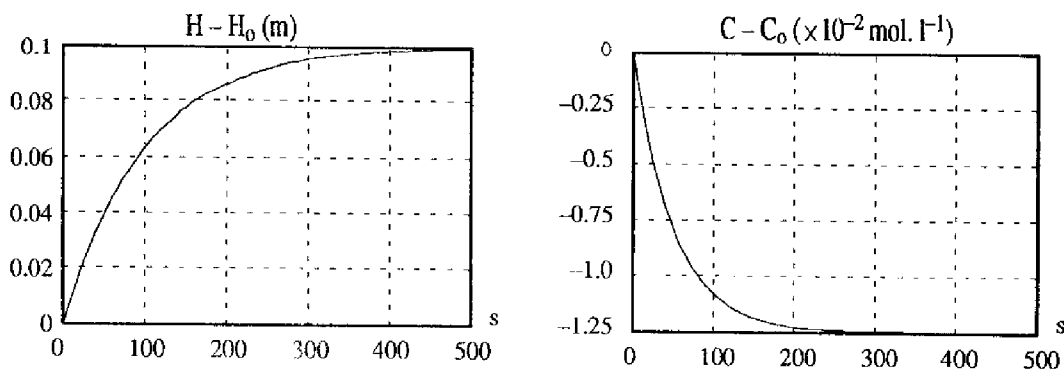


Figure 66 : Evolution des sorties avec $q_1=1 \text{ l s}^{-1}$ et $q_2=0 \text{ l s}^{-1}$

Un modèle qualitatif est déduit de ces essais (voir Figure 67).

		Commandes		Sorties	
		q1	q2	h	c
2	→	+	0	++	-
	→	++	+	+++	0
1	→	--	0	---	+
	→	--	-	----	0
	→	0	+	++	++
	→	-	+	0	+++
	→	0	-	--	--
	→	+	-	0	----

Symboles
 + augmentation de la variable
 - diminution de la variable
 0 variation nulle ou quasi-nulle de la variable

Le nombre de signes associés représente l'amplitude de la variation

Figure 67 : Modèle qualitatif du bac de mélangeur

L'étape 1 de la procédure de conception d'un système multivariable (voir paragraphe 3.1) est abordée par cette analyse, car ce modèle qualitatif fournit les informations nécessaires à l'identification des couplages forts et secondaires liant les entrées et les sorties.

Dans l'hypothèse d'une approche boîte noire (un peu faussée par la connaissance du modèle analytique), nous pourrions aussi déduire les informations suivantes:

- le système est sans retard
- la dynamique de chaque sortie par rapport à chaque entrée est de type premier ordre

Par conséquent, des commandes de type P.I. sont suffisantes pour réguler le système. Ces actions sont calculées à partir de mesures sur les sorties, leurs dérivées et en fonction des consignes.

La connaissance acquise sur le bac mélangeur fournit les bases essentielles pour concevoir les contrôleurs flous. Maintenant, nous allons interpréter ce modèle qualitatif et proposer, dans un premier temps, une stratégie de commande décentralisée.

3.3 Synthèse des lois de commande floue

3.3.1 Structure de commande décentralisée

L'approche multivariable la plus simple, mais pas forcément la plus efficace, consiste à concevoir une commande décentralisée. Tout d'abord, il faut définir les couples (entrée/sortie) correspondant aux couplages forts. Les informations nécessaires sont déduites du modèle qualitatif (voir Figure 67):

- les entrées q1 et q2 agissent de manière identique sur la sortie h
- l'autorité de l'entrée q2 sur la sortie c est supérieure à celle de q1

La structure de commande décentralisée est définie à partir du graphe causal (voir Figure 68) qui symbolise grossièrement les couplages forts.



Figure 68 : Graphe causal des couplages forts

Les sorties h et c sont donc respectivement asservies par les commandes q_1 et q_2 (voir Figure 69).

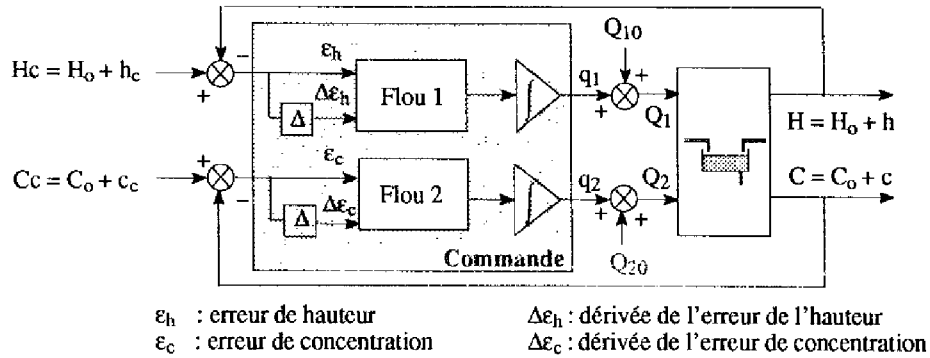


Figure 69 : Structure de commande décentralisée

Les bases de connaissance pour les contrôleurs Flou 1 et Flou 2 sont définies par:

- sept symboles linguistiques pour chaque variable d'entrée et de sortie
- des règles de commande à deux variables pour la prémisse et une conclusion procédurale
- une base de règles initiale de type Mac Vicar-Whelan

Les paramètres caractéristiques et les règles (49×2 au total) sont ajustés par essais successifs. Tout d'abord, nous optimisons la dynamique des sorties sur les raliements de consigne (hauteur et concentration) sans se soucier des interactions. Puis, lorsque les résultats sont corrects, nous modifions certaines règles et quelques paramètres pour minimiser les couplages (parfois au détriment de la dynamique). La formulation symbolique des commandes facilite cette étape car chaque cas de fonctionnement est localisé précisément dans les bases de règles.

Cette procédure est mise en œuvre autour du point nominal $H_0 = 1$ m et $C_0 = 1.25$ mol.l⁻¹.

Consigne de hauteur : $h_c = 0.1$ m et $c_c = 0$ mol.l⁻¹

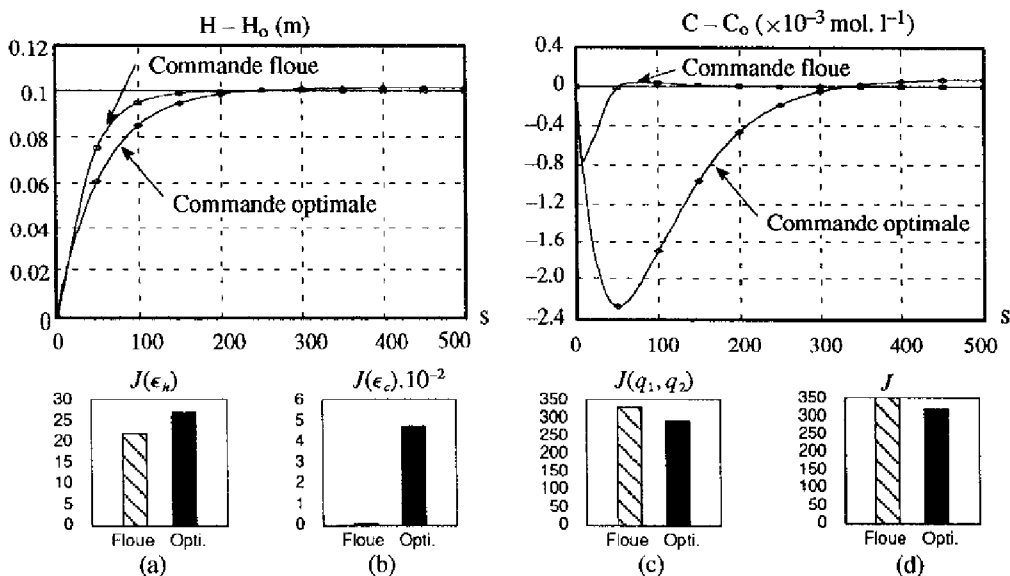


Figure 70 : Consigne de hauteur (commande décentralisée)

Les résultats de la technique floue sont encourageants du point de vue de la dynamique des sorties. Le comportement de la hauteur est conforme au cahier des charges et les interactions sur la concentration sont bien compensées (voir Figure 70b). Par contre, la commande optimale sollicite moins les actionneurs (+13% de consommation pour la technique floue Figure 70c). Quant au critère global J , le gain obtenu sur $J(\epsilon_h)$ et $J(\epsilon_c)$, par la méthode floue, ne compense pas l'augmentation de l'énergie apportée au système.

Consigne de concentration : $h_c = 0$ m et $c_c = 0.01$ mol.l⁻¹

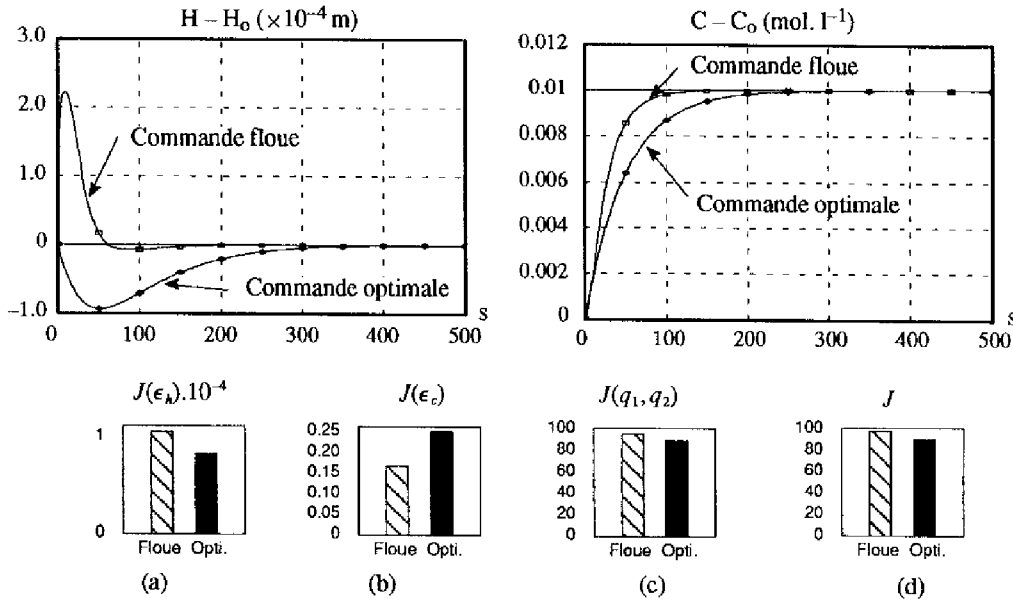


Figure 71 : Consigne de concentration (commande décentralisée)

La stratégie floue est moins performante sur les consignes en concentration. Le comportement de la sortie c est satisfaisant mais les interactions sur la hauteur sont fortes (voir Figure 71a). Ce résultat était prévisible à partir de l'analyse en boucle ouverte, puisque les deux entrées influencent de manière identique la sortie h . Le coût de commande et le critère global (voir Figure 71c et Figure 71d) restent supérieurs à ceux de la loi optimale.

A partir d'une analyse succincte de l'influence des entrées sur les sorties du processus, nous avons implanté une structure de commande décentralisée. Les contrôleurs flous sont réglés afin d'optimiser la dynamique tout en limitant les effets de couplages. La qualité de la stratégie varie en fonction des consignes appliquées. Le comportement des sorties est médiocre sur une consigne de concentration car les interactions sont fortes. Une loi de commande décentralisée est insuffisante pour ce type de problème. Par conséquent, il est nécessaire de reprendre l'étude des couplages afin de définir des règles de commande plus efficaces.

3.3.2 Structure de commande globale

Nous poursuivons l'analyse du modèle qualitatif afin de déduire des règles de commande qui tiennent compte des interactions (Raymond C., Boverie S., Titli A., 1994). Le comportement de chaque sortie, par rapport aux entrées, est décrit dans un langage naturel. A titre

d'exemple, nous détaillons l'interprétation de deux lignes du modèle qualitatif (voir Figure 67).

Ligne 1: Si l'entrée q_1 diminue et l'entrée q_2 augmente, alors la sortie h reste pratiquement constante et la sortie c croît beaucoup.

Ligne 2: Si l'entrée q_1 augmente beaucoup et l'entrée q_2 augmente, alors la sortie h croît beaucoup et la sortie c reste pratiquement constante.

Ces deux lignes s'interprètent aussi de la façon suivante:

Ligne 1: Pour une consigne de concentration positive, si nous voulons garder la hauteur h constante et augmenter la concentration c , alors il faut diminuer q_1 et augmenter q_2 .

Ligne 2: Pour une consigne de hauteur positive, si nous voulons garder la concentration c constante et augmenter la hauteur h , alors il faut augmenter fortement q_1 et augmenter q_2 .

Une étape importante et délicate de la conception de la stratégie multivariable réside dans la traduction de l'expertise en règles de commande. Les mesures des erreurs ϵ_h, ϵ_c et de leur dérivée $\Delta\epsilon_h, \Delta\epsilon_c$ sont disponibles. L'analyse du système montre que les interactions, pour cet exemple, sont des phénomènes à dynamique lente, et les couplages s'identifient principalement à partir des mesures des erreurs.

Pour les deux exemples décrits ci-dessus, nous formulons les règles:

Ligne 1: Si ϵ_c est PG et ϵ_h est ZE alors q_1 est NP et q_2 est PP

Ligne 2: Si ϵ_c est ZE et ϵ_h est PG alors q_1 est PM et q_2 est PP

avec NS, ZE, PS, PM, PG des symboles linguistiques décrivant chaque variable.

Deux commandes partielles sont alors générées en fonction des erreurs: $q_{1_erreurs} = f_1(\epsilon_h, \epsilon_c)$ et $q_{2_erreurs} = g_1(\epsilon_h, \epsilon_c)$. D'autre part, il est intéressant de contrôler les phases transitoires à partir des mesures des dérivées ($\Delta\epsilon_h, \Delta\epsilon_c$). Dans une première approche et en fonction des résultats du paragraphe 3.3.1, nous calculons deux commandes supplémentaires: $q_{1_dérivée} = f_2(\Delta\epsilon_h)$ et $q_{2_dérivée} = g_2(\Delta\epsilon_c)$. Les commandes finalement appliquées au système sont définies par:

$$q_1 = f_1(\epsilon_h, \epsilon_c) + f_2(\Delta\epsilon_h)$$

$$q_2 = g_1(\epsilon_h, \epsilon_c) + g_2(\Delta\epsilon_c)$$

Le schéma de la structure de commande est présenté Figure 72.

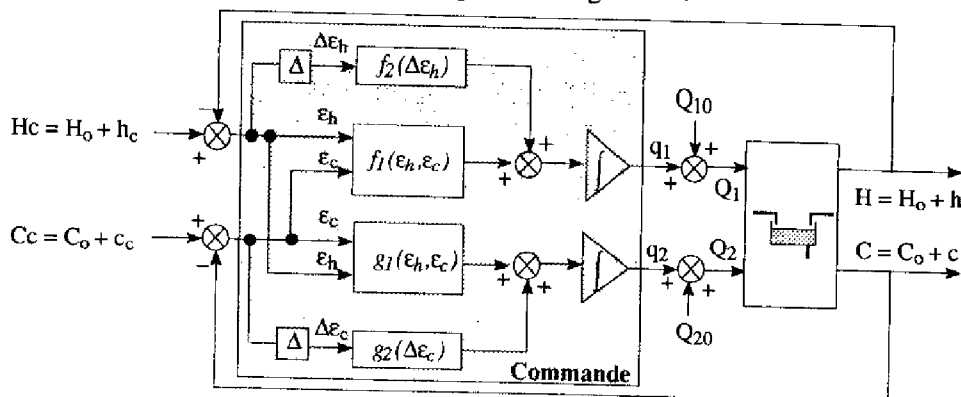


Figure 72 : Structure de commande globale

Les règles $((63+7) \times 2$ au total) des différents contrôleurs sont initialement définies à partir de l'expertise, et affinées par essais successifs. La même procédure est appliquée pour le réglage des paramètres caractéristiques. Un exemple de table de règles pour le contrôleur partiel $g_1(\epsilon_h, \epsilon_c)$ est donné Figure 73.

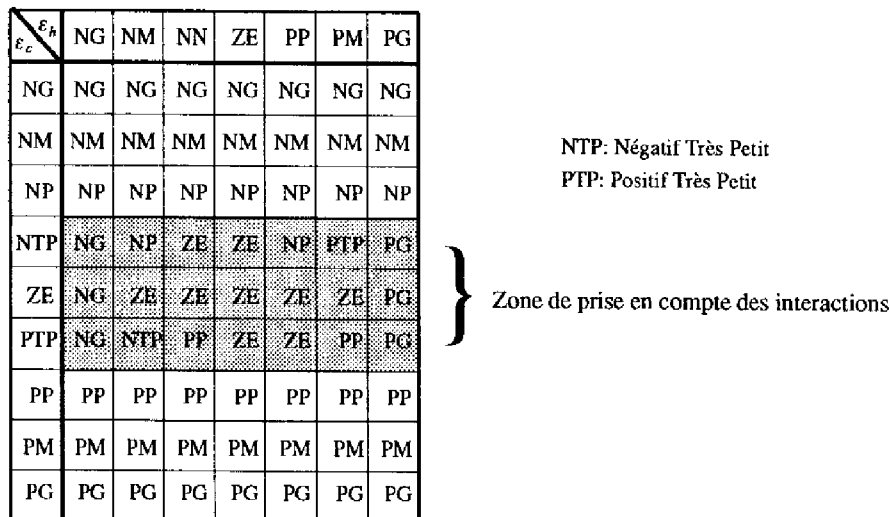


Figure 73 : Exemple de table de règles pour compenser les interactions

Les qualités de la structure globale sont évaluées autour du point de fonctionnement $H_0 = 1$ m et $C_0 = 1.25$ mol.l⁻¹ pour des consignes de hauteur et de concentration.

Consigne de hauteur : $h_c = 0.1$ m et $c_c = 0$ mol.l⁻¹

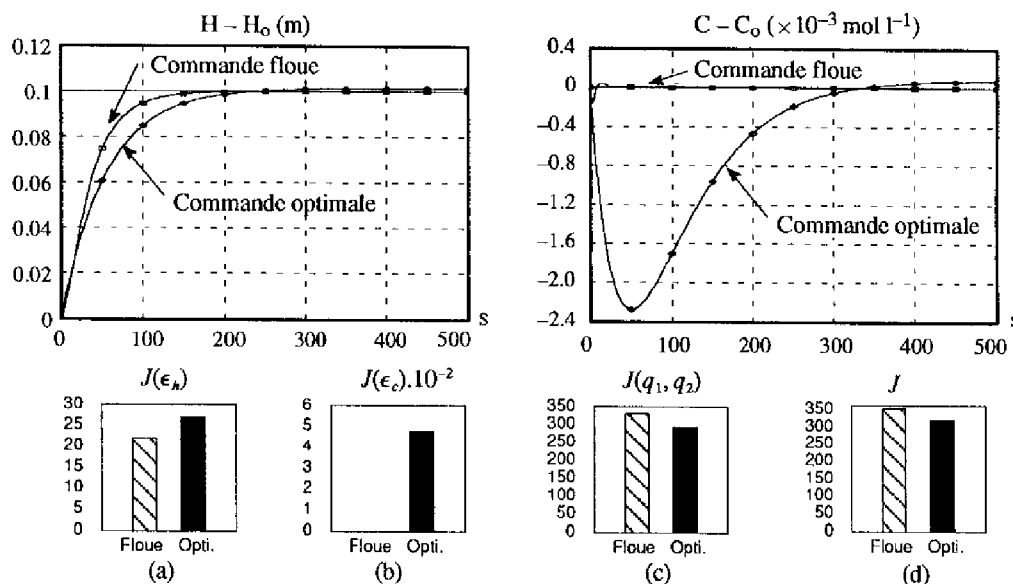


Figure 74 : Consigne de hauteur (structure globale)

Ces résultats sont à comparés à ceux de la Figure 70. Les interactions sur la concentration sont minimales. Le critère $J(\epsilon_c)$ est divisé par 100 pour la structure globale. Par ailleurs, la dynamique de la sortie h est inchangée. Il faut aussi noter que ces performances sont obtenues avec un coût de commande équivalent à celui de la structure décentralisée.

Consigne de concentration : $h_c = 0$ m et $c_c = 0.01$ mol.l⁻¹

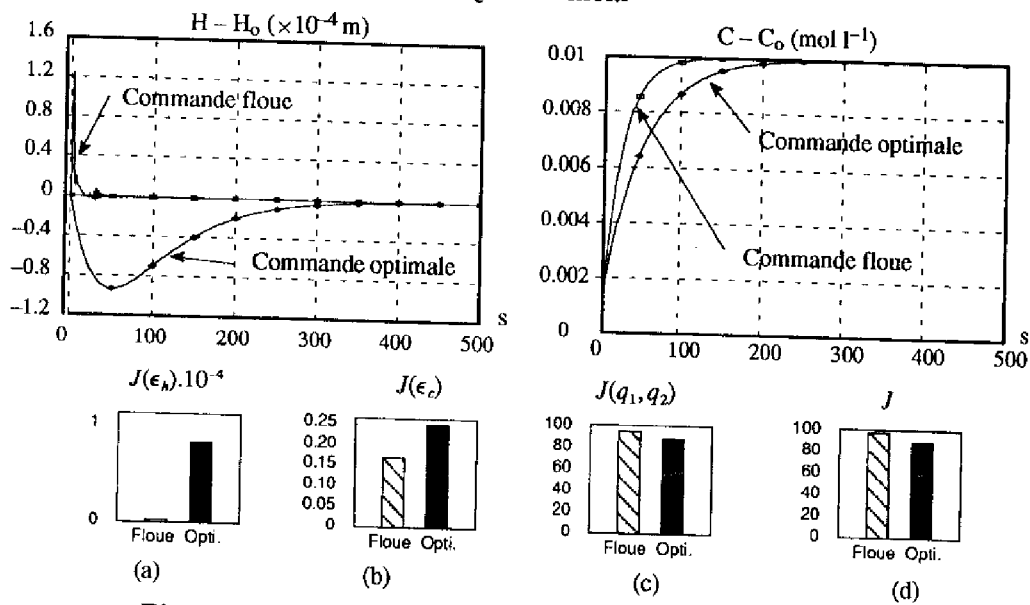


Figure 75 : Consigne de concentration (commande globale)

La compensation des interactions était insuffisante avec la structure de commande décentralisée (voir Figure 71). Ici, les couplages sont minimisés et deviennent inférieurs à ceux de la loi optimale. Ce résultat est obtenu sans dégrader la dynamique de la concentration et sans occasionner de surcoût de commande.

Analyse expérimentale de la robustesse de la loi de commande

La stratégie globale a été réglée autour du point de fonctionnement défini par $H_0 = 1$ m et $C_0 = 1.25$ mol.l⁻¹ (PDF1). La robustesse des règles floues est évaluée pour un régime nominal différent avec $H_0 = 2$ m et $C_0 = 1.25$ mol.l⁻¹ (PDF2), soient $Q_{10} = 21.21$ l s⁻¹, $Q_{20} = 7.07$ l s⁻¹. La matrice de transfert du système autour de ce point est:

$$\begin{bmatrix} h(p) \\ c(p) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{K'_{11}}{1 + T'_{11}p} & \frac{K'_{12}}{1 + T'_{12}p} \\ \frac{K'_{21}}{1 + T'_{21}p} & \frac{K'_{22}}{1 + T'_{22}p} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} q_1(p) \\ q_2(p) \end{bmatrix}$$

avec $K'_{11} = K'_{12} = 1,4.K_{12}$, $K'_{21} = 0,7.K_{21}$, $K'_{22} = 0,7.K_{22}$, $T'_{11} = T'_{12} = 1,4.T_{12}$, $T'_{21} = T'_{22} = 1,4.T_{22}$. La dynamique de la boucle ouverte est plus lente et les gains statiques ont changé.

Les réponses du processus autour de PDF2 sont comparées à celles obtenues autour de PDF1 (voir Figure 76), la structure de commande n'ayant pas été modifiée.

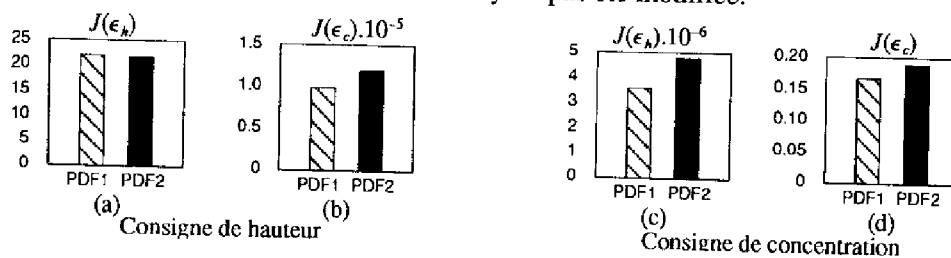


Figure 76 : Comparaison des performances

LOI DE COMMANDE DEDUITE DE L'EXPERTISE

La structure floue globale est robuste par rapport aux variations des paramètres du modèle. La compensation des interactions est très légèrement dégradée (voir Figure 76b et Figure 76c). Les critères sur le ralliement de la consigne demeurent inchangés (voir Figure 76a et Figure 76d). La robustesse par rapport aux perturbations (valeurs nominales de Q_{10} , Q_{20} , C_1 , C_2 , mesures de h et c) a été évaluée et le comportement des sorties est satisfaisant.

Par contre, la dynamique du système bouclé en présence de perturbations pourrait être améliorée. Nous avons émis l'hypothèse que les interactions n'apparaissent que par les variables à dynamique lente, et les résultats obtenus justifient pleinement cette approximation. Néanmoins, la prise en compte des couplages sur les variables à dynamique rapide (dérivées) permettrait de mieux compenser les perturbations. En effet, les valeurs des dérivées ($\Delta\epsilon_h$ et $\Delta\epsilon_c$) sont prépondérantes dans le calcul des commandes dans ces situations. C'est pourquoi, nous pourrions compléter notre structure en calculant des commandes partielles $q_{i_dérivée(i=1,2)}$ en fonction des deux grandeurs $\Delta\epsilon_h$ et $\Delta\epsilon_c$, soient:

$$\begin{aligned}q_1 &= f_1(\epsilon_h, \epsilon_c) + f_2(\Delta\epsilon_h, \Delta\epsilon_c) \\q_2 &= g_1(\epsilon_h, \epsilon_c) + g_2(\Delta\epsilon_h, \Delta\epsilon_c)\end{aligned}$$

3.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé le problème de la commande des systèmes multivariables. Un bref rappel décrit les différentes structures de système (découplé, couplé) ainsi que les stratégies de commande classique disponibles. Nous avons aussi constaté la complexité de ce type de problème, puisqu'une loi de contrôle idéale pour un processus ne l'est pas forcément pour un autre. Ceci est d'autant plus vrai pour une stratégie floue car la base de règles dépend du dispositif étudié. Nous avons alors choisi de présenter une méthodologie de conception des contrôleurs flous multivariables sur un exemple. Ce travail est basé sur une démarche experte, résultant d'une analyse comportementale.

Un bac mélangeur à deux entrées et deux sorties a été retenu. La linéarisation de ce processus conduit à l'étude d'un système linéaire variant dans le temps, suivant le point de fonctionnement. Tout d'abord, le système est considéré comme une "boîte noire" et un modèle qualitatif est identifié, à partir de l'analyse de la dynamique des sorties vis-à-vis des deux entrées.

Ensuite, deux lois de commande sont déduites de cette expertise. Une première stratégie, décentralisée, est conçue en fonction des paires entrée/sortie fortement couplées. Les résultats sont déjà satisfaisants mais la compensation des interactions est insuffisante. C'est pourquoi, la deuxième stratégie tient compte des couplages. Les performances sont sensiblement améliorées et les qualités de robustesse de la stratégie sont vérifiées empiriquement (c'est seulement une constatation qui paraîtra insuffisante sans démonstration mathématique). Cette commande floue est positivement comparée à une loi optimale utilisée comme référence.

Toutefois, le coût énergétique est plus élevé car la durée des transitoires est plus faible. Cette contrainte n'est pas discriminante, pour cette étude, mais son poids dépend des objectifs fixés par l'utilisateur (minimiser les interactions sans se soucier du coût, relativiser les interactions avec un coût minime, ...).

D'une manière plus générale, la méthodologie est intéressante. Nous exploitons la connaissance, exprimée dans un langage naturel, pour concevoir une stratégie de commande multivariable. Cette approche ne nécessite pas la connaissance d'un modèle mathématique parfois difficile à obtenir. De plus, les règles de commande sont simples et explicites. C'est un avantage car un opérateur possédant un minimum d'expérience peut localiser les différentes zones de fonctionnement, et ajuster les règles si cela est nécessaire. En comparaison, une stratégie par retour d'état est plus difficile à analyser car l'interprétation physique des différents gains est limitée.

Pour conclure ce chapitre, nous pouvons d'ores et déjà nous interroger sur les difficultés de cette approche pour les systèmes plus complexes. En effet, le nombre de règles et le nombre de paramètres à régler deviennent rapidement très importants.



4 Conclusion

La perception d'un système de commande floue varie suivant les groupes de recherche travaillant sur cette technique. Parfois, l'aspect base de connaissance est occulté pour uniquement considérer les contrôleurs flous comme des approximateurs non-linéaires aisément manipulables. Cette vision a débouché sur de nombreuses études (adaptation, auto-réglage) qui négligent complètement l'essence première de la commande floue: la traduction de l'expertise dans un langage naturel facilement compréhensible. C'est pourquoi, nous nous sommes attaché à prouver, une fois de plus, la nécessité et l'utilité de conserver une approche experte pour concevoir une loi de commande floue. Bien sûr, cette démarche n'est pas la plus aisée mais un cheminement rigoureux aboutit toujours à une solution satisfaisante.

Dans cette partie, les stratégies de commande sont construites à l'aide d'observations sur le système, mais sans outil mathématique complexe. Tout d'abord, il faut acquérir une connaissance du système à partir d'expériences réalisées sur le processus (mesures en boucle ouverte ou boucle fermée). Le comportement du procédé est analysé pour générer une modélisation ou plutôt une représentation qualitative, formalisée dans un langage simple. Ensuite, le savoir est interprété pour exprimer la loi de commande. Cette expertise est alors traduite avec des règles symboliques. La conception de la stratégie s'achève par un réglage des paramètres caractéristiques du contrôleur flou. Très souvent, une méthode itérative d'essai et d'ajustement est employée.

Les aspects théoriques de la partie I et de la méthode de conception experte sont appliqués à la commande d'un moteur thermique 2 temps. Les contrôleurs flous sont particulièrement bien adaptés à ce type de problème puisque le moteur est un prototype, et la connaissance provient uniquement d'une série d'essais menée par des motoristes. Nous avons alors formalisé linguistiquement les problèmes et les solutions correspondantes. Les résultats obtenus sur l'asservissement de la richesse de combustion et la régulation du régime de ralenti sont positifs. Ils contribuent à accroître la stabilité du moteur tout en réduisant la consommation et la pollution.

Ensuite, nous avons proposé une première approche de commande des systèmes multivariables. L'étude qualitative du processus s'attache principalement à l'analyse des

LOI DE COMMANDE DEDUITE DE L'EXPERTISE

couplages existant entre les entrées et les sorties. Puis, une structure de commande décentralisée est évaluée. La dynamique des sorties est correcte mais les interactions restent fortes. Néanmoins, ces résultats étoffent notre connaissance du procédé. Ceci nous conduit, naturellement, à proposer une loi de commande globale qui tient compte des effets de couplage. Les performances obtenues sont conformes aux exigences du cahier des charges et la stratégie de commande semble robuste par rapport aux variations des paramètres du processus.

Toutefois, ces trois études, et plus particulièrement la dernière, montrent que l'application de la démarche experte peut poser certains problèmes. Le manque de formalisation de cette approche est souvent reproché. Il faut admettre qu'une démarche générale n'est pas applicable, car chaque système réclame une résolution adaptée. Le bon sens et l'expérience du concepteur sont les seuls garants de l'aboutissement. De même, un ensemble de règles de commande, consistant et complet, s'écrit aisément pour les systèmes simples (nombre de pôles, de zéros, d'entrées, de sorties restreint). Cette tâche devient plus délicate et presque rédhibitoire pour les procédés monovariables ou multivariables complexes. Le nombre de règles, nécessaire pour assurer une commande correcte, augmente rapidement et toutes les propositions se formalisent difficilement à partir de l'expertise.

Il est admis qu'un ensemble de règles de commande approprié est identifiable quel que soit le système, car un modèle flou (système à base de règles) est un approximateur universel (Jang J.S.R., 1993). Le problème se pose alors en ces termes:

"Comment définir un choix initial des fonctions d'appartenance et écrire les règles de commande Si ... alors ... uniquement à partir d'un ensemble de mesures provenant du système"

Implicitement, nous considérons que l'expérience disponible est insuffisante pour répondre à cette question.

Une alternative à la démarche experte et aux systèmes auto-organisés (voir partie I chapitre 2.4) consiste à s'inspirer fortement de la démarche de l'automatique classique. Un modèle flou du système est identifié et la stratégie de commande est définie à partir de ce modèle. A l'heure actuelle, seuls quelques travaux significatifs, dans ce sens, sont exposés dans la littérature.

Une première solution ne permet pas d'explicitier la loi de commande, mais le modèle est employé pour prédire le comportement du système (Graham B.P., Newell R.B., 1988). Plusieurs commandes, ou combinaisons de commande pour le cas multivariable, sont définies a priori par un opérateur. Pour un état mesuré du système, chaque commande possible est testée sur le modèle afin d'estimer le ou les états suivants. La solution qui satisfait le mieux les critères de performance (évolution souhaitée de l'état) est appliquée au système.

La deuxième solution est nettement plus intéressante car les règles de commande sont déduites des règles du modèle. Sugeno (Sugeno M., Tang G.T., 1986) développe une méthode à partir de

propositions à conclusion polynomiale. Pour les systèmes monovariabiles, les règles de commande sont déterminées en conservant les prémisses des règles du modèle, mais en inversant analytiquement les conséquences afin d'exprimer la commande en fonction des autres variables. Cette technique devient plus délicate pour les systèmes multivariabiles. En effet, la base de règles est décomposée en sous-systèmes indépendants et la résolution des équations linéaires correspondantes aboutit à l'expression des commandes. De notre point de vue, l'inconvénient majeur de cette approche réside dans le manque de lisibilité des règles à conclusion polynomiale, et au fort recouvrement des fonctions d'appartenance des entrées.

Cette dernière méthode est à ce jour la plus intéressante. Toutefois, nous considérons comme indispensable de conserver des règles explicites. Même si les experts ne sont pas capables d'écrire toutes les règles du modèle et de la commande, leur connaissance initiale est exploitable pour orienter l'étude, définir quelques paramètres a priori, compléter les bases de connaissance et les faire évoluer. L'introduction du savoir est possible si les règles sont interprétables. De plus, la définition de la commande à partir d'un modèle demande une certaine quantité de travail. Cet effort est acceptable si la démarche offre aussi la possibilité d'accroître notre maîtrise du processus, et de mieux expliciter les phénomènes physiques mis en jeu.



PARTIE III

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

1 Introduction

1.1 Modélisation floue d'un système

Dans certains cas, la modélisation floue d'un système est avantageuse par rapport à une approche conventionnelle basée sur les lois de la physique (Pedricz W., 1994). Si la caractérisation mathématique du processus est difficile, les informations, à la fois imprécises et entachées d'incertitude, s'expriment plus facilement dans un langage naturel. La représentation et la manipulation de ces données linguistiques sont alors aisément réalisées en utilisant les sous-ensembles flous. Même si ce type d'approche est délicat, il faut retenir qu'un modèle flou est un approximateur universel (Wang L.Xi, 1992) et que la formulation, plus ou moins explicite des règles, facilite l'interprétation du comportement du système.

Initialement, les modèles flous étaient écrits par un opérateur connaissant parfaitement le système considéré. Cette démarche se heurte à de nombreux problèmes pour les systèmes complexes (systèmes d'ordre élevé monovariabiles ou multivariabiles). En effet, un expert peut difficilement formaliser toutes les propositions nécessaires à une approximation précise. Par conséquent, une autre approche, dans laquelle le modèle flou est identifié par une méthode analytique à partir d'une base de données, peut être envisagée.

La modélisation floue suscite beaucoup d'intérêt depuis de nombreuses années et la littérature relative à ce sujet est importante. Les techniques permettant de définir la structure du modèle et le réglage des paramètres caractéristiques abondent. Toutefois, si ces travaux se différencient par rapport à la méthode employée (analytique, réseaux de neurones, algorithmes génétiques, ...), ils se répertorient facilement par rapport à la syntaxe des règles. Trois classes distinctes de modèle sont décrites dans la littérature: les modèles flous linéaires développés par Takagi-Sugeno (Takagi T., Sugeno M., 1985), les modèles linguistiques introduits par Zadeh (Zadeh L.A, 1975) et les modèles aux relations floues de Pedricz (Czogala E., Pedricz W., 1981).

Les modèles flous linéaires de Takagi-Sugeno sont très efficaces pour approcher des systèmes non-linéaires complexes, car la base de règles est composée d'un ensemble de modèles locaux (généralement des fonctions linéaires). Par exemple, un système dynamique non-linéaire simple se représente par des règles de la forme:

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

$$R_i : \text{Si } u(k) \text{ est } U_i \text{ et } y(k) \text{ est } Y_i \text{ alors } y(k+1) = a_i \cdot y(k) + b_i \cdot u(k) + c_i$$

où $u(k)$ est la commande; $y(k)$ la sortie du système; U_i, Y_i les sous-ensembles flous décrivant la commande et la sortie sur leur univers de discours respectif; a_i, b_i, c_i les paramètres de la conséquence. L'identification de la structure débute par le choix d'une partition de l'espace des entrées. Généralement, une méthode heuristique (Takagi T., Sugeno M., 1985) ou une technique de clustering (Babuska R., Verbruggen H.B., 1994a) est employée. Puis, il faut identifier la structure des conclusions (choix des variables de la fonction linéaire) et rechercher les paramètres de la conséquence. La plupart des méthodes classiques d'optimisation sont applicables (gradient, moindres carrés, ...).

La représentation de ces modèles est efficace et le comportement global du système est décrit avec un nombre minimum de règles. Par conséquent, l'identification des modèles locaux est réalisée avec un ensemble de mesures (base d'identification) réduit. Par contre, si la modélisation doit fournir une meilleure compréhension du système (traduction experte de la base), cette méthode est déconseillée. En effet, l'interprétation des règles (essentiellement des conclusions) est difficile.

Une modélisation explicite est plus facilement obtenue en cherchant un modèle linguistique du système. Le processus dynamique précédent est alors décrit avec les règles:

$$R_i : \text{Si } u(k) \text{ est } U_i \text{ et } y(k) \text{ est } Y_i \text{ alors } y(k+1) \text{ est } C_i$$

où U_i, Y_i, C_i sont les sous-ensembles flous caractérisant chacune des variables sur leur univers de discours respectif. Généralement, les fonctions d'appartenance des sous-ensembles flous C_i sont des gaussiennes, des trapèzes, des triangles ou encore des singletons. Un modèle linguistique à conclusion procédurale est un cas particulier des modèles linéaires dont la conséquence est réduite à une constante. L'identification du modèle s'effectue, soit d'une manière purement analytique en utilisant les démarches proposées auparavant, soit en intégrant une connaissance a priori. Par exemple, un expert peut définir la partition des entrées et un certain nombre de règles. Le formalisme explicite du modèle permet d'unifier les règles définies à partir des données et celles formulées à partir d'une connaissance. C'est un avantage indéniable quand les mesures, ou l'expertise, ou les deux sont incomplètes.

Par contre, la représentation des modèles linguistiques est moins efficace que celle des modèles linéaires. En effet, l'approche est locale et les capacités d'extrapolation du modèle sont très faibles. Par conséquent, un grand nombre de règles est nécessaire pour approcher le comportement global du système, et le nombre de paramètres à identifier augmente (Babuska R., Verbruggen H.B., 1994b). Une base d'identification importante et complète devient donc indispensable pour déterminer tous les paramètres. La génération des données est délicate pour les systèmes dynamiques car certains états ne seront pas atteints pendant l'acquisition des données et, pour chacun des états, toutes les valeurs possibles de commandes ne seront pas forcément appliquées. Le modèle est inexact lorsque des situations, non traduites dans la base de règles, se présentent lors de l'utilisation du modèle. Malgré tout, si un ensemble de règles

linguistiques complet et compact est identifiable, la précision du modèle est correcte, voire supérieure à celle des modèles linéaires de Takagi–Sugeno.

Pour conclure la présentation des techniques de modélisation, il faut citer les modèles aux relations floues. La conclusion d'une règle est définie à partir de tous les sous-ensembles C_1 , pondérés par un coefficient. Un nombre n de sous-ensembles flous est déterminé a priori. Une règle s'écrit:

$$R_i : \text{Si } u(k) \text{ est } U_i \text{ et } y(k) \text{ est } Y_i \text{ alors } y(k+1) \text{ est } C_1 (0.8) \text{ ou } C_2 (0.1) \text{ ou } \dots \text{ ou } C_n (0)$$

avec $C_{i=1}$ à n les différents sous-ensembles flous de la conclusion. Aucune distinction particulière ne sera faite entre les modèles linguistiques et ceux aux relations floues.

En conclusion, les modèles linéaires et les modèles linguistiques sont deux représentations complémentaires et non concurrentes. Le choix d'une structure dépend uniquement du but recherché. Si le modèle est orienté vers la simulation, un modèle linéaire est conseillé. Par contre, si nous cherchons plutôt à connaître explicitement les relations entre les entrées et les sorties du système, il vaut mieux envisager un modèle linguistique. Les propriétés des différents modèles flous sont recensées dans le tableau suivant:

Type de modèle	Modèle linéaire	Modèle linguistique
Représentation	Efficace	Limitée
Généralité de la représentation	Faible	Grande
Nombre de règles	Faible	Elevé
Interprétation des règles	Limitée	Bonne
Introduction de la connaissance	Difficile	Aisée
Nombre de données d'identification	Faible	Important

La représentation mesure la capacité d'un modèle à approcher un système non--linéaire d'une manière efficace. Cette notion est directement liée au nombre de règles et à la généralité du processus identifié. Typiquement, une représentation efficace est moins générale, et vice versa. L'interprétation des règles indique à quel point les propositions sont compréhensibles par un expert. Si l'interprétation est aisée, un expert peut introduire de la connaissance dans le modèle (définition des fonctions d'appartenance, écriture de certaines règles, validation du modèle, ...), en complément des données d'identification.

1.2 Choix d'un type de modèle

Le choix d'un type de modèle se justifie par rapport aux objectifs et au contexte de l'étude. Le but principal de la modélisation demeure, pour nous, la conception de la stratégie de commande, mais la modélisation doit aussi apporter des informations supplémentaires sur le système.

La méthode et les résultats présentés dans ce rapport sont une première approche de

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

modélisation et de commande des systèmes complexes. Lorsque l'étape théorique sera franchie, nous souhaitons appliquer cette technique à un problème industriel. Ces systèmes et leur stratégie de commande sont généralement bien maîtrisés par des experts. Il est alors indispensable d'utiliser leur savoir tout au long de notre démarche, soit pour insérer des connaissances a priori, soit pour valider les différentes bases de règles. En échange, nous fournirons des résultats utiles pour accroître leur maîtrise du système.

Cet échange mutuel de connaissance sera possible si le formalisme des bases de règles reste explicite et compréhensible par toutes les personnes concernées. C'est pourquoi, nous écrivons un modèle linguistique du système considéré, puis nous en déduisons une stratégie de commande qui conserve une sémantique facilement interprétable.

Notons que le choix d'un modèle linguistique n'est pas suffisant pour garantir la lisibilité des règles. En effet, il est nécessaire d'imposer des contraintes sur les sous-ensembles flous décrivant les variables d'entrée et de sortie des règles. Le recouvrement des fonctions d'appartenance est donc borné afin que chaque label conserve une signification physique. Malheureusement, cette contrainte implique un accroissement du nombre de règles nécessaire à l'obtention de résultats précis (Mitsubishi K., Isaka S., Zhao Z.Y., 1993). Un nombre élevé de propositions nuit à l'interprétation, d'où la nécessité de chercher une base de règles optimale. Cet objectif est atteint en identifiant, par exemple, des modèles qui minimisent un compromis entre la précision et le nombre de règles.

Si ces impératifs sont respectés, les modèles sont explicites. Les caractéristiques imposées aux bases de règles sont résumées Figure 77.

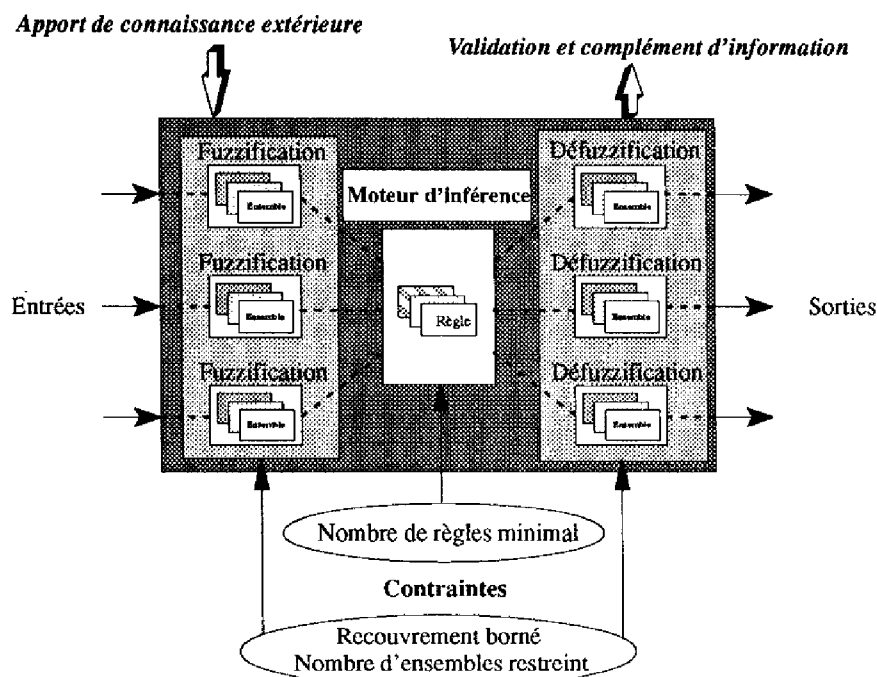


Figure 77 : Caractéristiques du modèle et du système de commande

1.3 Définition des systèmes étudiés

Dans une première approche, nous limitons notre domaine d'investigation aux systèmes stables et identifiables à partir des mesures sur les entrées et les sorties du système en boucle ouverte (approche dite "boite noire"). Comme ce type de représentation ne retient que les modes observables et commandables, nous faisons aussi l'hypothèse que tous les modes du système sont observables et commandables. Ainsi, l'état du système est reconstruit à partir des mesures des sorties, respectivement des entrées, passées et présentes. De plus, les processus sont à minimum de phase et sans retard. Une dernière hypothèse concerne les systèmes non-linéaires. Nous considérons uniquement les processus dont la linéarisation, autour d'un point de fonctionnement, conduit à étudier des systèmes linéaires variant dans le temps, si le point de fonctionnement n'est pas constant.

Pour ce type de système et si le modèle est utilisé pour définir la stratégie de commande, un prédicteur à un pas, relativement précis, est suffisant.

La première phase de l'identification consiste à choisir parmi les variables disponibles, les grandeurs nécessaires pour modéliser le système. Il n'y a pas de démarche systématique pour trouver les causes exactes d'un phénomène inconnu. Dans le cas général, une méthode heuristique basée sur l'expérience ou la connaissance a priori est employée (Sugeno M., Yasukawa T., 1993). Dans le cadre de cette étude, cette phase n'est pas abordée puisque nous considérons que les experts nous indiquent les variables influentes.

Le modèle flou d'un système échantillonné à m entrées et n sorties est composé d'un ensemble de règles linguistiques de la forme:

$$R_i : \text{Si } y_1 \text{ est } A_i^1 \text{ et } y_2 \text{ est } A_i^2 \text{ et } \dots \text{ et } y_n \text{ est } A_i^n \text{ et } u_1 \text{ est } B_i^1 \text{ et } u_2 \text{ est } B_i^2 \text{ et } \dots \text{ et } u_m \text{ est } B_i^m \\ \text{alors } y_1(k+1) \text{ est } C_i^1 \text{ et } y_2(k+1) \text{ est } C_i^2 \text{ et } \dots \text{ et } y_n(k+1) \text{ est } C_i^n$$

où $y_j = [y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-d_j)]_{j=1 \text{ à } n}$, $y_j(k+1)_{j=1 \text{ à } n}$ et $u_l = [u_l(k), u_l(k-1), \dots, u_l(k-\tau_l)]_{l=1 \text{ à } m}$ sont les valeurs des n sorties et m commandes aux différents instants d'échantillonnage.

$A_i^j = [A_{ik}^j, A_{ik-1}^j, \dots, A_{ik-d_j}^j]_{j=1 \text{ à } n}$, $B_i^l = [B_{ik}^l, B_{ik-1}^l, \dots, B_{ik-\tau_l}^l]_{l=1 \text{ à } m}$, $C_i^j = 1 \text{ à } n$ sont les sous-ensembles flous décrivant chacune des variables. d_j et τ_l sont des retards liés à l'ordre du système.

Cette formulation générale permet de décrire simultanément les systèmes multivariables (m et n quelconques) et les systèmes monovariables, qui correspondent au cas particulier où $n=m=1$. Les règles, pour un système mono-entrée et mono-sortie, sont exprimées par:

$$R_i : \text{Si } y_1 \text{ est } A_i \text{ et } u_1 \text{ est } B_i \text{ alors } y_1(k+1) \text{ est } C_i$$

Dans les chapitres suivant, nous présentons une technique d'identification d'un modèle linguistique. Puis, nous déduisons les règles de commande des règles du modèle. Cette méthode est ensuite appliquée à des systèmes monovariables et multivariables. Enfin, nous concluons cette dernière partie de la thèse, et nous énonçons les perspectives de ce travail.

2 Identification d'un modèle linguistique

2.1 Généralités

L'identification du modèle flou linguistique optimal, par rapport aux contraintes imposées (lisibilité et base de règles minimale), est décomposée en plusieurs étapes relativement indépendantes. Pour chacune de ces phases, les problèmes à résoudre ainsi que les solutions proposées sont clairement explicités. Le mixage de l'approche analytique et de l'approche experte est détaillé, en indiquant comment une connaissance initiale peut être introduite afin de résoudre, ou de restreindre, les difficultés propres à chaque étape de la modélisation. Notre démarche se décompose en cinq phases (voir Figure 78) :

- la génération d'une base de données pour l'identification
- la recherche des règles initiales du modèle
- la détermination des règles
- l'optimisation du modèle
- la recherche d'une base de règles minimale (partition des espaces).

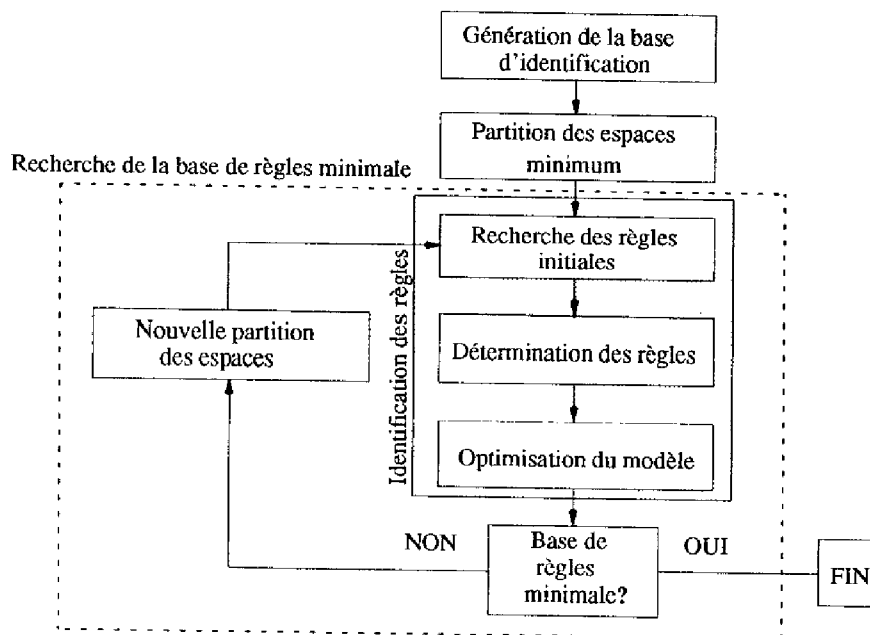


Figure 78 : Organigramme de recherche du modèle optimal

2.2 Génération de la base d'identification

La génération de la base de données, à partir d'une étude en boucle ouverte du système, est une phase délicate. Les problèmes rencontrés sont inhérents au formalisme purement linguistique des règles du modèle.

La représentation des règles linguistiques est faible, dans le sens où un grand nombre de propositions est nécessaire pour obtenir une modélisation précise du système. Il en résulte un accroissement du nombre de paramètres à identifier, d'où la nécessité d'avoir une base d'identification contenant beaucoup de mesures. L'obtention d'un grand nombre de points est possible dans la majorité des cas. Néanmoins, cette condition devient restrictive pour les systèmes dont la mise en œuvre est coûteuse, et pour lesquels peu de mesures sont disponibles.

Toutefois, ce problème demeure mineur devant la difficulté d'obtention d'une base d'identification contenant toutes les informations nécessaires et suffisantes. Cela est inhérent à l'aspect local des règles linguistiques ainsi qu'à leurs faibles capacités d'extrapolation.

En effet, un échantillon de la base d'identification, composé des valeurs $\{y_{1o}, y_{2o}, \dots, y_{no}, u_{1o}, \dots, u_{mo}, y_{1(k+1)o}, \dots, y_{n(k+1)o}\}$ est traduit d'une manière linguistique à l'aide d'une ou plusieurs règles. Si une combinaison possible de valeurs $\{y_{1p}, y_{2p}, \dots, y_{np}, u_{1p}, \dots, u_{mp}, y_{1(k+1)p}, \dots, y_{n(k+1)p}\}$, suffisamment distincte des autres mesures, n'est pas répertoriée pendant les essais en boucle ouverte, aucune règle caractérisant correctement cette combinaison n'est écrite. Lorsque le modèle est utilisé pour la prédiction et que le système se rapproche d'une configuration non prise en compte pendant l'identification, soit les prédictions sont inexactes, étant donné la faible capacité d'extrapolation des règles, soit le modèle ne donne pas de résultat, car aucune règle n'est activée.

Ce phénomène est illustré sur un système simple, modélisé avec des règles à deux entrées (x_1, x_2) et une sortie (y) (voir Figure 79).

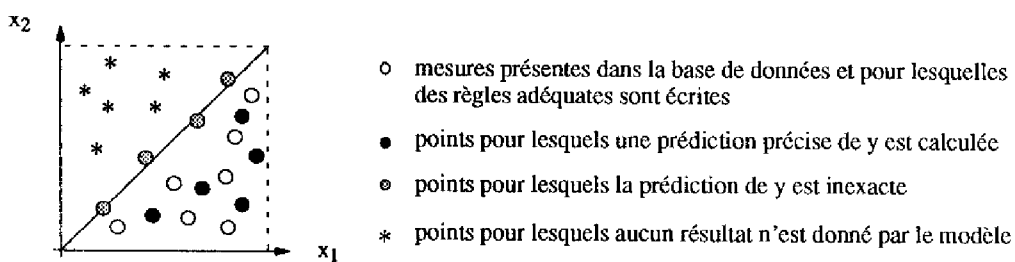


Figure 79 : Influence de la répartition des données

Afin d'éviter ce problème, il faut garantir que tous les cas de fonctionnement sont répertoriés dans la base d'identification. Un cas de fonctionnement est défini par l'état du système et une combinaison de commandes. L'obtention d'une base de données complète devient de plus en plus délicate avec l'augmentation du nombre d'entrées et de sorties des règles. Par conséquent, les séquences de commande appliquées au système sont judicieusement choisies, à partir d'une analyse succincte du comportement du procédé. Les informations nécessaires sont déduites de

mesures préliminaires, ou bien du savoir d'un expert.

Le choix de la dynamique des commandes est imposé par les contraintes physiques des actionneurs. Les commandes sont saturées entre deux valeurs, soient $u_l(k) \in [u_{lmin}, u_{lmax}]_{l=1 \text{ à } m}$ avec u_{lmin} (respectivement u_{lmax}), les valeurs minimales (respectivement maximales) des commandes $u_l(k)$. A partir de ces contraintes, le domaine de fonctionnement des sorties $y_j(k)_{j=1 \text{ à } n}$ est déterminé en appliquant les commandes $u_l(k)$ extrêmes, soient $y_j(k) \in [y_{jmin}, y_{jmax}]_{j=1 \text{ à } n}$ avec y_{jmin} et y_{jmax} les valeurs statiques extrêmes de la sortie j .

Les séquences de commande sont construites de telle façon que chaque entrée $u_l(k)$ et chaque sortie $y_j(k)$ balayent tout leur domaine de fonctionnement. Par exemple, nous appliquons les commandes définies par:

$$u_l(k) = u_{ldyn}(k) + u_{lcont}(k) \text{ avec } u_l(k) \in [u_{lmin}, u_{lmax}] \text{ et } l = 1 \text{ à } m$$

où $u_{ldyn}(k)$ est une commande aléatoire de période T_e égale à la période d'échantillonnage du procédé, et $u_{lcont}(k)$ une commande aléatoire de période $T_{statique}$ permettant de stabiliser le système autour de quelques états statiques. La combinaison de ces deux composantes permet à la fois de mesurer la dynamique du système, et d'explorer tout son domaine de fonctionnement par une recherche de points d'équilibre .

Si la base d'identification contient suffisamment de points, tous les cas de fonctionnement physiquement possibles sont atteints, au moins une fois, au cours des essais. L'ensemble de règles déduit de cette base de données, s'il est correctement construit, caractérise tous les cas de fonctionnement du système. La complétude de la base de règles est donc garantie.

2.3 Identification des règles

L'identification des règles s'effectue en trois étapes. Tout d'abord, une partition des espaces est déterminée. Ensuite, la structure du modèle est identifiée, c'est-à-dire les règles nécessaires et suffisantes sont déterminées. La troisième phase est l'optimisation des fonctions d'appartenance pour augmenter la précision du modèle.

Sugeno et ses co-auteurs (Sugeno M., Yasukawa T., 1993) traitent les deux premières phases simultanément. Les sous-ensembles flous des sorties sont définis, à partir de la base de données, par une méthode de clustering. La projection de ces sous-ensembles, sur l'univers de discours de chaque entrée, permet de déduire les sous-ensembles flous des variables de la prémisse. Cette méthode est attrayante car l'ensemble de règles et la partition des espaces sont identifiés simultanément. Malheureusement, les règles ne sont pas explicites car les fonctions d'appartenance se recouvrent fortement. De plus, la projection définie et utilisée par les auteurs ne garantit pas l'unicité de la solution.

Ici, l'identification de la structure est envisagée à partir d'un ensemble de règles initial.

2.3.1 Recherche des règles initiales

Le choix de la partition des espaces est une phase délicate. C'est un problème combinatoire soumis aux contraintes de précision et de lisibilité. Pour le moment, nous considérons qu'une partition des espaces idoine est connue. Un nombre limité de sous-ensembles flous, uniformément répartis sur leur univers de discours respectif, est défini pour chaque variable d'entrée (fonctions d'appartenance triangulaires) et de sortie (singletons) des règles (voir Figure 80).

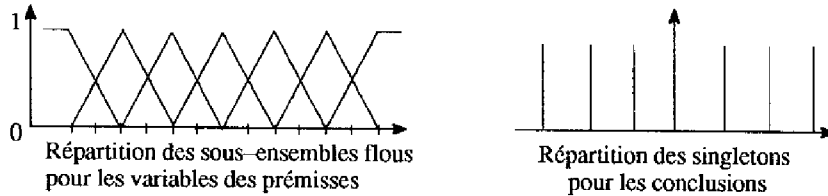


Figure 80 : Répartition des fonctions d'appartenance initiales

Pour un système échantillonné à m entrées et n sorties, les prémisses des règles s'écrivent:

Si y_1 est A_1^1 et y_2 est A_1^2 et ... et y_n est A_1^n et u_1 est B_1^1 et u_2 est B_1^2 et ... et u_m est B_1^m

avec $e_{jk-\eta}^y$ le nombre de sous-ensembles flous décrivant la sortie j à l'instant $k-\eta$ ($\eta = 0$ à d_j)

$e_{ik-\zeta}^u$ le nombre de sous-ensembles flous décrivant la commande l à l'instant $k-\zeta$ ($\zeta = 0$ à τ_l)

Une règle est construite pour chaque combinaison possible des labels d'entrées, soit r_{initial} règles avec $r_{\text{initial}} = e_{1k}^y \dots e_{1k-d_1}^y \dots e_{nk}^y \dots e_{nk-d_n}^y \cdot e_{1k}^u \dots e_{mk-\tau_m}^u$.

La conséquence de ces règles est définie en considérant qu'a priori, **tous les singletons des sorties (conclusion des règles) sont candidats.**

Soit une formulation initiale des règles:

$$R_i : \text{Si } \langle \text{prémisse} \rangle_i \text{ alors } y_1(k+1) \text{ est } C_1^1 \text{ ou } y_1(k+1) \text{ est } C_1^2 \text{ ou...ou } y_1(k+1) \text{ est } C_1^{s_1}$$

$$i=1 \text{ à } r_{\text{initial}} \quad \vdots \quad \vdots \quad \vdots$$

$$\text{et } y_n(k+1) \text{ est } C_n^1 \text{ ou } y_n(k+1) \text{ est } C_n^2 \text{ ou...ou } y_n(k+1) \text{ est } C_n^{s_n}$$

avec s_j le nombre de singletons décrivant la sortie j à l'instant $k+1$.

L'inférence de l'ensemble de règles est réalisée avec les opérateurs produit pour l'implication et max pour l'agrégation. L'opérateur max est choisi pour assurer la cohérence de la démarche. En effet, un nombre fini de labels de sortie est défini pour garantir la compréhension, et il est plus logique que la prédiction soit exprimée à l'aide des différents singletons pondérés par un degré compris dans l'intervalle [0,1] (par opposition au cas où nous prenons la somme pour l'agrégation). Les sorties réelles du modèle sont calculées par un centre de gravité.

Connaissant la base de règles initiale, il reste à définir les règles utiles (déterminer r) et, pour chacune de ces règles, trouver les labels qualifiant le mieux les sorties. Pour simplifier les notations, mais sans aucune perte de généralité, les règles R_i sont décomposées en n "sous-règles":

$$R_i \Leftrightarrow \begin{cases} R_i^1 : Si < \text{prémisse} >_i \text{ alors } y_1(k+1) \text{ est } C_1^1 \text{ ou...ou } y_1(k+1) \text{ est } C_1^{s_1} \\ \vdots \\ R_i^n : Si < \text{prémisse} >_i \text{ alors } y_n(k+1) \text{ est } C_n^1 \text{ ou...ou } y_n(k+1) \text{ est } C_n^{s_n} \end{cases}$$

Les "sous-règles" $R_i^{j=1 \text{ à } n}$ sont identifiées séparément, puis les résultats sont unifiés pour déterminer l'ensemble des règles R_i .

2.3.2 Détermination des règles

Plusieurs solutions permettant d'identifier les règles (trouver r et définir la conclusion), à partir du choix d'une partition des espaces, sont exposées dans la littérature.

Une première classe de méthodes repose uniquement sur des techniques d'optimisation. Pour une prémisse donnée, les singletons de la conclusion sont identifiés itérativement par une méthode du gradient, ou des moindres carrés, ou à l'aide d'algorithmes génétiques, ... Par exemple Glorennec (Glorennec P.Y., 1992) propose d'identifier un singleton par sortie et par règle. Ou encore, J.S.Shing et al. (Shing J., Jang R., 1991) imposent un nombre fini de sous-ensembles et chaque conséquence est définie à l'aide d'un label pondéré par un coefficient. Une technique de clustering, appliquée sur les singletons, permettrait de définir un ensemble fini de symboles linguistiques. Ensuite, chaque singleton est remplacé par le centre de gravité du sous-ensemble flou auquel il appartient le plus. Cette démarche, bien qu'elle soit fastidieuse, permet de retrouver une formulation purement linguistique des règles et un nombre fini de labels pour la conclusion.

Il est plus intéressant de définir un ensemble de symboles pour la conclusion, et de trouver celui qui décrit le mieux la sortie pour une prémisse donnée. Un algorithme de type compétitif est alors souhaitable. Pour une prémisse donnée, tous les sous-ensembles flous de la sortie sont en compétition et celui qui satisfait le mieux un critère de sélection est retenu. Wang (Wang L.Xi, 1994) explique une méthode très simple mais sa technique génère des règles conflictuelles (pour une prémisse donnée, plusieurs labels pour la conclusion sont sélectionnés). Une deuxième phase de l'identification permet de détecter et de résoudre ce problème. Une démarche identique est appliquée par Grant (Grant B., De Bruijn C., 1993) qui utilise un algorithme compétitif de Hebb. Malheureusement, cette procédure s'applique principalement aux réseaux neuronaux et la transposition à une base de règles est difficile. Pour conclure cette petite synthèse, nous citons les travaux de Nauck (Nauck D., Kruse R., 1993) qui combine une recherche heuristique d'une part, et l'attribution d'une erreur de transition floue aux sous-ensembles de sorties d'autre part.

Pour ce qui nous concerne, nous cherchons la conclusion de la règle R_i^j , en considérant que tous les sous-ensembles flous possibles sont en compétition. Le choix d'un label est effectué à l'aide d'un critère qualifiant la qualité de ce label par rapport aux autres.

La règle R_i^j se représente graphiquement (voir Figure 81).

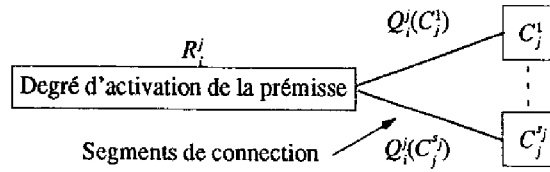


Figure 81 : Représentation graphique de la règle R_i^j

Une erreur de transition est associée à chaque segment de connexion, soit $Q_i^j(C_j^p)_{p=1 \text{ à } s_j}$ l'erreur de transition de la conclusion C_j^p pour la règle R_i^j . Ce critère est la traduction du postulat suivant :
 " Pour un ensemble de mesures $\{y_{1o}, y_{2o}, \dots, y_{no}, u_{1o}, \dots, u_{mo}, y_j(k+1)_o\}$ de la base de données, plus la règle R_i^j est activée (degré d'activation de la prémisse (μ_{R_i}) proche de 1), plus le singleton choisi pour la conclusion doit être proche de la valeur à estimer $y_j(k+1)_o$ "

Ce critère s'exprime mathématiquement par:

$$Q_i^j(C_j^p) = \mu_{R_i}^2(y_{10}, y_{20}, \dots, y_{n0}, u_{10}, \dots, u_{m0}) \cdot |c_j^p - y_j(k+1)_o|$$

i = 1 à r_{initial}
p = 1 à s_j *c_j^p est la valeur nette du symbole C_j^p*

Ce critère est évalué sur l'ensemble des points de la base de données:

$$Q_i^j(C_j^p) = \sum_{d=1}^{d=nb \text{ données}} \mu_{R_i}^2(y_{1d}, y_{2d}, \dots, y_{nd}, u_{1d}, \dots, u_{md}) \cdot |c_j^p - y_j(k+1)_d|$$

i = 1 à r_{initial}
p = 1 à s_j

La conclusion de la règle R_i^j est définie par le label associé à l'erreur de transition minimale:

$$C_j^{R_i} = Arg [\min [Q_i^j(C_j^1) , Q_i^j(C_j^2) , \dots , Q_i^j(C_j^{s_j})]]$$

i = 1 à r_{initial}

Si une règle n'est pas activée sur l'ensemble des mesures de la base de données, les erreurs de transition de cette règle sont toutes nulles. Cette proposition, inutile, est supprimée de la base de règles. Ce raisonnement est applicable si la complétude de la base d'identification est garantie. Dans le cas contraire, un expert peut intervenir pour confirmer ou annuler l'effacement de cette règle.

Après cette simplification, le modèle est défini par un ensemble consistant de r règles. En effet, pour une prémisse donnée, la conséquence est définie de manière unique.

Remarque: le choix de ce critère est justifié en annexe A. Nous donnons aussi les conditions d'applications (contraintes sur la base de données et la répartition des degrés d'activation d'une règle) pour valider le choix de la conclusion.

La procédure analytique proposée permet de définir les conclusions des sous-règles. L'ensemble de règles final résulte de l'union de toutes les sous-règles qui sont exprimées avec des prémisses identiques:

$$R_i: Si y_1 est A_i^1 et y_2 est A_i^2 et ... et y_n est A_i^n et u_1 est B_i^1 et u_2 est B_i^2 et ... et u_m est B_i^m$$

$$alors y_1(k+1) est C_i^{R_i} et y_2(k+1) est C_i^{R_i} et ... et y_n(k+1) est C_i^{R_i}$$

Le modèle flou d'un système est déterminé par une approche analytique mais un expert peut définir certaines règles a priori. Seul le formalisme explicite des propositions permet d'unifier la connaissance experte et la connaissance déduite de l'approche analytique.

La partition de l'espace des entrées et des sorties est fixée a priori, et les règles sont écrites à partir de ce choix. La précision du modèle est optimale par rapport à la définition initiale des fonctions d'appartenance. Cette précision peut être améliorée par une optimisation des paramètres caractéristiques de ces fonctions.

2.3.3 Optimisation de la position des singletons de sortie

La qualité d'un ensemble de règles donné dépend principalement des paramètres caractéristiques des fonctions d'appartenance, c'est-à-dire de la position des points modaux et de la largeur de la base des triangles pour les entrées, ainsi que la position des singletons pour les sorties. La précision du modèle est améliorée en ajustant ces valeurs. Une réflexion sur l'objectif de la modélisation permet de restreindre cette phase. En effet, les règles du modèle sont utilisées pour déterminer un jeu de règles de commande. Une optimisation de la stratégie de commande semble plus utile pour respecter des critères de performance. De plus, la définition initiale des sous-ensembles flous assure une bonne lisibilité du modèle. L'optimisation des fonctions d'appartenance des entrées (plus particulièrement) peut entraîner une détérioration de la clarté et de l'interprétation des règles, si aucune contrainte sur le degré de recouvrement n'est imposée. Nous réglons donc uniquement la position des singletons de la sortie car la précision du modèle est sensiblement améliorée (Jang J.S.R., 1993) sans perdre les propriétés de lisibilité. Ce gain de performance est obtenu facilement et pour un coût relativement minime. Une méthode du gradient peut être mise en œuvre (Nomura H., Hayashi I., Wakami N., 1992).

Le principe de cette technique est la recherche d'un vecteur $Z = [z_1, z_2, \dots, z_p]$ qui minimise un critère $E(Z)$. Les composantes $z_{u=1 \text{ à } p}$ sont les paramètres de réglage. Le vecteur qui permettra d'évoluer vers le minimum de $E(Z)$ est $[-\frac{\delta E}{\delta z_1}, -\frac{\delta E}{\delta z_2}, \dots, -\frac{\delta E}{\delta z_p}]$.

L'apprentissage des paramètres est itératif selon la formule dite du gradient:

$$z_{u=1 \text{ à } p}(pas + 1) = z_{u=1 \text{ à } p}(pas) - K \cdot \frac{\delta E(Z)}{\delta z_u}$$

pas : indice sur l'itération

K : un paramètre de contrôle de la convergence de l'algorithme

Cet algorithme converge vers un minimum local qui est acceptable dans le contexte de notre étude.

Les valeurs des singletons sont ici ajustées pour minimiser l'erreur quadratique :

$$E_o = \frac{1}{2} \cdot \sum_{j=1}^{j=n} (y_j(k+1) - y_j(k+1)_o)^2 \quad \text{avec} \quad y_j(k+1) = \frac{\sum_{q=1}^{q=s_j} \mu_q \cdot c_j^q}{\sum_{q=1}^{q=s_j} \mu_q}$$

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

où $y_j(k+1)$ est la sortie calculée par le modèle, $y_j(k+1)_o$ est la sortie issue de la base de données et μ_q le degré d'activation maximum de la conclusion C_j^q sur l'ensemble des règles.

La nouvelle valeur des singletons est calculée de manière itérative par:

$$c_j^q(pas + 1) = c_j^q(pas) - K_j \cdot \frac{\delta E_o}{\delta c_j^q} \quad \text{et} \quad \frac{\delta E_o}{\delta c_j^q} = \frac{\mu_q}{\sum_{q=1}^{q=s_1} \mu_q} \cdot (y_j(k + 1) - y_j(k + 1)_o)$$

$j=1 \text{ à } n$
 $q=1 \text{ à } s_j$

L'optimisation se poursuit tant que l'erreur quadratique D, calculée pour l'ensemble des mesures de la base de données, varie fortement.

$$D(pas) = \sum_{d=1}^{d=nb \text{ données}} E_d$$

La procédure est stoppée si $D(pas) - D(pas-1) < \text{seuil}$.

Pour une base de règles donnée, la précision du modèle dépend des paramètres caractéristiques des fonctions d'appartenance. L'optimisation de la valeur des singletons de la conclusion améliore sensiblement les performances. Le modèle obtenu est satisfaisant vis-à-vis de la partition des espaces choisie, mais rien ne prouve que ce soit la meilleure.

2.4 Recherche de la partition des espaces

La partition des espaces est une étape délicate de l'identification. Le choix des sous-ensembles flous (nombre et répartition sur les univers de discours) conditionne la lisibilité des propositions, la précision du modèle et le nombre de règles.

Si un expert peut définir une partition des espaces, le problème est pratiquement résolu. Une base de règles est construite et si la précision est suffisante, la modélisation est terminée. Si les performances sont médiocres, une nouvelle partition est testée en accord avec l'expert.

Bien souvent, la partition des espaces se construit difficilement à partir de la connaissance d'un opérateur, puisque l'ensemble du problème est combinatoire et aucune approche théorique n'est disponible (Takagi T., Sugeno M., 1985). La clarté, le nombre de règles et la précision sont des contraintes fortement liées. La facilité de compréhension des règles dépend de la définition des fonctions d'appartenance, mais aussi du nombre de propositions. La lisibilité du modèle est d'autant plus importante que la base de règles est réduite. Or le nombre de règles dépend uniquement de la partition de l'espace des entrées, et ce chiffre augmente avec le nombre de labels. Quant à la précision, elle est fortement corrélée au nombre de règles.

Pour éviter "l'explosion" du nombre de règles, le nombre de sous-ensembles flous décrivant chaque variable est limité entre un minimum et un maximum. Par exemple, nous choisissons au minimum trois sous-ensembles représentatifs des valeurs Négatives – Nulles –

Positives. Si aucune connaissance ne permet de fixer la disposition initiale des ensembles, la répartition des fonctions d'appartenance est choisie uniforme avec recouvrement à 1.

Une approche heuristique est utilisée pour trouver la partition des espaces qui minimise l'erreur quadratique:

$$E_{Partition} = \left[\sum_{d=1}^{d=nb \text{ données}} \sum_{j=1}^{j=n} Gain_j \cdot (y_j(k+1) - y_{j,d}(k+1))^2 \right] \cdot r$$

où $y_j(k+1)$ est la sortie calculée par le modèle, $y_{j,d}(k+1)$ est la sortie voulue, $Gain_j$ un gain de normalisation des sorties afin de donner un poids identique à toutes les erreurs dans le critère global, r le nombre de règles trouvé après la détermination des conclusions.

Ce critère quadratique définit un compromis entre la précision et le nombre de règles. Après quelques essais, nous avons décomposé la partition des espaces en deux sous-problèmes: la partition de l'espace des sorties et la partition de l'espace des entrées. En effet, le choix des sous-ensembles de sorties influence uniquement la précision du modèle et, pour un choix donné, il existe une partition optimale des univers des entrées qui minimise l'erreur quadratique. La minimisation de ce coût est donc réalisée de manière séquentielle: nous déterminons la partition optimale de l'espace des entrées pour différents choix de la partition de l'espace des sorties, et la meilleure solution est retenue.

L'algorithme de recherche est illustré sur un exemple. Soit un système modélisé avec des règles comportant quatre variables pour les prémisses et un nombre quelconque de sorties. Le nombre de label pour chaque entrée est c_i avec $i = 1$ à 4 et $2 < c_i < 8$. Un nombre fini de singletons uniformément répartis est choisi pour les sorties. La démarche est illustrée sur la Figure 83.

Etape 0 : Identifier et optimiser le modèle du système en prenant le nombre minimal de sous-ensembles flous pour les variables des prémisses, soit $c_1=c_2=c_3=c_4=3$. Calculer l'erreur quadratique $E_{Partition}$ (Etape 0).

Etape 1 : Définir i nouvelles partitions, à partir de la partition de l'étape précédente, en augmentant successivement le nombre de sous-ensembles flous décrivant une variable.

Par exemple, nous aurons c_i (Etape 1) = c_i (Etape 0) + 2 (voir Figure 82).

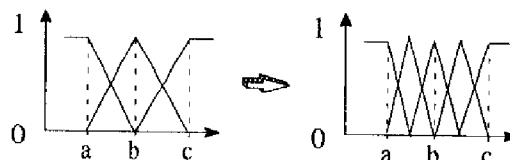


Figure 82 : Définition d'une nouvelle partition

Identifier et optimiser les i nouvelles bases de règles.

Calculer $E_{Partition}$ pour chaque partition possible et trouver l'erreur minimum $E_{Partition}$ (Etape 1).

Si $E_{\text{partition}}(\text{Etape } 1) < E_{\text{partition}}(\text{Etape } 0)$ alors

continuer par Etape 2

sinon arrêter la procédure. La partition optimale est celle de l'Etape précédente

Etape 2 : Recommencer la procédure de l'Etape 1 à partir de la partition de l'Etape 1.

Si $E_{\text{partition}}(\text{Etape } 2) < E_{\text{partition}}(\text{Etape } 1)$ alors

continuer par Etape 3

sinon arrêter la procédure. La partition optimale est celle de l'Etape précédente

Etape 3 : Continuer jusqu'à l'arrêt de la procédure ou tant que le nombre maximum de sous-ensembles flous pour chaque variable n'est pas atteint.

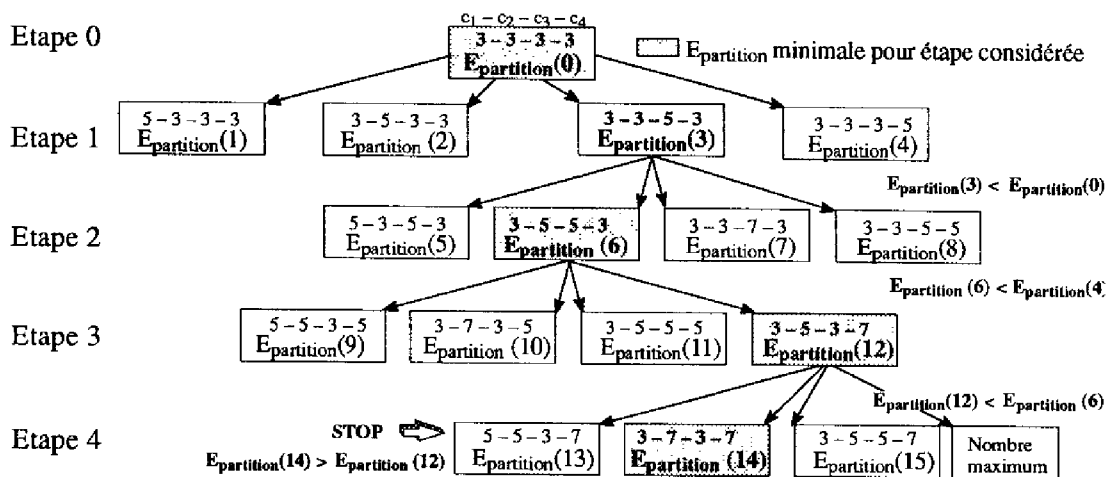


Figure 83 : Recherche aborescente de la partition optimale

Lorsque la procédure s'arrête, nous connaissons la partition optimale de l'espace des entrées, pour une partition de l'espace des sorties donnée ($E_{\text{partition}}(12)$ pour l'exemple de la Figure 83). Ce calcul est reproduit pour un choix différent des sous-ensembles de sorties, et la solution la plus satisfaisante est conservée.

Par essais successifs, la partition optimale des espaces et la base de règles correspondante sont déterminées. La recherche de la solution à travers un arbre de décision est plus rapide car nous évaluons uniquement les cas intéressants, plutôt que de tester toutes les combinaisons et de choisir la meilleure ensuite.

L'introduction du nombre de règles (r) dans l'erreur quadratique permet de réaliser un bon compromis entre la précision et la clarté du modèle. De plus, les conditions nécessaires et suffisantes d'application du critère de sélection des conclusions sont mieux satisfaites, quand le nombre de règles est limité.

Le choix d'une répartition uniforme des fonctions d'appartenance est justifié pour garantir l'interprétation des règles. Mais un opérateur peut définir une répartition pour une ou plusieurs variables, si sa connaissance est suffisante ou si une répartition donnée semble nécessaire pour interpréter le comportement du système.

2.5 Conclusion

Nous avons proposé une approche de type boîte noire permettant d'identifier un modèle flou linguistique, composé d'un ensemble de règles simples. Le modèle obtenu est facilement interprétable par un expert, car des contraintes sur le recouvrement de fonctions d'appartenance ainsi que sur le nombre de règles ont été introduites. Un expert peut utiliser sa connaissance tout au long de l'identification, soit pour définir la partition des espaces, soit pour définir une partie des règles. La sémantique explicite des règles permet d'unifier les résultats issus de la procédure analytique et les solutions exprimées par un opérateur.

Le modèle flou est construit à partir de données mesurées sur le système en boucle ouverte. La génération d'une base d'identification est un problème délicat. En effet, un modèle linguistique possède des capacités d'extrapolation faibles, et il est indispensable de générer des séquences de commandes adéquates afin que toutes les phases de fonctionnement du système soient répertoriées. Une solution est proposée pour que les mesures de la base d'identification soient représentatives de tout le domaine de fonctionnement du système. La solution est robuste dans le sens où pour un système donné, le même modèle flou est identifié en utilisant des bases d'identification différentes.

Ensuite, nous écrivons un ensemble de règles minimal à partir de la base d'identification. La partition optimale des espaces est trouvée par une méthode heuristique. Le choix effectué minimise un critère traduisant un compromis entre la précision et le nombre de règles. Connaissant la partition des espaces, une règle est écrite pour chaque combinaison des labels d'entrées (variables de la prémisse). Les conclusions de ces règles sont choisies parmi les singletons décrivant chaque sortie, à l'aide d'un critère quadratique appelé aussi erreur de transition. Si des règles ne sont pas activées pendant l'identification, elles sont supprimées. La base de règles est complète si la base d'identification est correcte, elle est consistante car pour une prémisse donnée, la conséquence est définie de manière unique.

Les performances du modèle sont sensiblement améliorées en optimisant la position des singletons définis pour chaque sortie (partie conclusion des règles), tout en conservant la lisibilité du modèle. Le modèle est orienté pour la commande et les prédictions à un pas sont relativement précises (voir l'application de la méthode aux systèmes monovariables et multivariables). D'une manière générale, il n'est pas souhaitable d'obtenir un modèle trop proche des données d'identification. En effet, des prédictions trop précises sur ces points posent souvent le problème de la généralisation pour des données différentes.

Malgré tout, la contrainte sur la clarté des règles, notamment l'attribution de labels distincts pour les variables, entraîne un accroissement du nombre de règles nécessaire pour décrire les systèmes d'ordre élevé, multivariables, non-linéaires. Les règles sont interprétables (chaque zone de fonctionnement est facilement localisable dans la base de règles), mais la manipulation du modèle devient délicate. En effet, le traitement informatique devient lourd et la recherche des règles de commande, à partir du modèle flou, est d'autant plus laborieuse que le

nombre de règles est important.

Dans le chapitre suivant, nous proposons une méthode pour déduire une stratégie de commande à partir des règles du modèle. La démarche tient compte des contraintes du cahier des charges et inclue une solution pour réduire le nombre de règles.

3 Ecriture de la stratégie de commande

3.1 Généralités

Nous avons proposé une méthode d'identification d'un modèle linguistique flou. Ce modèle n'est pas utilisé pour la simulation du système, mais constitue une étape préliminaire, indispensable, pour définir le système de commande. Nous allons maintenant nous intéresser à la construction d'une stratégie de commande floue, à partir des règles du modèle. La solution proposée est l'aboutissement de longues réflexions et quelques explications sont nécessaires afin de justifier notre démarche.

La majorité des systèmes de régulation floue calculent les commandes à partir d'informations sur les erreurs et leurs dérivées successives. L'erreur est définie par la différence entre la consigne et la sortie réelle. Notre première idée consistait à définir des règles de commande (en fonction des erreurs et dérivées) à partir des règles du modèle. Cette démarche, théoriquement simple, s'avère difficile à appliquer. Par exemple, il faut choisir une valeur de consigne, intégrer l'évolution dynamique du système dans les règles, définir les univers de discours des erreurs et des dérivées, Dans l'hypothèse où une solution existe, ces problèmes demeurent complexes et délicats à résoudre.

Le calcul des commandes à partir des erreurs et dérivées successives n'est pas souhaitable. Les règles du modèle doivent être exploitées différemment afin de tirer parti de toutes les informations disponibles, tout en conservant une démarche claire et compréhensible.

Avant de donner plus de détails sur une solution possible, nous allons clore ces remarques préliminaires par quelques mots sur le cas particulier des systèmes multi-entrées et multi-sorties. Pour ces processus, la connaissance des couplages ou des interactions (voir une définition précise dans (Deshpande P.B, 1989)) est primordiale. Le formalisme explicite des règles, ainsi qu'une certaine expérience, permettent de discerner ces différents phénomènes dans la base de règles. Si les interactions sont identifiées, il est logique de réduire le problème multivariable en sous-problèmes monovariables indépendant, via un découplage du système. La difficulté réside alors dans l'écriture d'un bloc de découplage à partir du modèle. Xu (Xu C.W., Lu Y.Z., 1989; Xu C.W., 1991) propose une solution pour définir une compensation de type floue,

en résolvant des systèmes de relations floues. Le découplage, défini par des termes vagues, est approximatif. La perte de précision augmente la robustesse de la compensation. Toutefois, l'application de cette méthode demeure complexe et les informations apportées par nos modèles semblent insuffisantes pour définir correctement un découplage linguistique du procédé.

En conclusion, les modèles linguistiques fournissent beaucoup d'informations sur le système, mais l'écriture d'un système de commande à partir de ceux-ci n'est pas trivial si nous raisonnons en termes d'erreurs ou de découplage des systèmes multivariables. C'est pourquoi, nous déduisons la stratégie de commande du modèle, par une pseudo-inversion des règles.

3.2 Pseudo-inversion des règles du modèle

Le cas le plus simple et le plus naturel, faisant intervenir l'identification à des fins de commande, consiste à utiliser directement le modèle inverse du système comme contrôleur, dans une structure de commande en boucle ouverte (Babuska R., Verbruggen H.B., 1995) (voir Figure 84).

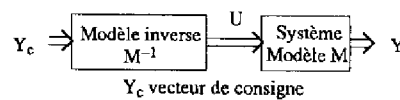


Figure 84 : Commande en boucle ouverte par inversion du modèle

Il suffit de présenter les valeurs les consignes en entrée, et le modèle inverse calcule les commandes U correspondantes. Ce type de commande présente plusieurs inconvénients bien connus: il faut que le système soit inversible (ce qui n'est pas toujours le cas) et le contrôleur obtenu n'est pas robuste (si le modèle est trop imprécis ou si le système est soumis à des perturbations).

C'est pourquoi, notre méthode propose de résoudre le problème de robustesse en intégrant une notion de boucle fermée, lors de la pseudo-inversion des règles du modèle (voir Figure 85).

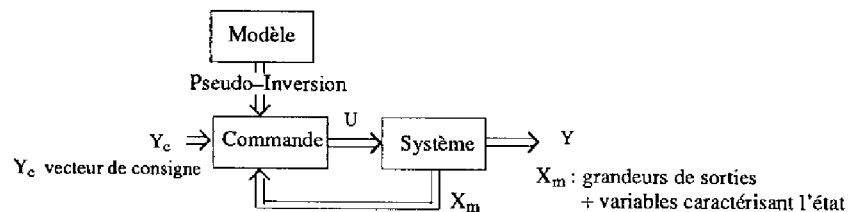


Figure 85 : Commande floue en boucle fermée

Nous parlons de pseudo-inversion des règles du modèle plutôt que d'inversion du modèle pour plusieurs raisons:

- le contrôleur flou obtenu ne correspond pas au modèle inverse du système car l'état du processus est utilisé pour calculer les commandes

- d'un point de vue théorique, une règle floue n'est pas toujours inversible suivant l'opérateur d'implication ($A \Rightarrow B$ ne veut pas dire $B \Rightarrow A$). Ici, ce problème n'est pas posé car l'opérateur produit n'est pas une implication, mais une conjonction.
- l'interprétation et la modification des règles du modèle permettent d'écrire le contrôleur.

Une première tentative de pseudo-inversion est proposée dans (Furuhashi T., Hasegawa T., S.Horikawa, Uchikawa Y., 1993). Si l'idée est intéressante, les conditions "d'inversion" et le résultat final laissent planer quelques doutes. Notre méthode s'inspire partiellement de ces travaux que nous avons adapté au raisonnement linguistique de la démarche, et étendu à la commande des systèmes multivariables.

Les règles du modèle sont transformées en règles de commande par une interprétation, puis une manipulation des symboles linguistiques de chaque proposition. La pseudo-inversion repose sur un raisonnement physique, tel qu'un expert le ferait, et ne nécessite pas de traitement mathématique.

Soit la règle du modèle:

R_i : Si y_1 est A_i^1 ... et y_n est A_i^n et $u_1(k)$ est B_{ik}^1 et u_1' est $B_i^{1'}$... et $u_m(k)$ est B_{ik}^m et u_m' est $B_i^{m'}$
alors $y_1(k+1)$ est $C_1^{R_i}$ et $y_2(k+1)$ est $C_2^{R_i}$ et ... et $y_n(k+1)$ est $C_n^{R_i}$

où $y_j = [y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-d_j)]_{j=1 \text{ à } n}$, $y_j(k+1)_{j=1 \text{ à } n}$, $u_l(k)_{l=1 \text{ à } m}$ et $u_l' = [u_l(k-1), \dots, u_l(k-\tau_l)]_{l=1 \text{ à } m}$, les valeurs des n sorties et m commandes aux différents instants d'échantillonnage.

$A_i^j = [A_{ik}^j, A_{ik-1}^j, \dots, A_{ik-d_j}^j]_{j=1 \text{ à } n}$, $B_{ik}^{l=1 \text{ à } m}$, $B_i^{l'} = [B_{ik-1}^l, \dots, B_{ik-\tau_l}^l]_{l=1 \text{ à } m}$, $C_j^{R_i} = 1 \text{ à } n$ les sous-ensembles flous de chacune des variables sur leur univers de discours respectif.

Cette règle s'interprète de la façon suivante:

" A l'instant k , si les conditions de fonctionnement sont traduites par l'ensemble des valeurs de $X = \{y_1 \text{ est } A_i^1, \dots, y_n \text{ est } A_i^n, u_1' \text{ est } B_i^{1'}, \dots, u_m' \text{ est } B_i^{m'}\}$ et que les commandes définies par $U = \{u_1(k) \text{ est } B_{ik}^1, \dots, u_m(k) \text{ est } B_{ik}^m\}$ sont appliquées, les sorties du système évoluent vers l'ensemble des valeurs $Y = \{y_1(k+1) \text{ est } C_1^{R_i}, \dots, y_n(k+1) \text{ est } C_n^{R_i}\}$ "

Note: L'ensemble X décrit linguistiquement l'état du système.

Maintenant, si les valeurs de l'ensemble Y sont considérées comme des valeurs de référence pour les sorties, la même règle traduit aussi:

" A l'instant k , si les conditions de fonctionnement sont traduites par l'ensemble des valeurs de X et que nous désirons atteindre à l'instant $k+1$ les sorties définies dans l'ensemble Y , il faut appliquer les commandes de l'ensemble U ".

La base de règles du modèle est "inversée" linguistiquement, en s'appuyant sur l'interprétation de la règle R_i . Nous définissons $Y_c = \{y_{c1}(k+1) \text{ est } C_1, \dots, y_{cn}(k+1) \text{ est } C_n\}$, les consignes pour les sorties.

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

A l'instant k défini par X , il existe plusieurs combinaisons linguistiques des sorties $y_j(k+1)$ susceptibles d'être atteintes, en un pas d'échantillonnage. Nous cherchons parmi les règles du modèle, la règle R_i qui de l'ensemble X et d'une combinaison de commande U permet d'atteindre les consignes Y_c . Nous écrivons alors les règles modifiées:

$$R_i' : \text{Si } y_1 \text{ est } A_i^1 \dots \text{ et } y_n \text{ est } A_i^n \text{ et } \boxed{u_1(k) \text{ est } B_{ik}^1} \text{ et } u_1' \text{ est } B_i^{1'} \dots \text{ et } \boxed{u_m(k) \text{ est } B_{ik}^m} \text{ et } u_m' \text{ est } B_i^{m'}$$

$$\text{alors } \boxed{y_{c1}(k+1) \text{ est } C_1^{R_i}} \text{ et } \boxed{y_{c2}(k+1) \text{ est } C_2^{R_i}} \text{ et } \dots \text{ et } \boxed{y_{cn}(k+1) \text{ est } C_n^{R_i}}$$

Nous déduisons les règles de commande des règles R_i' , en permutant la conséquence avec la partie de la prémisse correspondant aux commandes:

$$C_i : \text{Si } y_1 \text{ est } A_i^1 \dots \text{ et } y_n \text{ est } A_i^n \text{ et } u_1' \text{ est } B_i^{1'} \dots \text{ et } \boxed{y_{c1}(k+1) \text{ est } C_1^{R_i}} \dots \text{ et } \boxed{y_{cn}(k+1) \text{ est } C_n^{R_i}}$$

$$\text{alors } \boxed{u_1(k) \text{ est } B_{ik}^1} \text{ et } \dots \text{ et } \boxed{u_m(k) \text{ est } B_{ik}^m}$$

La présentation du cas général était complexe car les notations sont assez lourdes. Pour simplifier, nous prenons l'exemple d'un système multivariable à deux entrées u_1 et u_2 et deux sorties y_1 et y_2 , pour lequel nous cherchons des règles de commande. Soient les trois propositions issues du modèle :

- $R_1 : \text{Si } y_1(k) \text{ est ZE et } y_2(k) \text{ est ZE et } u_1(k) \text{ est N et } u_2(k) \text{ est N alors } y_1(k+1) \text{ est NS et } y_2(k+1) \text{ est ZE}$
- $R_2 : \text{Si } y_1(k) \text{ est ZE et } y_2(k) \text{ est ZE et } u_1(k) \text{ est N et } u_2(k) \text{ est ZE alors } y_1(k+1) \text{ est NS et } y_2(k+1) \text{ est PS}$
- $R_3 : \text{Si } y_1(k) \text{ est ZE et } y_2(k) \text{ est ZE et } u_1(k) \text{ est N et } u_2(k) \text{ est P alors } y_1(k+1) \text{ est ZE et } y_2(k+1) \text{ est PM}$

où ZE, N, NS, PS, PM sont des symboles linguistiques décrivant chaque variable. Pour un état du système caractérisé par $\{y_1(k) \text{ est ZE}, y_2(k) \text{ est ZE}\}$, le système peut atteindre, en un coup, plusieurs couples de sorties comme par exemple $\{y_1(k+1) \text{ est NS}, y_2(k+1) \text{ est ZE}\}$. Maintenant, si l'état du système est $\{y_1(k) \text{ est ZE}, y_2(k) \text{ est ZE}\}$ et si le couple de consigne est défini par $\{y_{c1}(k+1) \text{ est NS}, y_{c2}(k+1) \text{ est ZE}\}$, alors il faut appliquer $\{u_1(k) \text{ est N}, u_2(k) \text{ est N}\}$.

Trois règles de commande sont déduites des trois règles du modèle:

- $C_1 : \text{Si } y_1(k) \text{ est ZE et } y_2(k) \text{ est ZE et } y_{c1}(k+1) \text{ est NS et } y_{c2}(k+1) \text{ est ZE alors } u_1(k) \text{ est N et } u_2(k) \text{ est N}$
- $C_2 : \text{Si } y_1(k) \text{ est ZE et } y_2(k) \text{ est ZE et } y_{c1}(k+1) \text{ est NS et } y_{c2}(k+1) \text{ est PS alors } u_1(k) \text{ est N et } u_2(k) \text{ est ZE}$
- $C_3 : \text{Si } y_1(k) \text{ est ZE et } y_2(k) \text{ est ZE et } y_{c1}(k+1) \text{ est ZE et } y_{c2}(k+1) \text{ est PM alors } u_1(k) \text{ est N et } u_2(k) \text{ est P}$

La permutation simultanée de la conséquence et d'une partie de la prémisse implique une transformation des sous-ensembles flous définis pour chaque variable. Les fonctions d'appartenance des commandes $u_i(k)$ sont triangulaires pour les règles du modèle. Ces fonctions sont réduites à des singletons pour les règles de commande. La valeur des singletons correspond au point modal de l'ensemble initial (voir Figure 86). Le principe opposé est appliqué pour la définition des fonctions d'appartenance des sorties $y_{cj}(k+1)$.

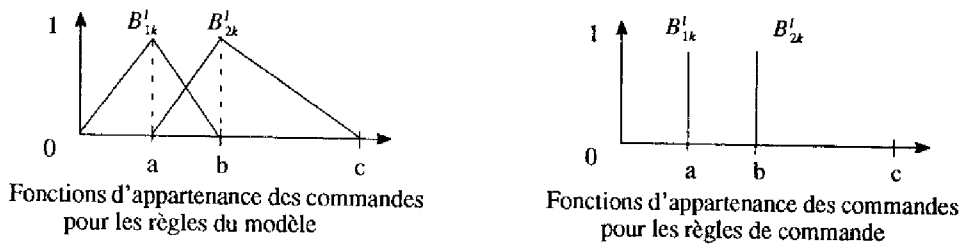


Figure 86 : Transformation des fonctions d'appartenance des commandes

Le mécanisme de pseudo-inversion est simple et facilement compréhensible, car seule l'interprétation physique des règles est utilisée. Finalement, nous déduisons r règles de commande des r règles du modèle. La clarté des règles est préservée car toutes les fonctions d'appartenance conservent leur signification physique initiale. Ainsi, un expert peut facilement analyser et valider la stratégie de commande.

Avant de s'intéresser aux conditions de pseudo-inversion des règles du modèle et aux propriétés de la base de règles du contrôleur, il faut admettre que cette méthode peut poser certains problèmes. Si le domaine de fonctionnement du système est important et si les caractéristiques du processus changent (non-linéarité), le nombre de règles du modèle croît rapidement. De plus, ce phénomène est amplifié lors du passage à la commande. En effet, si nous raisonnons avec les valeurs absolues des variables, il existe une multitude de points d'équilibre dans les bases de règles. Pour supprimer les erreurs en régime permanent, les commandes calculées autour de ces points doivent être précises. La précision est obtenue en augmentant le nombre de règles autour des états statiques, et cela conduit à définir un ensemble de propositions très important.

Ce problème est contourné pour les systèmes non-linéaires en adoptant le raisonnement suivant. S'il est possible de déduire des règles de commande du modèle, il est souhaitable de définir le contrôleur autour d'un point de fonctionnement et d'adapter les règles suivant les changements de comportement du système. Ainsi, l'ensemble des règles de commande est compact et plus facilement exploitable.

Cette première hypothèse limite considérablement le nombre de règles, mais le problème de la précision autour des points d'équilibre n'est toujours pas résolu. Une solution possible consiste à travailler avec les variations des variables, au lieu de considérer les valeurs absolues de celles-ci. Ce principe est exposé dans le paragraphe suivant.

3.3 Modélisation et commande aux variations

Pour les systèmes linéaires monovariables ou multivariables, le modèle s'exprime soit en valeur absolue, soit par rapport aux variations des différentes variables. En effet, les variations sont indépendantes des valeurs nominales.

Un système échantillonné linéaire s'exprime à l'aide de l'équation récurrente:

$$y(k+1) = f_j(y_1, \dots, y_n, u_1, \dots, u_m) \quad f_j \text{ est une fonction linéaire}$$

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

avec $y_j = [y_j(k), y_j(k-1), \dots, y_j(k-d_j)]_{j=1 \text{ à } n}$ et $u_l = [u_l(k), u_l(k-1), \dots, u_l(k-\tau_l)]_{l=1 \text{ à } m}$

Cette équation s'énonce aussi par rapport aux variations de variables en posant:

$$\Delta y_j(k) = y_j(k) - y_j(k-1)$$

$$\Delta u_l(k) = u_l(k) - u_l(k-1)$$

et les sorties $y_j(k+1)$ sont reconstruites à partir de la double récurrence:

$$\Delta y(k+1) = f_j(\Delta y_1, \dots, \Delta y_n, \Delta u_1, \dots, \Delta u_m)$$

$$\text{et } y_j(k+1) = \sum_{\tau} \Delta y_j(\tau)_{j=1 \text{ à } n}$$

Pour les systèmes non-linéaires, ce principe est applicable si un modèle linéarisé du processus est identifiable autour d'un point de fonctionnement.

Par analogie, nous écrivons des modèles flous linguistiques par rapport aux variations des variables:

ΔR_i : Si Δy_1 est A_i^1 et ... et Δy_n est A_i^n et $\Delta u_1(k)$ est B_{ik}^1 et $\Delta u_1'$ est $B_i^{1'}$ et ... et $\Delta u_m'$ est $B_i^{m'}$
alors $\Delta y_1(k+1)$ est $C_1^{R_i}$ et $\Delta y_2(k+1)$ est $C_2^{R_i}$ et ... et $\Delta y_n(k+1)$ est $C_n^{R_i}$

Cette technique est très avantageuse car elle permet:

- de n'avoir qu'un seul point d'équilibre dans les bases de règles
- de travailler avec beaucoup plus de précision, car les faibles variations des variables ne sont plus "écrasées" par leur valeur nominale.

Les règles de commande sont déduites des règles du modèle en appliquant le raisonnement proposé en 3.2, avec $\Delta y_{cj}(k+1) = y_{cj}(k+1) - y_j(k)$:

ΔC_i : Si Δy_1 est A_i^1 et ... et Δy_n est A_i^n et $\Delta u_1'$ est $B_i^{1'}$ et ... et $\Delta u_m'$ est $B_i^{m'}$
et $\Delta y_{c1}(k+1)$ est $C_1^{R_i}$ et ... et $\Delta y_{cn}(k+1)$ est $C_n^{R_i}$ alors $\Delta u_1(k)$ est B_{ik}^1 et ... et $\Delta u_m(k)$ est B_{ik}^m

$$\text{et } u_l(k) = \sum_{x=0}^{x=k} \Delta u_l(x) \text{ et } \Delta u_l(0)$$

Revenons maintenant aux conditions de modélisation imposées par un raisonnement aux variations. La limitation de la dynamique des commandes $u_l(k)$ s'interprète de deux façons. Pour les systèmes linéaires, la saturation correspond toujours à une contrainte physique sur les actionneurs. Pour les processus non-linéaires, les commandes sont volontairement saturées afin de rester autour du point de fonctionnement considéré et garantir la validité de l'approximation. Nous identifions un système linéaire ou linéarisé mais il faut préciser que le modèle flou obtenu n'est pas forcément linéaire.

Lors de l'identification du modèle, il faut aussi fixer la dynamique des variations des commandes $\Delta u_l(k)$. Ceci est nécessaire pour déterminer les univers de discours, mais correspond aussi à une réalité physique: la saturation en vitesse des actionneurs. La base de données pour l'identification est construite en respectant les deux contraintes:

$$u_i(k) \in [u_{min}, u_{max}] \quad (III-3.1)$$

$$\Delta u_i(k) \in [\Delta u_{min}, \Delta u_{max}] \quad (III-3.2)$$

La dynamique des sorties dépend des conditions (III-3.1) et (III-3.2) et sera déterminée à la suite d'essais préliminaires.

Compte tenu des hypothèses posées, il est possible d'écrire un modèle aux variations d'un système linéaire, ou linéarisé autour d'un point de fonctionnement. Les règles de commande sont déduites du modèle par une pseudo-inversion, tout en intégrant une notion de boucle fermée. La lisibilité des règles est conservée. Nous avons donné les conditions d'étude nécessaires et suffisantes pour appliquer cette méthode. Il reste encore à déterminer les conditions "d'inversion" des règles du modèle, puis à répertorier les propriétés des règles de commande.

3.4 Conditions "d'inversion" et propriétés

3.4.1 Conditions "d'inversion"

Les règles du modèle sont "inversées" linguistiquement pour définir les règles de commande. Pour un ensemble de règles donné, il est facile de définir les conditions nécessaires et suffisantes de pseudo-inversion. Par contre, la détermination des systèmes linguistiquement "inversibles" est assez complexe.

L'ensemble de règles d'un modèle flou est pseudo-inversible si une condition de bijection, énoncée par rapport aux termes linguistiques, est remplie:

"Si pour chaque combinaison de labels $\{A^1, \dots, A^n, B^1, \dots, B^m, C_1, \dots, C_n\}$ des règles apparaissant dans le modèle, il existe une et une seule combinaison de labels pour les commandes $\{B_k^1, \dots, B_k^m\}$, alors la bijection linguistique est vérifiée"

Maintenant, cherchons les conditions sur la structure du système pour que la bijection linguistique soit obtenue. Implicitement, nous considérons que l'ensemble de règles est correctement identifié. Comme notre approche se limite aux processus linéaires ou linéarisés, l'étude des différents cas est simplifiée.

L'équation récurrente d'un système monovariante échantillonné est:

$$\Delta y(k+1) = g(\underbrace{\Delta y(k), \dots, \Delta y(k-n), \Delta u(k-1), \dots, \Delta u(k-m)}_{\text{Etat}}, \Delta u(k))$$

g est une fonction bijective donc, pour un état donné, il existe une solution unique de $\Delta u(k)$ pour atteindre $\Delta y(k+1)$. Si le modèle est identifié avec soins, la bijection linguistique est vérifiée.

L'étude des processus multivariés se décompose en trois cas distincts.

♦ Le premier cas correspond aux systèmes carrés $m=n$.

La recherche des processus pseudo-inversibles est réalisée pour $n=m=2$. Les équations

récurrentes sont:

$$\begin{aligned}\Delta y_1(k+1) &= f(\Delta y_1, \Delta y_2, \Delta u_1', \Delta u_2') + a.\Delta u_1(k) + b.\Delta u_2(k) \\ \Delta y_2(k+1) &= g(\Delta y_1, \Delta y_2, \Delta u_1', \Delta u_2') + c.\Delta u_1(k) + d.\Delta u_2(k)\end{aligned}$$

Pour un ensemble de mesures $\{\Delta y_{1o}, \Delta y_{2o}, \Delta u_{1o}', \Delta u_{2o}', \Delta y_{1(k+1)o}, \Delta y_{2(k+1)o}\}$ et si chaque valeur correspond à un point modal d'une fonction d'appartenance (rappel: répartition de Bezdeck), les fonctions $f_o = f(\Delta y_{1o}, \Delta y_{2o}, \Delta u_{1o}', \Delta u_{2o}')$ et $g_o = g(\Delta y_{1o}, \Delta y_{2o}, \Delta u_{1o}', \Delta u_{2o}')$ sont caractérisées par une seule combinaison de labels. La bijection linguistique est alors vérifiée s'il existe un et un seul couple de labels de commandes $\{\Delta u_1(k), \Delta u_2(k)\}$ permettant d'atteindre $\{\Delta y_{1(k+1)o}, \Delta y_{2(k+1)o}\}$ à partir de $\{f_o, g_o\}$.

S'il existe deux couples de commandes, les relations suivantes sont vérifiées:

$$\begin{aligned}f_o + a.\Delta u_1(k) + b.\Delta u_2(k) &= f_o + a.\Delta u_1(k)' + b.\Delta u_2(k)' \\ g_o + c.\Delta u_1(k) + d.\Delta u_2(k) &= g_o + c.\Delta u_1(k)' + d.\Delta u_2(k)'\end{aligned}$$

soit $a.d = b.c$. Le sens physique de ces gains se définit à partir de la matrice de transfert du système:

$$\frac{Y(p)}{U(p)} = \begin{bmatrix} \frac{Y_1(p)}{U_1(p)} & \frac{Y_1(p)}{U_2(p)} \\ \frac{Y_2(p)}{U_1(p)} & \frac{Y_2(p)}{U_2(p)} \end{bmatrix}$$

a,b,c,d sont les gains statiques du système (facilement mesurables en boucle ouverte):

$$\begin{aligned}a &= \frac{y_1(\infty)}{u_1} & b &= \frac{y_1(\infty)}{u_2} \\ c &= \frac{y_2(\infty)}{u_1} & d &= \frac{y_2(\infty)}{u_2}\end{aligned}$$

Un système multivariable carré est pseudo-inversible si toutes les lignes de la matrice des gains statiques sont linéairement indépendantes (condition nécessaire):

$$\begin{vmatrix} \frac{y_1(\infty)}{u_1} & \dots & \frac{y_1(\infty)}{u_n} \\ \vdots & & \vdots \\ \frac{y_n(\infty)}{u_1} & \dots & \frac{y_n(\infty)}{u_n} \end{vmatrix} \neq 0$$

La détermination des conditions nécessaires et suffisantes est difficile. A l'heure actuelle, nous n'avons pas trouvé de formulation suffisamment générale pour les expliciter. En effet, le problème devient complexe dès que la représentation linguistique de $f_o, g_o, \Delta y_{1(k+1)o}, \Delta y_{2(k+1)o}$ n'est plus unique (les mesures ne correspondent plus à des valeurs modales). Dans ce cas, plusieurs propositions sont à prendre en compte et doivent se manipuler suivant leur degré de pondération.

♦ Le deuxième cas est l'étude des systèmes multivariables comportant plus de sorties que d'entrées ($n > m$). En appliquant le raisonnement proposé auparavant, la condition nécessaire de bijection linguistique s'exprime aussi par rapport à la matrice des gains statiques. Le système est pseudo-inversible si tous les déterminants d'ordre n extraits de la matrice des gains statiques (n

lignes, m colonnes) sont non nuls.

♦ Le dernier cas concerne les processus comportant plus d'entrées que de sorties ($n < m$). Sans aucune démonstration, il est facile d'affirmer que la bijection linguistique ne sera pas souvent vérifiée. L'unicité de la solution (une seule combinaison de commandes à appliquer à partir d'un état donné) est uniquement vraie si la matrice est de rang n . Dans les autres cas, plusieurs combinaisons de commandes pourront amener le système d'un état à un autre. Donc, la pseudo-inversion n'est pas possible sans imposer des contraintes supplémentaires permettant de choisir une combinaison de commandes parmi toutes celles disponibles.

Les règles de commande sont déduites du modèle si des conditions sur la structure du système et sur la définition des règles du modèle sont remplies. Cet ensemble de règles de commande doit obligatoirement satisfaire les propriétés de consistance, de complétude et de continuité afin d'assurer un contrôle correct du système bouclé.

3.4.2 Propriétés de l'ensemble de règles

Consistance

L'ensemble de règles du modèle est consistant et garantit une bijection linguistique. De ce fait, chaque règle de commande est définie de manière unique (chaque prémisses est associée à une et une seule conséquence). Les règles de commande sont consistantes.

Complétude

Il est facile de prouver que la complétude n'est pas garantie. En effet, le modèle flou est identifié alors que le système évolue naturellement et sans être soumis à des perturbations. De ce fait, aucune règle (pour le modèle et la commande) ne traduit le comportement du système perturbé par des phénomènes extérieurs. Le contrôleur ne calcule pas de commande pour cette situation.

De plus, les limitations physiques des actionneurs (saturation de la dynamique et de la vitesse) ne permettent pas d'atteindre des consignes quelconques à partir d'un état donné. Si les nouvelles références ne peuvent pas être atteintes en un pas d'échantillonnage, aucune règle n'est activée. La non complétude résultant de la définition de la référence est atténuée si les saturations physiques sont prises en compte. C'est pourquoi, les consignes $y_{cj}(k+1)$ sont construites de manière à respecter le cahier des charges, mais sans être aberrantes par rapport aux capacités physiques du système. Par exemple, nous définissons des trajectoires de référence plutôt que des échelons de consigne.

Toutefois, si aucune règle n'est activée à un instant donné, nous avons ajouté un mécanisme d'extrapolation des règles permettant d'activer la règle la plus proche du cas de fonctionnement considéré. Deux solutions, adaptées aux cas monovariabiles et multivariabiles, sont présentées avec les exemples.

Continuité

La base de règles du contrôleur est continue vis-à-vis de la définition théorique. D'un point de vue pratique, des problèmes liés à la non complétude apparaissent. Ces phénomènes sont difficilement explicables dans le cas général et nous aborderons cette question dans les chapitres suivants.

3.5 Conclusion

La définition d'une stratégie de commande à partir du modèle flou du système n'est pas forcément évidente. La démarche classique en contrôle flou (calcul des commandes en fonctions des erreurs, ...) n'a pas été employée, car les informations apportées par le modèle ne sont pas compatibles avec ce type de raisonnement. C'est pourquoi, nous interprétons physiquement le sens de chacune des règles du modèle et nous les "invertissons" (permutation des symboles linguistiques) pour écrire les règles de commande. Le contrôleur flou intègre une notion de boucle fermée et préserve la sémantique explicite des propositions.

Initialement, seules les valeurs absolues des variables étaient considérées. Le nombre de règles augmentait rapidement pour les systèmes à dynamique large et en fonction de la précision voulue autour des états statiques. C'est pourquoi, les propositions sont formalisées à partir des variations des variables. Dès lors, le contrôleur d'un système non-linéaire est construit autour d'un point de fonctionnement, et les règles de commande sont adaptées suivant les caractéristiques du processus. Les principaux avantages de cette technique sont la réduction du nombre de règles et la définition d'un seul point d'équilibre (une seule règle activée en régime permanent).

Nous avons terminé ce chapitre par l'étude des conditions de pseudo-inversion et des propriétés du contrôleur. Un modèle est pseudo-inversible si la bijection linguistique de l'ensemble de règles est garantie. La détermination des systèmes pseudo-inversibles est abordée, et une condition nécessaire est énoncée.

Plusieurs questions restent encore sans réponse. Notamment, nous avons évoqué la non complétude et la non continuité des règles de commande. Ces problèmes, difficiles à expliquer et à formaliser dans le cas général, sont résolus au cas par cas lors de la mise en œuvre de la méthode sur des exemples.

Par contre, les mécanismes d'optimisation et d'adaptation du contrôleur ne sont pas étudiés. Si des solutions éprouvées sont disponibles pour le cas monovarié, des développements théoriques sont encore nécessaires pour le cas multivarié. Quelques groupes de recherche travaillent déjà sur ce type de problème et gageons que des méthodes seront proposées dans les mois qui viennent.

De la même manière, il faudra s'interroger sur la stabilité du système bouclé avec un contrôleur défini par une pseudo-inversion du modèle. La connaissance du modèle flou du système facilitera peut être cette analyse.

4 Problème de régulation monovariante

La méthode de modélisation et de pseudo-inversion des règles est plutôt réservée aux systèmes monovariants complexes (nombre de zéros et de pôles quelconques) pour lesquels l'écriture des règles de commande est fastidieuse. Cependant, à titre d'exemple, la démarche est appliquée à un système linéaire du premier ordre. Cet processus reste académique et une commande par pseudo-inversion du modèle peut paraître bien compliquée, alors que des structures standard de contrôle existent déjà. Nous avons choisi ce système car sa représentation est aisée (table de règles, visualisation dans l'espace, ...), facilement compréhensible et les problèmes rencontrés s'expliquent simplement.

La fonction de transfert d'un système du premier ordre est:

$$Y(p) = \frac{K}{1 + \tau.p} . U(p)$$

avec K le gain statique; τ la constante de temps; Y(p), U(p) la sortie et la commande du système. L'équation récurrente du système, commandé par l'intermédiaire d'un bloqueur d'ordre zéro (Dieulesaint E., Royer D., 1990) est donnée Figure 87.

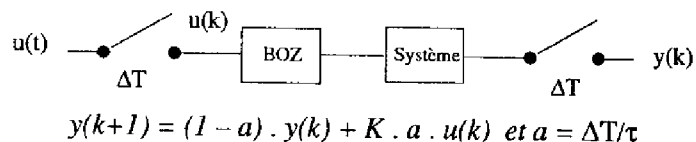


Figure 87 : Equation récurrente d'un système du premier ordre

La sortie $y(k+1)$ se calcule aussi à l'aide de la double récurrence:

$$\Delta y(k+1) = (1 - a) \cdot \Delta y(k) + K \cdot a \cdot \Delta u(k)$$

$$y(k + 1) = \sum_{x=0}^{x=k+1} \Delta y(x) \text{ et } \Delta y(0)$$

Ce chapitre s'organise de la façon suivante. Le modèle flou de la fonction $\Delta y(k+1)=f(\Delta y(k),\Delta u(k))$ est identifié à partir d'une base de données. Toutes les étapes de la modélisation sont détaillées. Ensuite, les règles de commande sont déduites du modèle, et nous étudions les propriétés de l'ensemble des propositions. Après avoir présenté quelques résultats, une extension de cette étude aux structures de commande par modèle interne est proposée.

4.1 Identification du modèle linguistique

Nous appliquons la stratégie de modélisation présentée au chapitre 2 (partie III). Les problèmes exprimés d'une manière théorique sont illustrés sur cet exemple pratique. Les causes et les conséquences de ces difficultés sont analysées à partir des valeurs numériques.

Nous identifions le système défini par $K=1$ et $\tau = 1$ s. La période d'échantillonnage est $\Delta T=0.095$ s.

4.1.1 Génération de la base d'identification

Le modèle flou aux variations est identifié avec une base de données de 4000 points. Les contraintes sur la commande sont choisies arbitrairement:

$$u(k) \in [-10 ; 10] \text{ et } u(k) = u_{\text{dyn}}(k) + u_{\text{cont}}(k)$$

$$\Delta u(k) \in [-6.5 ; 6.5]$$

Les commandes partielles $u_{\text{dyn}}(k)$ et $u_{\text{cont}}(k)$ sont générées aléatoirement. La fréquence de la composante $u_{\text{dyn}}(k)$ est égale à la fréquence d'échantillonnage du système. La période de la composante continue $u_{\text{cont}}(k)$ est fixée à $30.\Delta T$ pour que la sortie balaye toute sa dynamique, tout en se rapprochant de quelques régimes d'équilibre. Cette séquence de commande est appliquée au système (voir Figure 88).

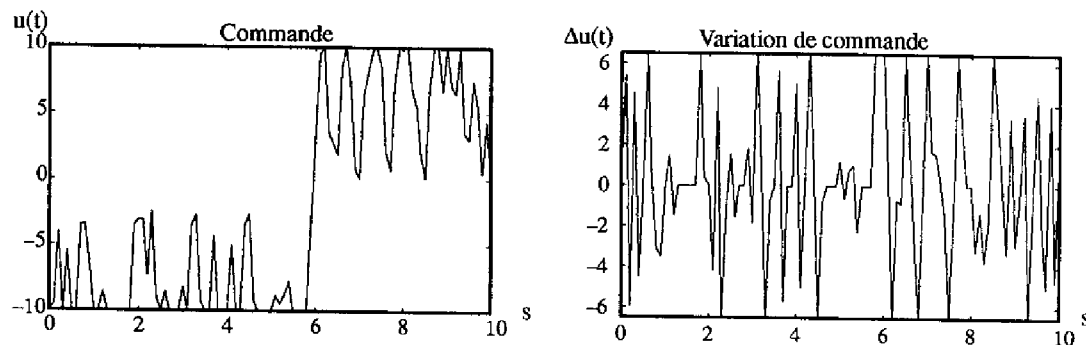


Figure 88 : Séquence de commande de la base d'identification

Les valeurs de la sortie ainsi que ses variations sont mesurées et stockées dans la base d'identification (voir Figure 89).

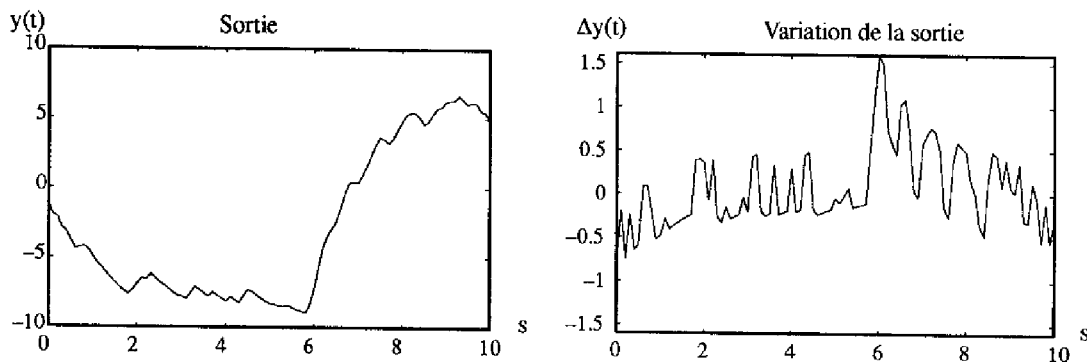


Figure 89 : Evolution de la sortie (base d'identification)

L'analyse des valeurs expérimentales permet de déterminer la dynamique des variables et, par conséquent, de fixer les différents univers de discours:

$$\Delta u(k) \in [-6.5 ; 6.5]$$

$$\Delta y(k) \in [-1.6 ; 1.6]$$

Les valeurs extrêmes théoriques de $\Delta y(k)$ ($\Delta y_{\text{théorique}}(k) \in [-1.68 ; 1.68]$) ne sont pas atteintes lors de la génération de la base. La séquence de commande, malgré les précautions prises, ne permet pas de balayer toute la dynamique de $\Delta y(k)$. Toutefois, les conséquences sur le modèle sont minimales car l'approximation n'est imprécise qu'aux limites de fonctionnement (variations fortes), d'où une erreur relative acceptable (maximum 4%).

Les règles du modèle sont identifiées à partir de l'ensemble de mesures $\{\Delta u(k), \Delta y(k), \Delta y(k+1)\}$. Pour des raisons pratiques, les variables sont normalisées dans l'intervalle $[-1 ; 1]$. La structure complète du modèle est donnée Figure 90.

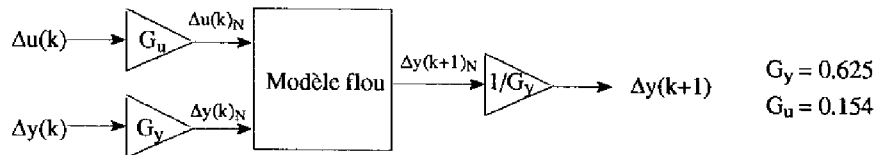


Figure 90 : Structure du modèle flou

4.1.2 Recherche de la partition optimale

A priori, aucune connaissance ne permet de choisir la partition optimale des espaces. Suivant la procédure proposée au paragraphe 2.4, nous avons testé plusieurs choix pour la partition de l'espace de la sortie et nous avons retenu sept singletons uniformément répartis {NG, NM, NP, ZE, PP, PM, PG}.

Nous avons proposé une méthode de recherche de la partition de l'espace des entrées qui réduit considérablement le temps de calcul. Ici, nous calculons toutes les combinaisons possibles pour montrer l'importance de cette étape. Soient c_1 et c_2 ($2 < c_1 < 8$), le nombre de sous-ensembles flous défini pour la variation de commande et la variation de sortie. Pour chaque partition, nous identifions le modèle flou correspondant. Les résultats sont synthétisés dans le tableau suivant:

c_1	c_2	$E_{\text{partition}}$	$E_{\text{partition}} / \tau$
3	3	1287	143
3	5	127	8.46
3	7	920	43
5	3	3540	236
5	5	2086	83
5	7	1284	36.6
7	3	4347	207
7	5	2036	58
7	7	1568	32

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

La partition optimale des espaces est définie par $c_1 = 3$, $c_2 = 5$ et sept singletons pour la conclusion. L'erreur de partition de cette solution est largement inférieure aux autres. Le problème est complexe car il ne suffit pas de définir beaucoup de sous-ensembles flous pour obtenir de bons résultats. Il existe une solution, difficile à définir a priori, que seule une méthode heuristique permet de trouver. Pour cet exemple simple, toutes les combinaisons sont testées. Si la recherche dans un arbre est mise en œuvre, le même résultat est trouvé en évaluant seulement cinq cas (voir Figure 91).

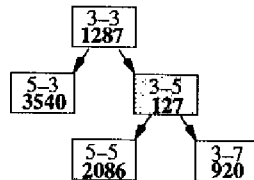


Figure 91 : Résultat de la recherche arborescente

Par contre, nous pouvons nous interroger sur la partition obtenue. En effet, nous avons trouvé cinq sous-ensembles pour $\Delta y(k)$ (prémisse de la règle) et sept sous-ensembles pour $\Delta y(k+1)$ (conclusion de la règle), alors que ces deux variables sont identiques à un pas d'échantillonnage près. Ce choix augmente la précision du modèle car la sortie est calculée avec plus de fonctions. De plus, la condition de bijection linguistique est plus facilement obtenue quand le nombre de sous-ensembles flous décrivant $\Delta y(k)$ et $\Delta y(k+1)$ est différent. Enfin, si les partitions de $\Delta y(k)$ et $\Delta y(k+1)$ ne diffèrent pas trop, l'interprétation des règles n'est pas affectée.

Les sous-ensembles flous définis pour $\Delta u(k)$ {N, ZE, P} et $\Delta y(k+1)$ {TN, N, ZE, P, TP} sont répartis uniformément sur leur univers de discours respectif. Les règles initiales du modèle sont écrites sous la forme:

Si $\Delta u(k)$ est A et $\Delta y(k)$ est B alors $\Delta y(k+1)$ est NG ou $\Delta y(k+1)$ est NM ou ... ou $\Delta y(k+1)$ est PG

La conclusion de chaque règle est déterminée à partir des erreurs de transition, calculées sur l'ensemble la base de données, de toutes les conclusions possibles (cf § 2.3.2) (voir Figure 92).

$\Delta u(k)$	$\Delta y(k)$	NG	NM	NP	ZE	PP	PM	PG
N	TN	0.04	0.17	0.37	0.5	0.7	0.9	1.1
N	N	13.6	5.7	7.9	18.2	28.8	39.4	50.1
N	ZE	338.6	185.5	30.2	121.3	272.9	426.1	578.9
N	P	276.8	180.3	83.5	28.0	109.5	206.2	302.7
N	TP	6.09	4.6	3.1	1.6	0.3	1.3	2.8
ZE	TN	0.92	0.2	1.0	1.9	2.9	3.8	4.8
ZE	N	171.9	92.0	28.6	69.3	148.8	229.2	309.4
ZE	ZE	942.8	628.7	315.6	143.1	316.4	629.4	943.5
ZE	P	318.9	236.7	154.3	72.7	28.6	92.8	174.7
ZE	TP	7.2	5.9	4.5	3.2	1.8	0.6	0.8
P	TN	4.0	1.7	0.8	2.7	5.0	7.2	9.5
P	N	288.4	196.5	104.3	27.8	79.6	171.8	263.8
P	ZE	586.6	432.2	277.4	124.3	52.53	186.0	340.3
P	P	42.6	33.3	24.0	14.7	5.6	5.1	13.2
P	TP	1.0	0.8	0.6	0.4	0.3	0.1	0.06

Figure 92 : Erreurs de transition des conclusions $\Delta y(k+1)$

Finalement, le modèle est composé de quinze règles Si ... alors ... (voir Figure 93).

		$\Delta y(k)$				
	$\Delta y(k+1)$	TN	N	ZE	P	TP
$\Delta u(k)$	N	NG	NM	NP	ZE	PP
	ZE	NM	NP	ZE	PP	PM
	P	NP	ZE	PP	PM	PG

Table I

Figure 93 : Règles du modèle

Nous terminons l'identification du modèle par l'optimisation des singletons de la conclusion. La compréhension du modèle n'est pas altérée car chaque symbole conserve sa signification physique. La précision est sensiblement améliorée (voir Figure 94).

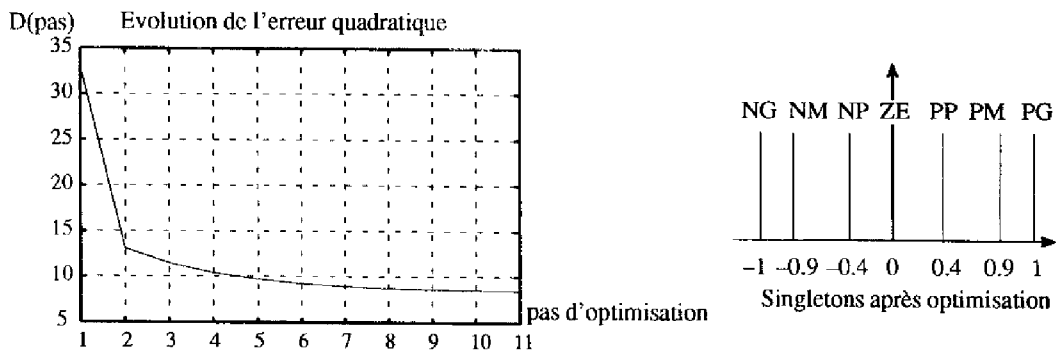


Figure 94 : Résultat de l'optimisation des singletons

Le modèle prédictif à un pas est comparé au système réel pour les données de la base d'identification. Les résultats sont satisfaisants malgré quelques erreurs (voir Figure 95).

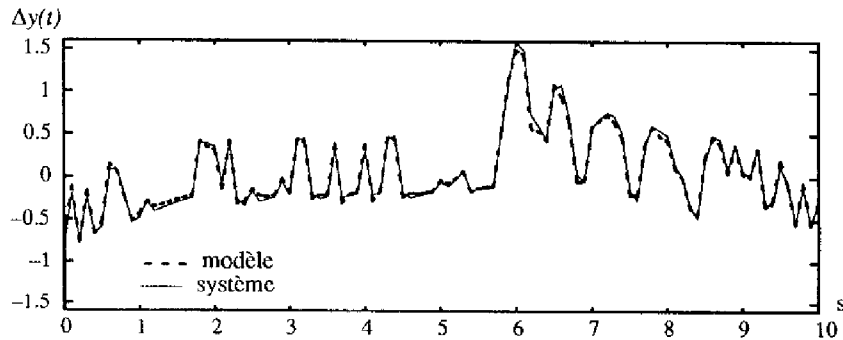


Figure 95 : Comparaison du modèle et du système pour des données d'identification

Ensuite, le modèle est validé (variations et reconstruction de l'état à un pas) pour des données différentes de celles de l'identification (voir Figure 96).

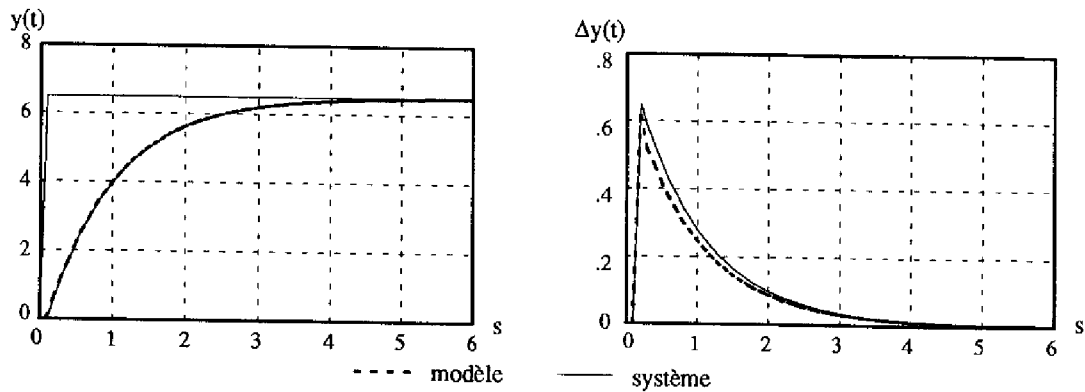


Figure 96 : Comparaison du modèle et du système

Le modèle flou d'un système du premier ordre est identifié à partir d'un ensemble de données. La création de la base d'identification est délicate. Malgré les précautions prises lors de la génération des commandes, la sortie $\Delta y(k+1)$ ne balaye pas toute sa dynamique théorique. Ce problème reste mineur car les erreurs relatives sont faibles. Le modèle identifié est simple (15 règles), facilement interprétable et relativement précis pour des prédictions à un pas. Ces propriétés sont suffisantes dans le cadre de notre étude (modèle orienté commande cf §1.3).

4.2 Pseudo-inversion des règles du modèle

Le système choisi est pseudo-inversible et la condition de bijection linguistique est remplie. En effet, pour chaque couple de symboles flous décrivant $\Delta y(k)$ et $\Delta y(k+1)$, il existe un et un seul label pour la variation de commande. Quinze règles de commande sont déduites des quinze règles du modèle (voir Figure 97).

		$\Delta y_c(k+1)$						
		NG	NM	NP	ZE	PP	PM	PG
$\Delta y(k)$	TN	N	ZE	P				
	N		N	ZE	P			
	ZE			N	ZE	P		
	P				N	ZE	P	
	TP					N	ZE	P

Table II

Figure 97 : Règles de commande

Les règles de commande de la partie grisée (Table II) définissent les variations de sortie $\Delta y_c(k+1)$ susceptibles d'être atteintes en un pas d'échantillonnage, à partir de $\Delta y(k)$ donné. La base de règles est complète si la consigne est adaptée au système (il existe une règle permettant de passer de $\Delta y(k)$ à $\Delta y_c(k+1)$), et si le système n'est pas perturbé par des phénomènes extérieurs. Sinon, la commande est indéterminée car aucune règle ne traduit ces conditions de fonctionnement.

Deux solutions sont proposées. La première concerne la définition de la consigne. Le système ne

peut pas répondre à n'importe quelle sollicitation, car la variation de commande est limitée physiquement. Par conséquent, nous définissons des consignes cohérentes par rapport au système, et compatibles avec le cahier des charges. Par exemple, la trajectoire de référence (ou bien le modèle de référence) est définie par un système du premier ordre:

$$Y_c(p) = \frac{K_c}{1 + \tau_c p} \cdot C(p)$$

avec $C(p)$ la consigne; $Y_c(p)$ la trajectoire de référence; K_c et τ_c les paramètres de réglage intégrant les performances voulues.

Cette solution résout partiellement le problème de la complétude. La commande reste indéterminée ($\sum \mu_{C_i} = 0$) si le système est perturbé ou si la trajectoire de référence est trop optimiste. Aucune règle n'est activée si le système doit atteindre, en un coup, un état trop éloigné de l'état actuel vis-à-vis de la limitation de commande. Dans ce cas, nous pouvons, au mieux, appliquer une variation de commande saturée pour se rapprocher de l'état voulu.

Pour les systèmes monovariables d'ordre quelconque, la procédure suivante est applicable à condition que $\delta y(t) / \delta u(t)$ soit connu:

Si $\sum \mu_{C_i} = 0$ alors

$$\Delta u(k) = \Delta u_{\max} \cdot \text{signe}\{\Delta y_c(k+1)\} \cdot \text{signe}\{\delta y(t) / \delta u(t)\} \quad (\text{III-4.1})$$

dans le cas simplifié où $|p| = \Delta u_{\max} = |n| = \Delta u_{\min}$ (n, p les valeurs nettes des singletons)

Pourtant, cette solution n'est pas entièrement satisfaisante car les commandes calculées sur les bords de la zone grisée (Table II) sont imprécises. Soit la maille élémentaire de la Figure 98.

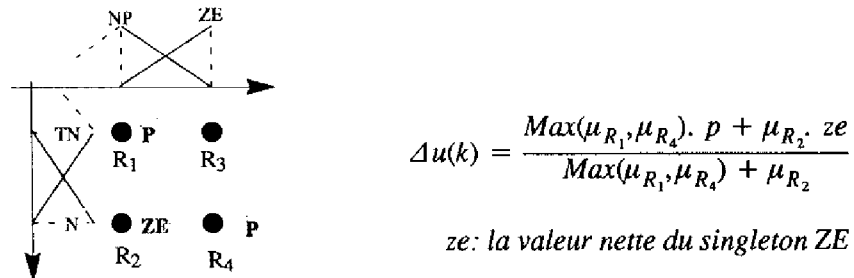


Figure 98 : Maille élémentaire de la commande

La conclusion de la règle R_3 est définie si les autres règles ne sont pas activées, et n'a aucune influence dans les autres cas. Pourtant, si cette proposition R_3 existait, son poids dans le calcul de la commande serait non négligeable dès que son degré d'activation deviendrait supérieur à ceux de R_1 et R_4 . Pour éviter les imprécisions, nous complétons la table de règles. Si l'activation de la règle non définie (R_3) est différente de zéro, nous définissons sa conclusion à l'aide de (III-4.1), et cette conclusion est ensuite intégrée dans le calcul de la commande finale:

$$\Delta u(k) = \frac{\text{Max}(\mu_{R_1}, \mu_{R_4}, \mu_{R_3}) \cdot p + \mu_{R_2} \cdot ze}{\text{Max}(\mu_{R_1}, \mu_{R_4}, \mu_{R_3}) + \mu_{R_2}}$$

Cette recherche est dynamique. Chaque fois qu'une prémisse répond aux conditions d'entrée et que sa conclusion n'est pas définie, nous déterminons sa conclusion à l'aide de (III-4.1). Cette

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

contribution est intégrée au calcul de la commande.

Pour notre exemple, seules quinze règles de commande sont définies, mais les résultats obtenus sont identiques à ceux de la Table III (voir Figure 99).

		$\Delta y_c(k+1)$						
$\Delta u(k)$		NG	NM	NP	ZE	PP	PM	PG
$\Delta y(k)$	TN	N	ZE	P	P	P	P	P
	N	N	N	ZE	P	P	P	P
	ZE	N	N	N	ZE	P	P	P
	P	N	N	N	N	ZE	P	P
	TP	N	N	N	N	N	ZE	P

Table III

Figure 99 : Règles de commande avec extrapolation

Cette solution résout complètement les problèmes de complétude et de précision des règles. De plus, cette démarche est généralisable aux systèmes plus complexes (nombre d'entrées supérieur). En effectuant une recherche dynamique, plutôt que d'écrire toutes les règles extrapolées, nous conservons un ensemble de propositions compact et facilement manipulable. La commande générée est non-linéaire du fait de la saturation de $\Delta u(k)$ et de la répartition des fonctions d'appartenance de la variable $\Delta y_c(k+1)$.

4.3 Résultats

Cette stratégie est appliquée pour commander le système du premier ordre. La trajectoire de référence est définie par $K_c = 1$ et $\tau_c = 0.4$ s. La dynamique du système en boucle fermée est 2,5 fois plus rapide que celle en boucle ouverte. Le schéma du système bouclé est donné Figure 100.

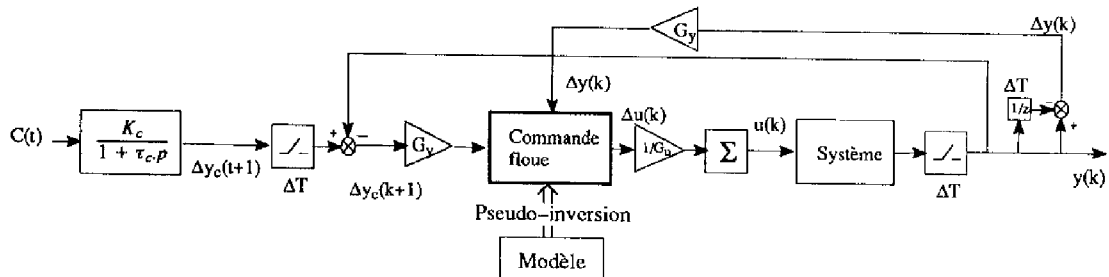


Figure 100 : Structure de la boucle de commande

Les tests sont réalisés sans modification des gains G_y et G_u définis pendant l'identification. Le premier exemple de simulation correspond au cas où la trajectoire de référence est compatible avec le système (voir Figure 101).

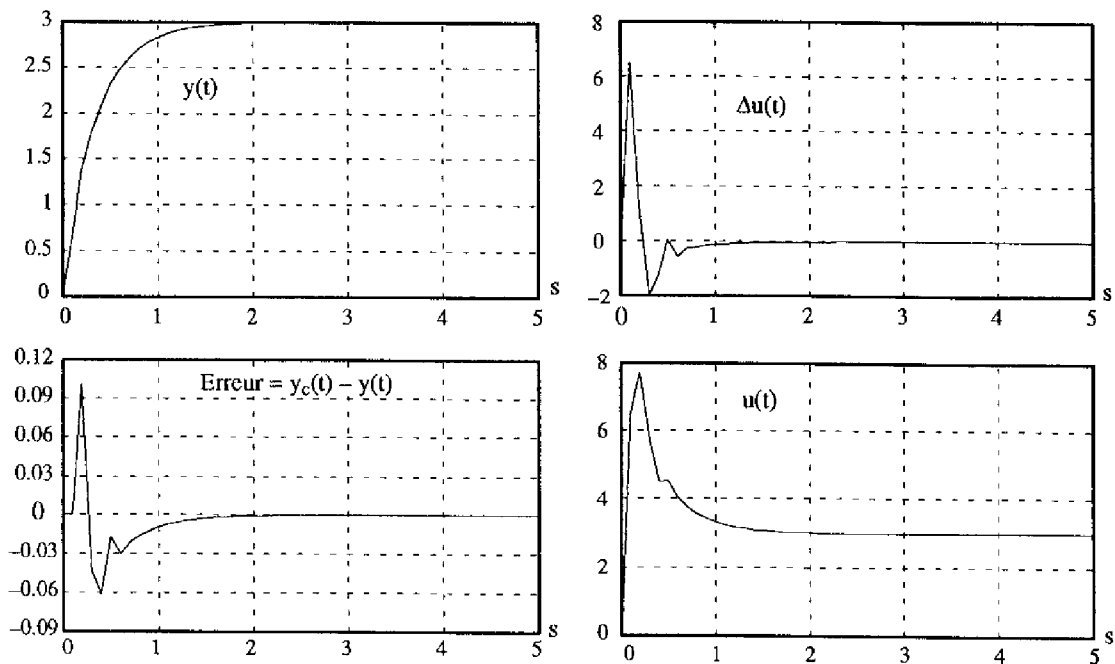


Figure 101 : Suivi d'une trajectoire physiquement cohérente

La sortie du système $y(t)$ suit correctement la trajectoire de référence. L'erreur en transitoire est assez importante sur les premiers pas d'échantillonnage, mais décroît rapidement par la suite. L'erreur en régime permanent est nulle. L'évolution de $u(t)$ montre clairement l'effet intégrateur de la commande. La valeur finale est atteinte dans le temps imparti et sans oscillation. D'autres conditions de simulation sont présentées Figure 102.

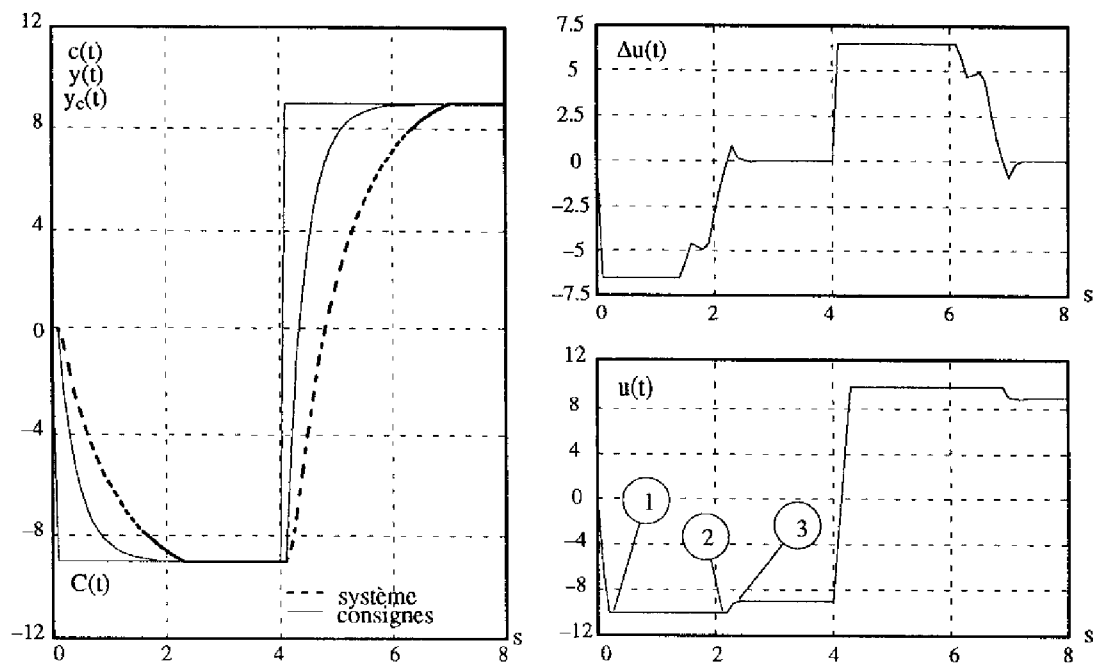


Figure 102 : Suivi d'une trajectoire non compatible physiquement

Ces simulations sont particulières car nous avons délibérément choisi des trajectoires que le système ne peut pas suivre (les variations de sortie voulues sont trop fortes par rapport aux limitations de la commande). Nous analysons le comportement du processus entre 0 et 4 secondes. Dès les premiers pas de calcul, le contrôleur calcule des variations de commande saturées jusqu'à ce que la commande atteigne sa valeur absolue maximale (point 1). Ensuite, le système évolue librement jusqu'au point 2. Quand la sortie $y(t)$ se rapproche de la consigne, la commande est ajustée pour atteindre sa valeur en régime permanent (point 3). Le contrôleur se comporte d'une manière identique dans l'intervalle de temps $]4s, 8s]$. Le système suit, au mieux, sa référence vis-à-vis des limitations physiques des actionneurs.

4.4 Extension à la commande par modèle interne

4.4.1 Capacités de prédiction du modèle

Jusqu'à maintenant, nous avons évalué le modèle pour des prédictions à un pas. A chaque instant, la valeur réelle de $\Delta y(k)$ est mesurée sur le système afin d'estimer $\Delta y(k+1)$ à partir de $\Delta u(k)$ appliquée. De même, la valeur de sortie $y(k+1)$ se calcule en fonction de $y(k)$ mesurée et de $\Delta y(k+1)$ prédite. Il est intéressant d'évaluer le comportement du modèle en fonctionnement autonome (voir Figure 103).

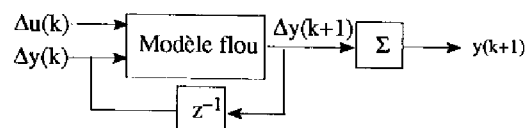


Figure 103 : Modèle autonome

Dans ce cas, les prédictions de $\Delta y(k+1)$ sont relativement médiocres. Les imprécisions générées à chaque pas s'accumulent lors de la reconstruction de la sortie (voir Figure 104).

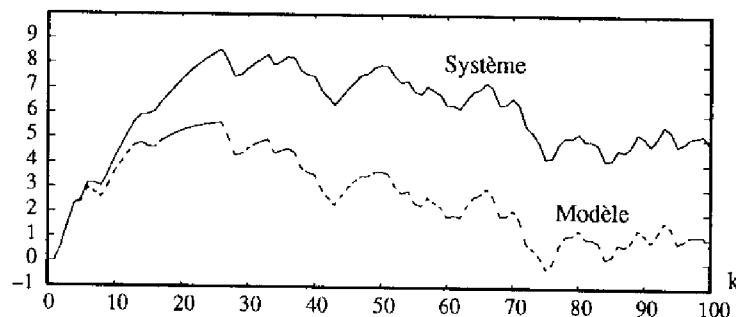


Figure 104 : Comportement du modèle autonome (règles linguistiques)

Le modèle linguistique est une approximation grossière du système (vue par les variations) et la précision n'est pas bonne sur des horizons de temps trop longs. Ce problème est en partie dû au nombre restreint de fonctions d'appartenance qualifiant la sortie.

Si le modèle est orienté pour la prédiction, la contrainte sur la lisibilité des règles n'est plus prépondérante. A partir du modèle linguistique, qui fournit les informations, une

modification de la syntaxe des règles permet d'améliorer la précision. La conclusion de chaque règle est personnalisée en définissant un singleton par proposition (en final, nous avons autant de singletons que de règles). L'identification du modèle linguistique nous a rapproché de la solution, donc le singleton est initialisé à la valeur nette du symbole de la conclusion. Puis, chaque valeur est réglée par une méthode du gradient. La procédure d'optimisation est plus rapide car les valeurs initiales des fonctions de sortie sont proches de la solution finale. Les capacités de prédiction sont nettement accrues (voir Figure 105).

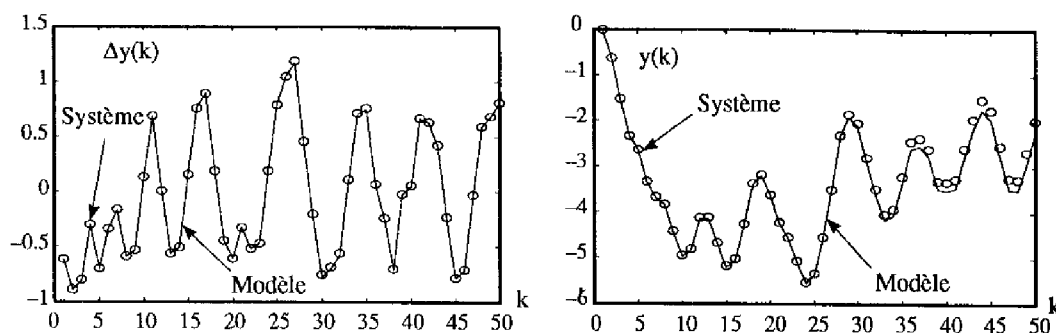


Figure 105 : Modèle autonome (une conclusion par règle)

Si les prédictions de $\Delta y(k+1)$ sont précises quel que soit l'horizon de prédiction, la reconstruction de la sortie est moins satisfaisante. En effet, les erreurs commises s'accumulent progressivement, et les écarts entre le modèle et le système deviennent importants au bout d'un certain temps (environ 30 pas pour cet exemple). Il est clair que ce modèle ne peut pas être utilisé en l'état pour la simulation du système. Par contre, ce modèle peut s'insérer, sous certaines conditions, dans une structure de commande de Smith.

4.4.2 Prédicteur de Smith

La commande des systèmes linéaires ou linéarisés comportant des retards est délicate. En 1957, Smith (Smith O.J.M., 1957) propose une structure qui s'est peu à peu imposée comme un standard pour ce type de problème. La mise en œuvre de cette stratégie suppose la connaissance d'un modèle du système et particulièrement l'estimation des retards. Précisons que cette structure est valable si le retard correspond à un délai de mesure de la sortie, ou bien à un délai sur la commande.

Le travail proposé auparavant pourrait s'appliquer à ce type de commande. Pour simplifier la présentation, nous considérons un système du premier ordre avec un retard connu (multiple de la période d'échantillonnage).

$$\Delta y(k+1) = f(\Delta y(k), \Delta u(k-n))$$

A partir de la base de données, le modèle flou du système sans retard est identifié en effectuant un changement de variables. Nous posons:

$$\begin{aligned} \Delta y_{SR}(k) &= \Delta y(k+n) \\ \Delta u_{SR}(k) &= \Delta u(k) \end{aligned}$$

et nous cherchons le modèle linguistique de la fonction $\Delta y_{SR}(k+1) = g(\Delta y_{SR}(k), \Delta u_{SR}(k))$. Les règles de commande (CF) sont déduites du modèle linguistique par la technique de pseudo-inversion. Puis, nous modifions les conclusions du modèle linguistique (un singleton par proposition) pour obtenir le modèle prédictif (M). Ces deux bases de règles sont utilisées pour définir la boucle de commande (voir Figure 106).

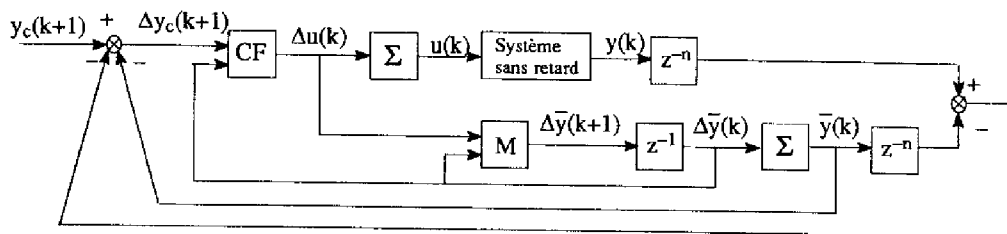


Figure 106 : Structure de Smith avec modèle flou

Nous avons vu que le modèle aux variations est précis mais que la reconstruction de la sortie diverge lentement. Ces écarts sont intégrés dans le calcul de la commande par l'intermédiaire des boucles de retour. De même, la sortie $\bar{y}(k)$ peut être périodiquement recalée à partir des mesures sur le système réel. Cette stratégie est applicable si le retard est inférieur à l'horizon de prédiction du modèle (ici 30 pas).

Cette structure de commande est relativement courante pour les systèmes monovariables. L'extension aux processus multivariables pose certains problèmes. La difficulté principale réside dans l'identification explicite des retards. Quatre cas sont dissociables (Dubois D., 1987):

- Cas 1: le retard de toutes les sorties par rapport à toutes les entrées est égal au même entier n
- Cas 2: la sortie y_j admet un retard identique par rapport à toutes les entrées
- Cas 3: chaque sortie y_j admet un retard n_m par rapport à l'entrée m
- Cas 4: les retards ne sont pas explicites (construction de la matrice des interacteurs)

Une structure de Smith est envisageable pour les systèmes multivariables correspondant aux cas 1 et 2. Les autres cas devront se traiter différemment.

4.5 Conclusion

La démarche de modélisation et de commande par pseudo-inversion du modèle est appliquée, avec succès, sur un système monovariante. Les différentes étapes de l'identification du modèle sont illustrées avec des valeurs numériques. La recherche de la partition optimale des espaces est étudiée en détail, et les résultats montrent clairement l'utilité de cette étape. Après optimisation, le modèle est validé pour des prédictions à un pas.

Ensuite, les règles de commande sont déduites du modèle. Un système du premier ordre linéaire a été choisi pour faciliter la présentation, car nous raisonnons avec une table de règles (notation usuelle pour les systèmes flous), facilement compréhensible. Cet exemple met en

évidence quelques problèmes de précision liés à la non complétude de la base de règles. Nous avons proposé une solution qui permet de résoudre ce problème, tout en conservant un ensemble de propositions réduit.

Deux exemples de simulation ont été analysés. Le système de commande est performant pour deux cas de fonctionnement différents: le suivi d'une trajectoire adaptée au système, puis pour des consignes trop fortes vis-à-vis des limitations physiques de la commande.

Ensuite, nous avons envisagé l'utilisation du modèle et du contrôleur dans une structure de commande par modèle interne. Au détriment de la clarté des règles, le modèle est adapté à un fonctionnement autonome. L'identification sert deux axes de travail qui sont l'écriture du contrôleur et la prédiction du système. Ces résultats seront applicables pour la commande des systèmes à retard (monovariables et multivariables sous certaines conditions).

Nous admettons que cette approche est bien complexe pour résoudre un problème académique. Mais, l'extension aux systèmes d'ordre plus élevé est quasi-automatique, et les problèmes rencontrés seront abordés de manière identique. A priori, cette méthode est applicable à tous les systèmes monovariables, sans limitation du nombre de pôles et de zéros.

Malgré tout, la prudence est de rigueur car l'augmentation du nombre de variables pose certains problèmes. Les règles linguistiques restent lisibles localement, mais leur grand nombre est nuisible à l'interprétation du comportement global du système et de la commande. De même, le traitement informatique des bases de règles peut s'avérer délicat.

L'évolution du nombre de règles décrivant un système dynamique s'évalue difficilement, mais s'il devient important, il faudra étudier les possibilités de réduire le nombre de propositions (regroupement, règles plus complexes, ...), tout en conservant une lisibilité correcte et sans trop dégrader les performances globales.



5 Problème de régulation multivariable

La définition d'un système de commande multivariable, à partir d'une analyse experte du processus, est difficile. Le nombre de propositions augmente rapidement avec le nombre de variables nécessaires au calcul de la commande et la compensation des interactions n'est pas simple. C'est pourquoi, une approche de commande par pseudo-inversion du modèle flou semble bien adaptée pour résoudre ce problème. Notre méthode est appliquée au système non-linéaire présenté au chapitre 3 de la partie II (Raymond C., Boverie S., Titli A., 1995).

Dans ce chapitre, nous ne revenons pas sur les problèmes numériques (génération de la base d'identification, optimisation, ...) traités pour le cas monovarié, mais nous insistons sur des phénomènes propres au cas multivariable. L'identification du modèle autour d'un point de fonctionnement est rapidement décrite. La condition de bijection linguistique est vérifiée, puis nous déduisons le contrôleur flou du modèle. Ensuite, nous étudions l'ensemble des règles afin de mettre en évidence les discontinuités des commandes. Le paragraphe suivant est une synthèse des résultats obtenus. D'autres simulations sont effectuées autour d'un point de fonctionnement différent de celui de l'identification. Enfin, nous donnons les conclusions et les perspectives de cette approche de commande des systèmes multivariables.

5.1 Modélisation et pseudo-inversion du modèle

5.1.1 Identification du modèle

La modélisation et la commande des systèmes multivariables non-linéaires posent certains problèmes. En effet, si nous travaillons avec les valeurs absolues des variables, la base de règles est très importante. C'est pourquoi, nous proposons de définir un contrôleur pour un point de fonctionnement, et d'adapter la stratégie suivant les non-linéarités du système. Un modèle aux variations du bac mélangeur est identifié autour du point de fonctionnement $H_0 = 1$ m, $C_0 = 1.25$ mol.l⁻¹ soient $Q_{1nom} = 15$ l s⁻¹, $Q_{2nom} = 5$ l s⁻¹, $C_{1nom} = 1$ mol.l⁻¹ et $C_{2nom} = 1$ mol.l⁻¹ (PDF1).

Le système est échantillonné avec une période de $\Delta T = 1$ s. Nous considérons que le modèle linéarisé reste valable si les commandes $q_1(k)$ et $q_2(k)$ sont comprises dans les intervalles:

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

$$q_1(k) \in [-1.7 ; 1.7]$$

$$q_2(k) \in [-0.55 ; 0.55]$$

Le modèle aux variations est identifié autour de ce point de fonctionnement en fixant arbitrairement la dynamique des variations de commandes:

$$\Delta q_1(k) \in [-0.8 ; 0.8]$$

$$\Delta q_2(k) \in [-0.4 ; 0.4]$$

Le modèle linguistique de la fonction $\{\Delta h(k+1), \Delta c(k+1)\} = g\{\Delta h(k), \Delta c(k), \Delta q_1(k), \Delta q_2(k)\}$ est construit à partir d'une base d'identification de 4000 mesures. La partition optimale des espaces est définie par:

- 7 singletons pour la variable $\Delta h(k+1)$ avec $A = \{NG_h, NM_h, NP_h, ZE_h, PP_h, PM_h, PG_h\}$ l'ensemble des symboles linguistiques.
- 7 singletons pour la variable $\Delta c(k+1)$ avec $B = \{NG_c, NM_c, NP_c, ZE_c, PP_c, PM_c, PG_c\}$
- 5 sous-ensembles flous pour la variable $\Delta h(k)$ avec $C = \{TN_h, N_h, Z_h, P_h, TP_h\}$
- 5 sous-ensembles flous pour la variable $\Delta c(k)$ avec $D = \{TN_c, N_c, Z_c, P_c, TP_c\}$
- 3 sous-ensembles flous pour la variable $\Delta q_1(k)$ avec $E = \{N_1, ZE_1, P_1\}$
- 3 sous-ensembles flous pour la variable $\Delta q_2(k)$ avec $F = \{N_2, ZE_2, P_2\}$

La partition des espaces conduit à définir une base initiale de 225 règles (5.5.3.3). Une base de 207 règles est définie à partir de cette partition, donc 18 règles sont supprimées pendant l'identification. Ces propositions correspondent à des combinaisons de labels, décrivant $\Delta h(k)$ et $\Delta c(k)$, irréalisables. Par exemple, si $\Delta h(k)$ est TN_h alors la variation $\Delta c(k)$ ne peut pas être TN_c .

Pour clarifier la présentation, seules quelques propositions sont données en exemple:

- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2 alors $\Delta h(k+1)$ est NP_h et $\Delta c(k+1)$ est ZE_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2 alors $\Delta h(k+1)$ est NP_h et $\Delta c(k+1)$ est PP_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est PM_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est NP_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est ZE_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est PP_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est NM_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2 alors $\Delta h(k+1)$ est PP_h et $\Delta c(k+1)$ est NP_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2 alors $\Delta h(k+1)$ est PP_h et $\Delta c(k+1)$ est ZE_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2 alors $\Delta h(k+1)$ est NP_h et $\Delta c(k+1)$ est PP_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2 alors $\Delta h(k+1)$ est NP_h et $\Delta c(k+1)$ est PM_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est PG_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est ZE_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est PP_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est PM_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2 alors $\Delta h(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c(k+1)$ est NP_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2 alors $\Delta h(k+1)$ est PP_h et $\Delta c(k+1)$ est ZE_c
- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2 alors $\Delta h(k+1)$ est PP_h et $\Delta c(k+1)$ est PP_c

Certaines propriétés, connues à partir du modèle analytique, sont clairement exprimées dans la base de règles. Ces informations sont directement déduites du modèle grâce au formalisme explicite des propositions:

- (i) – il n’y a pas d’interaction entre les sorties. Si $\Delta h(k)$ est définie par le label Z_h , le label de $\Delta h(k+1)$ dépend uniquement de la combinaison des commandes $\Delta q_1(k)$ et $\Delta q_2(k)$. Les labels qualifiant $\Delta h(k+1)$, pour les deux groupes de règles ci-dessus, sont identiques alors que $\Delta c(k)$ est décrit par ZE_c puis P_c .
- (ii) – la variation de commande $\Delta q_2(k)$ a moins de poids sur la sortie $\Delta h(k+1)$ que $\Delta q_1(k)$. Par exemple, si $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 , la conclusion $\Delta h(k+1)$ est ZE_h alors que $\Delta q_2(k)$ est décrite successivement par N_2, ZE_2, P_2 . Cette différence de dynamique est clairement traduite par les symboles linguistiques.

Ces informations sur les interactions, sur l’influence des commandes, ou encore sur le comportement du système, sont précieuses et contribuent à compléter notre connaissance du système. Malgré tout, l’écriture d’un système de découplage à partir de l’analyse des interactions n’est pas évidente.

Les prédictions à un pas du modèle, pour des données différentes de celles utilisées pour l’identification, sont satisfaisantes (voir Figure 107).

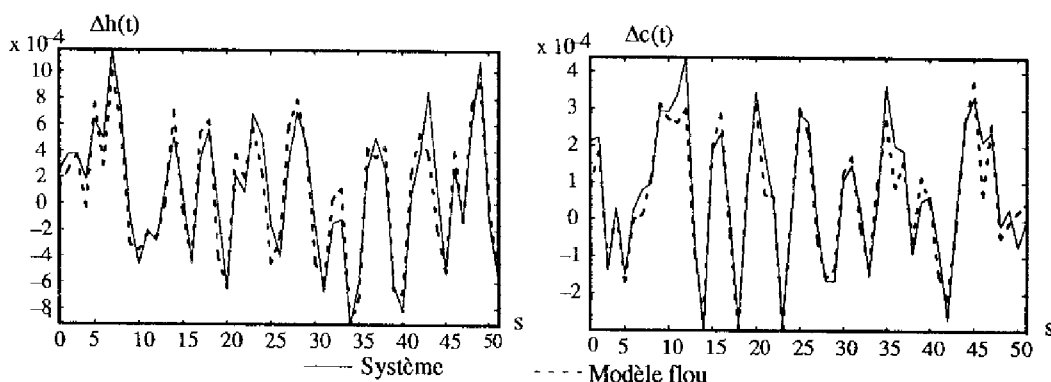


Figure 107 : Comparaison du modèle et du système

La prédiction de la sortie en hauteur est moins bonne que celle de la concentration. Cela s’explique facilement à partir de (ii). Les règles expriment clairement que $\Delta h(k+1)$ est peu influencée par $\Delta q_2(k)$. De ce fait, l’approximation du modèle devient imprécise pour les faibles amplitudes de $\Delta q_2(k)$.

5.1.2 Pseudo-inversion des règles du modèle

La condition de bijection linguistique est vérifiée pour l’ensemble des règles. Pour chaque combinaison de labels $\{C_i \in C, D_i \in D, A_i \in A, B_i \in B\}$ de l’ensemble des règles du modèle, il existe un et un seul couple de symboles linguistiques pour la commande $\{E_i \in E, F_i \in F\}$. Cette condition étant remplie, le modèle est donc pseudo-inversible. Les règles de commande déduites des règles données ci-dessus, sont:

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

- Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est NP_h et $\Delta c_c(k+1)$ est ZE_c alors $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est NP_h et $\Delta c_c(k+1)$ est PP_c alors $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est NM_c alors $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est NP_c alors $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est ZE_c alors $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est PP_c alors $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est PM_c alors $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est PP_h et $\Delta c_c(k+1)$ est NP_c alors $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est PP_h et $\Delta c_c(k+1)$ est ZE_c alors $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta h_c(k+1)$ est NP_h et $\Delta c_c(k+1)$ est PP_c alors $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta h_c(k+1)$ est NP_h et $\Delta c_c(k+1)$ est PM_c alors $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est NP_c alors $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est ZE_c alors $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est N_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est PP_c alors $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est PM_c alors $\Delta q_1(k)$ est ZE_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h et $\Delta c_c(k+1)$ est PG_c alors $\Delta q_1(k)$ est N_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta h_c(k+1)$ est PP_h et $\Delta c_c(k+1)$ est ZE_c alors $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2
Si $\Delta h(k)$ est Z_h et $\Delta c(k)$ est P_c et $\Delta h_c(k+1)$ est PP_h et $\Delta c_c(k+1)$ est PP_c alors $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est P_2

Après cette brève description de l'identification et de la pseudo-inversion du modèle, nous allons étudier, en détail, les commandes générées à partir de cette base de règles.

5.2 Propriétés de l'ensemble des règles de commande

Les propriétés nécessaires et suffisantes de l'ensemble des règles de commande (complétude, consistance, continuité) sont étudiées. Des solutions sont proposées pour remplir ces trois critères. Malgré tout, les résultats obtenus ne sont pas satisfaisants car les commandes sont discontinues. C'est pourquoi, nous proposons une nouvelle stratégie d'activation des règles incluant l'extrapolation des règles manquantes.

5.2.1 Propriétés de l'ensemble de règles

Consistance et continuité

La consistance de la base de règles est garantie d'une manière théorique quel que soit le système étudié. La base est continue au sens strict de la définition.

Complétude

La complétude de la base de règles n'est pas garantie si le système est perturbé ou si les consignes ne peuvent pas être suivies par le système.

Dans un premier temps, nous définissons des trajectoires de référence tenant compte des performances désirées et des limitations des commandes (saturation de la vitesse et des valeurs nominales). Pour cet exemple, les performances voulues se résument à un découplage des sorties,

à l'obtention d'un gain statique unitaire et une dynamique en boucle fermée deux fois plus rapide que celle en boucle ouverte. Nous définissons deux trajectoires indépendantes:

$$H_c(p) = \frac{K_h}{1 + \tau_h \cdot p} \cdot R_h(p)$$

$$C_c(p) = \frac{K_c}{1 + \tau_c \cdot p} \cdot R_c(p)$$

avec $R_h(p)$ et $R_c(p)$ les consignes de hauteur et de concentration, $K_h = K_c = 1$ les gains statiques, $\tau_h = 50s$ et $\tau_c = 25s$ les constantes de temps pour imposer la dynamique en boucle fermée.

Cette solution ne résout pas tous les problèmes et il est nécessaire d'extrapoler les règles pour prendre en compte toutes les conditions de fonctionnement. La solution proposée, pour le cas monovariante, est difficile à étendre au cas multivariante. C'est pourquoi, nous avons défini une méthode d'extrapolation basée sur une interprétation physique du phénomène. Il est plus simple de présenter cette stratégie sur un exemple.

Pour un échantillon donné, nous considérons que seule la prémisse (P) satisfait les conditions d'entrée:

$$P : \text{Si } \Delta h(k) \text{ est } ZE_h \text{ et } \Delta c(k) \text{ est } ZE_c \text{ et } \Delta h_c(k+1) \text{ est } PM_h \text{ et } \Delta c_c(k+1) \text{ est } NM_c$$

Si nous scrutons la base de règles, aucune conclusion n'est définie pour cette prémisse. En effet, $\Delta h_c(k+1)$ est PM_h et $\Delta c_c(k+1)$ est NM_c ne peuvent pas être atteintes, en un pas, à partir de $\Delta h(k)$ est ZE_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c . Il faut alors trouver le couple de commande qui permet de se rapprocher, au mieux, des consignes. Pour ce faire, nous cherchons la règle la plus proche de ces conditions d'entrée en dégradant les objectifs des consignes. Le raisonnement s'effectue uniquement par rapport aux symboles linguistiques. Par exemple, si le système ne peut pas atteindre PM , il pourra éventuellement aller en PS , et ainsi de suite. Les labels des consignes sont dégradés jusqu'à trouver une règle définie dans la base. Cette technique permet d'effectuer un compromis entre le suivi des deux trajectoires, ou bien de favoriser les performances d'une sortie. Dans tout ce qui suit, le suivi de la trajectoire de hauteur est considéré prioritaire sur celui de la concentration. A partir de la prémisse (P), nous cherchons dans la base de règles, la proposition permettant d'obtenir $\Delta h_c(k+1)$ est PM_h , tout en restant proche de $\Delta c_c(k+1)$ est NM_c .

Etape 1 : Nous scrutons la base de règles afin de trouver une règle définie par une des prémisses suivantes:

$$\text{Si } \Delta h(k) \text{ est } ZE_h \text{ et } \Delta c(k) \text{ est } ZE_c \text{ et } \Delta h_c(k+1) \text{ est } PM_h \text{ et } \Delta c_c(k+1) \text{ est } NG_c$$

$$\text{Si } \Delta h(k) \text{ est } ZE_h \text{ et } \Delta c(k) \text{ est } ZE_c \text{ et } \Delta h_c(k+1) \text{ est } PM_h \text{ et } \Delta c_c(k+1) \text{ est } NM_c$$

$$\text{Si } \Delta h(k) \text{ est } ZE_h \text{ et } \Delta c(k) \text{ est } ZE_c \text{ et } \Delta h_c(k+1) \text{ est } PM_h \text{ et } \Delta c_c(k+1) \text{ est } PG_c$$

Si une seule règle est trouvée (la conclusion est définie), elle est activée. Si plusieurs règles sont candidates, la règle choisie est la proposition pour laquelle le label décrivant $\Delta c_c(k+1)$ est le plus proche du label initial (le label NG_c est plus proche de NM_c que PG_c , ...). Si la proximité entre deux règles est identique, une de des deux règles est choisie.

Etape 2 : Si l'Etape 1 est insuffisante (pas de règle trouvée), alors nous dégradons l'objectif sur la hauteur ($\Delta h_c(k+1)$ est PP_h ou $\Delta h_c(k+1)$ est ZE_h, \dots). Pour chaque possibilité, nous effectuons une recherche par rapport au label de $\Delta c_c(k+1)$ (Etape 1). Nous retenons la proposition dont les labels, décrivant $\Delta h_c(k+1)$ et $\Delta c_c(k+1)$, sont les plus proches des symboles initiaux. Pour notre exemple, nous trouvons la règle:

Si $\Delta h(k)$ est ZE_h et $\Delta c(k)$ est ZE_c et $\Delta h_c(k+1)$ est PS_h et $\Delta c_c(k+1)$ est NS_c alors $\Delta q_1(k)$ est P_1 et $\Delta q_2(k)$ est ZE_2

Etape 3 : Si aucune règle est déterminée après l'étape 2, cela signifie que les mesures de $\Delta h(k)$ et $\Delta c(k)$ ne correspondent pas à un fonctionnement naturel du système, nous sommes en présence d'une perturbation. Comme nous avons choisi de suivre en priorité la hauteur, l'objectif est de respecter cette contrainte sans trop se préoccuper de la position réelle de $\Delta c(k)$. C'est pourquoi, les étapes 1 et 2 sont recommencées en dégradant le label de $\Delta c(k)$.

Cette recherche trouve toujours une solution: la meilleure par rapport aux objectifs fixés par l'opérateur. Il suffit de définir l'orientation de la recherche en fixant les priorités sur chaque variable. La modulation de ces indices de priorité (favoriser une sortie, compromis entre les sorties) permet d'intégrer de nouvelles contraintes de performances. De plus, cet algorithme s'étend facilement aux systèmes plus complexes.

5.2.2 Discontinuités des commandes

La complétude de l'ensemble de règles est garantie. Toutefois, par analogie avec le cas monovarié (cf § 4.2), il faut étudier l'évolution de l'imprécision des commandes relatif aux saturations des commandes. Ce phénomène est plus difficile à formaliser pour des règles multi-entrées et multi-sorties (beaucoup de cas d'étude, pas de représentation graphique, ...). C'est pourquoi, nous analysons expérimentalement ce problème. Les surfaces de commandes $\Delta q_i(k)_{i=1,2} = F_i(\Delta h(k)=0, \Delta c(k)=0, \Delta h_c(k+1), \Delta c_c(k+1))$ sont tracées Figure 108.

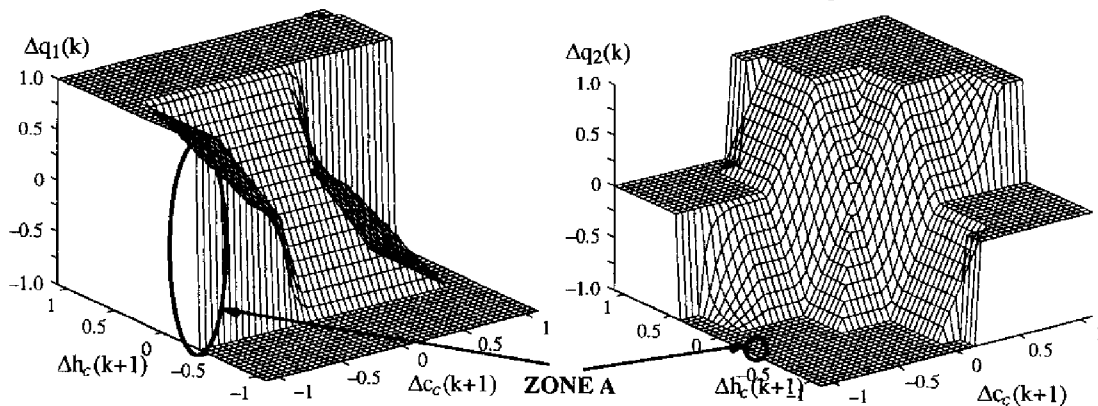


Figure 108 : Surfaces de commandes pour $\Delta h(k) = \Delta c(k) = 0$

L'imprécision des commandes est amplifiée au point de générer des commandes discontinues. L'analyse des résultats de la zone A (définie par $\Delta c_c(k+1) \in [-1 ; -0.5]$ et de faibles variations de $\Delta h_c(k+1)$ autour de -0.4), montre clairement la discontinuité de $\Delta q_1(k)$, alors que $\Delta q_2(k)$ varie

peu. Ce phénomène est aussi visible pour d'autres conditions. Ces surfaces de commande ne sont pas satisfaisantes. Les discontinuités ne sont pas nécessaires pour ce système et impliqueront sûrement des problèmes de stabilité.

Par analogie avec le cas monovarié, le mécanisme de calcul des commandes est modifié. Pour un quadruplet de mesures $\{\Delta h(k), \Delta c(k), \Delta h_c(k+1), \Delta c_c(k+1)\}$, toutes les prémisses activées sont inventoriées. Si des prémisses correspondent à des règles non définies, leur conclusion est extrapolée en cherchant les règles les plus proches, suivant le mécanisme proposé ci-dessus. Ces conclusions sont insérées dans le calcul final des commandes.

Ce mécanisme peut s'utiliser de deux façons :

- soit la base de règle est complétée à chaque fois qu'une règle est extrapolée. Cela revient à définir une base de $5.5.7.7 = 1225$ règles.
- soit l'algorithme est dynamique. La règle est extrapolée à chaque fois que cela est nécessaire. Les résultats sont identiques au cas précédent, mais la base de règles reste compacte et facilement exploitable.

Les surfaces de commandes générées avec le nouveau mécanisme d'activation, et pour les mêmes conditions d'entrée que celles de la Figure 108, sont données Figure 109. Toutes les discontinuités sont supprimées.

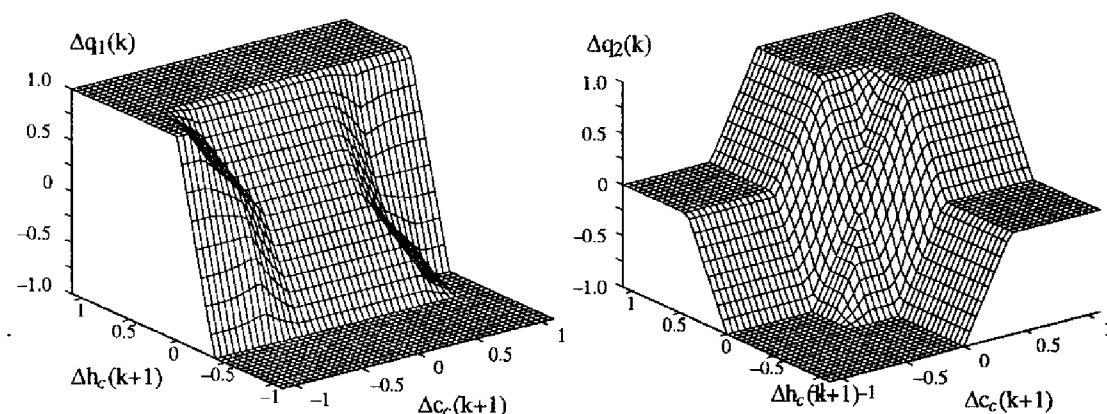


Figure 109 : Nouvelles surfaces de commandes pour $\Delta h(k) = \Delta c(k) = 0$

5.3 Résultats autour du point de fonctionnement de l'identification

Tout d'abord, nous testons le système de commande autour du point de fonctionnement choisi pour l'identification. Le contrôleur, sans réglage des paramètres caractéristiques, procure déjà de bons résultats. L'optimisation des gains d'entrée et de sortie permet d'améliorer les performances du système bouclé et, notamment, la compensation des interactions est accrue. Ces résultats sont logiques car, initialement, la dynamique de la commande est équivalente à celle du système. La stratégie floue est jugée par rapport à la loi de commande optimale (stratégie de référence).

Consigne de hauteur : $h_c = 0.1\text{m}$ et $c_c = 0 \text{ mol.l}^{-1}$ (voir Figure 110)

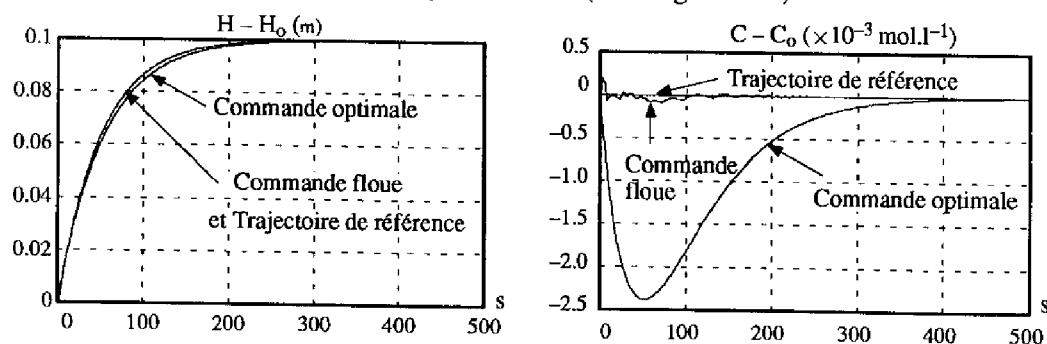


Figure 110 : Consigne de hauteur

La sortie $H(t)$ suit bien sa trajectoire de référence (les deux courbes sont confondues). Le transitoire est plus rapide pour la commande floue que pour la loi optimale. Les interactions sur la concentration sont bien compensées.

Consigne de concentration : $h_c = 0 \text{ m}$ et $c_c = 0.01 \text{ mol.l}^{-1}$ (voir Figure 111)

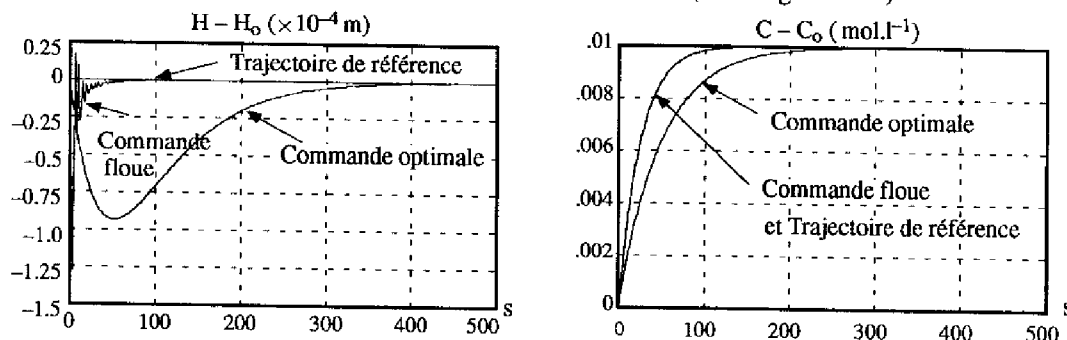


Figure 111 : Consigne de concentration

Les interactions sur la hauteur sont bien contrôlées. L'erreur est assez forte en début de transitoire mais elle décroît très rapidement. La concentration suit parfaitement sa trajectoire de référence. Ces deux simulations correspondent au cas simple où le système suit une seule trajectoire de référence, tout en essayant de compenser les interactions. Maintenant, les deux consignes sur les sorties évoluent simultanément.

Consignes de hauteur et de concentration : $h_c = 0.1\text{m}$ et $c_c = -0.01 \text{ mol.l}^{-1}$ (voir Figure 112).

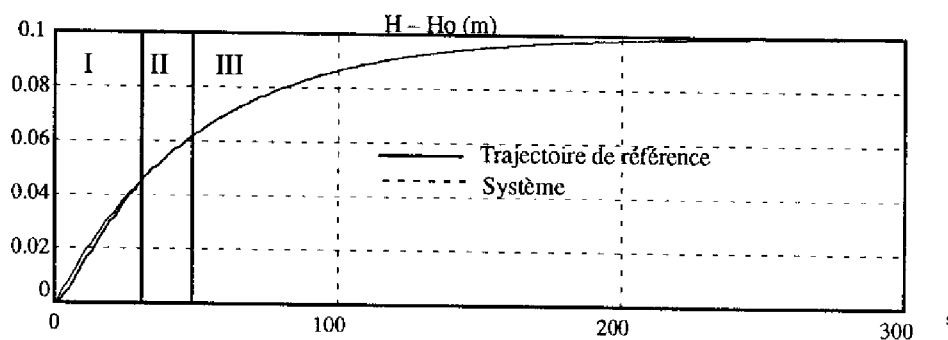


Figure 112 : Evolution de la hauteur (consignes simultanées)

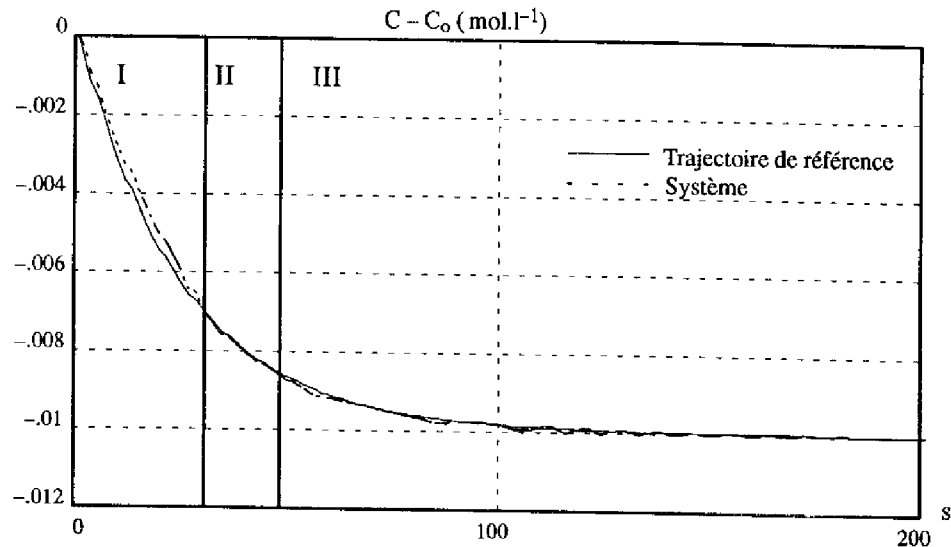


Figure 113 : Evolution de la concentration (consignes simultanées)

Durant le transitoire, trois types de fonctionnement se distinguent:

Zone I : le système suit au mieux les deux trajectoires de référence. La priorité du suivi de la hauteur se traduit clairement. Plus le temps augmente, plus la hauteur se rapproche de sa consigne, alors que durant la même période, la concentration s'éloigne un peu de sa référence.

Zone II : le suivi des trajectoires est satisfaisant. Les conditions de fonctionnement permettent de commander correctement les deux sorties.

Zone III : la priorité du suivi de la hauteur est évidente. Aucune distinction entre la référence et le système n'est possible. Par contre, ce résultat est obtenu au détriment de la concentration qui s'éloigne de sa consigne. En régime permanent, les erreurs statiques sont nulles.

Les performances imposées par le cahier des charges (dynamique des sorties, compensation des interactions, ...) sont obtenues sans gros problèmes. Le suivi simultané des deux consignes est acceptable et les erreurs en transitoire restent faibles. Le réglage du système de commande est rapide car le contrôleur obtenu, après la pseudo-inversion des règles, procure déjà des performances satisfaisantes.

Toutes les simulations effectuées ne sont pas répertoriées dans ce document. Notamment, l'influence de l'amplitude des consignes a été abordée. Dans tous les cas, les résultats restent très satisfaisants. Nous avons aussi étudié la compensation des perturbations physiquement réalistes. Aucun problème n'est apparu. Le système rallie ses consignes, au mieux, par rapport aux limitations des commandes.

Maintenant, nous allons tester les performances du système de commande pour un point de fonctionnement différent.

5.4 Point de fonctionnement différent de l'identification

Nous avons développé le système de commande autour d'un point de fonctionnement (PDF1) afin d'obtenir une base de règles plus simple. Sous certaines conditions, la structure du contrôleur reste valable pour des points de fonctionnement différents. Si la syntaxe des règles est correcte, une adaptation des gains du système de commande suffit pour obtenir de bonnes performances.

Le nouveau point de fonctionnement (PDF2) est défini par $H'_0 = 2$ m, $C'_0 = 1.25$ mol.l⁻¹ soient $Q'_{1nom} = 21.21$ l s⁻¹, $Q'_{2nom} = 7.07$ l s⁻¹. Les concentrations C_{1nom} et C_{2nom} sont inchangées. La structure des règles de commande reste valable pour ce point de fonctionnement car la forme des transmittances est inchangée. Tout d'abord, nous évaluons les performances du système, sans adaptation des gains définis dans le paragraphe précédent. Nous imposons les mêmes limitations de commandes.

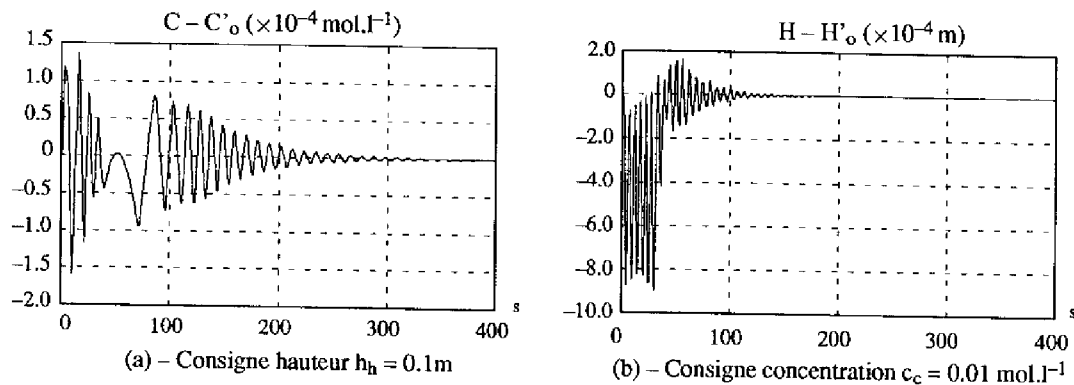


Figure 114 : Analyse des interactions au point de fonctionnement (PDF2)

Pour les deux exemples, le suivi des trajectoires est très bon pour la hauteur (cas a) et un peu dégradé pour la concentration (cas b), car la priorité est donnée à la compensation des interactions sur la hauteur (les courbes correspondantes ne sont pas reproduites). La compensation des interactions est détériorée par rapport à PDF1 (voir Figure 114). Cela est logique puisque la dynamique des sorties est plus lente, mais les trajectoires de références n'ont pas été modifiées.

Ces résultats sont comparés à ceux du point PDF1 à l'aide des critères quadratiques $J(\epsilon_h)$ et $J(\epsilon_c)$:

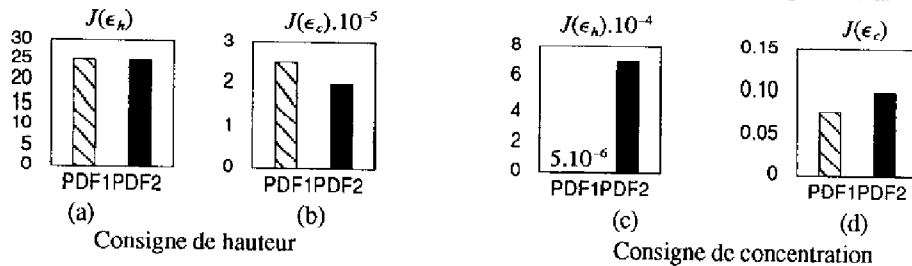


Figure 115 : Comparaison des performances suivant le point de fonctionnement

Nous analysons les diagrammes de la Figure 115:

- (i) – Consigne de hauteur : la dynamique de la hauteur reste inchangée (a) et les interactions sur la concentration sont bien compensées (b).

- (ii) – Consigne de concentration : les interactions sur la hauteur sont nettement plus fortes
 (c). Par conséquent, la dynamique de la concentration est dégradée car le suivi de la hauteur est prioritaire.

Globalement, ces résultats sont bons et sont obtenus sans aucune adaptation du contrôleur. Pour cet exemple particulier, le système de commande est robuste par rapport aux variations des caractéristiques du processus. Les performances du système sont sensiblement améliorées si les gains sont ajustés pour compenser le changement des caractéristiques du processus.

Pour conclure ces essais, nous comparons ces résultats avec ceux obtenus par la loi de commande globale déduite de l'expertise (chapitre 3, partie II). Les critères d'erreur calculés pour cette approche sont rappelés Figure 116.

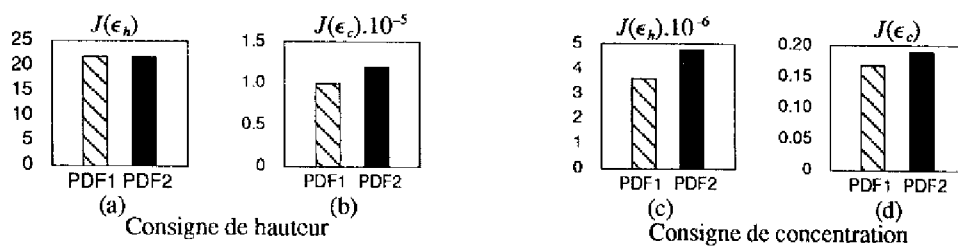


Figure 116 : Loi de commande déduite de l'expertise

Pour une consigne de hauteur (Figure 115 et Figure 116 (a) et (b)), les performances sont sensiblement équivalentes bien que la compensation des interactions soit très légèrement dégradée. Par contre, la loi de commande experte est plus sensible aux variations des amplitudes de consignes.

Pour une consigne de concentration (Figure 115 et Figure 116 (c) et (d)), la dynamique de la concentration est plus proche du cahier des charges pour la stratégie déduite du modèle. Nous pouvons noter que la robustesse de cette stratégie, par rapport aux variations des paramètres, est inférieure. Malgré tout, les résultats restent satisfaisants.

Enfin, le nombre de propositions de l'approche par modélisation (200) est supérieur à celui de l'approche experte (140), mais l'écriture des règles de commande à partir du modèle est plus systématique.

5.5 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé une stratégie de commande multivariable à partir du modèle flou d'un système. Le problème de régulation, proposé partie II, est résolu par cette approche.

Un modèle linguistique du procédé est identifié autour d'un point de fonctionnement. Les différentes étapes de la procédure sont traitées avec soins afin de garantir l'aboutissement de l'étude. Dans un premier temps, nous générons une base d'identification, puis nous construisons

un modèle optimal vis-à-vis du compromis entre la précision et le nombre de règles. La consistance, la complétude et la continuité des règles du modèle est vérifiée, et cela prouve la cohérence de la méthode d'identification.

Le système de commande est déduit des règles du modèle par une pseudo-inversion. L'étude des commandes obtenues met en évidence des discontinuités liées à la non complétude de la base de règles. C'est pourquoi, une méthode d'extrapolation des règles manquantes et un nouveau mécanisme de calcul des commandes sont proposés. Notons que l'interprétation physique des règles est le point d'orgue de ces travaux, ce qui justifie les contraintes imposées lors de l'identification du modèle linguistique.

Des simulations ont été réalisées autour de deux points de fonctionnement. Les interactions sont minimisées et les performances dynamiques sont conformes au cahier des charges. Le système de commande est robuste par rapport aux variations des caractéristiques du processus. Malgré tout, une adaptation des gains du contrôleur améliore sensiblement les performances. Nous comparons ces résultats avec ceux obtenus par une approche experte. Les différences sont relativement minimes entre les deux méthodes. Par contre, la méthodologie employée pour définir la loi de commande à partir du modèle est plus rigoureuse, tout en restant simple.

Cette approche s'applique aussi aux systèmes multivariables plus complexes. Mais, l'augmentation du nombre de règles demeure un problème délicat. Une solution possible est de réduire l'ensemble de règles au détriment de la précision. Par exemple, la partition des espaces ne correspondra plus au meilleur compromis précision/nombre de règles, mais sera celle qui donne les meilleurs résultats pour un nombre limité de propositions. Malheureusement, la stratégie de commande déduite de ce modèle sera moins performante et son optimisation sera plus fastidieuse.

6 Conclusion

La commande des systèmes monovariables d'ordre élevé ou des processus multivariables reste une question très ouverte. La définition des contrôleurs flous par une démarche experte est peu employée car l'écriture des règles de commande est difficile. En effet, l'absence de méthodologies rigoureuses devient un réel handicap lorsque le nombre de variables augmente.

C'est pourquoi, il est intéressant de reprendre la démarche de l'automatique classique afin de concevoir la stratégie de commande à partir du modèle du processus. Deux types de modélisation floue sont couramment utilisés: les modèles linéaires et les modèles linguistiques. Pour faciliter la compréhension et l'interprétation des phénomènes physiques, il est primordial de définir des bases de règles lisibles. Cette contrainte est satisfaite en utilisant une syntaxe linguistique, proche du langage naturel.

Nous proposons une méthode d'identification d'un modèle linguistique à partir d'une base de données. La génération des mesures d'identification est délicate à cause de l'aspect local des propositions. Des solutions sont proposées mais cette étape nécessitera une étude plus approfondie pour garantir la complétude du jeu de règles. Un ensemble de règles initial est défini en fonction d'une partition des espaces qui favorise l'interprétation physique des labels. Puis, l'identification de la structure est réalisée à l'aide d'une erreur de transition et une seule scrutation des données suffit pour définir un ensemble de propositions complet, consistant et continu. De plus, la base obtenue minimise un critère quadratique qui reflète un compromis entre la précision et le nombre de règles. Enfin, les singletons des conclusions sont optimisés afin d'améliorer les performances.

La stratégie de commande est déduite du modèle par une pseudo-inversion. Cette méthode s'appuie sur une interprétation physique des règles et une manipulation des labels qualifiant chaque variable. La pseudo-inversion est simple, elle ne nécessite pas de traitement mathématique et, de plus, la formulation explicite des propositions est conservée. Une condition nécessaire et suffisante de pseudo-inversion est énoncée à partir des symboles linguistiques. Par contre, nous donnons seulement une condition nécessaire sur la structure du système pour garantir la bijection linguistique.

LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU

Dans une première approche, les valeurs absolues des variables sont considérées, mais ce choix conduit à identifier un grand nombre de propositions et pose des problèmes de précision. C'est pourquoi, un raisonnement par rapport aux variations des variables est introduit. Ainsi, les bases de règles sont réduites et une seule règle est activée en régime permanent. En contre partie, cette technique ne s'applique pas à tous les systèmes.

Cette approche de commande est testée sur des systèmes monovariabiles et multivariabiles. Ces deux exemples permettent d'étudier en détail les différentes étapes de la modélisation et les propriétés de l'ensemble de règles de commande. Les résultats sont satisfaisants.

En résumé, l'identification du modèle permet d'atteindre deux objectifs: fournir des informations supplémentaires sur le système et permettre l'écriture de la stratégie de commande. Les règles sont volontairement contraintes afin qu'elles restent explicites et facilement compréhensibles. Ainsi, un expert peut introduire ou extraire de la connaissance. De même, les limitations physiques des actionneurs (saturations) sont prises en compte.

A priori, cette méthode s'applique à tous les systèmes linéaires ou linéarisés. Néanmoins, l'identification du modèle devient délicate dès que le nombre de variables augmente. Si le problème de complétude des données est surmonté, cette approche conduit à définir un grand nombre de propositions. Nous pouvons alors nous poser la question suivante:

"Un nombre de règles important, même si celles-ci sont compréhensibles localement, implique forcément une détérioration de l'interprétation du comportement global. Ce résultat est-il acceptable ou faut-il chercher des bases de règles réduites au détriment de la lisibilité et de la précision ?"

Ce problème est beaucoup discuté actuellement et les avis divergent. De notre point de vue, et ce fut un souci constant tout au long de cette étude, l'aspect base de connaissance doit être privilégié. C'est un des avantages de la logique floue qu'il ne faut pas négliger et qui permet de justifier ce type d'approche par rapport à une démarche classique. Malgré tout, il faut admettre qu'un trop grand nombre de règles simples n'est pas souhaitable, aussi bien pour des raisons théoriques que pour des problèmes pratiques de mise en œuvre. Nous pensons qu'un compromis doit être trouvé pour que les différents aspects soient pris en compte. Nous avons émis quelques idées concernant la réduction du nombre de règles ou l'écriture de propositions plus complexes (déterminer une syntaxe différente du Si ... et ... et ... alors ... et ...) qui devront être approfondies.

De même, et nous avons insisté sur ce point, tous les systèmes existants ne sont pas commandables par cette technique. Notamment, les systèmes à non minimum de phase, les processus instables (génération des données d'identification) et les problèmes fortement non-linéaires ...

Pour le moment, nous avons supposé que les processus non-linéaires étudiés sont assimilés à des systèmes linéaires variant dans le temps. Ainsi, une adaptation des paramètres du

contrôleur suffit pour obtenir de bonnes performances. Mais, ce mécanisme d'adaptation comportera forcément un aspect dynamique dès que les passages d'un point de fonctionnement à un autre seront envisagés.

Pour les systèmes fortement non-linéaires, une solution évidente consiste à déterminer un contrôleur pour chaque zone de non-linéarité. Ensuite, une supervision des différentes stratégies permettra d'obtenir des résultats corrects en boucle fermée.

Enfin, différents problèmes liés à l'identification n'ont pas été abordés car le contexte de l'étude était connu. Si la connaissance des experts est insuffisante pour déterminer les variables influentes, il faut développer une méthodologie pour effectuer ce choix. Bien souvent, les techniques employées sont heuristiques et le formalisme flou devrait favoriser leur intégration dans la méthode globale.

La dernière remarque est relative à la procédure de génération des données en boucle ouverte. Cette démarche n'est pas toujours applicable. Un exemple courant concerne les systèmes déjà bouclés mais dont le fonctionnement en boucle ouverte peut causer la destruction ou engendrer des pertes financières. La procédure d'identification doit alors être réalisée à partir de mesures sur le système bouclé. Nous n'avons pas testé notre méthode dans de telles conditions, et rien ne permet de garantir que de bons résultats seront obtenus.



CONCLUSION GENERALE

Lorsque Zadeh présenta les bases théoriques de la logique floue en 1965, les critiques des partisans de l'approche algorithmique furent immédiates. Quelques années plus tard, les premières applications de la logique floue à la commande des systèmes sont proposées. Malgré la pertinence des résultats, ces travaux sont rapidement oubliés. Le contrôle flou va connaître son essor à la fin des années 80, sous l'impulsion des japonais qui présentent des résultats convaincants sur différentes applications industrielles. Depuis, une intense activité de recherche s'est mise en place à un niveau international. A ce jour, la commande floue devient une science à part entière et s'impose peu à peu comme une alternative aux approches de l'automatique algorithmique.

La commande floue s'appuie sur une analyse "experte" du comportement physique du système à piloter. Les objectifs de commande et les actions correspondantes sont alors exprimées par un ensemble de règles Si ... alors ..., qui synthétise notre expérience sur le système. Cette approche, de type base de connaissance, est particulièrement bien adaptée au contrôle des processus difficiles à modéliser mathématiquement.

Cette thèse s'inscrit dans la suite logique des travaux existant sur la commande floue. Ces études théoriques et pratiques contribuent à compléter notre connaissance des systèmes flous et montrent leur efficacité pour résoudre des problèmes industriels.

Dans la première partie de ce mémoire, nous rappelons les principes de la commande floue. Le raisonnement approché, développé à partir des bases de règles, génère des non linéarités que nous avons analysées et commentées. Le choix des opérateurs de raisonnement n'a pas d'influence sur le comportement global du système bouclé et la dynamique du contrôleur dépend uniquement des règles et de la répartition des fonctions d'appartenance. Cette étude nous a permis de proposer, ensuite, une simplification du mécanisme d'inférence et une décomposition de la base de règles de Mac-Vicar Whelan. L'implantation temps réel des stratégies floues est souvent critique, et ces travaux permettent de réduire considérablement les temps de calcul.

Après ces études théoriques, nous nous sommes intéressé aux méthodes de conception d'une loi de commande floue. La définition des contrôleurs (analyse du système, synthèse de la base de connaissance, ...) est souvent délicate et nous proposons deux

CONCLUSION GENERALE

méthodologies.

Dans la deuxième partie de ce mémoire, nous expliquons comment concevoir une loi de commande à partir de l'expertise. La connaissance des experts du domaine concerné n'est pas toujours suffisante pour définir la base de connaissance. Il faut alors employer des techniques rigoureuses pour compléter notre savoir sur le système et synthétiser les contrôleurs.

Ces méthodes sont, dans un premier temps, présentées sur des problèmes de contrôle moteur. Nous avons travaillé sur un nouveau concept de moteur 2 temps à injection directe. Cette motorisation est très prometteuse en termes de réduction de la consommation et de la pollution. Les performances du moteur en boucle ouverte sont correctes, mais il est nécessaire d'asservir certains paramètres afin d'optimiser le rendement et minimiser les émissions polluantes. L'utilisation de stratégies floues se justifie pour cette application puisque la connaissance du moteur est exclusivement expérimentale, et aucun modèle mathématique n'est disponible. Les contrôleurs flous que nous avons développés contribuent à l'amélioration des performances globales du moteur.

Nous avons, ensuite, évalué la faisabilité et les potentialités de l'approche experte sur un problème multivariable. Nous concevons deux contrôleurs flous à partir du modèle qualitatif d'un système à deux entrées et deux sorties. Les lois de commande sont performantes et, de plus, elles sont robustes par rapport aux variations des paramètres du système (vérification expérimentale). Cette étude met aussi en évidence les limitations de l'approche experte. En effet, dès que la dimension du système augmente (systèmes monovariables d'ordre élevé ou multivariables plus complexes), le nombre de règles croît exponentiellement avec le nombre de variables. Il devient alors difficile de formaliser toutes les propositions à partir de l'expertise.

C'est pourquoi, dans la troisième partie de ce mémoire, nous proposons une nouvelle méthode de conception des contrôleurs flous.

Cette approche consiste, dans un premier temps, à identifier un modèle flou du système. Pour favoriser les échanges d'information et pour que les experts puissent introduire leur connaissance initiale dans les bases de règles, la formulation des règles est linguistique. De plus, la répartition des fonctions d'appartenance est contrainte afin que chaque label conserve une signification sémantique. Ces règles simples, traduisant le comportement dynamique du système, s'analysent alors aisément.

Dès lors, la stratégie de commande est déduite du modèle par une pseudo-inversion basée sur un raisonnement physique. Cette méthode pose des problèmes si les valeurs absolues des variables sont considérées. Les bases de règles nécessaires pour obtenir à la fois une bonne précision et couvrir toute la dynamique du système sont très volumineuses. Nous proposons donc de raisonner par rapport aux variations des variables. Cela entraîne certaines restrictions pour les systèmes non-linéaires qui doivent être équivalents à des systèmes linéarisés variant dans le temps.

Si cette méthodologie est très intéressante, elle nécessite encore d'être approfondie.

Nous avons vu que l'identification est délicate du fait de l'aspect local des règles. Par conséquent, une base d'identification complète est indispensable. La génération des données reste un point critique qui méritera une attention particulière.

Si l'ensemble de règles est complet et si la bijection linguistique est garantie, la pseudo-inversion du modèle est automatique. La définition des conditions (sur la structure du système) nécessaires et suffisantes à l'application de cette méthode se heurte encore à des problèmes de formulation mathématique qu'il faudra aborder.

Si les bases de règles obtenues sont simples et facilement interprétables, l'augmentation du nombre de propositions devient vite discriminant. Nous avons proposé quelques idées qui devraient réduire ce nombre de règles.

De même, la stabilité de la boucle de commande devra être étudiée. Actuellement, les techniques employées sont issues de la théorie des systèmes non-linéaires et basées sur la connaissance du modèle analytique du système. Dans notre cas, la formulation homogène (règles floues) du modèle et du contrôleur peut éventuellement faciliter une analyse linguistique de ce problème.

Enfin, cette méthode ne s'applique pas à tous les systèmes et cette remarque est aussi vraie pour d'autres techniques en cours de développement. C'est pourquoi, nous devons envisager, dans le futur, un mixage des différentes approches afin d'élargir le domaine d'application.

En effet, nous avons présenté deux méthodes de conception, mais d'autres techniques adaptées à la commande des systèmes monovariables et multivariables sont envisageables: la commande hétérogène, la commande floue prédictive, la commande floue adaptative, la commande floue par décomposition et coordination.

La commande hétérogène résulte de la combinaison de contrôleurs conventionnels (PID, optimaux, ...) définis localement et d'un superviseur flou qui pondère les différentes lois de commande suivant l'état du système.

La commande floue prédictive est très proche de la démarche classique, mais un modèle flou du système est identifié. Ce modèle simple et transparent (facilement interprétable) remplace avantageusement l'approximation analytique pour les systèmes fortement non-linéaires.

La commande floue adaptative est composée d'un ensemble de règles ainsi que d'un mécanisme d'adaptation et d'auto-apprentissage. Les paramètres du contrôleur sont automatiquement ajustés pour satisfaire des critères de performance, de stabilité, ...

Enfin, la commande par décomposition et coordination est adaptée au contrôle des systèmes à grande échelle. Les niveaux de supervision et de coordination qui contiennent l'expertise sont construits dans un formalisme flou.

CONCLUSION GENERALE

La commande floue est une technique très prometteuse mais des avancées théoriques sont encore nécessaires. La relative "jeunesse" de cette approche explique en grande partie une formalisation et une démonstration encore incomplètes de son potentiel.

Par le passé, le contrôle flou était présenté comme une technique "miracle" apte à résoudre tous les problèmes de régulation. Cette erreur reste une source de rejet malgré la modération des discours actuels. La communauté scientifique "floue" doit fournir un effort pour informer les milieux industriels des avantages et des inconvénients de la commande floue, sans renier les approches classiques. Par exemple, si le modèle mathématique du système est disponible, il vaut mieux utiliser une approche conventionnelle.

D'un point de vue industriel, quelques domaines exigeants (aéronautique, nucléaire, ...) refuseront la commande floue tant que des démonstrations rigoureuses sur la stabilité, la robustesse, ... ne seront pas réalisées.

Nous sommes quand même très optimiste pour l'avenir de cette technique car son aspect base de connaissance séduit déjà un grand nombre d'industriels (automobile, cimenterie, chimie, ...). La commercialisation progressive de logiciels d'aide au développement, de régulateurs industriels, ... est un signe d'encouragement.

De plus, la logique floue ne se limite pas à la conception de stratégies de régulation, elle s'applique aussi à la réalisation de systèmes de supervision, d'optimisation, d'adaptation, ou encore pour concevoir des capteurs flous associés à des contrôleurs flous,

BIBLIOGRAPHIE

- Ahmed A., Hauet B., Gratadour M. (1991), "*Developpement of a Combustion System for Direct Injection SI Two Stroke Automotive Engine*", European Automotive Engineers Cooperation Congress, p.155–164.
- Aubourg A., Le Quellec J.M, Raymond C. (1993), "*Procédé et dispositif de commande du régime d'un moteur à combustion interne en phase de ralenti*", Brevet SIEMENS Automotive S.A, Numéro publication 2709514.
- Babuska R., Verbruggen H.B. (1994a), "*Applied Fuzzy Modeling*", IFAC Symposium on Artificial Intelligence in Real Time Control Valencia (Spain).
- Babuska R., Verbruggen H.B. (1994b), "*A New Identification Method for Linguistic Fuzzy Models*", European Working Group Meeting "FALCON – Fuzzy Algorithms for Control", Aachen (Germany).
- Babuska R., Verbruggen H.B. (1995), "*Model Based Design of Fuzzy Control Systems*", European Working Group Meeting "FALCON – Fuzzy Algorithms for Control", Palma (Spain).
- Barret C., Cortyl V., Maaref H. (1994), "*Design of a Fuzzy Rules Based Antiskating Device*", EUFIT'94 Conference, Aachen (Germany), p.582–587.
- Berenji H.R. (1992), "*Learning and Tuning Fuzzy Logic Controllers through Reinforcements*", IEEE Transactions on Neural Neural Networks, vol.3, n°5, p.724–730.
- Bersini H., Gorrini V. (1993), "*FUNNY (FUZZY or Neural Net) Methods for Adaptive Process Control*", EUFIT'93 Conference, Aachen (Germany), p.55–61.
- Bidan P. (1989), "*Modélisation et commande d'un moteur thermique à allumage commandé automobile*", Thèse de Doctorat Université Paul Sabatier Toulouse.
- Bouchon Meunier B. (1993). "*La logique floue*", Collection Que sais-je ?, Presses universitaires de France.
- Boverie S., Demaya B., Le Quellec J.M., Titli A. (1993), "*Contribution of Fuzzy Logic Control to the Improvement of Modern Car Performances*", Revue IFAC Control Engineering Practice, Vol.1 n°2, p.291–297.
- Bühler H. (1994), "*Réglage par logique floue*", Presses Polytechniques et Universitaires Romandes.
- Cerf P. (1993), "*Logique floue – Application à la commande d'un moteur thermique – Régulation de ralenti*", Mémoire de fin d'étude, Conservatoire National des Arts et Métiers Centre Régional de Toulouse.
- Chang-Jiu Z., Dian-Fang W. (1988), "*Model Simplification of Multivariable Fuzzy Control System*", Proceedings of the IEEE, p70–74 .

BIBLIOGRAPHIE

- Chen C.L., Chen P.C. (1991), "Application of Fuzzy Controllers in Single Loop Tuning of Multivariable System Design", *Computers in Industry* 17, p.33–41.
- Cour M., Aubourg A. (1991), "Rapport de synthèse des activités Siemens en 1991 Projet moteur 2 temps", Rapport interne SIEMENS S.A..
- Czogala E., Pedricz W. (1981), "On Identification in Fuzzy Systems and its Application in Control Problems", *Fuzzy Sets and Systems* 6, pp 73–83.
- Delanette M. (1989), "Les Techniques Anti-pollution", Edition ETAI.
- Demaya B. (1994), "Commande floue de systèmes à dynamiques complexes – Application à la commande d'un moteur thermique", Thèse de doctorat de l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse.
- Demaya B., Palm R., Boverie S., Titli A. (1995), "Multilevel Qualitative and Numerical Optimization of Fuzzy Controller", Fuzz'IEEE Conference, Yokohama (Japan).
- Deshpande P.B. (1989), "Multivariable Process Control", World Crafters Editorial Services Inc.
- Dieulesaint E., Royer D. (1990), "Automatique Appliquée Vol. 2", Edition Masson.
- Dubois D., Prade H. (1980), "Fuzzy Sets and Systems : Theory and Applications", Academic Press, Mathematics in Science and Engineering, Vol. 144.
- Dubois D., Prade H. (1984), "Fuzzy Logics and the Generalized Modus Ponens Revisited", *Cybern. Syst.* vol.15, p.3–4.
- Dubois D., Prade H. (1985), "Théorie des possibilités 2^e Edition", Edition Masson.
- Dubois D. (1987), "Commande des systèmes linéaires multivariés: Algorithmes et C.A.O", Thèse de l'Université de Nice.
- Driankov D., Hellendoorn H., Reinfrank M. (1993), "An Introduction to Fuzzy Control", Springer Verlag.
- Foulloy L. (1991), "Vers une méthode d'écriture des contrôleurs flous", Rapport Interne 91–10, LAMII, Université de Savoie.
- Foulloy L., Galichet S. (1992), "Représentation des contrôleurs flous", Congrès les Applications des Ensembles Flous, Nîmes (France), p.126–136.
- Furuhashi T., Hasegawa T., S.Horikawa, Uchikawa Y. (1993), "An adaptive Fuzzy Controller Using Neural Networks", 5th IFSA World Congress Seoul (Korea), p.769–772.
- Galichet S., Foulloy L. (1993), "Contrôleurs usuels et contrôleurs flous : Equivalences exactes", GR Automatique, Projet Commande Symbolique et Neuromimétique, Rapport 93–2.
- Galichet S., Dussud M., Foulloy L. (1992), "Contrôleurs flous : Equivalences et études comparatives", Congrès les Applications des Ensembles Flous, Nîmes (France), p.229–236.
- General Motors Corporation (1991), "Idle Control for an Engine", European patent application number 90309856.4.

- G.I.E P.S.A, Renault, Siemens Automotive S.A, I.F.P, le Moteur Moderne (1991), "Synthèse globale". Rapport interne au G.I.E..
- Glorennec P.Y. (1992), "Application des Algorithmes Génétiques pour l'Optimisation des Fonctions d'Appartenance d'un Réseau de Neurones", Actes de Neuro-Nîmes'92 (France), p.219–226.
- Glorennec P.Y. (1994), "Fuzzy Q-learning and Evolutionary Strategy for Adaptive Fuzzy Control", EUFIT'94 Aachen (Germany), p.35–40.
- Graham B.P., Newell R.B. (1988), "Fuzzy Identification and Control of a Liquid Level Rig", Fuzzy Sets and Systems 26, pp 255–273.
- Grant B., De Bruijn C. (1993), "Generation of Fuzzy Control Rules and Membership Functions Using Neural Nets", EUFIT'93 Aachen (Germany), p.651–656.
- Gupta M.M, Kiszka J.B., Trojan G.M. (1986), "Multivariable Structure of Fuzzy Control Systems", IEEE Transactions and Systems Man and Cybernetics, vol. SMC 5.
- Holmblad L.P., Van Nauta Lemke R. (1982), "Control of a Cement Kiln by Fuzzy Logic", Fuzzy Information and Decision Processes, North Holland, p.389–399.
- Jang J.S.R. (1993), "ANFIS : Adaptive Network Based Fuzzy Inference Systems", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics vol.23 n°3, p.665–685.
- Jaume D., Thelliez S., Vergé M. (1989), "Applications du formalisme d'état à la commande des systèmes continus", Editions Eyrolles.
- Kailath T., "Linear Systems", Prentice Hall Information and System Sciences Series.
- Kerjean J.J (1993), "Rapport essais moteur Projet 2 temps", Rapport interne SIEMENS Novembre.
- Kerjean J.J (1994), "Rapport essais moteur Projet 2 temps", Rapport interne SIEMENS Février.
- King P.J., Mamdani E.H. (1977), "The Application of Fuzzy Control Systems to Industrial Processes", Automatica, Vol. 13, p.235–242.
- Kovalershuk B., Yusupov H. (1993), "Fuzzy Control as Interpolation", 5th IFSA World Congress, Seoul (Korea), p.1151–1154.
- Lee C.C. (1990a), "Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy Logic Controller Part.I", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol.20, n°2, March/April, p.404–418.
- Lee C.C. (1990b), "Fuzzy Logic in Control Systems : Fuzzy Logic Controller Part.II", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, vol.20, n°2, March/April, p.419–435.
- Linkens D.A., Nie J. (1993a), "Constructing Rule Bases for Multivariable Fuzzy Control by Self Learning Part 1: System Structure and Learning Algorithm", Int. Journal Systems Sci., vol.24, n°1, p.111–127.
- Linkens D.A., Nie J. (1993b), "Constructing Rule Bases for Multivariable Fuzzy Control by Self Learning Part 2: Rule Base Formation and Blood Pressure Algorithm", Int. Journal Systems Sci., vol.24, n°1, p.129–157.

BIBLIOGRAPHIE

- Mac Vicar-Whelan P.J. (1977), "*Fuzzy Sets for Man Machine Interaction*", Int. Journal of Man-Machine Studies, n°8, p.687-697.
- Mamdani E.H. (1974), "*Application of Fuzzy Algorithm for Control of a Simple Dynamic Plant*", Proc. IEEE121, p.1585-1588.
- Mamdani E.H. (1977), "*Applications of Fuzzy Sets Theory to Control Systems : a Survey*", North Holland, Fuzzy Automate and Decision Processes, p.77-88.
- Marin J.P., Titli A. (1994), "*Comparative Analysis of Stability Method for Fuzzy Controllers*", EUFIT'94 Conference, Aachen (Germany), p.1183-1187.
- Mitsubishi K., Isaka S., Zhao Z.Y. (1993), "*A Fuzzy Rule Generation System*", 5th IFSA World Congress, Seoul (Korea), p.11-14.
- Mizumoto M. (1988), "*Fuzzy Controls under Various Fuzzy Reasoning Methods*", Elsevier Science Publishing, Information Science Vol. 45, p.129-151.
- Mizumoto M. (1992), "*Realization of PID Control by Fuzzy Control Methods*", Fuzz'IEEE Conference, San Diego (USA), p.709-715.
- Morikawa K., Watanabe H. (1990), "*Idle Speed Control System for a Two Cycle Engine*", United States patent number 5031594.
- Nauck D., Kruse R. (1993), "*A Fuzzy Neural Network Learning Fuzzy Control Rules and Membership Functions by Fuzzy Error Backpropagation*", IEEE Conference on Neural Network San Francisco (USA), vol.4, p.1022-1027.
- Nomura H., Hayashi I., Wakami N. (1992), "*A Learning Method of Fuzzy Inference Rules by Descent Method*", Fuzz'IEEE Conference, San Diego (USA), p.203-210.
- O.F.T.A. (1994), Observatoire Français des Techniques Avancées, "*ARAGO 14 : Logique Floue*", Edition Masson.
- Palm R. (1992), "*Sliding Mode Fuzzy Control*", Fuzz'IEEE Conference, San Diego (USA), p.519-526.
- Pedricz W. (1994), "*Fuzzy Modelling : Methodology, Algorithms and Practice*", Computational Intelligence Imitating Life, IEEE Press, p.92-103.
- Pok Y.M., Xu J.X (1994), "*Why is Fuzzy Control Robust*", Fuzz'IEEE Conference, Orlando (USA), p.1018-1022.
- Procyk T.J, Mamdani E.H. (1979), "*A Linguistic Self-Organising Process Controller*", Automatica 15, p.15-30.
- Ray K.S, Dutta-Majunder (1985), "*Fuzzy Logic Control of a Nonlinear Multivariable Steam Generating Unit Using Decoupling Theory*", IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics, vol.SMC 15, n°4, p.539-558.
- Raymond C., Boverie S., Le Quellec J.M. (1993), "*Practical Realization of Fuzzy Controllers, Comparison with Conventional Methods*", EUFIT'93 Conference, Aachen (Germany), p.149-155.

- Raymond C., Boverie S., Titli A. (1994), "First Evaluation of Fuzzy MIMO Control Laws", Fuzz'IEEE Conference, Orlando (USA), p.545–548.
- Raymond C., Boverie S., Titli A. (1995), "Fuzzy Multivariable Control Design from the Fuzzy System Model", Sixth IFSA World Congress, Sao Paulo (Brazil).
- Shakouri A., Van Den Bosh P.D.J., Van Lauta Lemke H., Dijkman J.G (1982), "Fuzzy Control for Multivariable Systems", IFAC Computer Aided Design Conference (USA), p.53–64.
- Shing J., Jang R. (1991), "Rule Extraction Using Generalized Neural Networks", 4th IFSA'91, Brussels (Belgium), vol. Artificial Intelligence, p.82–85.
- Smith O.J.M. (1957), "Closer Control of Loops with Dead Time", Chem. Ing.
- Sugeno M., Tang G.T. (1986), "Fuzzy Modelling and Control of Multilayer Incinerator", Fuzzy Sets and Systems 18, p.329–346.
- Sugeno M., Tanaka K. (1991), "Successive Identification of a Fuzzy Model and its Application to Prediction of a Complex Problem", Fuzzy Sets and Systems 4, p.315–334.
- Sugeno M., Yasukawa T. (1993), "A Fuzzy Logic Based Approach to Qualitative Modelling", IEEE Transactions on Fuzzy Systems vol.1 n^o1, p.7–31.
- Takagi T., Sugeno M. (1985), "Fuzzy Identification of Systems and its Application to Modelling and Control", IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics vol.SMC–15 n^o1, p.116–130.
- Techniques de l'ingénieur, "Distribution des moteurs 2 temps", Ouvrage génie mécanique – Les moteurs thermiques, p.30–35.
- Viljamaa Koivo H.N (1994), "Tuning of a Multivariable PI-like Fuzzy Logic Controller", Fuzz'IEEE Conference, Orlando (USA), p.388–393.
- Wang L.Xi (1992), "Fuzzy Systems are Universal Approximators", 1st Fuzz'IEEE Conference, San Diego (USA), p.1163–1170.
- Wang L.Xi (1994), "Adaptive Fuzzy Systems and Control", PTR Prentice Hall Press.
- Xu C.W., Lu Y.Z. (1989), "Decoupling in Fuzzy Systems : a Cascade Compensation Approach", Fuzzy Sets and Systems 29, p.177–185.
- Xu C.W. (1991), "Linguistic Decoupling Control of Fuzzy Multivariable Processes", Fuzzy Sets and Systems 44, p.209–217.
- Ying H. (1993), "A Two Inputs–Two Outputs Fuzzy Controller is the Sum of Two Nonlinear PI Controllers with Variable Gains", Fuzz'IEEE Conference, San Francisco (USA), p.35–37.
- Zadeh L.A (1965), "Fuzzy Sets", Information and Control, vol.8, Academic Press New York.
- Zadeh L.A (1968), "Fuzzy Algorithms", Information and Control, vol.12, p.94–112.
- Zadeh L.A (1975), "The Concept of a Linguistic Variable and its Application to Approximate Reasoning", Information Science, Part.I (8) p.199–249, Part.II (8) p.301–357, Part.III (9) p.43–80).

BIBLIOGRAPHIE

Zadeh L.A (1988), "*Fuzzy Logic*", IEEE Computer, p.83-93.

ANNEXE A: Validation du critère de sélection des conclusions

Intuitivement, le critère choisi est tout à fait correct, mais il est intéressant de le valider d'une manière plus formelle, afin de définir les conditions nécessaires et suffisantes de son application. La démonstration du cas général (règles multi-entrées et multi-sorties) est fastidieuse car les notations deviennent complexes. C'est pourquoi, nous raisonnons avec des règles à une entrée et une sortie, puis nous indiquons comment étendre ces résultats pour des règles à deux entrées et une sortie. Enfin, les conditions générales d'application sont énoncées.

Hypothèses:

Un modèle flou simple est considéré:

R_1 : Si x est A alors y est Y_{min}

R_2 : Si x est B alors y est Y_o

R_3 : Si x est C alors y est Y_{max} et $2 \cdot y_o = y_{min} + y_{max}$

où x, y sont les variables d'entrée et de sortie, A, B, C les sous-ensembles flous décrivant l'entrée; $y_{min} < y_o < y_{max}$ les valeurs des singletons de la conclusion (voir Figure 117).

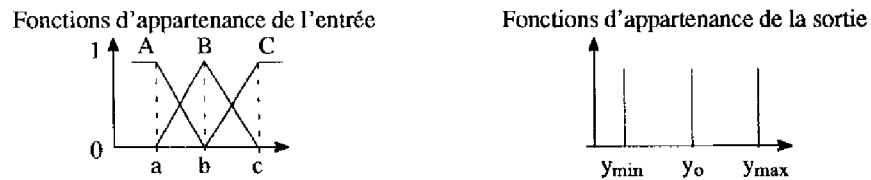


Figure 117 : Définition des fonctions d'appartenance

Une base de données est générée avec ces trois règles. L'objectif de l'étude est de retrouver ce modèle à partir du calcul des erreurs de transition. Nous écrivons le jeu de règles initial:

I_1 : Si x est A alors y est y_{min} ou y est y_o ou y est y_{max}

I_2 : Si x est B alors y est y_{min} ou y est y_o ou y est y_{max}

I_3 : Si x est C alors y est y_{min} ou y est y_o ou y est y_{max}

Nous prenons dans la base de données, l'ensemble des points x_{base} tel que $x_{base} \in [a, b]$. Seules les règles R_1 et R_2 sont activées, et les valeurs de la sortie y_{base} sont définies par:

$$y_{base} = \frac{\mu_A(x_{base}) \cdot y_{min} + \mu_B(x_{base}) \cdot y_o}{\mu_A(x_{base}) + \mu_B(x_{base})} = y_o + \mu_A(x_{base}) \cdot (y_o - y_{max})$$

car $\mu_A(x_{base}) + \mu_B(x_{base}) = 1$ et $2 \cdot y_o = y_{min} + y_{max}$

Pour chacune des conclusions possibles de I_2 , nous calculons l'erreur de transition.

$$Q''_2(y_{min}) = \sum_{x_{base} \in [a, b]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot |y_{min} - y_{base}|$$

$$|y_{min} - y_{base}| = |y_{min} - y_o - \mu_A(x_{base}) \cdot (y_o - y_{max})| = |(y_o - y_{max}) - \mu_A(x_{base}) \cdot (y_o - y_{max})|$$

$$= |(1 - \mu_A(x_{base})) \cdot (y_o - y_{max})| = |\mu_B(x_{base}) \cdot (y_o - y_{max})|$$

$$= \mu_B(x_{base}) \cdot (y_{max} - y_o) \quad \text{car } y_o - y_{max} < 0 \text{ par définition}$$

$$Q''_2(y_{min}) = \sum_{x_{base} \in [a, b]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot \mu_B(x_{base}) \cdot (y_{max} - y_o)$$

De même pour:

$$Q''_2(y_o) = \sum_{x_{base} \in [a,b]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot \mu_A(x_{base}) \cdot (y_{max} - y_o)$$

$$Q''_2(y_{max}) = \sum_{x_{base} \in [a,b]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot (1 + \mu_A(x_{base})) \cdot (y_{max} - y_o)$$

De même, nous prenons dans la base de données, l'ensemble des points x_{base} tel que $x_{base} \in [b, c]$. Seules les règles R_2 et R_3 sont activées, et les valeurs de la sortie y_{base} sont définies par:

$$y_{base} = y_o + \mu_C(x_{base}) \cdot (y_o - y_{min})$$

Pour chacune des conclusions possibles de I_2 , nous calculons l'erreur de transition.

$$Q'_2(y_{min}) = \sum_{x_{base} \in [a,b]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot (1 + \mu_C(x_{base})) \cdot (y_{max} - y_o)$$

$$Q'_2(y_o) = \sum_{x_{base} \in [b,c]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot \mu_C(x_{base}) \cdot (y_{max} - y_o)$$

$$Q'_2(y_{max}) = \sum_{x_{base} \in [b,c]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot \mu_B(x_{base}) \cdot (y_{max} - y_o)$$

Ensuite, nous additionnons les deux critères pour obtenir les résultats sur l'ensemble de la base de données:

$$Q_2(y_{min}) = Q'_2(y_{min}) + Q''_2(y_{min})$$

$$Q_2(y_o) = Q'_2(y_o) + Q''_2(y_o)$$

$$Q_2(y_{max}) = Q'_2(y_{max}) + Q''_2(y_{max})$$

Le critère $Q_2(y_o)$ est minimum si:

$$Q_2(y_{min}) - Q_2(y_o) > 0$$

$$\text{et } Q_2(y_{max}) - Q_2(y_o) > 0.$$

Les conditions nécessaires et suffisantes, pour retrouver la règle initiale R_2 , sont déduites de ces deux relations.

$$Q_2(y_{min}) - Q_2(y_o) = \left[\sum_{x_{base} \in [b,c]} \mu_B^2(x_{base}) + \sum_{x_{base} \in [a,b]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot (2 \cdot \mu_B(x_{base}) - 1) \right] \cdot \underbrace{(y_{max} - y_o)}_{>0}$$

La condition la plus restrictive pour que $Q_2(y_o)$ soit inférieur à $Q_2(y_{min})$ est:

$$\sum_{x_{base} \in [a,b]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot (2 \cdot \mu_B(x_{base}) - 1) \geq 0 \quad (A-1)$$

L'évolution de $\mu_B^2(x) \cdot (2 \cdot \mu_B(x) - 1)$ est représentée Figure 118.

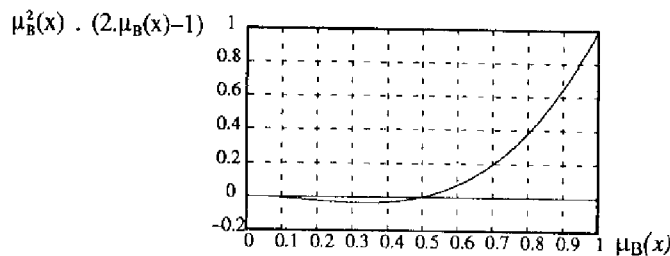


Figure 118 : Evolution de la fonction $\mu_B^2(x) \cdot (2 \cdot \mu_B(x) - 1)$

La relation (A-1) est strictement positive en imposant, une fois de plus, une condition très restrictive:

$$\text{répartition}(\mu_B(x_{base}) < 0.5) = \text{répartition}(\mu_B(x_{base}) > 0.5) \quad (A-2)$$

$$x_{base} \in [a, b]$$

Cette égalité traduit le postulat suivant : " Le nombre de points définis par $\mu_B(x_{base}) < 0.5$ est égal au nombre de points définis par $\mu_B(x_{base}) > 0.5$, et la répartition des points x_{base} est uniforme sur les deux intervalles caractérisés par $\mu_B(x_{base}) < 0.5$ et $\mu_B(x_{base}) > 0.5$ ".

De la même manière, nous calculons:

$$Q_2(y_{max}) - Q_2(y_0) = \left[\sum_{x_{base} \in [b,c]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot (2\mu_B(x_{base})-1) + \sum_{x_{base} \in [a,b]} \mu_B^2(x_{base}) \right] \cdot \underbrace{(y_{max} - y_0)}_{>0}$$

La condition la plus restrictive pour que $Q_2(y_0)$ soit inférieur à $Q_2(y_{max})$ est :

$$\sum_{x_{base} \in [b,c]} \mu_B^2(x_{base}) \cdot (2\mu_B(x_{base})-1) > 0 \quad (A-3)$$

La relation (A-3) est positive si:

$$\text{répartition}(\mu_B(x_{base}) < 0.5) = \text{répartition}(\mu_B(x_{base}) > 0.5) \quad (A-4)$$

$$x_{base} \in [b, c]$$

De même, nous retrouvons les bonnes conclusions pour les règles R_1 et R_3 , si les conditions (A-2) et (A-4) sont respectées.

Pour cet exemple comportant trois règles, nous avons trouvé deux conditions très restrictives. Les conditions (A-3) et (A-4) s'interprètent de la manière suivante:

- il faut garantir que les valeurs de x_{base} soient réparties uniformément sur l'univers de discours.
- la même conclusion peut aussi se formuler différemment. Il faut garantir que les règles R_1 , R_2 et R_3 aient des degrés d'activation répartis uniformément entre $[0, 1]$, pour l'ensemble de données d'identification. Le degré d'activation de chaque règle (μ_{R_i}) est calculé pour chaque point de la base de données. L'histogramme de chacun des μ_{R_i} est alors composé d'un ensemble de barres uniformément réparties et d'amplitude égale. Nous retiendrons cette formulation de la conclusion pour l'extension des résultats.

Remarques :

- (i) - si le nombre de règles est supérieur à trois, la démonstration reste valable en décomposant la base de règles en sous-bases de trois règles.
- (ii) - les conditions (A-2) et (A-4) sont très sévères mais d'une manière moins restrictive, le critère est validé si chaque règle est suffisamment activée avec un degré proche de 1.
- (iii) - nous avons choisi $n=2$ pour le critère Q. Très souvent, les règles sont activées avec un degré inférieur à 0.5, alors il faut convenablement définir n pour accorder une importance minimale à ces points. Plus n est élevé, plus le poids de ces points est faible sur les sommes totales (A-1) et (A-3) mais l'influence des activations supérieures à 0.5 décroît aussi. Un

bon compromis est trouvé pour $n=2$

(iv) – la qualité de la base de données influence directement la répartition de l'activation des règles

Le même raisonnement est applicable pour un système modélisé par des règles à deux entrées et une sortie. La base de règles se décompose en cellules élémentaires (voir Figure 119).

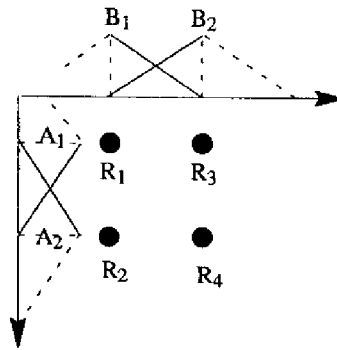


Figure 119 : Décomposition de la base de règles en cellule élémentaire

Il est facile, bien que cela soit un peu laborieux, de démontrer que le choix des conclusions des règles R_1 à R_4 est correct, si les règles sont activées uniformément dans la cellule. Par extension, la conclusion d'une règle R , appartenant à plusieurs cellules élémentaires, est correctement déterminée si la répartition de l'activation de la règle R est uniforme sur l'ensemble des points de la base de données. Comme la répartition finale de l'activation de la règle R est la somme de ses répartitions dans les cellules C_1 à C_4 (voir Figure 120), cela implique que la répartition de l'activation des règles R_1 à R_8 est aussi uniforme.

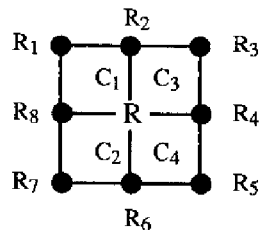


Figure 120 : Recomposition de la base de règles à partir des cellules élémentaires

En conclusion, la base de règles est validée si toutes les règles sont activées uniformément dans l'intervalle $[0,1]$. Ce résultat dépend uniquement de la base de données utilisée pour l'identification.

Pour un système multi-entrées et mono-sortie, la base de règles est correctement construite si la répartition de l'activation de chaque règle est uniforme. En pratique, il s'avère que cette condition est difficilement obtenue pour toutes les règles. Par exemple, les règles caractérisant le système aux frontières de son domaine de validité sont rarement activées avec un degré 1. Si cette condition n'est pas respectée et que le choix de la conclusion semble litigieux (erreurs de transitions très proches), un opérateur peut intervenir afin de confirmer le choix effectué ou pour déterminer une nouvelle conclusion.

TABLE DES MATIERES

AVANT PROPOS	3
INTRODUCTION GENERALE	5
PARTIE I : LOGIQUE FLOUE ET COMMANDE FLOUE	9
1 Logique floue	11
1.1 Généralités	11
1.2 Définition des sous-ensembles flous	12
1.3 Opérations sur les sous-ensembles flous	13
1.4 Raisonnement en logique floue	15
1.5 Conclusion	17
2 La commande floue	19
2.1 Généralités	19
2.2 Description générale d'un contrôleur flou	20
2.3 Caractéristiques de la base de règles	23
2.4 Synthèse des travaux existants	24
3 Etude de la non-linéarité de la commande	27
3.1 Généralités	27
3.2 Influence des fonctions d'appartenance	27
3.3 Influence des opérateurs d'inférence	29
3.3.1 Comparaison des commandes sur une maille élémentaire diagonale	30
3.3.2 Comparaison des commandes sur une maille élémentaire non diagonale	34
3.4 Conclusion	36
4 Aspects pratiques de la mise en œuvre d'un contrôleur flou	37
4.1 Généralités	37
4.2 Simplification du mécanisme de traitement des règles	37
4.3 Décomposition d'une base de règles à deux entrées	39
4.3.1 Etude d'une maille élémentaire de la zone non saturée	40
4.3.2 Etude d'une maille élémentaire de la zone saturée	40
4.4 Conclusion	42

PARTIE II : LOI DE COMMANDE DEDUITE DE L'EXPERTISE ..	43
1 Introduction	45
2 Problèmes de commande d'un moteur 2 temps	47
2.1 Moteur 2 temps	47
2.1.1 Généralités	47
2.1.2 Description du fonctionnement	48
2.1.3 Moteur à injection directe haute pression	49
2.2 Régulation de la richesse de combustion	51
2.2.1 Généralités	51
2.2.2 Acquisition de l'expertise en boucle ouverte	52
2.2.3 Stratégie de commande	56
2.2.4 Conclusion	60
2.3 Régulation du régime de ralenti	61
2.3.1 Généralités	61
2.3.2 Acquisition de l'expertise en boucle fermée	62
2.3.3 Stratégie de commande floue	64
2.3.4 Conclusion	69
3 Introduction aux problèmes de commande multivariable	71
3.1 Systèmes multivariables	71
3.2 Etude d'un système multivariable	73
3.2.1 Présentation du système	73
3.2.2 Analyse qualitative	75
3.3 Synthèse des lois de commande floue	76
3.3.1 Structure de commande décentralisée	76
3.3.2 Structure de commande globale	78
3.4 Conclusion	82
4 Conclusion	85
 PARTIE III : LOI DE COMMANDE DEDUITE D'UN MODELE FLOU	 89
1 Introduction	91
1.1 Modélisation floue d'un système	91
1.2 Choix d'un type de modèle	93
1.3 Définition des systèmes étudiés	95
2 Identification d'un modèle linguistique	97
2.1 Généralités	97
2.2 Génération de la base d'identification	98

2.3 Identification des règles	99
2.3.1 Recherche des règles initiales	100
2.3.2 Détermination des règles	101
2.3.3 Optimisation de la position des singletons de sortie	103
2.4 Recherche de la partition des espaces	104
2.5 Conclusion	107
3 Ecriture de la stratégie de commande	109
3.1 Généralités	109
3.2 Pseudo-inversion des règles du modèle	110
3.3 Modélisation et commande aux variations	113
3.4 Conditions "d'inversion" et propriétés	115
3.4.1 Conditions "d'inversion"	115
3.4.2 Propriétés de l'ensemble de règles	117
3.5 Conclusion	118
4 Problème de régulation monovariante	119
4.1 Identification du modèle linguistique	120
4.1.1 Génération de la base d'identification	120
4.1.2 Recherche de la partition optimale	121
4.2 Pseudo-inversion des règles du modèle	124
4.3 Résultats	126
4.4 Extension à la commande par modèle interne	128
4.4.1 Capacités de prédiction du modèle	128
4.4.2 Prédicteur de Smith	129
4.5 Conclusion	130
5 Problème de régulation multivariable	133
5.1 Modélisation et pseudo-inversion du modèle	133
5.1.1 Identification du modèle	133
5.1.2 Pseudo-inversion des règles du modèle	135
5.2 Propriétés de l'ensemble des règles de commande	136
5.2.1 Propriétés de l'ensemble de règles	136
5.2.2 Discontinuités des commandes	138
5.3 Résultats autour du point de fonctionnement de l'identification	139
5.4 Point de fonctionnement différent de l'identification	142
5.5 Conclusion	143
6 Conclusion	145

CONCLUSION GENERALE	149
BIBLIOGRAPHIE	153
ANNEXE A: Validation du critère de sélection des conclusions ...	159
TABLE DES MATIERES	163

La commande floue est une alternative aux approches proposées par l'automatique classique pour le contrôle des systèmes complexes. Les objectifs de performance du système bouclé et les actions correspondantes sont synthétisés sous la forme de règles d'expertise, qui sont énoncées dans un langage simple. Cette technique permet donc de s'affranchir de l'utilisation de modèles mathématiques parfois difficiles à obtenir.

Cette thèse s'inscrit dans la mouvance des travaux actuels avec pour résultats la synthèse de stratégies multivariables et l'application de la commande floue à des systèmes automobiles.

Dans une première partie, les principes de la logique floue et de la commande floue sont rappelés. Les origines des non-linéarités de la commande sont explicitées, et l'auteur propose deux simplifications du mécanisme de traitement des règles permettant de réduire les temps de calcul.

Dans une deuxième partie, la conception des lois de commande déduites de l'expertise est illustrée sur des exemples. L'acquisition de la connaissance, l'écriture des règles de commande et le réglage du contrôleur sont détaillés. Cette démarche est ensuite mise en oeuvre sur deux problèmes de contrôle d'un moteur à injection directe. Les solutions proposées contribuent à l'amélioration du rendement tout en diminuant la pollution et la consommation. Enfin, cette méthode experte est employée pour résoudre un problème multivariable.

Les limitations de l'approche précédente conduisent l'auteur, dans une dernière phase, à proposer une nouvelle méthode de conception des contrôleurs flous. Un modèle flou du système est identifié à partir d'un ensemble de mesures. Puis, les règles de commande sont déduites des règles du modèle par une pseudo-inversion. Pour favoriser les échanges d'information entre les experts du domaine et les automaticiens, les règles restent simples et explicites. Cette méthode est ensuite évaluée sur des systèmes monovariables et multivariables.

Mots clés: Logique floue, Commande floue, Modèle flou, Systèmes monovariables, Systèmes multivariables, Moteur thermique automobile, Richesse de combustion, Régulation du régime de ralenti

Fuzzy control is an alternative to the approaches proposed by the classical system theory for the control of complex processes. The closed loop performances and the corresponding control actions are synthesised with rules of expertise which are written in a simple and easily understandable language based on fuzzy sets and fuzzy logic. This technique is suitable when the identification of a mathematical model is difficult.

This dissertation resides within the framework of the large research work on fuzzy control including the design of fuzzy multivariable control systems and the application of fuzzy control to engine management .

In the first part, the principles of fuzzy control are summarised. The non linearities of the control law are explained, and the author proposes two simplifications of the inference engine to reduce the computation time.

In the second part, the design of fuzzy control strategies from the expertise is presented with examples. The knowledge acquisition, the design of the rules and the tuning of the controller are explained in details. Then, this methodology is applied to control a direct fuel injection engine. The proposed solutions improve the engine performances and decrease the pollutant emissions and fuel consumption. To conclude this second part, the expert methodology is used to solve a multivariable problem.

The limitations of the previous approach lead the author, in the third and last part of the dissertation, to propose an other method to design fuzzy controllers. First, a fuzzy model of the process is identified from a set of measurements. Then, the control rules are deduced from the model ones via a pseudo-inversion technique. To favour the exchange of knowledge between the experts and the control engineers, the rules are written in an explicit way. Finally this methodology is tested on monovariable and multivariable processes.

Key words: Fuzzy logic, Fuzzy control, Fuzzy model, Monovariable systems, Multivariable systems, Internal combustion engine, Air-fuel ratio, Idle speed control.