



**HAL**  
open science

# Contribution à une méthodologie intégrée d'identification et commande des systèmes industriels

Gianluca Zito

► **To cite this version:**

Gianluca Zito. Contribution à une méthodologie intégrée d'identification et commande des systèmes industriels. Automatique / Robotique. Institut National Polytechnique de Grenoble - INPG, 2005. Français. NNT: . tel-00168423

**HAL Id: tel-00168423**

**<https://theses.hal.science/tel-00168423>**

Submitted on 28 Aug 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.



## Résumé

L'objectif de cette thèse est d'apporter des contributions à une méthodologie intégrée pour l'identification et la commande des systèmes industriels.

La première partie analyse les problématiques de la commande des systèmes industriels. On met l'accent sur la nécessité de disposer d'une méthode qui puisse conduire rapidement au calcul d'un régulateur robuste pour un large nombre d'applications réelles en suivant les trois étapes fondamentales : données Entrée/Sortie à identification du modèle à calcul du régulateur. Cette méthode doit se concrétiser dans un ensemble d'outils (logiciels et/ou fonctions) qui représentent un aide important pour l'implémentation des lois de commande de la part d'utilisateurs non spécialement experts d'automatique. Les limitations qui peuvent intervenir dans certaines applications à cause d'utilisations des techniques de commande des systèmes linéaires sont investiguées et le passage aux techniques de commande des systèmes non-linéaires est ainsi discuté.

La deuxième partie est dédiée à l'étude des systèmes industriels linéaires monovariante. On présente une procédure qui, sur la base des techniques consolidées d'identification en boucle fermée et de commande robuste par calibrage de fonctions de sensibilité, conduit directement à obtenir des régulateurs robustes à partir des spécifications désirées. Cette procédure est basée sur l'interaction entre la commande et l'identification en boucle fermée : le calcul des régulateurs de complexité minimale, qui permettent de respecter les performances et les spécifications de robustesse requises, est lié à l'utilisation de techniques d'identification en boucle fermée.

Un cas d'étude réel (asservissement d'un système de portes d'accès d'un train) est utilisé pour décrire l'implémentation de la procédure. Une méthode pour l'ajustement des régulateurs PID destinés aux systèmes d'ordre élevé est aussi proposée. Elle utilise les techniques d'estimation en boucle fermée des régulateurs d'ordre réduit. L'apport de la méthode est illustré par son application à la commande un système à modes vibratoires et la commande d'un système avec retard.

Les problèmes rencontrés dans la commande et l'ajustement de régulateurs pour les moteurs Diesel turbo-chargé HDI nous ont amené à considérer le cas de la modélisation et identification d'une classe de modèle non-linéaires (modèles polynomiaux NARMAX). Ceci constitue l'objet de la troisième partie de la thèse. On considère la classe de modèles polynomiaux discrets NARMAX qui permet de décrire un nombre important d'applications réelles. Par analogie avec le cas linéaire, une méthode d'identification des systèmes est présentée. Une attention particulière est apportée à l'identification structurelle de ces modèles afin d'obtenir des modèles de taille réduite. Une technique de commande, basée sur la classe de modèle considérée, est en suite illustrée.

L'utilisation de ces techniques est illustrée par leur application à la l'identification et la commande d'un moteur Diesel turbo chargé HDI.

**Mots-clés :** commande robuste, identification des systèmes, synthèse de régulateurs, réduction de régulateurs, systèmes monovariante linéaires et non-linéaires, applications industrielles.

## Remerciements

Tout d'abord je tiens à remercier Monsieur Ioan Doré Landau, qui m'a fait l'honneur de diriger ma thèse. Il m'a donné la possibilité de partager ses vastes connaissances dans le domaine de l'automatique et il a été toujours disponible avec ses conseils. Les discussions avec lui ont été très enrichissantes tant du point de vue professionnel que personnel.

Je remercie Madame Dorothée Normand-Cyrot et Monsieur Pedro Albertos pour m'avoir fait l'honneur d'être les rapporteurs de cette thèse.

Je remercie également Monsieur Alain Barraud, Directeur du Laboratoire d'Automatique de Grenoble, d'avoir présidé le jury de soutenance et Monsieur Didier Georges d'avoir été examinateur du jury.

Je tiens à remercier Monsieur Alain Rousset pour les trois années passées ensemble au sein de la société Adaptech qui m'ont donné la possibilité de faire des expériences importantes dans le milieu industriel.

Je suis reconnaissant à Daniel Rey, Alphonse Franco et Patricia Reynier pour leur aide et disponibilité. Ils ont été toujours prêts à répondre à mes demandes et grâce à leur bonne humeur l'ambiance a été très agréable.

Je n'oublierai pas tous les amis que j'ai rencontré au Laboratoire d'Automatique de Grenoble, en particulier Hynek et Fethi. Je les remercie pour leur aide et leur amitié.

Merci enfin à ma famille, mes amis et tous ceux qui m'ont supporté pendant mon séjour à Grenoble.

# Table des matières

<b>1</b>	<b>Introduction</b>	<b>1</b>
1.1	Motivation . . . . .	2
1.2	Objectif du Travail . . . . .	3
1.3	Organisation du Mémoire . . . . .	4
<b>2</b>	<b>Systèmes Industriels : Problèmes et Solutions</b>	<b>7</b>
2.1	Introduction . . . . .	7
2.2	Le Contrôle dans le Milieu Industriel . . . . .	8
2.3	Les Contraintes . . . . .	9
2.4	Les Solutions pour la Commande des Systèmes . . . . .	10
2.4.1	Stratégies Communes . . . . .	11
2.4.2	La Commande Avancée . . . . .	12
2.5	Identification et Commande : Méthodologie Proposée . . . . .	13
2.6	Conclusions . . . . .	19
<b>3</b>	<b>Méthodes d'Identification des Systèmes Industriels</b>	<b>21</b>
3.1	Introduction . . . . .	21
3.2	Principes de Base de l'Identification en Boucle Ouverte . . . . .	22
3.2.1	Définition d'une Classe de Modèles . . . . .	23
3.2.2	Acquisition des Données Entrée/Sortie . . . . .	24
3.2.3	Identification Structurale . . . . .	25
3.2.4	Identification des Paramètres . . . . .	27
3.2.5	Validation des Modèles Identifiés . . . . .	28

3.3	Identification en Boucle Fermée . . . . .	29
3.3.1	Motivation . . . . .	29
3.3.2	Procédure d'Identification . . . . .	30
3.3.3	Algorithmes d'Identification en Boucle Fermée . . . . .	31
3.3.4	Validation des Modèles Identifiés en Boucle Fermée . . . . .	33
3.4	Conclusions . . . . .	35
<b>4</b>	<b>Synthèse des Régulateurs Numériques Robustes</b>	<b>37</b>
4.1	Introduction . . . . .	37
4.2	Structure du Régulateur . . . . .	37
4.3	Les Spécifications des Performances . . . . .	39
4.3.1	Spécifications Temporelles . . . . .	39
4.3.2	Spécifications Fréquentielles . . . . .	40
4.4	Les Fonctions de Sensibilité . . . . .	41
4.4.1	Gabarits sur les Fonctions de Sensibilité . . . . .	42
4.5	Placement de Pôles par Calibrage des Fonctions de Sensibilité . . . . .	45
4.5.1	Introduction . . . . .	45
4.5.2	Calcul de la Dynamique de Régulation . . . . .	47
4.5.3	Calcul de la Dynamique de Poursuite . . . . .	48
4.5.4	Calcul du Régulateur : Comment Placer les Pôles . . . . .	48
4.6	Réduction de Complexité d'un Régulateur . . . . .	49
4.6.1	Synthèse d'un PID Numérique par Réduction . . . . .	49
4.6.2	Exemples d'Applications . . . . .	56
4.7	Conclusions . . . . .	59
<b>5</b>	<b>Commande d'un Système de Portes d'Accès d'un Train</b>	<b>61</b>
5.1	Introduction . . . . .	61
5.2	Description du Système . . . . .	62
5.3	Définition du Problème de Commande . . . . .	63
5.3.1	Les Besoins . . . . .	63
5.3.2	Les Contraintes . . . . .	63
5.4	Mise en Œuvre de la Méthodologie Intégrée . . . . .	64

5.4.1	Procédure d'Identification . . . . .	64
5.4.2	Caractérisation du Système et Définition du Signal d'Excitation . . . . .	64
5.4.3	Mise en Œuvre . . . . .	65
5.4.4	Procédure de Calcul de la Commande . . . . .	66
5.5	Résultats . . . . .	67
5.5.1	Identification en Boucle Ouverte . . . . .	67
5.5.2	Synthèse d'un Régulateur Basée sur l'Identification en BO . . . . .	68
5.5.3	Identification en Boucle Fermée . . . . .	70
5.5.4	Synthèse d'un Régulateur Basée sur l'Identification en BF . . . . .	72
5.5.5	Résultats en Simulation . . . . .	74
5.5.6	Résultats en Temps Réel . . . . .	76
5.6	Conclusions . . . . .	77
<b>6</b>	<b>Identification et Commande : Extension aux Systèmes Non- Linéaires</b>	<b>79</b>
6.1	Introduction . . . . .	79
6.2	Identification des Systèmes Non-Linéaires . . . . .	80
6.2.1	Classes de Modèles de type Boîte-Noire . . . . .	80
6.2.2	Les Modèles NARMAX . . . . .	80
6.2.3	Algorithmes d'Identification des Paramètres . . . . .	82
6.2.4	Sélection de la Structure du Modèle . . . . .	84
6.2.5	Validation du Modèle . . . . .	86
6.2.6	Définition des Signaux d'Excitation . . . . .	87
6.3	Une Méthode de Commande des Systèmes Non-Linéaires . . . . .	88
6.4	Conclusions . . . . .	91
<b>7</b>	<b>Commande Non Linéaire d'un Moteur HDI</b>	<b>93</b>
7.1	Introduction . . . . .	93
7.2	Description du moteur HDI . . . . .	93

7.2.1	Méthodologie Standard pour la Régulation . . . . .	95
7.3	Identification Non-Linéaire du Moteur HDI . . . . .	95
7.3.1	Configuration . . . . .	96
7.3.2	Résultats de l'Identification . . . . .	97
7.4	Commande Non-Linéaire du Moteur HDI . . . . .	100
7.4.1	Résultats de la Commande . . . . .	101
7.5	Conclusions . . . . .	102
<b>8</b>	<b>Conclusion et Perspectives</b>	<b>107</b>
8.1	Conclusion . . . . .	107
8.2	Perspectives . . . . .	108
	<b>Bibliographie</b>	<b>108</b>
	<b>Annexe A1 : A methodology for identification of Narmax models applied to Diesel engines</b>	<b>113</b>
	<b>Annexe A2 : Narmax model identification of a Variable Geome- try Turbocharged diesel engine</b>	<b>120</b>
	<b>Annexe A3 : Digital PID tuning by controller complexity re- duction</b>	<b>127</b>
	<b>Annexe B : Outils pour L'Identification et la Commande des Systèmes</b>	<b>134</b>
	<b>Annexe C :</b>	
	<b>Méthodologie Intégrée d'Identification et Commande :Intro- duction à la Mise en Œuvre</b>	<b>136</b>

# Notations

## Variables et constantes

$A(z^{-1})$	dénominateur polynômial d'un modèle SISO
$B(z^{-1})$	numérateur polynômial d'un modèle SISO
$A_m(z^{-1})$	dénominateur du modèle de référence
$B_m(z^{-1})$	numérateur du modèle de référence
$e(t)$	bruit blanc gaussien
$\varepsilon(t)$	erreur de prédiction
$f_e$	fréquence d'échantillonnage en Hertz
$G(z^{-1})$	fonction de transfert échantillonnée du procédé
$G(q^{-1})$	opérateur de transfert échantillonné du procédé
$H_R(z^{-1})$	la partie fixe du numérateur $R(z^{-1})$ d'un régulateur SISO
$H_S(z^{-1})$	la partie fixe du dénominateur $S(z^{-1})$ d'un régulateur SISO
$n_A, n_B$	les ordres (degrés) des polynômes $A(z^{-1})$ et $B(z^{-1})$
$n_R, n_S, n_T$	les ordres (degrés) des polynômes $R(z^{-1})$ , $S(z^{-1})$ , et $T(z^{-1})$
$P(z^{-1})$	polynôme des pôles de la boucle fermée d'un système SISO
$P_D(z^{-1})$	polynôme des pôles dominants de la boucle fermée d'un système SISO
$P_F(z^{-1})$	polynôme des pôles auxiliaires de la boucle fermée d'un système SISO
$q^{-1}$	opérateur de retard $q^{-1}y(t) = y(t - 1)$

$R(z^{-1})$	numérateur d'un régulateur SISO en temps-discret
$R_0(z^{-1})$	la partie du numérateur $R(z^{-1})$ d'un régulateur SISO calculée par placement de pôles
$S(z^{-1})$	dénominateur d'un régulateur SISO en temps-discret
$S_0(z^{-1})$	la partie du dénominateur $S(z^{-1})$ d'un régulateur SISO calculée par placement de pôles
$T(z^{-1})$	le pré-compensateur pour garantir une poursuite désirée de la BF
$t_M$	temps de montée d'un système
$r(t)$	consigne de la boucle fermée
$S_{ij}(z^{-1})$	fonction de sensibilité entre un quelconque signal extérieur $j$ et un quelconque signal $i$ de la BF
$T_e$	période d'échantillonnage en seconds
$u(t)$	entrée du procédé (commande)
$y(t)$	sortie de la boucle fermée
$y^*(t)$	sortie désirée de la boucle fermée
$z^{-1}$	opérateur fréquentiel $z^{-1} = e^{-j\omega T_e}$
$\omega$	pulsation en rad/s
$\zeta$	amortissement d'une paire de racines complexes
$\ M(z^{-1})\ _\infty$	norme $H_\infty$ d'une matrice de transfert $M(z^{-1})$
$\ M(z^{-1})\ _2$	norme $H_2$ d'une matrice de transfert $M(z^{-1})$

## Liste des abréviations

ARMAX	processus auto-régressif à moyenne ajustée et entrée exogène
BF	Boucle Fermée
BO	Boucle Ouverte
LQG	Linéaire Quadratique Gaussien
R-S-T	régulateur monovariante numérique à deux degrés de liberté
SBPA	Séquence Binaire Pseudo-Aléatoire
SISO	système mono-entrée-mono-sortie



# Chapitre 1

## Introduction

Les développements dans le domaine de l'Automatique ont permis la disponibilité de nombreuses techniques avancées pour la commande des systèmes linéaires et non-linéaires.

En même temps, les améliorations technologiques dans le milieu industriel offrent des systèmes hautement performants et complexes qui souvent intègrent des boucles de régulation.

Le transfert de connaissance vers l'industrie n'est pas, dans la plus part de cas, si immédiat et simple. D'une part on observe des applications où, grâce à la prise en compte du problème de commande comme une part importante d'un projet global et à la disponibilité de ressources économiques, humaines et de temps, l'application de stratégies avancées de commande réussit avec succès. D'autre part, il existe des applications (et elles constituent la majorité) où le problème de régulation est considéré en deuxième lieu pour différentes raisons (défaut de connaissance, manque de ressources ou de temps) avec comme conséquence des mauvaises performances des boucles de régulation (ou au dessous de ce qu'on pourrait obtenir). Les boucles de régulation de ces dernières applications peuvent, en général, être améliorées et optimisées.

La disponibilité d'une procédure pour l'optimisation des ces boucles, qui soit simple et qui ne demande pas beaucoup de ressources, représente un

besoin toujours plus récurrent.

## 1.1 Motivation

Les applications industrielles rencontrées en pratique courante, et nous nous référons en particulier aux boucles de régulations qui intègrent normalement des régulateur PID, nous amènent à faire les remarques suivantes :

- un large nombre de problèmes de commande peut être résolu en appliquant de manière presque automatique une procédure qui permet de satisfaire les spécifications sur la base d'un modèle du procédé et de techniques d'identification et de commande robuste (applications linéaires) ;
- dans certains cas l'approximation linéaire ne suffit pas pour effectuer une synthèse d'un régulateur satisfaisant. Il serait utile de développer des outils qui, par analogie avec le cas linéaire, permettent de calculer un régulateur selon une procédure directe (acquisition des données, identification d'un modèle, synthèse d'un régulateur) ;
- plusieurs techniques de commande avancée sont aujourd'hui disponibles : néanmoins, il existe toujours un "gap" entre la théorie et la mise en œuvre car on a besoin d'une connaissance approfondie des techniques régulation (expertise en automatique), d'un temps long pour la modélisation du procédé et de beaucoup de ressources (de calcul et de temps d'intégration du code) pour l'implémentation des lois de commande sur micro-ordinateur.

En conséquence, la motivation principale de cette thèse consiste à permettre à un large nombre d'utilisateurs de l'industrie d'utiliser les techniques avancées offertes par les récents développements de l'Automatique. Cela consiste à développer une méthodologie qui, sous forme d'outils logiciels, soit un aide à la résolution d'une vaste classe de problèmes de commande.

## 1.2 Objectif du Travail

Le mémoire résume les travaux réalisés pour contribuer au développement une méthodologie intégrée d'identification et commande des systèmes qui puisse être appliquée de manière directe et efficace à un large ensemble d'applications industrielles.

Sur la base de techniques d'identification et commande développées au cours de ces dernières années au Laboratoire d'Automatique de Grenoble (LAG), on s'est intéressé à la mise au point d'une procédure qui conduit un utilisateur non-expert en automatique, étape après étape, à la synthèse d'un régulateur qui permet de satisfaire les spécifications. Notons que pour la mise au point d'une boucle de régulation il est souvent suffisant de suivre un certain nombre de règles pour obtenir un régulateur performant. Le pas le plus important est la traduction correcte des besoins de l'utilisateur sous forme de spécifications et contraintes pour le problème de commande correspondant. La résolution d'un problème bien posé devient simplement le calcul des coefficients du régulateur numérique.

Le développement d'une méthodologie intégrée d'identification et commande de systèmes correspond à l'axe principal du travail.

Cet axe du travail nous a amené dans deux directions différentes :

1. harmoniser les techniques d'identification et commande disponibles dans le cas linéaire pour la synthèse de régulateurs numériques robustes et développer une procédure qui guide un utilisateur à la solution du problème de commande sur la base des spécifications ;
2. développer des techniques qui permettent de résoudre le problème de commande pour un ensemble de cas qui ne peuvent être pas traités avec des techniques de la théorie des systèmes linéaires.

Pour ce qui concerne les applications linéaires, nous avons considéré des techniques qui se prêtent bien à répondre aux exigences d'efficacité, de performance et de facilité d'utilisation.

Ces techniques sont :

1. l'identification des systèmes à partir des données ;
2. la commande robuste par placement de pôles avec calibrage des fonctions de sensibilité.

Les techniques d'identification reposent principalement sur les méthodes développées dans [LLM97].

Les techniques de commande robuste sont celles qui ont été développées et affinées grâce aux travaux réalisés au LAG et et résumés dans l'ouvrage [Lan02].

Le passage au cas non-linéaire a été dicté par la résolution d'un certain type d'application réelle. On est souvent confronté à des problèmes de commande non-linéaires où la simple décomposition en  $n$  sous-problèmes linéaires, grâce à la linéarisation autour d'un point de fonctionnement, ne suffit pas pour atteindre des performances acceptables.

La tâche de la synthèse d'un régulateur pourra être simplifiée si on rend disponibles des outils qui permettent de suivre la même séquence logique que pour le cas linéaire, à savoir : acquisition des données-identification-commande, en changeant seulement les outils).

### 1.3 Organisation du Mémoire

Le chapitre 2 du mémoire décrit les problématiques rencontrées dans la commande des applications industrielles. Les différents approches utilisés en pratique sont étudiés et les points critiques sont mis en évidence pour justifier le besoin du développement d'un ensemble de techniques efficaces et d'implémentation simple pour une large classe d'applications réelles.

Une procédure pour la résolution du problème de la commande est ainsi proposée. Cette procédure générale peut être appliquée tant aux systèmes linéaires (qui représentent la majorité des cas réels) qu'à certaines classes de systèmes non-linéaires (dans les cas où une représentation linéaire ne suffit pas pour atteindre des résultats satisfaisants avec des techniques de commande robuste linéaire).

Des outils nécessaires pour la mise en œuvre de la méthodologie intégrée illustrée dans ce chapitre sont développés dans les chapitres suivants. Ces deux directions de travail, les applications linéaires et celles non-linéaires, caractérisent le reste du mémoire.

Le chapitre 3 illustre la première étape de la méthodologie intégrée pour le cas linéaire, qui consiste dans l'identification d'un modèle en temps discret en vue de la commande. Des techniques d'identification en boucle ouverte et en boucle fermée seront décrites, en donnant les détails des étapes qui permettent de déterminer un modèle sur la base d'acquisition des données entrée-sortie.

La synthèse de régulateurs numériques robustes constitue la deuxième étape de la méthodologie intégrée dans le cas linéaire, et la description des techniques de commande est présentée dans le chapitre 4. La méthode à la base de cette synthèse est le placement des pôles avec calibrage des fonctions de sensibilité. Les points principaux de cette méthode sont discutés et plusieurs suggestions sont proposées pour aider à calculer rapidement un régulateur robuste.

Une application réelle est considérée pour illustrer la méthodologie intégrée dans le cas linéaire. Il s'agit d'un système de portes d'accès d'un train, caractérisé par une large variabilité du modèle linéaire et pour le quel la synthèse d'un régulateur robuste est requise. Les différentes étapes de la méthode sont illustrées (identification en boucle ouverte, calcul de la commande basée sur le modèle identifié en boucle ouverte, identification en boucle fermée et mise au point du régulateur sur la base de ce dernier modèle). Ceci permet la définition d'une procédure qui puisse être appliquée directement à des systèmes similaires (systèmes de porte avec des caractéristiques différentes). Les résultats en simulation et en temps réel concluent le chapitre.

La dernière partie du mémoire est dédiée aux systèmes non-linéaires. Le chapitre 6 concerne la définition d'une classe de modèles pour les systèmes non-linéaires, les modèles polynômiaux NARMAX, et des techniques d'identification des paramètres et de la structure (complexité) pour la détermination

d'un modèle exploitable par des techniques efficaces de commande non-linéaire.

Un exemple présente la méthodologie intégrée appliquée au cas non-linéaire. On s'intéresse à un modèle Matlab/Simulink d'un moteur diesel turbo-chargé HDI, qui est une représentation très détaillée du système réel correspondant grâce à la description minutieuse des différents composants et l'aide de tableaux de correction, qui dérivent d'essais expérimentaux pour prendre en compte les nombreux effets non-linéaires.

Les techniques présentées dans le chapitre 6 sont mises en œuvre dans le chapitre 7 pour l'identification d'un modèle non-linéaire du moteur HDI à partir des données et le calcul d'un régulateur (ou plusieurs régulateurs à paramètres programmables) sur la base de ce modèle. La stratégie de commande développée est comparée à la stratégie standard et des résultats en simulation complètent l'étude.

# Chapitre 2

## Systemes Industriels : Problèmes et Solutions

### 2.1 Introduction

Le contrôle a une place fondamentale dans les systèmes industriels et les avantages qui dérivent de son utilisation sont énormes. Nous citons parmi les autres l'amélioration de la qualité des produits, la réduction de la consommation d'énergie, la réduction de la pollution et la minimisation des coûts de production.

La disponibilité des techniques de commande avancée issues de la communauté de l'Automatique, et les avantages que leur mise en œuvre peut apporter, poussent les ingénieurs confrontés aux problèmes de commande à faire recours à des outils pour la régulation toujours plus performants.

La procédure qui permet de réaliser un système de contrôle est souvent complexe et demande beaucoup d'investissement en temps. L'expérience et l'intuition jouent un rôle très important dans cette procédure et il n'est pas simple d'établir une méthode qui systématiquement résout tous les problèmes de commande.

Il est pourtant important de rendre disponibles des techniques avancées sous une forme accessible par un large public. La commande par ordinateur

se prête bien à cette fonction et des outils qui implémentent les techniques de commande avancée peuvent être développés : les besoins des utilisateurs sont traduits dans des spécifications de commande, et le problème initial est opportunément re-formulé pour être résolu de manière automatique grâce à un ensemble d'algorithmes.

Un outil qui soit exploitable du point de vue pratique doit être capable d'appliquer une méthodologie performante de manière efficace et sur la base de peu de spécifications, qui sont la conséquence directe d'exigences pratiques (spécifications de bas niveau).

Ce chapitre résume d'abord les aspects qui caractérisent l'utilisation des techniques de commande dans les applications industrielles d'un point de vue pratique. La complexité des méthodes avancées de commande disponibles justifie la nécessité de développer une méthodologie efficace et facile à mettre en œuvre pour la synthèse d'un régulateur dans les cas rencontrés en pratique. La deuxième partie du chapitre illustre une méthodologie qui met en œuvre ce principe. Les détails de la méthodologie et des exemples d'application seront étudiés dans les chapitres successifs.

## **2.2 Le Contrôle dans le Milieu Industriel**

La commande des systèmes par ordinateur est largement diffusée dans le milieu industriel. A chaque boucle de régulation, ou presque, correspond une lois de commande implémentée sur micro-contrôleur, PLC, ordinateur ou autre dispositif numérique.

La disponibilité des ces dispositifs permet, en théorie, d'appliquer les techniques les plus avancées pour la résolution du problème de commande, où souvent le terme "avancée" implique "onéreuse" car la complexité des algorithmes requiert des ressources importantes (de calcul et pas seulement).

Le choix de mettre en œuvre des techniques de commande avancée dans un contexte industriel est le résultat d'un compromis entre les besoins réels et les ressources disponibles (de temps, humaines, d'équipement,...).

Dans le cas des applications complexes (où complexe peut signifier soit grande dimension, comme le projet d'un avion, soit un problème de commande difficile) il est nécessaire de réaliser une longue étude du système pour ce qui concerne la modélisation, la prise en compte des contraintes, la configuration, l'analyse de la structure. Pour ces applications l'utilisation d'une méthode avancée de commande est obligatoire et elle fait partie intégrante du projet global. En conséquence, le temps d'intégration de la lois de commande est long et le coût pour son mise en œuvre est élevé (en termes de ressources humaines et technologiques).

Les applications industrielles qui demandent une boucle de régulation présentent, en général, des problématiques moins "critiques". L'introduction d'une commande avancée répond à l'exigence d'optimisation des boucles de régulation déjà existantes (parfois encore en fonctionnement manuel) ou de rendre robuste en boucle fermée un système qui peut bien fonctionner en boucle ouverte (grâce à la connaissance du système et à l'expérience des ingénieurs qui maîtrisent les signaux de commande à utiliser).

Pour ces dernières applications on demande essentiellement une méthode qui optimise ou remplace la régulation courante dans un temps très court (souvent dans 1 journée) et qui soit d'implémentation simple sur l'instrumentation existante (intégration d'un module de régulation dans un logiciel existant ou simple mise à jour des paramètres d'un régulateur déjà installé).

## 2.3 Les Contraintes

La synthèse et la mise en œuvre d'un régulateur doit prendre en compte les contraintes imposées par le système. Ces contraintes sont constituées, par exemple, par les limitations des actionneurs, présence d'éléments non-linéaires ou la présence de plusieurs régulateurs sur le même système ou les effets dû au convertisseur numérique/analogique.

Les limitations sur l'actionneur sont essentiellement :

- la saturation de la commande à une valeur (absolue) maximale ;

- la rapidité maximale de variation de la commande ;
- la zone morte.

Les deux premières contraintes sont gérées avec des dispositifs anti-saturation qui permettent de piloter l'état du régulateur avec commande réellement appliquée. Plusieurs schémas sont disponibles pour la mise en œuvre d'un dispositif anti-saturation.

La présence d'une zone-morte cause souvent des limitations sur les performances réalisables.

Un autre cas d'intérêt concerne la contrainte imposée sur des variables internes du système (saturation ou taux de variation d'une variable d'état). Une solution simple à ce problème consiste à utiliser un deuxième régulateur en parallèle au régulateur principal et de doter chacun des régulateurs d'un dispositif anti-saturation piloté par la commande envoyée au procédé, qui sera la sortie du régulateur principal ou de celui secondaire sur la base d'une supervision appropriée.

L'effet principal du convertisseur numérique/analogique de faible précision souvent rencontrés dans les applications est un bruit équivalent induit à l'entrée du procédé ou l'augmentation de la variance de la sortie du procédé à cause des valeurs arrondies de la commande envoyées au convertisseur.

Pour une discussion plus approfondie de la commande en présence de contrainte voir [GGS01].

## **2.4 Les Solutions pour la Commande des Systèmes**

A la base des toutes les méthodes modernes de commande de systèmes on trouve le modèle du système à régler. La modélisation ne concerne pas seulement le comportement entrée-sortie du système mais englobe aussi toutes les informations nécessaires pour la synthèse d'un régulateur (perturbations actives sur le système, spectre des signaux de consigne,...). Un modèle ne doit pas être une représentation exacte du système mais doit essentiellement

servir comme moyen d'analyse du comportement de la boucle fermée obtenue avec un certain régulateur. L'utilisation d'un modèle, pour effectuer les simulations des situations typiques et prendre en compte les limitations pratiques (comme la saturation), nous offre la possibilité de connaître les propriétés du système réel.

Il existe deux approches principales pour la synthèse d'un régulateur :

1. La synthèse basée sur l'analyse des signaux significatifs : l'objectif est de limiter l'amplitude des signaux de commande et d'erreur. Des critères sont utilisés pour réunir et donner un poids aux différentes propriétés considérées. Dans ce cas le modèle sert à calculer le signal d'erreur.
2. La synthèse basée sur le "model based control" : l'objectif est d'obtenir un comportement en boucle fermée qui correspond aux performances désirées dans le domaine temporel et fréquentiel (robustesse). Le modèle est utilisé pour déterminer le régulateur à partir du comportement imposé pour la boucle fermée.

Par la suite nous résumons les stratégies qu'on rencontre en pratique dans les applications industrielles.

### 2.4.1 Stratégies Communes

Les boucles de régulations contiennent, dans la plus part des cas, des régulateurs PID.

Les raisons à la base de sa large diffusion sont principalement :

- il intègre les actions fondamentales de commande (proportionnelle, intégrale, derivative) ;
- il est suffisant, en général, pour atteindre les spécifications désirées pour les boucles de régulation des systèmes qui ne sont pas complexes ;
- il est paramétrisé avec très peu de coefficients, chose qui rend son optimisation plus simple que celle d'un régulateur issu d'un algorithme avancé ;
- peu de ressources de calcul nécessaires car peu de coefficients ;

- plusieurs méthodes classiques (i.e. Ziegler-Nichols, Cohen-Coon,...) ou modernes (IMC, synthèse basée sur les marge de Gain et de Phase, méthode de l'optimum,..) sont disponibles pour faire la mise au point de paramètres d'un PID dans le cas des systèmes simples.

Malgré cela, l'optimisation d'un régulateur est souvent un art car elle demande une connaissance profonde du système et doit prendre en compte un certain nombre de facteur extérieurs comme par exemple les problèmes relatif aux équipements (vannes, actionneur,...), ou les mesures et les mauvaises calibrations.

Le passage aux méthodes avancées devient obligatoire dans le cas où les spécifications doivent être rigoureusement respectées et/ou une amélioration de la qualité de la régulation est demandée (car la complexité réduite d'un PID ne permet pas de les atteindre).

### 2.4.2 La Commande Avancée

La recherche dans le domaine de la commande robuste a donné comme résultat un grand nombre d'approches qui se différencient soit par les hypothèse faites sur le problème considéré que sur les techniques utilisées pour le résoudre.

Nous voulons simplement citer certaines techniques qui sont désormais de plus en plus en vogue mais qui n'ont pas l'atout d'être facile à mettre en œuvre.

Une classe importante de méthodes est celle constituée par les techniques basées sur la recherche d'une solution optimale au problème de commande spécifié. Ces méthodes requièrent un critère d'optimalité qui peut être difficilement déterminé simplement à partir des spécifications d'un cahier des charges (et ainsi leur implementation est complexe d'un point de vue pratique).

Des exemples sont la commande linéaire quadratique gaussienne (LQG) ou la commande  $H_\infty$ . La détermination des matrices de pondération pour LQG ou des filtres de pondération pour  $H_\infty$  est une tâche qui demande une maîtrise qui peut être acquise seulement avec une longue expérience.

La conséquence est que la distance entre les spécifications pratiques et leur traduction en matrices ou filtres de pondération est grande.

La commande predictive est aussi une technique qui est en train de s'affirmer dans beaucoup de domaines de l'ingénierie (après avoir dominé le domaine pétrole-chimie). Elle permet de prendre en compte les contraintes du procédé (saturation, limitations sur les variables, dépassement,...) de manière systématique en considérant les instants présents et les instants futurs. On construit une fonction objectif à minimiser qui est similaire au cas d'optimisation linéaire quadratique mais qui incorpore les consignes futures et pénalise les changements de la commande.

L'introduction des contraintes induit l'absence d'une solution de commande explicite et des algorithmes numériques complexes d'optimisation en temps réel sont nécessaires pour la résolution du problème.

## 2.5 Identification et Commande : Méthodologie Proposée

Sur la base des remarques faites auparavant, le problème de développer une procédure qui puisse représenter un aide à la synthèse du régulateur, pour une large classe d'applications industrielles, présente un intérêt concret.

Nous nous adressons en particulier aux applications mono-variables caractérisées par :

- la disponibilité de données entrée-sortie relatives à la boucle concernée ;
- l'absence d'un modèle de connaissance du système pour des raisons différentes (système trop complexe ou modélisation qui demande trop de temps ou qui est trop onéreuse) ;
- un cahier des charges bien défini en termes des spécifications désirées de la boucle fermée ;
- la variabilité du système qui peut être traduite dans des spécifications de robustesse ;
- l'impossibilité d'appliquer une méthodologie avancée dédiée au système

(limitations des ressources matérielles, intégration trop onéreuse, budget limité,...)

- un temps souhaité d'intégration assez réduit pour l'implémentation de de l'algorithme de commande.

Les conditions qu'on a fixées ne son pas restrictives mais, au contraire, sont typiques de la plus part des application réelles (en effet ça correspond à demander une optimisation du régulateur en peu de temps, avec des ressources de calcul limitées et en limitant le coûts autant que possible).

D'ailleurs, on demande souvent une procédure qui soit facilement reproductible sur des boucles similaires à celle étudiée (dans des grandes usines on a plusieurs boucles du même type et on souhaite appliquer le même principe une fois qu'on l'a maîtrisé).

Ce travail a l'objectif suivant :

*On désire fournir une méthodologie pour la mise au point des boucles de régulation basée sur l'identification d'un modèle à partir des données, la synthèse d'un régulateur sur la base des spécification des performances et de robustesse, et son optimisation (et, si possible, la réduction de sa complexité) sur la base de l'analyse du fonctionnement en boucle fermée.*

## **Description de la Méthodologie**

Le méthodologie qu'on présente est basée sur l'utilisation des techniques d'identification et commande des systèmes et leur intégration mutuelle. Le terme "intégration" veut souligner que, étant donné que l'objectif est la synthèse d'un régulateur performant et robuste, les techniques ne sont pas utilisées pour développer une procédure qui soit séquentielle (chêne directe identification → commande), mais tient compte de l'interaction entre l'identification et la commande qui est plus complexe. Les phases d'identification et de commande se combinent de manière de fournir le régulateur qui respecte les spécifications désirées en boucle fermée, qui soit de taille réduite (autant que possible) et éventuellement optimisé par rapport au fonctionnement en boucle fermée.

On peut résumer les étapes fondamentales de la méthodologie de la manière suivante :

1. acquisition des données entrée-sortie en boucle ouverte ;
2. identification d'un modèle du système en boucle ouverte ;
3. calcul d'un régulateur basé sur le modèle identifié en boucle ouverte à partir des spécifications de performance et de robustesse ;
4. acquisition des données entrée-sortie en boucle fermée ;
5. identification d'un modèle du système en boucle fermée ;
6. calcul d'un régulateur basé sur le modèle identifié en boucle fermée à partir des mêmes spécifications de performance et de robustesse du point 3 ;
7. validation des performances obtenues avec le régulateur en boucle fermée ;
8. optimisation et/ou réduction de complexité du régulateur, si nécessaire ;
9. observations périodique (avec une période  $T$  spécifiée) des performances et éventuelle mise à jour des coefficients du régulateur (qui implique un retour au pas 5).

La figure 2.1 illustre les inter-connexions possibles entre les différentes étapes de la méthodologie.

On peut remarquer que les éléments clés de la méthodologie sont essentiellement les techniques d'identification, de commande robuste et de réduction de complexité.

La phase d'identification permet de dépasser le problème de l'absence de description du procédé et ne fournit que les informations strictement nécessaires (sous forme d'un modèle temps discret) pour le calcul d'un régulateur. Les techniques d'identification en boucle fermée offrent la possibilité de déterminer un modèle plus précis du point de vue de la commande (voir le chapitre 3 pour une description détaillée).

La phase de commande robuste est basée sur la méthode du placement des pôles avec calibrage des fonctions de sensibilité. Cette méthode permet de prendre en compte simultanément les spécifications de performance et

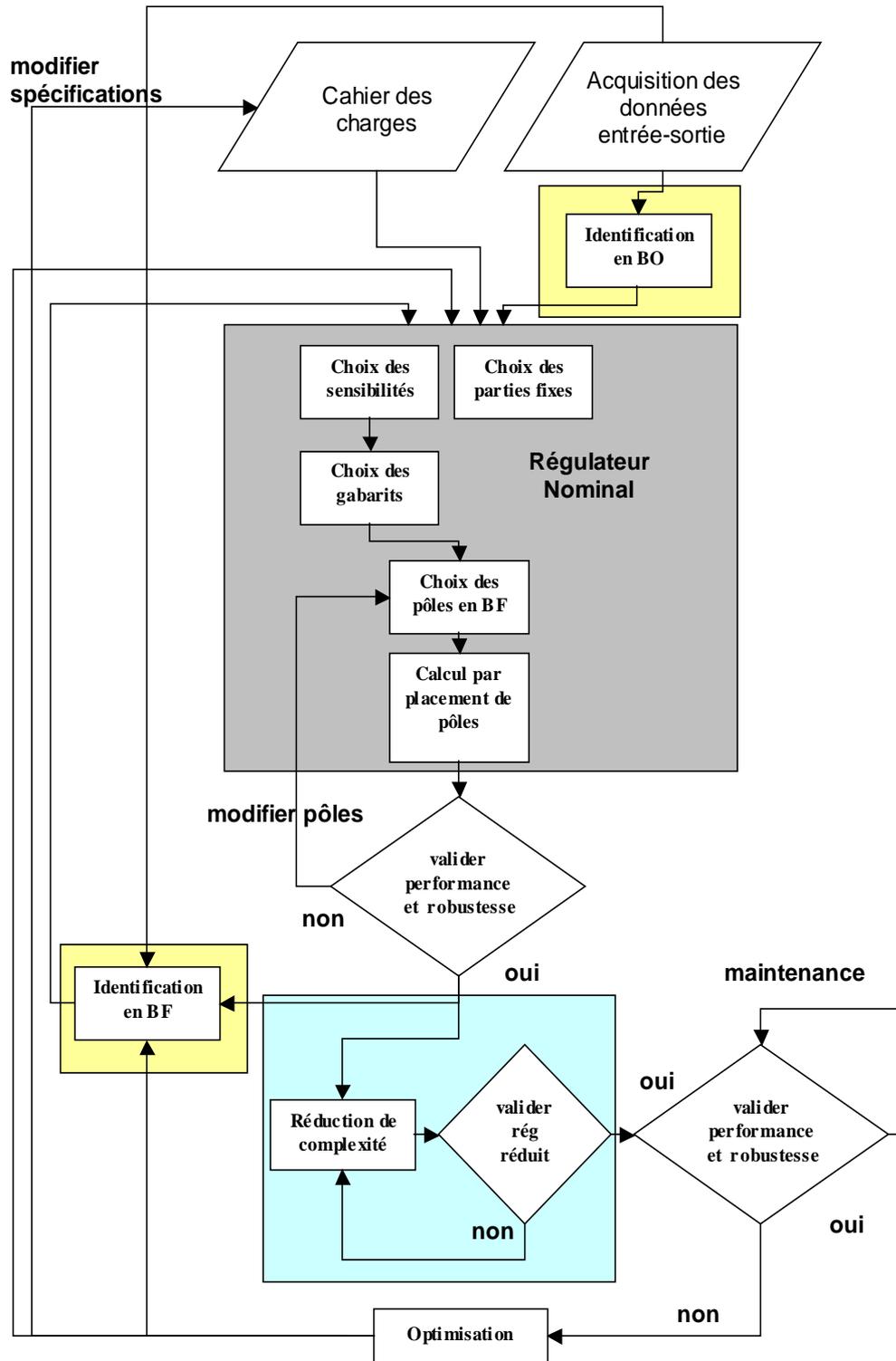


FIG. 2.1 – Schéma pour la méthodologie intégrée d'identification et commande

de robustesse en choisissant les pôles de la boucle fermée et les parties fixes du régulateur. En suivant un ensemble de règles de base, on peut calculer assez rapidement un régulateur qui satisfait les spécifications. C'est une méthode qui demande peu d'investissement de temps et de savoir-faire, mais qui permet d'obtenir des résultats très performants même si aucun critère d'optimalité n'est utilisé.

La phase d'optimisation du régulateur consiste dans la vérification que les résultats obtenus correspondent au cahier des charges et, le cas échéant, à revoir les spécifications désirées ou à modifier les impositions sur le régulateur.

La phase de réduction a l'objectif de déterminer, si possible, un régulateur de taille réduite qui préserve les propriétés de la boucle fermée.

La phase de réduction de complexité (c.a.d. le nombre de coefficients qui décrivent le régulateur) est réalisée avec des algorithmes dérivés des techniques d'identification en boucle fermée. Il s'agit d'une phase extrêmement importante car elle permet d'identifier un régulateur d'ordre réduit qui satisfait les performances imposées en boucle fermée (sur la base du modèle nominal), avec l'avantage de nécessiter moins de ressources au niveau du calcul par rapport au régulateur nominal. Cet aspect est très important lorsque on doit faire face à des limitations strictes imposées par le dispositif qui implémente la loi de commande.

Le chapitre 4 est consacré aux techniques de commande et de réduction de régulateurs.

La procédure se termine avec une validation des performances : si les spécifications de performances ont été modifiées, ou si le modèle présente des changements qui ne peuvent pas être pris en compte par la robustesse du régulateur, une mise à jour peut être réalisée grâce à une nouvelle identification en boucle fermée du procédé et au re-calcul des coefficients du régulateur.

### **Extension au Cas Non-Linéaire**

Les techniques de commande des systèmes linéaires ne sont pas toujours suffisantes pour atteindre des performances satisfaisantes avec des systèmes

caractérisés par des non-linéarités marquées.

Cependant, on peut toujours garder la même approche utilisée dans le cas linéaire (acquisition des données  $\rightarrow$  identification d'un modèle  $\rightarrow$  calcul d'un régulateur) et adapter les algorithmes aux particularités des systèmes non-linéaires.

Cela correspond à :

- développer des techniques pour l'identification non-linéaire à partir des données entrée-sortie ;
- développer des techniques pour la commande basées sur un modèle non-linéaire ;

On ne peut pas imaginer de trouver une représentation entrée-sortie qui soit valable pour tous les systèmes non-linéaires, mais certaines classes de modèles se prêtent mieux que d'autres pour certaines applications. Le choix d'une classe de modèles représente un pas fondamental avant d'aborder la mise en œuvre d'une commande robuste d'un point de vue pratique.

Dans le cadre de notre travail la classe des modèles polynômiaux NAR-MAX a été retenue car répondant à nos besoins. Les raisons principales qui justifient ce choix sont :

- les algorithmes d'identification linéaires peuvent être facilement étendus à ces modèles avec des modifications appropriées ;
- l'étude de la complexité permet de déterminer rapidement le nombre de paramètres suffisant à décrire le système et ainsi les modèles identifiés sont parcimonieux ;
- les modèles résultant peuvent être directement exploités pour le calcul d'un régulateur numérique à partir des spécifications désirées.

Une technique de commande basée sur cette classe de modèles est ainsi proposée pour calculer un régulateur sur la base des spécifications classiques (comme dans le cas linéaire).

Nous remarquons que, du point de vue de l'utilisateur, l'utilisation de techniques adaptées aux systèmes non-linéaires est transparente, car la manière d'approcher le problème de commande correspond à celle des systèmes linéaires.

Le chapitre 6 est dédié à l'illustration des algorithmes pour l'identification et la commande pour la classe des modèles non-linéaires considérée.

### Mise en Œuvre de la Méthodologie

La méthodologie présentée repose sur un ensemble d'algorithmes qui peuvent être implémentés sur des dispositifs numériques.

On peut envisager deux type de mise en œuvre :

1. intégration complète des algorithmes sur le dispositif numérique existant pour reproduire en-ligne les interactions entre les différentes étapes comme présentées dans la figure 2.1 (procédure adaptative) ;
2. intégration des seuls paramètres du régulateur sur le dispositif numérique existant et utilisation hors-ligne des algorithmes (à partir des données récupérées) pour l'optimisation et le re-calcul des paramètres.

C'est la deuxième approche qui a été considéré dans ce travail car d'une part elle est plus proche de possibilités pratiques et, d'autre part, l'intégration de l'aspect de robustesse réduit sensiblement les problèmes de mise à jour de paramètres du régulateur.

Pour la réalisation des exemples présentés dans cette thèse on a utilisé des boîtes à outils développés sous Matlab et des logiciels pour l'identification et la commande linéaire réalisés par la société Adaptech (WinPIM et WinReg). Les détails sont donnés en annexe B.

## 2.6 Conclusions

Dans ce chapitre on a considéré les problématiques concernant la commande des systèmes industriels. Une classe d'applications industrielles, caractérisée par des moyens réduits de calcul en temps réel, a été retenue car elle représente un grand nombre de situations rencontrées dans la pratique. Une méthodologie intégrée d'identification et commande a été présentée comme solution pour la commande de la classe d'applications considérée. Cette

méthodologie a été décrite pour le cas des systèmes linéaires monovariante et son extension possible à système non-linéaires a été envisagée pour le cas de la modélisation NARMAX.

# Chapitre 3

## Méthodes d'Identification des Systèmes Industriels

### 3.1 Introduction

Dans le but de développer une méthodologie intégrée pour la commande par ordinateur des systèmes industriels la première étape consiste dans la définition d'un modèle temps discret du système considéré. Le modèle obtenu est utilisé pour appliquer des techniques de commande robuste qui permettent de retrouver en boucle fermée les performances spécifiées. Deux cas généraux peuvent être considérés :

- un modèle de connaissance du système est disponible (à partir des lois de la physique) ;
- un modèle de connaissance du système n'est pas disponible.

Dans le premier cas une identification du système n'est pas nécessaire et le modèle disponible est exploitable afin de calculer une loi de commande. Il faut remarquer que dans la plupart des cas ce type de modèles sont extrêmement complexes et difficilement exploitables pour une simple conception et mise en œuvre d'une loi de commande. La détermination d'un modèle plus simple et adapté à l'utilisation d'outils pour la commande par ordinateur doit être envisagée. La loi de commande ainsi déterminée pourra être

simulée sur le modèle complexe pour tester les performances de la boucle fermée. Dans le deuxième cas une identification du système s'impose comme étape nécessaire à la phase successive de conception de la commande. Des techniques d'identification ont été développées ces dernières années pour la détermination d'un modèle temps discret à partir d'un ensemble de données entrée/sortie. Ce chapitre résume très brièvement la procédure d'identification des systèmes en boucle ouverte et boucle fermée. La section 3.2 du chapitre illustre les principes de base pour l'identification en boucle ouverte. La section 3.3 décrit les techniques d'identification en boucle fermée qui, en général, ont l'avantage de donner une meilleure estimation du modèle du système du point de vue de la commande. Le chapitre s'achève avec une discussion sur les problématiques de l'identification liées aux applications industrielles.

## **3.2 Principes de Base de l'Identification en Boucle Ouverte**

L'identification d'un modèle est une étape fondamentale de chaque procédure qui a comme objectif la commande performante d'un système. L'identification est la procédure qui fournit un modèle dynamique du système à partir des données expérimentales. Les modèles dynamiques identifiés sont groupés en deux catégories fondamentales :

1. modèles paramétriques ;
2. modèles non paramétriques.

Les modèles paramétriques sont décrits univoquement par un ensemble de coefficients relatifs à une structure de modèle donnée (représentation d'état, polynômes d'une fonction de transfert, représentation avec gain, zéros et pôles).

Les modèles non paramétriques, au contraire, ne sont pas décrits par un ensemble fini de valeurs. Ces modèles sont des fonctionnelles d'une variable

fréquentielle ou temporelle (gain et phase de la fonction de transfert, réponse impulsionnelle).

Dans les sections qui suivent une description sommaire des principales opérations qui constituent la procédure d'identification sera donnée. Nous considérerons par la suite la classe des modèles paramétriques linéaires.

### 3.2.1 Définition d'une Classe de Modèles

La structure choisie pour les modèles linéaires et invariants dans le temps est

$$G(q^{-1}) = q^{-d} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (3.1)$$

où

$d$  = le retard pur du système en nombre entier  
de périodes d'échantillonnage

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_A} q^{-n_A} \\ B(q^{-1}) &= b_1 q^{-1} + \dots + b_{n_B} q^{-n_B} \end{aligned}$$

et  $A(q^{-1})$ ,  $B(q^{-1})$  sont des polynômes en  $q^{-1}$  (opérateur de retard) d'ordre  $n_A$  et  $n_B$  respectivement. Un modèle de ce type exprime la relation entre l'entrée  $u(t)$  et la sortie  $y(t)$  du système qu'on désire estimer sous l'hypothèse que une perturbation additive sur la sortie soit présente et que

$$y(t) = G(q^{-1})u(t) + H(q^{-1})e(t) \quad (3.2)$$

soit satisfaite pour deux séquences entrées/sorties quelconque. Deux choix typiques pour la fonction de transfert  $H(q^{-1})$  sont :

$$\begin{aligned} H(q^{-1}) &= \frac{1}{A(q^{-1})} \\ &\text{ou} \\ H(q^{-1}) &= \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})} \end{aligned}$$

avec  $C(q^{-1}) = c_1 q^{-1} + \dots + c_{n_C} q^{-n_C}$  polynôme d'ordre  $n_C$ . Le premier cas correspond à l'hypothèse d'une perturbation équivalente au bruit blanc filtré

par la dynamique du système. La relation 3.1 devient :

$$A(q^{-1})y(t) = B(q^{-1})u(t) + e(t) \quad (3.3)$$

correspondent à la structure des modèles A.R.X. (Auto régressif avec entrée eXogène). Le deuxième cas correspond à la structure des modèles A.R.M.A.X. (Auto régressif à moyenne mobile et entrée eXogène), dans laquelle le bruit est modélisé par un filtre  $C(q^{-1})$ . Une autre description du système est donnée par la structure Erreur de Sortie (O.E.) :

$$y(t) = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})}u(t) + w(t) \quad (3.4)$$

où  $w(t)$  est une perturbation quelconque, indépendante de  $u(t)$ , à valeur moyenne nulle et variance finie. L'équation 3.2 peut en effet être ré-écrite en mettant en évidence la dépendance du vecteur des paramètres  $\theta$  :

$$y(t) = G(q^{-1}, \theta)u(t) + H(q^{-1}, \theta)e(t) \quad (3.5)$$

où

$$\theta = \left[ a_1 \quad \dots \quad a_{n_A} \quad b_1 \quad \dots \quad b_{n_B} \quad c_1 \quad \dots \quad c_{n_C} \right] \quad (3.6)$$

dans le cas du modèle A.R.M.A.X. Sous l'hypothèse que le système soit décrit par

$$y(t) = G(q^{-1}, \theta^*)u(t) + H(q^{-1}, \theta^*)e(t) \quad (3.7)$$

le vecteur  $\theta$ , appartenant à  $\mathbb{R}^m$ , définit un ensemble de modèles  $M$ . La phase d'identification devra permettre de retrouver le vecteur  $\hat{\theta}$  qui se rapproche le plus de  $\theta^*$  (idéalement  $\hat{\theta} = \theta^*$ ).

### 3.2.2 Acquisition des Données Entrée/Sortie

L'acquisition des données entrée/sortie, qui doit fournir les informations suffisantes pour déterminer un modèle significatif du système, est la première étape de la procédure d'identification. Étant donné que le modèle résultant à l'issue de la procédure dépend essentiellement des données utilisées, le protocole d'acquisition (et sa mise en oeuvre) conditionne la qualité de l'identification. En conséquence, une attention particulière doit être donnée à toute

contrainte possible et aspect d'ordre pratique liée au système qui puisse influencer le résultat, de manière de se placer dans les meilleurs conditions avant d'appliquer les algorithmes qui détermineront les paramètres du modèle. Les signaux d'excitation utilisés pour l'identification d'un modèle paramétrique du système doivent être suffisamment "riches" en fréquence pour pouvoir exciter convenablement la dynamique du système. Cela correspond à l'utilisation des signaux qui couvrent un intervalle de fréquence spécifié avec une énergie constante à toutes les fréquences (bruit blanc ou bruit à bande limitée). Une classe de signaux largement utilisée dans le domaine de l'identification est l'ensemble des signaux pseudo-aléatoires. Dans cette classe nous considérerons les signaux binaires pseudo aléatoires (SBPA), engendrés à partir d'un registre à décalage de longueur  $N$  et caractérisés par un diviseur de fréquence  $p$  (nombre entier positif) qui, pour un choix différent de 1, permet de concentrer l'énergie d'excitation en basses fréquences. Pour des détails sur le SBPA voir [Lan02].

### 3.2.3 Identification Structurelle

L'identification structurelle consiste dans l'identification des ordres et du retard du modèle, qui ainsi spécifient la complexité du système. Nous distinguons deux catégories de méthodes d'identification structurelle :

1. méthodes qui comparent l'ensemble des modèles candidats sur la base d'un critère approprié de performance ;
2. méthodes qui effectuent des tests de rang pour établir la complexité du modèle.

Dans le cadre de notre travail, nous utiliserons pour l'estimation d'ordre des modèles linéaires des techniques basées sur la méthode des variables instrumentales aux entrées retardées et un critère de type AIC (Akaike Information Criterion). Dans la suite nous donnerons quelque résultat qui illustre cette méthode. Pour des détails sur l'identification structurelle voir [Duo93]. La méthode des variables instrumentales permet d'obtenir des estimations non

biaisées dans le cas d'un bruit non-blanc additif au système. Des nouvelles variables (variables instrumentales)  $z_i(t)$  sont créées, corrélées avec la sortie du système et non corrélées avec le bruit. On définit la matrice instrumentale  $Z$  de dimension  $N \times L$  :

$$Z \triangleq [ \tilde{z}_1(0) \quad \tilde{z}_2(0) \quad \dots \quad \tilde{z}_L(0) ], \quad (3.8)$$

où

$$\tilde{z}_i(t) \triangleq [ z_1(t) \quad z_2(t) \quad \dots \quad z_L(t + N - 1) ]^T, \quad (3.9)$$

$L$  est le nombre de variables instrumentales et  $N$  est le nombre de données. La technique des variables instrumentales aux entrées retardées se réalise en remplaçant la variable  $z_i(t)$  par les entrées  $u(t)$  retardées, ce qui comporte :

$$Z = \begin{bmatrix} u(-1) & u(-2) & \dots & u(-L) \\ u(-2) & u(-3) & \dots & u(-L-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u(-N) & u(-N-1) & \dots & u(-N-L+1) \end{bmatrix}. \quad (3.10)$$

Pour estimer l'ordre  $n$  du système on minimise un critère du type :

$$CV_{PJ}(\hat{n}, N) = V_{PJ}(\hat{n}, N) + \hat{d}X(N), \quad (3.11)$$

où  $\hat{d}$  est la dimension du vecteur des paramètres du modèle et  $X(N)$  est une fonction décroissante pour  $N$  croissante.  $V_{PJ}(\hat{n}, N)$  est donnée par

$$V_{PJ}(\hat{n}, N) = \arg \min_{\hat{\theta}} \frac{1}{N} \|\tilde{y}_{PJ}(0) - R_{PJ}(\hat{n})\hat{\theta}\|^2, \quad (3.12)$$

où  $\hat{\theta}$  est le vecteur d'estimation des paramètres du modèle,  $\tilde{y}(0)$  est la projection orthogonale de  $\tilde{y}(0)$  sur  $Z$  ( $y$  est la sortie du système) et  $R_{PJ}$  est la projection d'une matrice  $R(\tilde{n})$  sur  $Z$ , avec

$$R(\tilde{n}) = \begin{bmatrix} y(-1) & u(-1) & \dots & y(-\tilde{n}) & u(-\tilde{n}) \\ y(-2) & u(-2) & \dots & y(-\tilde{n}-1) & u(-\tilde{n}-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ y(-N) & u(-N) & \dots & y(-\tilde{n}-N+1) & u(-\tilde{n}-N+1) \end{bmatrix} \quad (3.13)$$

et

$$\tilde{y}(0) = \begin{bmatrix} y(0) \\ y(-1) \\ \vdots \\ y(-N+1) \end{bmatrix} \quad (3.14)$$

Si on considère  $X(N) = \frac{lg(N)}{N}$ , le critère 3.11 devient :

$$BIC_{PJ}(\hat{n}, N) = V_{PJ}(\hat{n}, N) + \hat{d} \frac{lg(N)}{N} \quad (3.15)$$

### 3.2.4 Identification des Paramètres

La phase centrale de la procédure d'identification est l'estimation des paramètres du modèle appartenant à la classe  $M$  des modèles choisie. L'hypothèse de base est l'existence d'un modèle optimal appartenant à la classe  $M$  pour lequel la sortie du modèle se différencie de la sortie réelle du système, en réponse à la même entrée, pour un seul bruit blanc<sup>1</sup>. Les algorithmes d'identification en boucle ouverte utilisent l'ensemble des données entrée/sortie pour déterminer les paramètres du modèle qui se rapprochent le plus du modèle optimal en minimisant un certain critère de performance. Des nombreuses méthodes d'identification pour un modèle du type d'équation 3.1 sont disponibles. Deux classes de méthodes seront considérées :

- méthodes d'identification basées sur le blanchissement de l'erreur de prédiction (moindres carrés récurrents, moindre carrés étendus, erreur de sortie avec modèle de prédiction étendue) ;
- méthodes d'identification basées sur la décorrélation du vecteur des observations et de l'erreur de prédiction (variables instrumentales à modèle auxiliaire, erreur de sortie filtrée).

A chaque classe de méthode correspond une technique de validation (voir paragraphe 3.2.5). Les différentes méthodes d'identification, en général, sont

---

<sup>1</sup>Cela est vrai dans le cas de la représentation ARMAX. Dans le cas de la représentation OE la différence est un bruit non-corrélé avec l'entrée et la sortie prédite.

souvent implémentées de manière récursive, et on utilise un prédicteur de la forme :

$$\hat{y}(t+1) = \hat{\theta}^T \phi(t) \quad (3.16)$$

où  $\theta$  est le vecteur des paramètres estimé et  $\phi$  est un régresseur opportunément défini. A chaque instant  $t$  le vecteur des paramètres est mis à jour par un algorithme d'adaptation du type :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t+1)x(t)\varepsilon^0(t+1) \quad (3.17)$$

où  $F$  est une matrice de gains d'adaptation et  $\varepsilon^0$  est l'erreur de prédiction *a-priori* :

$$\varepsilon^0(t+1) = y(t+1) - \hat{y}^0(t+1) = y(t+1) - \hat{\theta}^T(t)x(t) \quad (3.18)$$

Pour plus des détails voir [LLM97].

### 3.2.5 Validation des Modèles Identifiés

La dernière étape de la procédure d'identification est la validation du modèle obtenue au terme de la phase d'identification paramétrique. Dans le paragraphe précédent on a mentionnées deux classe de méthodes d'identification récursive. Parallèlement nous allons rappeler les techniques de validation associées à ces classes de méthodes. Pour les méthodes d'identification basées sur le blanchissement de l'erreur de prédiction il est nécessaire de vérifier que l'erreur de prédiction, obtenue comme différence entre la sortie réelle du système  $y(t)$  et la sortie du modèle identifié  $\hat{y}(t)$ , est assimilable au bruit blanc. Si on note avec  $\varepsilon(t)$  l'erreur de prédiction, cela implique :

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \{\varepsilon(t)\varepsilon(t-1)\} = 0, \quad i = 1, 2, \dots \quad (3.19)$$

Le test de blancheur appliquée à la séquence  $\varepsilon(t)$  centrée (la valeur moyenne a été soustraite) est :

$$R(0) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon^2(t), \quad RN(0) = \frac{R(0)}{R(0)} = 1 \quad (3.20)$$

$$R(i) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon(t)\varepsilon(t-i), \quad RN(i) = \frac{R(i)}{R(0)}; \quad i = 1, 2, \dots, i_{max} \quad (3.21)$$

où :

$$i_{max} = \max(n_A, n_B + d); \quad (3.22)$$

et les  $RN(i)$  sont les estimations des auto corrélations (normalisées). La condition 3.19 devient alors :

$$RN(0) = 1 ; RN(i) = 0 , i \geq 1 \quad (3.23)$$

Dans les situations pratiques cela ne se produit jamais car  $\varepsilon(t)$  contient des erreurs résiduelles de structure et le nombre d'échantillons utilisés ne peut pas être infini. En conséquence on considère comme critère pratique de validation (sous l'hypothèse que la séquence  $RN(i)$  tend vers une distribution gaussienne à valeur moyenne nulle et écart type  $\sigma = \frac{1}{\sqrt{N}}$ ) :

$$RN(0) = 1 ; |RN(i)| \leq \frac{2.17}{\sqrt{N}} , i \geq 1 \quad (3.24)$$

où  $N$  est le nombre d'échantillons. Une comparaison dans le domaine temporel entre  $y(t)$  et  $\hat{y}(t)$  termine la phase de validation.

## 3.3 Identification en Boucle Fermée

### 3.3.1 Motivation

L'identification d'un système en boucle ouverte est une procédure qui s'applique à une large majorité d'applications industrielles sans précautions particulières. Cependant, des techniques performantes d'identification de modèles sont offertes par l'identification en boucle fermée. Les raisons qui motivent une identification en boucle fermée sont essentiellement deux :

1. dans certaines applications l'opération en boucle ouverte n'est pas possible soit parce que le procédé n'est pas stable, soit parce que on ne peut pas interrompre le fonctionnement normal pour effectuer des relevés en boucle ouverte ;
2. le fonctionnement en boucle fermée permet une meilleure identification des modèles, car on observe une amélioration de la précision du modèle

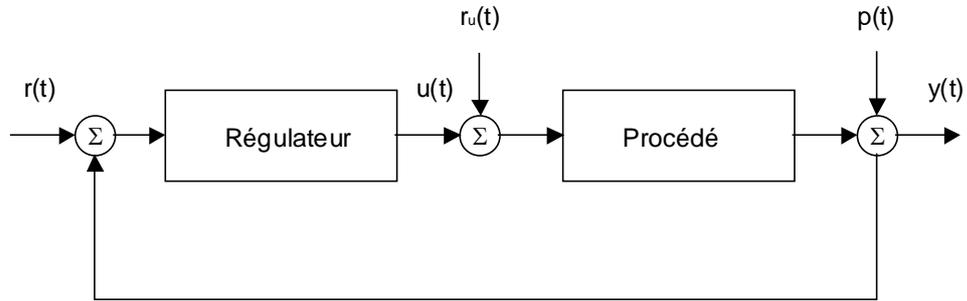


FIG. 3.1 – Schéma pour l'identification en boucle fermée

estimé aux fréquences d'intérêt pour la commande. Ces modèles pourront ainsi être utilisés pour calculer des régulateurs plus performants.

En effet les signaux d'excitation utilisés pour l'identification sont filtrés par la fonction de sensibilité perturbation-sortie, et l'énergie des signaux est augmentée dans les régions fréquentielles critiques. Les régions où le module de cette sensibilité est plus élevé correspondent à des régions où on peut tolérer moins une incertitude sur les paramètres du procédé. Par conséquent l'énergie du signal d'identification augmente dans les régions critiques. Des résultats analytiques confortent cette observation ([LLM97]). Dans les paragraphes suivants on rappelle les principales étapes de l'identification en boucle fermée.

### 3.3.2 Procédure d'Identification

La figure 3.1 illustre une situation typique d'identification en boucle fermée. L'excitation  $r_u(t)$  est superposée à la sortie du régulateur  $u(t)$  (d'autres configurations peuvent être considérées) et la référence  $r(t)$  est maintenue constante. Le signal utilisé pour exciter le système doit toujours appartenir à une classe de signaux *riches* : sans perte de généralité on considère les signaux de type SBPA comme pour l'identification en boucle ouverte. Notons que, si l'identification en boucle fermée est faite suite à une première identification en boucle ouverte et calcul d'un régulateur, le signal à utiliser

pourra avoir les mêmes caractéristiques (pour une SBPA, mêmes longueur du registre et diviseur de fréquence), seule l'amplitude sera éventuellement augmentée (la boucle fermée filtre le signal d'excitation au travers de la fonction de sensibilité perturbation-sortie).

### 3.3.3 Algorithmes d'Identification en Boucle Fermée

On peut classer les méthodes d'identification en boucles fermée en deux catégories principales :

- Méthodes d'identification en boucles fermée directes (le données entrée/sortie du procédé sont utilisées directement et la connaissance du régulateur n'est pas nécessaire) ;
- Méthodes d'identification en boucle fermée indirectes (le données entrée/sortie de la boucle fermée sont utilisées directement et la connaissance du régulateur est requise).

On mentionne aussi la méthode d'identification en deux étapes, selon laquelle on identifie d'abord la fonction de sensibilité perturbation-sortie pour filtrer le signal d'excitation et créer une variable instrumentale. En suite on identifie avec les techniques d'identification en boucle ouverte le modèle entre la variable instrumentale et la sortie réelle du procédé. Pour ce qui concerne les méthodes d'identification en boucle fermée nous mentionnerons les méthodes d'identification d'erreur de sortie en boucle fermée (méthodes d'identification indirecte). L'erreur de sortie en boucle fermée, calculée comme différence entre la sortie réelle du procédé et la sortie du modèle, est utilisée pour mesurer l'écart entre le système en boucle fermée réelle et le prédicteur ajustable de la boucle fermée. Les algorithmes d'identification déterminent le modèle estimé qui minimise cet écart avec une estimation non-biaisée des paramètres du modèle (si le modèle et le procédé ont la même structure). Le prédicteur de la boucle fermée est composé du régulateur et du modèle estimé du procédé comme indiqué en figure 3.2 (le régulateur est de type polynômial RS). L'erreur de sortie est utilisée pour faire la mise à jour des paramètres du modèle estimé. Si on considère l'expression du procédé donnée par 3.1, la sortie du

procédé en boucle fermée est :

$$y(t+1) = -a_1y(t) - \dots - a_{n_A}y(t-n_A+1) + b_1u(t-d) + \dots \\ + b_{n_B}u(t-d-n_B+1) + A(q^{-1})w(t+1)$$

où  $w(t)$  représente l'effet du bruit. Le bruit est centré, de puissance finie et décorrélé avec l'excitation externe. La commande appliqué au procédé est :

$$u(t) = -\frac{R(q^{-1})}{S(q^{-1})}y(t) + r_u(t) \quad (3.25)$$

où  $r_u(t)$  est l'excitation appliquée sur la sortie du régulateur. L'excitation pourrait être également appliquée sur la référence  $r(t)$  (dans ce cas  $r_u(t) = \frac{r(t)}{S(q^{-1})}$ ).

Le prédicteur ajustable de la boucle fermée est :

$$\hat{y}(t+1) = -\hat{a}_1\hat{y}(t) - \dots - \hat{a}_{n_A}\hat{y}(t-n_A+1) + \hat{b}_1\hat{u}(t-d) + \dots \\ = +\hat{b}_{n_B}\hat{u}(t-d-n_B+1) = \hat{\theta}^T\phi(t)$$

où

$$\hat{y}(t+1) = \begin{bmatrix} \hat{a}_1 \dots \hat{a}_{n_A} & \hat{b}_1 \dots \hat{b}_{n_B} \end{bmatrix} \\ \phi(t)^T = [-\hat{y}(t) \dots -\hat{y}(t-n_A+1) \hat{u}(t-d) \dots \hat{u}(t-d-n_B+1)]$$

sont respectivement le vecteur des paramètres et le régresseur. La commande appliquée au modèle est

$$\hat{u}(t) = -\frac{R(q^{-1})}{S(q^{-1})}\hat{y}(t) + r_u(t) \quad (3.26)$$

et l'erreur de prédiction de la boucle fermée :

$$\varepsilon_{CL}(t+1) = y(t+1) - \hat{y}(t+1) \quad (3.27)$$

Si les pôles de la boucle fermée réelle sont les racines du polynôme  $P = AS + q^{-d}BR$  l'éq. (3.27) peut se mettre sous la forme ([LLM97]) :

$$\varepsilon_{CL}(t+1) = \frac{S}{P}(\theta - \hat{\theta})\phi(t) + \frac{AS}{P}w(t+1) \quad (3.28)$$

Nous citons par la suite les méthodes d'identification basées sur l'erreur de sortie en boucle fermée :

- CLOE : le prédicteur de la boucle fermée est mis à jour sur la base de l'erreur de sortie  $\varepsilon_{CL}$ . La convergence de l'algorithme dépend d'une condition suffisante de stricte positivité réelle de  $\frac{S}{P}$  (Landau et Karimi 1997) ;
- F-CLOE : le vecteur d'observation est filtré par une estimation initiale de  $\frac{S}{P}$  et la condition de stricte positivité de CLOE est afférente à  $\frac{\hat{P}}{\hat{S}}$  ;
- AF-CLOE : le vecteur d'observation est filtrée par une estimation de  $\frac{S}{P}$  mise à jour à chaque itération (pas de condition de stricte positivité) ;
- X-CLOE : pour prendre en compte l'effet des perturbations de type ARMAX le prédicteur 3.26 est étendu. La convergence dans l'environnement stochastique est soumise à une condition suffisante de stricte positivité réelle sur le modèle du bruit (comme dans le cas de la boucle ouverte).

Dans ce cas :

$$\begin{aligned}
 w(t+1) &= \frac{C(q^{-1})}{A(q^{-1})}e(t+1) \\
 e(t+1) &= \text{bruit gaussien blanc} \\
 y(t+1) &= \theta^T \phi(t) + H^*(q^{-1}) \frac{\varepsilon_{CL}(t)}{S(q^{-1})} - C^*(q^{-1})\varepsilon_{CL}(t) + C(q^{-1})e(t+1) \\
 H(q^{-1}) &= 1 + q^{-1}H^*(q^{-1}) = 1 + C(q^{-1})S(q^{-1}) - P(q^{-1})
 \end{aligned}$$

L'expression du prédicteur étendu est :

$$\begin{aligned}
 \hat{y}(t+1) &= -\hat{a}_1 \hat{y}(t) - \dots - \hat{a}_{n_A} \hat{y}(t - n_A + 1) + \hat{b}_1 \hat{u}(t - d) + \dots \\
 &\quad + \hat{b}_{n_B} \hat{u}(t - d - n_B + 1) + \hat{H}^*(q^{-1}) \frac{\varepsilon_{CL}(t)}{S} = \\
 &= \hat{\theta}^T \phi(t) + \hat{H}^*(q^{-1}) \frac{\varepsilon_{CL}(t)}{S}
 \end{aligned}$$

Dans une situation pratique tous les algorithmes sont à appliquer et le modèle sera choisi sur la base des résultats de la phase de validation.

### 3.3.4 Validation des Modèles Identifiés en Boucle Fermée

Comme dans les cas d'identification en boucle ouverte, les modèles déterminés par un algorithme d'identification en boucle fermée doivent être validés. Cette

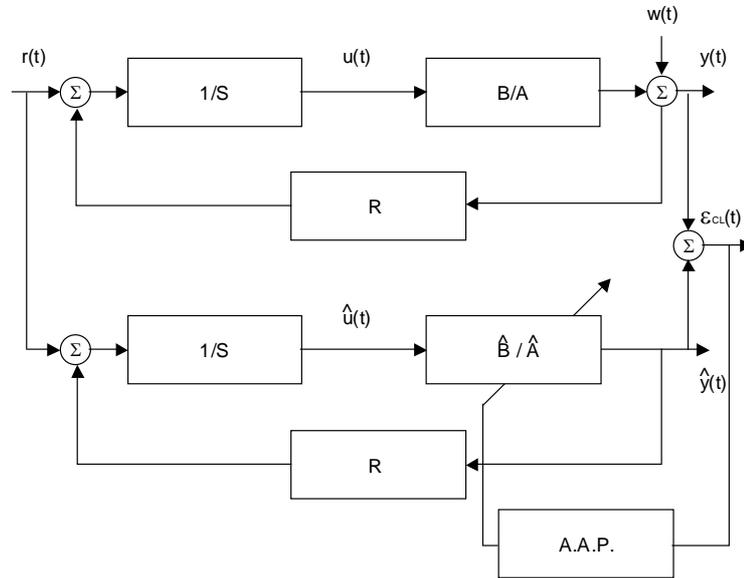


FIG. 3.2 – Schéma pour l'estimation des modèles en boucle fermée basée sur l'erreur de sortie

phase de validation permet de juger la qualité du modèle obtenu en termes du comportement de la boucle fermée. D'abord le modèle identifié doit passer des tests statistiques directement liés au critère utilisé par les algorithmes employés. D'autre part, la qualité principale que doit être mesurée est la capacité du modèle, en contre-réaction avec le régulateur utilisé pour l'identification, de fournir une boucle fermée qui approche la boucle fermée réelle et vraisemblablement mieux que le couple modèle identifié en boucle ouverte - régulateur. Les tests de validation peuvent se résumer principalement en :

- test statistique appliqué à l'erreur de sortie  $\varepsilon_{CL}$  calculée comme différence entre la sortie réelle  $y(t)$  et la sortie du modèle  $\hat{y}(t)$ . On vérifie la décorrélation entre l'erreur de sortie et la prédiction de la sortie ;
- test de proximité entre les pôles de la boucle fermée identifiée directement à partir des données et les pôles de la boucle fermée calculés sur la base du modèle identifié et du régulateur utilisé. Le meilleur modèle sera celui qui permet d'approcher le plus les pôles de la boucle fermée

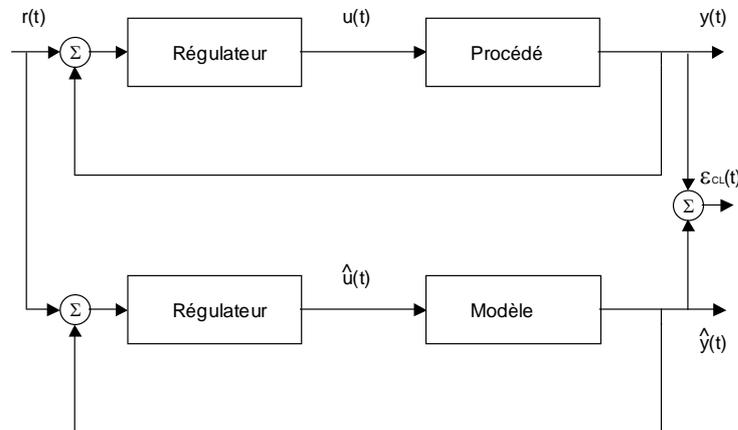


FIG. 3.3 – Schéma pour la validation des modèles identifiés en boucle fermée basée sur l'erreur de sortie

réel ;

- comparaison des réponses indicielles des modèles obtenus avec la réponse réelle du système.

La figure 3.3 représente le schéma relatif à la validation de l'identification en boucle fermée.

### 3.4 Conclusions

Dans ce chapitre les aspects principaux de la procédure d'identification des systèmes industriels ont été brièvement présentés. Cette phase représente l'un de deux éléments clés de la méthodologie intégrée illustrée dans le chapitre 2. L'utilisation de techniques d'identification à partir de données, en particulier pour l'opération en boucle fermée, permet d'obtenir rapidement des modèles exploitables pour la commande.

Dans le milieu industriel des outils pour la mise au point des boucles de régulation sont demandés en vue d'une phase de synthèse du régulateur qui soit assez simple et presque immédiate (c'est le cas de la synthèse d'un régulateur numérique à partir d'un modèle temps-discret quand les spécifications

et les contraintes sont facilement caractérisées).

On remarque que seulement dans un premier temps le choix de la configuration appropriée pour exécuter la procédure d'identification est requis (choix des signaux d'excitation, structure du modèle, algorithme à appliquer,...). Chaque nouvelle mise au point demandera (sous l'hypothèse qu'une précédente synthèse ne soit pas assez robuste pour compenser les changements intervenus sur les système) la simple répétition des mêmes opérations exécutées auparavant. La mise à jour du modèle sera disponible pour le calcul des nouveaux paramètres du régulateur.

# Chapitre 4

## Synthèse des Régulateurs Numériques Robustes

### 4.1 Introduction

La deuxième étape de la méthodologie intégrée illustrée dans le chapitre 2 pour la commande d'un système industriel est la conception d'un régulateur numérique sur la base d'un modèle du procédé (identifié en boucle ouverte ou en boucle fermé). La méthode retenue pour la synthèse de régulateurs numériques robustes dans le cas linéaire est le placement des pôles avec calibrage des fonctions de sensibilité. Cette méthode repose sur un ensemble de techniques consolidés qui ont été développées au cours de ces dernières années (voir [LK98], [Lan02], [PL03]).

### 4.2 Structure du Régulateur

Le modèle temps discret du procédé considéré (mono-entrée-mono sortie), sous l'hypothèse de linéarité et invariance dans le temps, est décrit par l'opérateur de transfert :

$$G(q^{-1}) = q^{-d} \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (4.1)$$

Le schéma de régulation qui sera considéré comme base pour les discussions qui suivent est celui représenté en figure 4.1. Le procédé est contrôlé par un régulateur polynômial de type RST à deux degrés de liberté (permettant d'imposer un comportement différent pour la poursuite et la régulation) et la lois de commande dans le domaine temporelle est :

$$S(q^{-1})u(t) = T(q^{-1})y^*(t + d + 1) - R(q^{-1})y(t) \quad (4.2)$$

qui exprime la commande  $u(t)$  comme moyenne filtrée des mesures  $y(t), y(t-1), \dots$ , des valeurs précédents de la commande  $u(t-1), u(t-2), \dots$  et d'une trajectoire de référence  $y^*(t + d + 1), y^*(t + d), \dots$  qui est enregistrée dans le micro-contrôleur ou engendrée à partir d'un modèle de référence :

$$G_{ref}(q^{-1}) = \frac{B_m(q^{-1})}{A_m(q^{-1})} \quad (4.3)$$

et

$$y^*(t + d + 1) = G_{ref}(q^{-1})r(t) \quad (4.4)$$

Les polynômes R,S et T ont respectivement l'expression :

$$R(q^{-1}) = r_0 + r_1q^{-1} + \dots + r_{n_R}q^{-n_R} \quad (4.5)$$

$$S(q^{-1}) = 1 + s_1q^{-1} + \dots + s_{n_S}q^{-n_S} \quad (4.6)$$

$$T(q^{-1}) = t_0 + t_1q^{-1} + \dots + t_{n_T}q^{-n_T} \quad (4.7)$$

La fonction de transfert en boucle fermée entre la référence filtrée  $y^*(t+d+1)$  et la sortie  $y(t)$  (boucle de poursuite) est donnée par :

$$H_{BF}(z^{-1}) = \frac{z^{-d}T(z^{-1})B(z^{-1})}{P(z^{-1})} \quad (4.8)$$

où

$$P(z^{-1}) = A(z^{-1})S(z^{-1}) + z^{-d}B(z^{-1})R(z^{-1}) = P_D(z^{-1})P_F(z^{-1}) \quad (4.9)$$

définit les pôles de la boucle fermée au moyen des polynômes  $P_D(z^{-1})$  et  $P_F(z^{-1})$  contenant respectivement les pôles dominants et auxiliaires qu'on désire imposer.

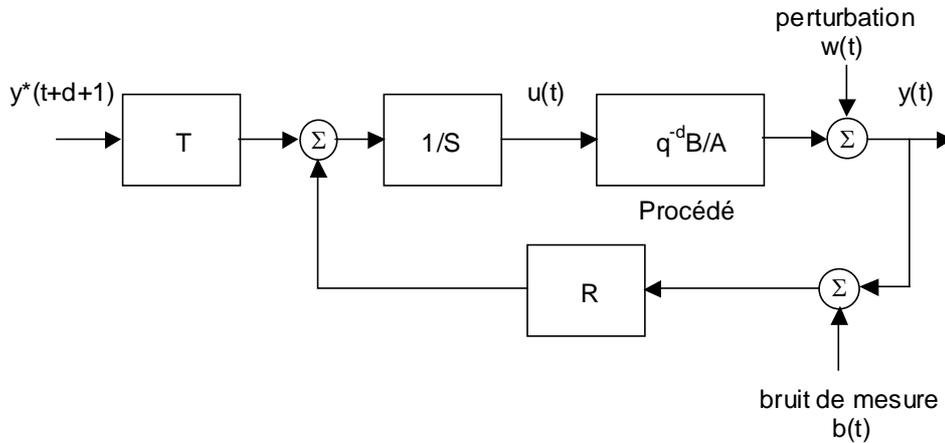


FIG. 4.1 – Boucle de régulation avec régulateur RST

En absence de pré-filtre  $T$ , la fonction de transfert en boucle fermée dévient :

$$H_{BF}(z^{-1}) = \frac{z^{-d}B(z^{-1})}{P(z^{-1})} \quad (4.10)$$

## 4.3 Les Spécifications des Performances

Un problème de commande d'un système est généralement décrit par un cahier des charges qui définit les spécifications à attendre, dans le domaine temporel et/ou fréquentiel.

### 4.3.1 Spécifications Temporelles

Les spécifications pour la commande d'un système sont souvent liées aux caractéristiques de la réponse indicielle du système.

Le temps de réponse  $t_M$  est le temps nécessaire pour attendre 90% de la consigne spécifiée.

Le dépassement maximal  $M_p$  est la valeur maximale que le système peut attendre divisée par la valeur de régime (souvent exprimée en pourcentage).

Le temps d'établissement  $t_F$  est le temps nécessaire pour que la réponse du système ait un écart de la valeur de régime de  $\pm 2\%$ .

### 4.3.2 Spécifications Fréquentielles

Les spécifications pour la commande d'un système peuvent être aussi exprimées en termes des caractéristiques de la réponse fréquentielle du système.

La bande passante  $f_{BP}$  est la fréquence maximale à la quelle une sinusoïde à la sortie du système peut reproduire de manière satisfaisante une sinusoïde sur la consigne. La quantité  $f_{BP}$  est une mesure de la vitesse de réponse d'un système et sa valeur correspond à la fréquence à partir de la quelle le gain est inférieur de plus de  $3\text{ dB}$  par rapport au gain à la fréquence nulle.

Le facteur de résonance  $M_R$  est le rapport entre le gain maximal du module de la réponse fréquentielle est le gain à la fréquence nulle. La quantité  $M_R$  est une mesure de l'amortissement du système.

L'étude d'un système en boucle fermée dans le domaine fréquentiel est extrêmement important car il permet d'évaluer ses caractéristiques de robustesse de manière très significative.

Nous rappelons ici les marges de robustesse (voir aussi la figure 4.2) communément utilisées pour mesurer la réserve de stabilité du système en boucle fermée par rapport à une variation de la fonction de transfert  $H_{BO}(e^{j\omega})$  de la boucle ouverte :

**La marge de gain**  $\Delta G$  correspond à l'inverse du gain de  $H_{BO}(e^{j\omega})$  à la fréquence où le déphasage est égale à  $-180$ . La valeur de  $\Delta G$  mesure l'accroissement maximal du gain avant d'avoir l'instabilité du système. Des valeurs typiques sont  $\Delta G \geq 2$  ( $6\text{ dB}$ ).

**La marge de phase**  $\Delta\phi$  correspond au déphasage supplémentaire toléré par  $H_{BO}$  à la fréquence de croisement  $\omega_{cr}$  ( $\Delta\phi = 180 - \angle\omega_{cr} ; |H_{BO}(j\omega_{cr})| = 1$ ).

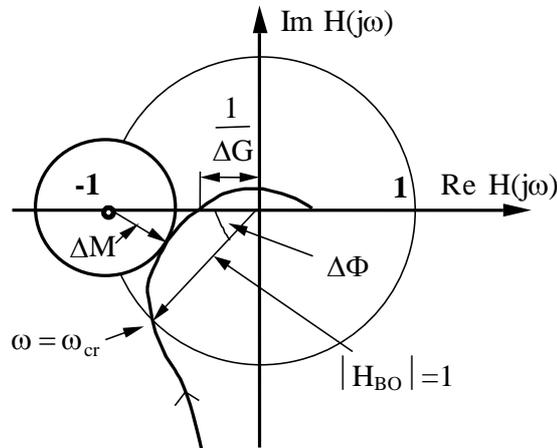


FIG. 4.2 – Marges de robustesse

**La marge de module**  $\Delta M$  est la mesure de la distance minimale entre le point critique dans le plan de Nyquist  $(-1, j0)$  et l'hodographe de la fonction de transfert de la boucle ouverte ( $\Delta M = \min_i |1 + H_{BO}|$ ). La valeur de  $\Delta M$  mesure l'incertitude additive non-structurée tolérée par le  $H_{BO}$  à toutes les fréquences.

**La marge de retard**  $\Delta\tau$  est le retard supplémentaire maximale tolérable pour  $H_{BO}$  ( $\Delta\tau = \frac{\Delta\phi}{\omega_{cr}}$ ). Pour les systèmes temps discret échantillonnés avec une période d'échantillonnage  $T_e$ , une condition typique à attendre est  $\Delta\tau \geq T_e$ .

Par ailleurs, une bonne marge de module implique des bonnes marges de gain et phase, mais l'inverse n'est pas toujours vrai (pour des détails sur les relations entre les marges voir [Lan02]). Les marges de module et de retard seront utilisées dans ce mémoire car ceux sont des indexes plus fiables.

## 4.4 Les Fonctions de Sensibilité

Les fonctions de sensibilité relativement à la boucle fermée de figure 4.1 sont exprimées par les fonctions de transfert suivantes :

- *fonction de sensibilité perturbation-sortie* - la fonction de sensibilité entre la perturbation  $w(t)$  et la sortie du procédé  $y(t)$  :

$$S_{yp}(z^{-1}) = \frac{A(z^{-1})S(z^{-1})}{P(z^{-1})} \quad (4.11)$$

Cette fonction de transfert permet d'analyser la capacité de la boucle fermée de rejeter les perturbations et d'évaluer la robustesse vis-à-vis des incertitudes de modélisation.

- *fonction de sensibilité perturbation-entrée* - la fonction de sensibilité entre la perturbation  $w(t)$  et l'entrée du procédé  $u(t)$  :

$$S_{up}(z^{-1}) = -\frac{A(z^{-1})R(z^{-1})}{P(z^{-1})} \quad (4.12)$$

Cette fonction de transfert permet d'analyser le comportement du régulateur vis-à-vis des perturbations.

- *fonction de sensibilité bruit de mesure-sortie* - la fonction de sensibilité entre le bruit de mesure  $b(t)$  et la sortie du procédé  $y(t)$  :

$$S_{yb}(z^{-1}) = -\frac{z^{-d}B(z^{-1})R(z^{-1})}{P(z^{-1})} \quad (4.13)$$

Cette fonction est la complémentaire de  $S_{yp}$  :  $S_{yp} - S_{yb} = 1$

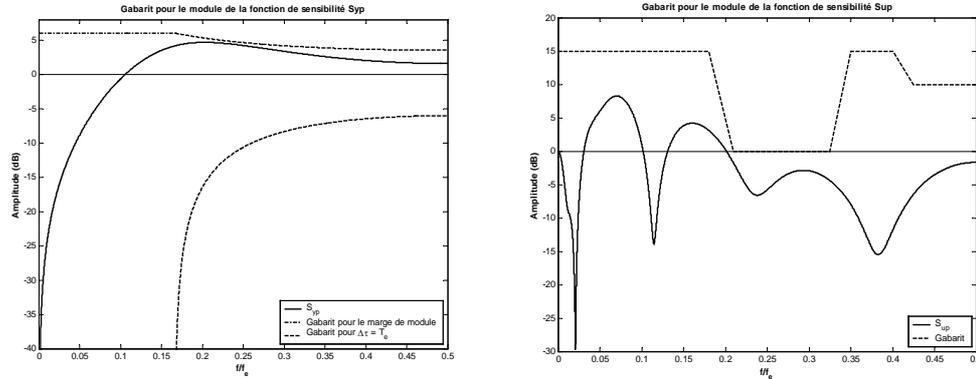
- *fonction de sensibilité perturbation entrée-sortie* - la fonction de sensibilité entre une perturbation sur l'entrée  $v(t)$  et la sortie du procédé  $y(t)$  :

$$S_{yv}(z^{-1}) = \frac{z^{-d}B(z^{-1})S(z^{-1})}{P(z^{-1})} \quad (4.14)$$

Cette fonction met en évidence des éventuels pôles instables du procédé qui ont été compensés par des zéros introduits dans  $R(z^{-1})$ .

#### 4.4.1 Gabarits sur les Fonctions de Sensibilité

Remarque : le système en contre-réaction est asymptotiquement stable si toutes les quatre fonctions de sensibilité  $S_{yp}$ ,  $S_{up}$ ,  $S_{yb}$  et  $S_{yv}$  sont asymptotiquement stables.

FIG. 4.3 – Gabarits pour les fonctions de sensibilité  $S_{yp}$  et  $S_{up}$ 

Les fonctions de sensibilité permettent d'évaluer la stabilité robuste du système en boucle fermée et la taille des incertitudes tolérées dans les différentes régions fréquentielles. Il est possible de spécifier les performances désirées et les contraintes imposées par le cahier des charges dans le domaine fréquentielle. Cela correspond à tracer des gabarits souhaitables pour les fonctions de sensibilité comme illustré dans la figure 4.4.1.

### Gabarit pour la Fonction de Sensibilité Perturbation-Sortie

Les marges de module et de retard, utilisées pour caractériser quantitativement la robustesse de la boucle fermée, se traduisent dans des spécifications sur la fonction  $S_{yp}$ . La marge de module  $\Delta M$  est liée au module de la  $S_{yp}$  par la relation :

$$\Delta M = |S_{yp}(e^{j\omega})|_{max}^{-1} = \|S_{yp}\|_{\infty}^{-1} \quad (4.15)$$

Une borne inférieure pour  $\Delta M$  correspond ainsi à une borne supérieure pour le module de  $S_{yp}$ . La marge de retard impose une limitation supérieure et inférieure à partir de  $0.17f_e$  pour le module de  $S_{yp}$ . Un troisième élément qu'on peut introduire pour le gabarit est la bande d'atténuation désirée, qui correspond à l'imposition de la fréquence minimale à laquelle  $S_{yp}$  croise l'axe à  $0 \text{ dB}$ . La bande d'atténuation spécifie la région fréquentielle où les perturbations sont atténuées (atténuation à basses fréquences). Des gaba-

rit particuliers peuvent être spécifiées selon le cas pour prendre en compte les spécifications du cahier des charges (rejet des perturbations à certaines fréquences, ouverture de la boucle,...).

Le respect d'une borne supérieure  $W_{rob}^{-1}$  par  $S_{yp}$  à toutes les fréquences pour le modèle nominal correspond à la tolérance d'une incertitude définie par  $W_{rob}$ . Le régulateur stabilise l'ensemble de modèles :

$$G(z^{-1}) = \frac{z^{-d}B(z^{-1})}{A(z^{-1})(1 + \Delta W_{rob})} \quad \|\Delta\|_{\infty} \leq 1 \quad (4.16)$$

car la condition de stabilité robuste

$$\|S_{yp}\Delta W_{rob}\|_{\infty} \leq 1 \quad (4.17)$$

sera satisfaite.

### Gabarit pour la fonction de sensibilité perturbation-entrée

Le gabarit pour la fonction de sensibilité perturbation-entrée est essentiellement le résultat des contraintes de robustesse et de sollicitations sur l'actionneur. Pour définir ce gabarit nous prenons en compte les considérations suivantes :

- le module de la  $S_{up}$  doit être réduit aux fréquences où le procédé a un gain faible (hautes fréquences et régions correspondantes aux zéros de transmission du procédé) ;
- la fonction  $S_{up}$  permet de caractériser la robustesse vis-à-vis des incertitudes additives. Si  $S_{up}$  est contenu à l'intérieur d'une borne spécifiée par  $W_a^{-1}$ , le régulateur tolère une incertitude de module  $W_a$ . Le régulateur stabilise l'ensemble des modèles :

$$G(z^{-1}) = \frac{z^{-d}B(z^{-1})}{A(z^{-1}) + \Delta W_a} \quad \|\Delta\|_{\infty} \leq 1 \quad (4.18)$$

- L'ouverture de la boucle en hautes fréquences est normalement imposée pour éviter de solliciter l'actionneur dans cette région où le gain du procédé est faible.

### Gabarit pour la fonction de sensibilité bruit de mesure-sortie

Cette fonction de sensibilité permet d'évaluer la tolérance aux incertitudes multiplicatives de module  $W_m$ . La marge de retard peut s'exprimer comme borne supérieure pour  $S_{yb}$  et éviter d'utiliser un gabarit inférieur sur  $S_{yp}$ .

Pour des détails concernant les gabarits des fonctions de sensibilité voir [Lan02].

## 4.5 Placement de Pôles par Calibrage des Fonctions de Sensibilité

### 4.5.1 Introduction

Le placement de pôles par calibrage des fonctions de sensibilité permet de satisfaire les spécifications désirées pour les performances de régulation, poursuite et robustesse par un emplacement approprié des pôles de la boucle fermée et l'imposition de parties fixes du régulateur. Comme il a été montré dans le paragraphe 4.4, les principales fonctions de sensibilités caractérisent complètement le système en boucle fermée et le respect de gabarits opportunément choisis garantit des performances satisfaisantes (rapidité de la réponse, rejet des perturbation, stress sur l'actionneur, insensibilité aux variations des paramètres). La combinaison du placement de pôles avec la vérification des contraintes fréquentielles est l'aspect clé de cette stratégie. La stratégie de calibrage peut se résumer comme suit :

1. placer les pôles dominant de la boucle fermée sur la base des spécifications désirées ;
2. imposer les parties fixes du régulateur pour le respect des contraintes de robustesse et de rejet des perturbation (pas d'erreur statique, ouverture de la boucle en hautes fréquences, rejet d'un perturbation à une certaine fréquence,...) ;
3. calculer les polynômes  $R$  et  $S$  à partir de l'identité de Bezout ;

4. si le gabarits sont respectés la synthèse est complète, sinon aller au pas 5;
5. ajouter (ou ajuster) des pôles auxiliaires et d'autres parties fixes pour respecter les gabarits imposés et retourner au pas 3.

Il existe un certain nombre de règles à suivre pour réaliser cette procédure de manière efficace. Pour une description détaillée de la stratégie voir [Lan02].

Si on observe la structure des fonctions de sensibilité on peut s'apercevoir de l'interaction entre les paramètres du régulateur (ou les pôles de la boucle fermée) et l'allure d'une spécifique fonction :  $H_S$  affecte le zéros de  $S_{yp}$ ,  $H_R$  affecte le zéros de  $S_{up}$  et de  $S_{yb}$ , les pôles de la boucle fermée sont communs à toutes les fonctions de sensibilité. Une synthèse efficace requiert en fait un choix simultané de  $H_R$  et  $H_S$  et des pôles auxiliaires (voir plus loin). Dans la plus part des cas ces règles sont suffisantes pour respecter les spécifications. On rappelle ici quelques limitations principales à ne pas oublier :

- la relation  $S_{yp} + S_{yb} = 1$  implique que les deux fonctions de sensibilité ne peuvent pas avoir des faibles amplitudes aux mêmes fréquences. En général, on résout ce conflit en imposant que  $|S_{yp}|$  soit faible à basses fréquences et que  $|S_{yb}|$  soit faible en hautes fréquences ;
- $|S_{yp}|$  ne peut pas être faible sur un intervalle fréquentiel infini : pour un système et un régulateur stable, si  $|S_{yp}| < 1$  dans une région fréquentielle, nécessairement  $|S_{yp}| > 1$  ailleurs (l'air au dessous de l'axe 0 dB est égale à l'air au dessus de l'axe 0 dB) ;
- demander une erreur faible pour un intervalle large des fréquences et au même temps garder la stabilité en présence des incertitudes (qui correspond à imposer une certaine marge de phase) implique que le gain de la fonction de transfert en boucle ouverte soit élevé dans un intervalle  $[0 - \omega_1]$  et faible dans un intervalle  $[\omega_1 - \omega_2]$ , avec  $\omega_1$  très proche de  $\omega_2$ . La marge de phase impose une limitation sur l'extension des ces régions (on ne peut pas avoir  $\omega_1$  trop proche de  $\omega_2$  si on veut garantir la stabilité du système).

La synthèse du régulateur à deux degrés de liberté est décomposé en deux étapes : 1) calcul des polynômes  $R$  et  $S$  pour la boucle de régulation sur la base des spécifications pour la dynamique de régulation désirée et pour la robustesse ; 2) calcul du polynôme  $T$  pour la boucle de poursuite sur la base des spécifications pour la dynamique de poursuite désirée.

### 4.5.2 Calcul de la Dynamique de Régulation

Les polynômes  $R$  et  $S$  du régulateur sont généralement factorisés en une partie fixe (les polynômes  $H_R$  et  $H_S$  imposés) et une part résultat du placement de pôles ( $R_0$  et  $S_0$ ) :

$$R(z^{-1}) = H_R(z^{-1})R_0(z^{-1}) \quad (4.19)$$

$$S(z^{-1}) = H_S(z^{-1})S_0(z^{-1}) \quad (4.20)$$

Les pôles désirés de la boucle fermée peuvent être aussi factorisés en pôles dominant  $P_D$  et pôles auxiliaires  $P_F$ , en conduisant à :

$$P(z^{-1}) = A(z^{-1})S(z^{-1}) + z^{-d}B(z^{-1})R(z^{-1}) \quad (4.21)$$

$$P_D(z^{-1})P_F(z^{-1}) = A(z^{-1})H_S(z^{-1})S_0(z^{-1}) + z^{-d}B(z^{-1})H_R(z^{-1})R_0(z^{-1})$$

Les polynômes  $R_0$  et  $S_0$  sont calculés au travers de la résolution de l'équation connue comme identité de Bezout (résolution du système linéaire construit à partir des polynômes  $A, B, H_R$  et  $H_S$ , voir [Lan02]). En définissant :

$$n_A = \deg A(z^{-1}) \quad (4.22)$$

$$n_B = \deg B(z^{-1}) \quad (4.23)$$

l'identité de Bezout admet une solution unique de degré minimal pour :

$$\begin{aligned} n_P &= \deg P(z^{-1}) \leq n_A + n_B + d - 1 \quad ; \\ n_S &= \deg S(z^{-1}) = n_B + d - 1 \quad ; \quad n_R = \deg R(z^{-1}) = n_A - 1 \end{aligned} \quad (4.24)$$

ou, si on considère les parties fixes imposées au régulateur, la condition devient :

$$n_{S_0} = n_B + n_{H_S} + d - 1 \quad ; \quad n_{R_0} = n_A + n_{H_R} - 1$$

### 4.5.3 Calcul de la Dynamique de Poursuite

La fonction de transfert de la boucle de poursuite, en tenant compte du modèle de référence  $G_{ref}$  (voir (4.3)) est exprimée comme :

$$H_{BF}(z^{-1}) = \frac{z^{-d}B_m(z^{-1})T(z^{-1})B(z^{-1})}{A_m(z^{-1})P(z^{-1})} \quad (4.25)$$

Plusieurs choix sont possibles pour  $T$  :

- $T(z^{-1}) = P(z^{-1})/B(1)$ , qui correspond à simplifier les pôles imposés par la boucle de régulation, normaliser le gain statique à 1 et imposer comme dynamique de poursuite le modèle spécifié par le modèle de référence  $G_{ref}$  ;
- $T(z^{-1}) = T(1) = P(1)/B(1)$  (=  $R(1)$  si  $S(z^{-1})$  contient un terme  $1 - z^{-1}$ ) et on impose la même dynamique soit en poursuite que en régulation ( $G_{ref}(z^{-1}) = 1$ ) ;
- $T(z^{-1}) = P_D(z^{-1})/B(1)P_F(1)$ , qui correspond à simplifier les seuls pôles dominants (spécifiées par le polynôme  $P_D(z^{-1})$  d'ordre  $n_D$ ) de la régulation en laissant inchangés les pôles auxiliaires (spécifiées par le polynôme  $P_F(z^{-1})$ ).

### 4.5.4 Calcul du Régulateur : Comment Placer les Pôles

On a montré auparavant que l'emplacement des pôles de la boucle fermée caractérise complètement la nature de la réponse temporelle du système et ses propriétés de robustesse. Il est pourtant intéressant de fournir un ensemble de règles qui puissent aider à déterminer la configuration des pôles qui conduit à la boucle fermée désirée.

Dans la pratique on classe les pôles en rapides et lents (ou dominants), en faisant référence à la rapidité avec laquelle le mode naturel associé tend à disparaître. On placera comme pôles dominants les pôles qui correspondent à la dynamique désirée (temps de réponse + amortissement, spécifiée par  $n$  paires de pôles complexes conjugués placés aux fréquences désirées).

On rappelle que du point de vue de la robustesse un bon choix initial (si on ne veut pas accélérer le système) correspond généralement à imposer en

boucle fermée les pôles de la boucle ouverte (si stables et bien amortis, les cas échéant on imposera un amortissement compris entre 0.7 et 1).

Les pôles qui restent (pôles auxiliaires) sont utilisés pour améliorer la robustesse de la boucle fermée. En général on place des pôles de la forme :

$$P_{aux}(z^{-1}) = (1 - \alpha z^{-1})^{n_{aux}} \quad (4.26)$$

où  $\alpha$  est le pôle en haute fréquence de multiplicité  $n_{aux}$  placé suffisamment loin de pôles dominants mais tel que les marges de robustesse soient respectés, et

$$n_{aux} \leq n_A + n_B + d - 1 + n_{H_R} + n_{H_S} - n_D \quad (4.27)$$

## 4.6 Réduction de Complexité d'un Régulateur

### 4.6.1 Synthèse d'un PID Numérique par Réduction

La synthèse avancée de régulateurs basée sur le modèle du procédé a connu un grand développement au cours de ces dernières années. Les nouveaux résultats de la théorie du contrôle ont été appliqués avec succès aux applications réelles pour l'amélioration des performances de la boucle fermée et sa robustesse.

Néanmoins, il faut faire certaines remarques :

1. les techniques de commande avancées mènent à des régulateurs de complexité élevé (en termes de nombre de paramètres) car l'ordre correspond au moins à celui du modèle utilisé pour la synthèse ;
2. des limitations sur la puissance de calcul dans la production de masse impose des régulateurs simples ;
3. dans beaucoup d'applications industrielles les spécifications peuvent être raisonnablement atteintes grâce à des régulateurs PID ;
4. les producteurs d'équipements industriels pour la régulation offrent essentiellement des modules PID.

En conséquence le régulateur PID numérique est encore prédominant dans les boucles de régulation industrielles.

Des règles simples pour déterminer la configuration optimale d'un PID sont nécessaires pour résoudre le problème de la mise au point d'une boucle de régulation dans un temps relativement bref. Ces contraintes sont encore plus difficiles à respecter lors d'un problème de commande d'un système complexe (pour les quels l'optimisation des paramètres un régulateur PID n'est pas immédiate).

Une large littérature est disponible concernant l'optimisation des paramètres d'un PID. Des techniques classiques et avancées (comme les règles de Ziegler-Nichols, la synthèse basée sur les marge de Gain et de Phase, la commande à modèle interne, etc...) peuvent être retrouvées dans [ÅH95], [Yu99], [MZ89], [TWH99].

Dans la plus part des cas une manipulation d'un modèle d'ordre élevé est nécessaire pour déterminer un modèle simple à partir du quel une synthèse directe est possible pour le calcul d'un PID. Malheureusement, cet approche n'assure pas le respect des performances désirées une fois que le régulateur est appliqué au modèle complexe ([AL89]).

Des techniques simples universellement acceptées pour la synthèse de régulateurs de complexité réduite (comme un PID), à utiliser pour la commande de modèles complexes, n'existent pas (voir [LKH03] pour l'état de l'art sur la synthèse des régulateurs de complexité réduite).

Par la suite on propose une solution pour l'optimisation d'un PID dans les cas de modèles caractérisés par un ordre élevé.

Une réponse possible au problème de la commande pour cette classe de systèmes est donnée par la combinaison de techniques avancées de commande robuste avec des algorithmes pour la réduction de complexité de régulateurs permettant d'établir une procédure claire d'ajustement des PID.

L'objectif est de déterminer un régulateur PID par réduction de manière de préserver les performances en boucle fermée obtenues avec le régulateur nominal.

### Procédure d'optimisation d'un PID numérique

L'idée à la base de la procédure proposée est :

*Considérons un régulateur nominal robuste déterminé à partir d'un modèle du système qui permet d'atteindre les performances désirées de poursuite and régulation. On cherche un PID numérique qui preserve autant que possible les propriétés de la boucle fermée obtenues avec le régulateur nominal.*

Le régulateur PID peut être obtenu en appliquant des techniques de réduction de complexité du régulateur qui préserve les propriétés de la boucle fermée. Parmi ces techniques celles basées sur l'identification d'un régulateur d'ordre réduit sont très efficaces ([LK01]).

La procédure d'optimisation du PID peut être résumée comme suit :

1. on identifie un modèle du procédé (s'il n'est pas disponible) ;
2. on fait la synthèse d'un régulateur numérique à partir du modèle qui permet de satisfaire les performances désirées de poursuite et régulation tout en respectant les contraintes de robustesse ;
3. on applique des algorithmes appropriés pour la réduction de la complexité du régulateur en préservant les propriétés de la boucle fermée ;
4. on valide le PID déterminé en termes de :
  - proximité des fonctions de sensibilité et marges de robustesse par rapport au régulateur nominal ;
  - performances dans le domaine temporel (poursuite et régulation).

Si les spécifications ne sont pas respectées on retourne au pas 2 pour modifier les spécifications des performances, autrement la procédure est terminée.

Les avantages principaux de cette procédure sont :

- aucune approximation du modèle (réduction) est nécessaire pour appliquer la technique ;
- des spécifications standard pour la poursuite et la robustesse peuvent être imposées comme pour un problème classique de commande (aucune

limitation est nécessaire à ce point) ;

- si les spécifications peuvent être obtenues par le régulateur PID numérique estimé la procédure est terminée. Si cela ne se produit pas, un résultat négatif est un indicateur de spécifications trop restrictives pour être obtenues avec un PID.

Le régulateur PID numérique a la structure classique d'un RST. On remarque que la procédure de réduction concerne seulement le polynômes  $R$  et  $S$ .

Deux choix sont possibles pour le polynôme  $T$  :

- $T = R$ , et le PID correspond à la discretisation d'un PID analogique avec action proportionnelle, intégrale et derivative filtrée sur l'erreur (différence entre la consigne et la sortie du système) ;
- $T = R(1)$ , et le PID correspond à la discretisation d'un PID analogique avec action proportionnelle sur l'erreur et action intégrale et derivative filtrée sur la sortie du système (pour les détails voir [Lan90]).

La deuxième solution semble être la plus efficace dans la pratique.

### Algorithmes pour l'optimisation et la validation d'un PID numérique

L'objectif de la méthodologie de réduction de complexité d'un régulateur est de préserver autant que possible les propriétés de la boucle fermée. Une réduction directe du régulateur avec des techniques classiques (comme la simplification pôles-zéros à l'intérieur d'un certain rayon ou la "balanced reduction" du régulateur) sans prendre en compte les propriétés de la boucle fermée conduit souvent à des résultats qui ne sont pas acceptables.

On rappelle ici certains aspects de la méthodologie de réduction de régulateurs basée sur les algorithmes d'identification en boucle fermée. Pour une description détaillée voir [LKC01].

La configuration pour l'identification d'un régulateur d'ordre réduit basée sur le Closed Loop Output Matching (CLOM) est montrée en Fig 4.4.

Dans la partie supérieure on représente la boucle fermée nominale simulée. Elle est constituée par le régulateur nominal (synthétisé à partir des

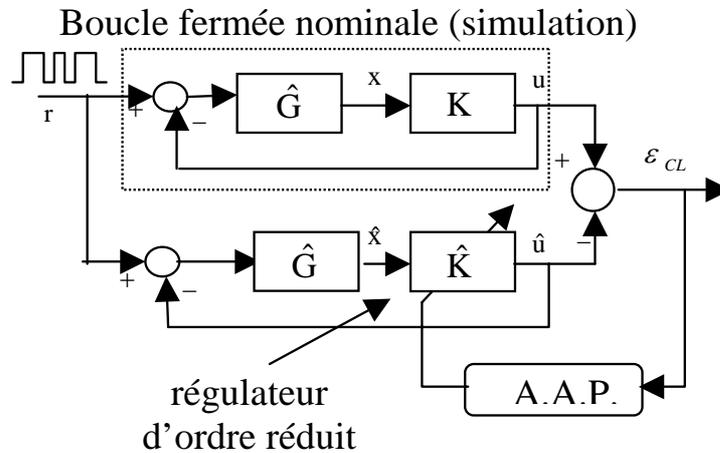


FIG. 4.4 – Identification d'un régulateur d'ordre réduit

performances désirées) et le meilleur modèle du procédé (modèle pour la commande), et ceci représente la meilleure approximation de la vraie boucle fermée.

La partie inférieure est constituée par le régulateur estimé d'ordre réduit connecté en contre-réaction avec le même modèle du procédé considéré dans la partie supérieure de la figure. L'algorithme d'estimation des paramètres essaiera de trouver le meilleur régulateur d'ordre réduit (d'un ordre spécifié) qui minimisera l'erreur en boucle fermée (calculée comme la différence entre le signal de commande engendré par le régulateur nominal et le signal de commande engendré par le régulateur d'ordre réduit), et ainsi l'écart entre les deux boucles fermées. L'algorithme CLOM donne la priorité à la minimisation de la différence entre la fonction de sensibilité perturbation-sortie nominale et la fonction de sensibilité réduite.

L'identification d'un régulateur d'ordre réduit en boucle fermée a l'avantage de fournir directement un régulateur d'ordre spécifié qui approxime les spécifications en boucle fermée (selon un critère fixé). Par contre la synthèse basée sur un modèle d'ordre réduit ne peut pas garantir un régulateur d'ordre peu élevé car les spécification dans le domaine fréquentiel conduisent souvent

à des régulateurs complexes.

L'algorithme d'adaptation paramétrique qu'on utilise pour estimer les paramètres d'un régulateur PID réduit appartient à la classe d'algorithmes d'estimation décrite dans [LK97].

On définit :

$$\begin{aligned} K &= \frac{R}{S} \quad (\text{régulateur nominal}) \\ \hat{K}_{PID} &= \frac{\hat{R}_{PID}}{\hat{S}_{PID}} \quad (\text{régulateur PID numérique}) \\ \hat{G} &= \frac{q^{-d}B}{A} \quad (\text{modèle du procédé}) \end{aligned}$$

L'expression du régulateur PID devient :

$$\hat{K}_{PID} = \frac{\hat{R}_{PID}}{H_{\hat{S}_{PID}}(1 + \hat{s}_1 q^{-1})} \quad (4.28)$$

Les spécifications sur les parties fixes du régulateurs et les ordres des polynômes sont :

1.  $H_{\hat{S}_{PID}} = 1 - q^{-1}$  (un intégrateur) ;
2.  $n_{\hat{R}_{PID}} = 2$ ,  $n_{\hat{S}_{PID}} = 2$  (complexité d'un PID).

Le signal de commande (*a priori*) engendré par le régulateur réduit qui résulte comme en Fig 4.4 est donné par :

$$\begin{aligned} \hat{u}^0(t+1) &= -\hat{S}_{PID}^*(t, q^{-1})\hat{u}(t) + \hat{R}_{PID}(t, q^{-1})\hat{x}'(t+1) \\ &= \hat{\theta}^T(t)\phi(t) \end{aligned} \quad (4.29)$$

où :

$$\begin{aligned} \hat{S}_{PID}^*(q^{-1}) &= \hat{s}_1 q^{-1} \\ \hat{\theta}^T(t) &= [\hat{s}_1(t), \hat{r}_0(t), \hat{r}_1(t), \hat{r}_2(t)] \\ \phi^T(t) &= [-\hat{u}(t), \hat{x}(t+1), \hat{x}(t), \hat{x}(t-1)] \\ \hat{x}'(t) &= \frac{\hat{x}(t)}{H_{\hat{S}_{PID}}} \\ &= \frac{\hat{G}(q^{-1})[r(t) - \hat{u}(t)]}{H_{\hat{S}_{PID}}} \end{aligned}$$

et le signal de commande (*a posteriori*) prédit est calculé comme suit :

$$\hat{u}(t+1) = \hat{\theta}^T(t+1)\phi(t) \quad (4.30)$$

L'erreur en boucle fermée (*a posteriori*) est donnée par :

$$\varepsilon_{CL}(t+1) = u(t+1) - \hat{u}(t+1) \quad (4.31)$$

et en conséquence l'algorithme d'estimation de paramètres sera :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t)\phi(t)\varepsilon_{CL}(t+1) \quad (4.32)$$

$$F^{-1}(t+1) = \lambda_1(t)F^{-1}(t) + \lambda_2(t)\phi(t)\phi(t)^T \quad (4.33)$$

$$0 < \lambda_1(t) \leq 1; 0 \leq \lambda_2(t) < 2$$

Comme pour l'identification en boucle fermée, l'erreur dans le domaine fréquentiel entre les deux régulateurs sera faible dans les régions critiques du point de vue de la commande. Cela peut être ultérieurement amélioré avec un signal d'excitation approprié (comme une séquence binaire pseudo-aléatoire riche en basses fréquences).

Le régulateur estimé d'ordre réduit doit être validé en termes de performances en boucle fermée (par rapport à la boucle fermée nominale). Le gap de Vinnicombe ( $\nu - gap$ ) entre les fonctions de sensibilité principales du système nominal et celles du système réduit est une mesure de la proximité de la boucle fermée calculée par rapport à la boucle fermée nominale.

Le  $\nu - gap$  entre les fonctions de sensibilité nominales et réduites, indiquées comme  $\delta(S_{yp}, \hat{S}_{yp})$ , est donné par :

$$\delta(S_{yp}, \hat{S}_{yp}) = \left\| \frac{(S_{yp} - \hat{S}_{yp})}{(1 + S_{yp}^* S_{yp})^{-1/2} (1 + \hat{S}_{yp}^* \hat{S}_{yp})^{-1/2}} \right\|_{\infty} < 1$$

Un deuxième outil pour évaluer la qualité de la boucle fermée qui résulte par la réduction du régulateur est la marge de stabilité généralisée.

La marge de stabilité généralisée  $b(K)$  pour un régulateur  $K$  donné est définie

comme :

$$b(K, G) = \begin{cases} \{\|T(K, G)\|_\infty\}^{-1} & \text{si } (K, G) \text{ est stable} \\ 0 & \text{autrement} \end{cases} \quad (4.34)$$

où

$$T(K, G) = \begin{bmatrix} -S_{yb} & S_{y\nu} \\ -S_{up} & S_{yp} \end{bmatrix} \quad (4.35)$$

dans le quel

$$\left( \begin{array}{ll} S_{yp} = \frac{A(q^{-1})S(q^{-1})}{P(q^{-1})} & S_{up} = -\frac{A(q^{-1})R(q^{-1})}{P(q^{-1})} \\ S_{yb} = -\frac{B(q^{-1})R(q^{-1})}{P(q^{-1})} & S_{y\nu} = \frac{B(q^{-1})S(q^{-1})}{P(q^{-1})} \end{array} \right) \quad (4.36)$$

La marge de stabilité généralisée obtenue avec le régulateur d'ordre réduit doit être proche de celle obtenue avec le régulateur nominale. En pratique on observe que des bons résultats sont obtenus lorsque le  $\nu - gap$  entre les fonctions de sensibilité est faible.

## 4.6.2 Exemples d'Applications

La procédure pour la synthèse d'un PID par réduction est appliquée à :

- une transmission souple ;
- un système avec un retard très important.

La transmission souple (figure 4.6.2) est un système caractérisé par deux modes de vibration  $(\omega_1, \omega_2)$  peu amortis ( $\zeta_1, \zeta_2 < 0.1$ ) et un retard important  $L$  :

$$G_1(s) = \frac{K e^{-Ls}}{(s^2 + 2\zeta_1\omega_1s + \omega_1^2)((s^2 + 2\zeta_2\omega_2s + \omega_2^2))}$$

Le deuxième exemple considéré est un cas d'étude simulé. On considère un système avec un pôle  $\frac{1}{\tau}$  de multiplicité égale à trois et un retard  $L$  comparable au temps de réponse.

$$G_2(s) = \frac{K e^{-Ls}}{(1 + \tau s)^3}$$



FIG. 4.5 – La transmission souple (LAG)

La synthèse directe d'un régulateur PID ne donne pas des résultats satisfaisants si on applique des techniques classiques de mise au point d'un PID au modèle approximé du système (un système du deuxième ordre sans retard au lieu d'un modèle d'ordre quatre plus retard et un système du premier ordre avec retard, respectivement).

Les résultats pour ces deux applications sont affichés dans les figures 4.6.2 (réponse à l'échelon pour la transmission souple en temps réel) et 4.6.2 (comparaison en simulation entre le PID calculé par réduction et les techniques Ziegler-Nichols et Internal Model Control pour la commande d'un système avec retard.)

La synthèse d'un PID par réduction appliquée à ces applications montre que les performances désirées sont atteintes si le modèle complet est utilisé pour réaliser une synthèse robuste nominale avant d'identifier un régulateur d'ordre réduit qui préserve les propriétés de la boucle fermée nominale.

Pour les détails de la synthèse et les résultats des deux exemples voir l'annexe A.3.

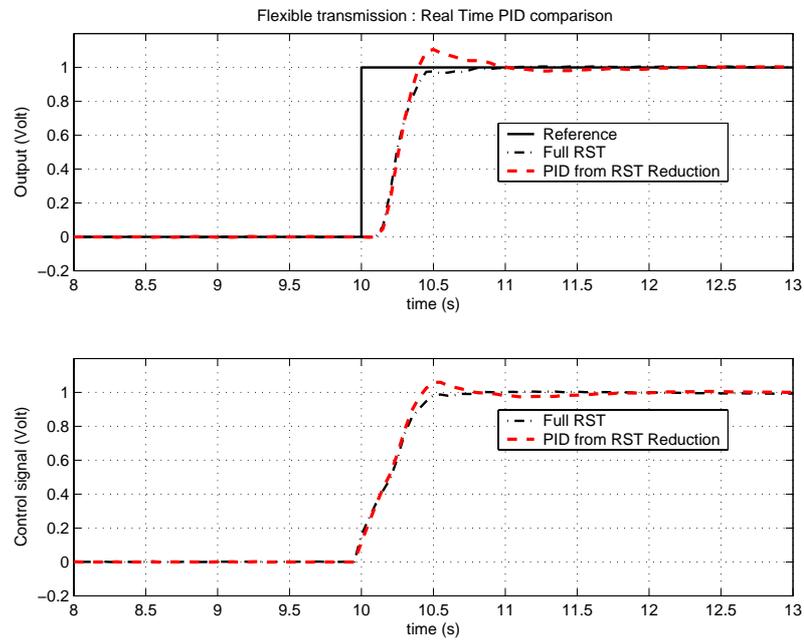


FIG. 4.6 – Réponse à l'échelon en temps réel pour la transmission souple

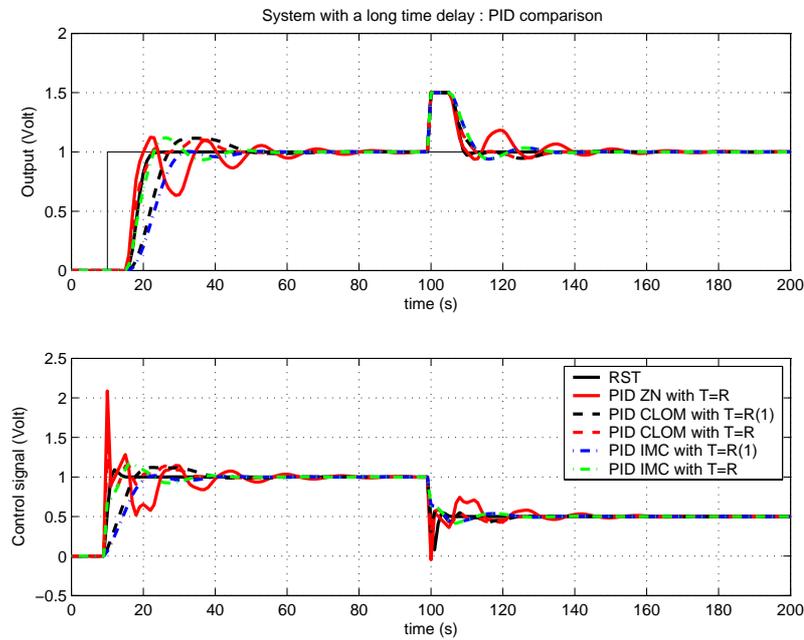


FIG. 4.7 – Réponse à l'échelon en simulation pour le système avec retard

## 4.7 Conclusions

Dans ce chapitre la synthèse de régulateurs robustes par placement de pôles avec calibrage des fonctions de sensibilité a été considérée. Les étapes qui conduisent au calcul d'un régulateur sur la base des performances spécifiées ont été décrites avec particulière attention à l'introduction de contraintes fréquentielles (gabarits des fonctions de sensibilité) et aux règles générales pour le choix des pôles de la boucle fermée pour atteindre une boucle fermée robuste.

La contribution importante de notre travail porte sur le développement d'une technique d'ajustement des PID numériques par la réduction d'un régulateur nominal calculé sur la base d'un modèle du procédé. Cette technique a été validée expérimentalement et en simulation pour des systèmes d'ordre élevé.



# Chapitre 5

## Commande d'un Système de Portes d'Accès d'un Train

### 5.1 Introduction

La méthodologie intégrée d'identification et commande présentée dans les chapitres 2, 3 et 4 est illustrée dans le contexte d'une application réelle. Il s'agit d'un système de portes utilisé comme accès par les passagers d'un train ou d'un métro. Un système de ce type est caractérisé par une large variabilité du modèle dynamique linéaire à cause des différents points de fonctionnement, des différentes phases de mouvement ou du vieillissement du matériel. On souhaite calculer un régulateur numérique robuste qui soit capable de gérer toutes les phases et conditions de fonctionnement, en développant une méthodologie systématique qui conduit au calcul de régulateurs dans un temps réduit, et qui puisse être étendue à des systèmes de portes similaires.

Le chapitre est organisé dans la manière suivante : la section 2 donne une description du système physique, la section 3 résume le problème de la commande pour cette application et les différents aspects à prendre en compte. La section 4 décrit la procédure d'identification et commande appliquée au cas considéré, la section 5 donne les résultats d'identification et de calcul des régulateurs et les résultats obtenus en temps réel après la mise en œuvre des



FIG. 5.1 – Système de portes d'un véhicule de transport

régulateurs numériques. Enfin, une discussion est présentée dans la section 6.

## 5.2 Description du Système

Le système “porte” considéré est un prototype qui est normalement intégré dans un wagon d'un train (TGV, métro, etc...) caractérisé par une porte coulissante à double vantail. Le système “porte” est constitué principalement par les vantaux, un opérateur de porte qui permet le mouvement de coulissement et par un moteur à courant continu.

Le système est entièrement contrôlé par une Door Control Unit (DCU) ou platine, qui gère les phase d'ouverture et fermeture en agissant sur le moteur (piloté par un convertisseur PWM) et qui contient la mise en œuvre de la lois de commande. L'état du système (porte ouverte ou fermée, présence d'obstacle, etc.) est vérifié grâce à des capteurs placés sur l'opérateur de porte qui permettent de mettre en séquence les différentes opérations.

Un profil de vitesse, qui est adapté aux caractéristiques électro-mécaniques du système, spécifie le mouvement de la porte. Ce profil est défini par une tension qui est élaborée par l'algorithme de régulation avant d'être directement appliquée au moteur. La sortie mesurée est le courant du moteur, utilisée pour obtenir une estimation de la force électro-motrice du moteur

qui est une image de la vitesse (variable à régler). Celle-ci est comparée à la trajectoire désirée pour calculer l'erreur qu'il faut minimiser.

Un contrôle de la saturation de courant est implémenté pour éviter un mauvais fonctionnement du système : ce mécanisme de sécurité est activé à chaque fois que la valeur de saturation est dépassée.

## 5.3 Définition du Problème de Commande

### 5.3.1 Les Besoins

L'objectif de la commande est d'obtenir la poursuite des profils de vitesse désirés (performances dans le domaine temporel) dans les différentes conditions qui peuvent caractériser le fonctionnement du système (performance de robustesse dans le domaine fréquentiel). Ces conditions incluent différents profils de vitesse, c.a.d. des profils de tension à appliquer au moteur, et le vieillissement des portes à cause de leur utilisation (qui cause une variation des paramètres du modèle du système). Un régulateur robuste devra répondre de manière satisfaisante dans l'ensemble de situations envisagées (car dans ce cas des spécifications de robustesse pourront être correctement définies).

### 5.3.2 Les Contraintes

La mise en œuvre d'une commande avancée sur le système considéré doit prendre en compte les aspects suivants :

- on souhaite intégrer dans l'architecture de régulation existante un régulateur numérique pour la phase de traction issu d'une commande avancée au lieu d'un PI numérique ;
- la synthèse d'un régulateur doit être faite à partir d'un modèle identifiés sur la base des données récupérées ;
- le régulateur calculé doit interagir avec les autres régulations présentes (saturation de courant, gestion de la phase de freinage) ;

- les limitations du dispositif numérique imposent le calcul d'un régulateur avec un nombre de coefficients réduit ;
- la procédure de mise au point d'un régulateur doit être reproductible sur des systèmes de portes similaires dans un temps limité (1 journée).

En particulier, la présence d'autres boucles de régulations (de courant et de freinage, actives en alternance avec le régulateur de traction selon le cas) qui influencent la même variable réglée oblige à prévoir une supervision pour les commutateurs entre les régulateurs. Des dispositifs d'anti-saturation doivent aussi être prévus.

## **5.4 Mise en Œuvre de la Méthodologie Intégrée**

### **5.4.1 Procédure d'Identification**

La procédure suivante a été utilisée pour l'identification du système dans le cas du système de portes :

- analyse du système pour caractériser les différentes directions de mouvement et les points de fonctionnement ;
- définition des signaux d'excitation appropriés en correspondance de chaque direction de mouvement et point de fonctionnement ;
- définition d'un protocole d'acquisition des données en boucle ouverte et en boucle fermée ;
- sélection de la structure du modèle en temps-discret ;
- application des algorithmes d'identification (en boucle ouverte et en boucle fermée) sur les données stockées ;
- validation des modèles.

### **5.4.2 Caractérisation du Système et Définition du Signal d'Excitation**

Le système est caractérisé par deux directions de mouvement (ouverture et fermeture), et plusieurs phases en correspondance avec chaque mouvement.

Pour le mouvement d'ouverture les trois phases sont le déverrouillage, la traction et le freinage. Dans le cas du mouvement de fermeture on a seulement les phases de traction et de freinage.

La définition des signaux d'excitation a été faite pour prendre en compte la présence d'effets non-linéaires dans le système, et aussi pour prendre en compte les limitations physiques imposées par la configuration du système (durée d'exécution limitée à cause de la largeur des vantaux des portes). Les spécifications ont été déterminées par rapports à ces contraintes. En conséquence, plusieurs points de fonctionnement ont été considérés, et différents types de signaux ont été utilisés (car des vitesses plus élevées causent une durée d'exécution plus courte).

Les signaux utilisés pour les acquisitions sont des SBPA et des échelons. La Séquence Binaire Pseudo Aléatoire (SBPA) a été utilisée à chaque fois que la durée d'essai le permettait (vitesse basse ou moyenne). Au contraire, pour les acquisitions faites à haute vitesse, le seul signal applicable au système est l'échelon. Un échelon a été appliqué dans la phase de déverrouillage aussi car l'intérêt était d'analyser la présence de retards éventuels qui pourraient affecter la régulation. L'identification a été réalisée en boucle ouverte et en boucle fermée.

### 5.4.3 Mise en Œuvre

Trois points de fonctionnement principaux ont été considérés pour construire les signaux d'essais, choisis par rapport à la tension de fonctionnement du moteur. Ces points correspondent à 25%, 50% et 80% de la valeur maximale de la tension du moteur. Autour de ce point, des signaux SBPA (avec longueur de registre  $N$  égale à 5, et diviseur de fréquence  $p$  égale à 2) ont été appliqués au système avec des différentes valeurs d'amplitude (10% ou 25% de la valeur de référence). Dans le cas où cela n'était pas possible, à cause des contraintes physiques du système, des échelons ont été appliqués.

Les signaux ont été engendrés avec une période d'échantillonnage  $T_e = 40 \text{ ms}$  et un pré-filtre passe-bas a été utilisé sur les mesures avant d'appliquer

les algorithmes d'identification.

#### 5.4.4 Procédure de Calcul de la Commande

La modélisation des incertitudes du système permet des gabarits pour les fonctions de sensibilité. Le gabarit sur la fonction de sensibilité perturbation-sortie impose le rejet des perturbations dans la région fréquentielle d'intérêt et permet d'assurer les contraintes de robustesse (les marges de module et de retard, voir chapitre 4).

Le gabarit pour la fonction de sensibilité perturbation-entrée définit la robustesse désirée par rapport aux incertitudes additives et permet d'éviter des sollicitations importantes sur l'actionneur dans les régions fréquentielles où le gain du système est très faible.

Les étapes suivantes sont à la base de la synthèse d'un régulateur robuste dans le cas du système de portes :

- choix des performances désirées pour la boucle fermée : elles sont définies comme paramètres d'un système du 2<sup>ème</sup> ordre basées sur la dynamique du système, représenté par un modèle nominal résultant de l'identification ;
- définition des gabarits pour les fonction de sensibilité : des spécifications standard sont demandées pour la fonction de sensibilité perturbation-sortie, et un gabarit qui prend en compte la dispersion des modèles obtenus lors d'identification est utilisé pour le calibrage de la fonction de sensibilité perturbation-entrée ;
- sélection des parties fixes du régulateur pour satisfaire les contraintes de robustesse : on impose un intégrateur et l'ouverture de la boucle à  $f = 0.5 f_e$  plus des éventuels polynômes du premier et deuxième ordre issus de l'analyse de robustesse ;
- sélection de pôles auxiliaires pour satisfaire les contraintes imposées par les gabarits de robustesse ;
- calcul des paramètres du régulateur par résolution de l'équation de Bezout ;

- validation de la robustesse (marges et fonction de sensibilité) et des réponses temporelles en simulation.

## 5.5 Résultats

Cette section présente les résultats d'identification et de synthèse d'un régulateur pour la boucle de traction du système porte. Les modèles ici illustrés concernent le mouvement d'ouverture. Des résultats similaires ont été obtenus pour le mouvement de fermeture.

### 5.5.1 Identification en Boucle Ouverte

Tous les modèles identifiés ont la même structure : les ordres des polynômes  $B$  et  $A$  sont  $n_B = 3$  and  $n_A = 1$ , et il n'y a pas de retard entier ( $d = 0$ ). Cela permet de caractériser le système en termes d'une constante de temps équivalente et d'un paire de zéros complexes instables à l'exception du point de fonctionnement à 80% (pas de zéros complexes pour l'identification en boucle ouverte, mais il faut remarquer que il s'agit du cas où une excitation riche n'a pas pu être appliquée à cause de la durée insuffisante de l'essai).

La figure 5.2 montre les réponses fréquentielles des modèles identifiés en boucle ouverte : une évidente dispersion des courbes et l'effet des zéros complexes apparaissent. Plusieurs modèles, correspondant aux différents points de fonctionnement (et aux différentes amplitudes d'excitation dans le cas des modèles à 25% et 50%), ont été estimés. Ils ont été validés en utilisant un test de blancheur.

Le tableau 5.5.1 résume les résultats numériques<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup>Trois points de fonctionnement ont été considérés : 25%, 50% et 80% de la commande maximale. La colonne SBPA indique l'amplitude de l'excitation par rapport au point de fonctionnement.

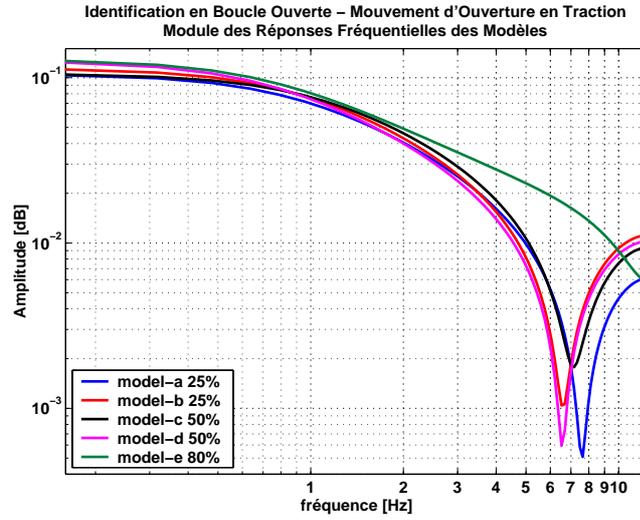


FIG. 5.2 – Réponses fréquentielles des modèles identifiés en boucle ouverte

### 5.5.2 Synthèse d'un Régulateur Basée sur l'Identification en BO

Les performances en boucle fermée sont spécifiées par rapport au modèle nominal du système. Le modèle nominal identifié  $G_{nom}$  qu'on utilise est paramétrisé de la manière suivante :

$$G_{nom} = \frac{0.00925z^{-1} + 0.00445z^{-2} + 0.01175z^{-3}}{1 - 0.7589z^{-1}} \quad (5.1)$$

La bande passante pour ce modèle est 1.19 Hz. Si on suppose d'accélérer le système d'un facteur 50%, la bande passante désirée est  $f_{des} = 2.38 \text{ Hz}$ .

	SBPA	Gain Statique	$\omega_{BP}$ [Hz]	Zéros Complexes
modèle a 25%	10%	0.10510	0.926	$-0.3150 \pm 0.90 i$
modèle b 25%	25%	0.11387	0.93	$-0.2410 \pm 1.10 i$
modèle c 50%	10%	0.10555	1.1	$-0.0802 \pm 0.94 i$
modèle d 50%	25%	0.12646	0.757	$-0.0809 \pm 1.04 i$
modèle e 80%	-	0.12891	0.788	-

TAB. 5.1 – Résultats d'identification en boucle ouverte

La valeur choisie pour  $f_{des}$  est adaptée au contenu fréquentiel des profils de vitesse utilisés comme consignes. Ces performances ont la forme d'un couple pulsation/ammortissement d'un système dynamique du 2<sup>ème</sup> ordre.

Le choix final est :

$$\omega_{des} = 2\pi \cdot f_{des} = 14.95 \text{ (rad/sec)}, \zeta = 0.9 \quad (5.2)$$

L'équation (5.3) définit l'incertitude additive de tous les modèles identifiés par rapport au modèle nominal, et permet ainsi de définir le gabarit pour la fonction de sensibilité  $|S_{up}|$ . Tous les modèles peuvent être exprimés comme (voir [LLM97]) :

$$G(z^{-1}) = G_{nom}(z^{-1}) + \delta(z^{-1})W_a(z^{-1}) \quad (5.3)$$

où  $\delta(z^{-1})$  est une fonction de transfert stable avec la propriété  $\|\delta(z^{-1})\|_\infty \leq 1$  et  $W_a$  une fonction de transfert stable.  $W_a^{-1}$  définit un gabarit supérieur sur  $S_{up}$  à haute fréquences ( $|S_{up}| < |W_a|^{-1}$ ). Une synthèse robuste pourra être obtenue si la contrainte introduite par ce gabarit sera satisfaite. Des racines complexes doivent être imposées aux parties fixes du régulateur du polynôme  $R$  pour assurer que cette condition soit respectée. Une contrainte est d'éviter une sollicitation excessive de l'actionneur en hautes fréquences en ouvrant la boucle à  $f = 0.5 f_e$ . L'intégrateur est imposé au polynôme  $S$  pour le rejet des perturbations constantes, correspondant à  $H_S = (1 - z^{-1})$ .

Enfin, la robustesse est obtenue si  $H_R$  contient les polynômes correspondant à :

- deux polynômes du 2<sup>ème</sup> ordre définis par  $\omega_1 = 38 \text{ rad/sec}$ ,  $\zeta_1 = 0.025$  et  $\omega_2 = 52 \text{ rad/sec}$ ,  $\zeta_2 = 0.025$  (qui permettent de baisser la valeur de  $|S_{up}|$  au delà de  $40 \text{ rad/sec}$ );
- un polynôme du premier ordre de multiplicité 2 avec une racine réelle en  $z_1 = -1$  (ouverture de la boucle à  $0.5f_e$ ).

Le régulateur RST (noté  $RST_{BO}$ ), défini pour une période d'échantillonnage  $T_e = 40 \text{ ms}$  et qui satisfait toutes les contraintes, est calculé à partir de

$$P = AS + q^{-d}BR \quad (5.4)$$

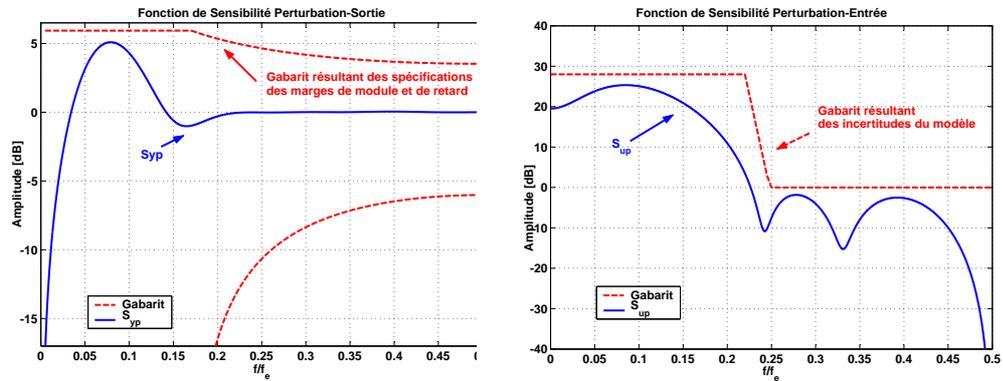


FIG. 5.3 – Fonctions de sensibilité perturbation-sortie et perturbation-entrée obtenues avec le modèle identifié en boucle ouverte

et conduit pour le modèle nominal aux marges de robustesse comme dans le tableau 5.2.

Les ordres des polynômes du régulateur sont  $n_R = 7$ ,  $n_S = 9$  et  $n_T = 10$  ;

Les fonctions de sensibilité perturbation-sortie et perturbation-entrée relatives à la boucle fermée obtenue sont présentées dans la figure 5.3.

### 5.5.3 Identification en Boucle Fermée

Pour l'identification des modèles en boucle fermée on a appliqué l'excitation soit à l'entrée du procédé en superposition à la commande calculée par le régulateur, soit en superposition à une consigne constante. Le régulateur utilisé est celui calculé sur la base des modèles identifiés en boucle ouverte. Les modèles ont été validés avec le test de décorrélation en boucle fermée (voir [LLM97]), et montrent des meilleurs résultats de validation par rapport

marge de gain	2.38
marge de phase	56.6 deg
marge de retard	0.174 s
marge de module	-5.09 dB

TAB. 5.2 – Les marges de robustesse pour le régulateur  $RST_{BO}$

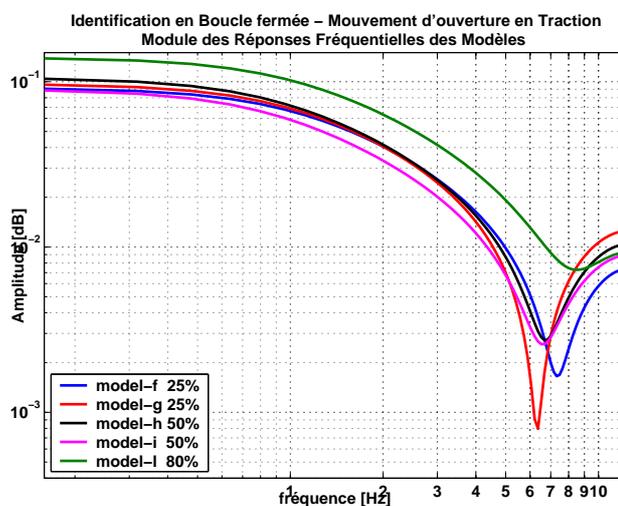


FIG. 5.4 – Réponses fréquentielles des modèles identifiés en boucle fermée

aux modèles identifiés en boucle ouverte.

La figure 5.4 montre les réponses fréquentielles des modèles identifiés en boucle fermée. Une comparaison avec les réponses fréquentielles des modèles identifiés en boucle ouverte est présentée dans la figure 5.7.

Les résultats numériques pour l'identification des modèles en boucle fermée sont résumés dans le tableau 5.5.3<sup>2</sup>.

On remarque que, par rapport à l'identification en boucle ouverte, une

<sup>2</sup>Trois points de fonctionnement ont été considérés : 25%, 50% et 80% de la commande maximale. La colonne SBPA indique l'amplitude de l'excitation par rapport au point de fonctionnement.

	SBPA	Gain Statique	$\omega_{BP}$ [Hz]	Zéros Complexes
modèle f 25%	10%	0.091619	1.11	$-0.306 \pm 1.11 i$
modèle g 25%	25%	0.09701	1.07	$-0.017 \pm 1.04 i$
modèle h 50%	10%	0.10558	0.972	$-0.127 \pm 1.19 i$
modèle i 50%	25%	0.09	0.904	$-0.083 \pm 1.22 i$
modèle l 80%	-	0.139	1.11	$-0.236 \pm 0.54 i$

TAB. 5.3 – Résultats d'identification en boucle fermée

paire de zéros complexes a été identifié pour le cas du modèle relatif à 80%.

La qualité des modèles identifiés en boucle fermée est confirmée par la validation de proximité des pôles comme montré dans les figures 5.5 et 5.6 (les pôles calculés avec le modèle identifié en boucle fermée sont plus proches des pôles identifiés du système en boucle fermée).

### Comparaison des modèles

La comparaison des réponses fréquentielles des modèles conduit à l'identification des régions d'incertitude du modèle, et fournit ainsi une information exploitable pour définir la robustesse désirée que le régulateur calculé dans la phase de synthèse devra permettre d'atteindre. Sur la base de cette incertitude, on peut directement calculer un gabarit pour la fonction de sensibilité perturbation-entrée. Il s'agit d'une contrainte qui prend en compte aussi les sollicitations sur l'actionneur à hautes fréquences. La figure 5.4 donne une indication sur le choix de la fréquence maximale admissible pour définir la réponse désirée en boucle fermée afin éviter d'exciter le système dans les régions fréquentielles qui ne sont pas d'intérêt (du point de vue de la gamme des signaux qu'on souhaite reproduire) ou qui ne sont pas identifiées avec un degré de précision suffisant (dispersion des zéros complexes) ou un gain très faible. En effet la valeur de  $f_{des} = 2.38 Hz$  est tout à fait compatible avec ces desiderata.

#### 5.5.4 Synthèse d'un Régulateur Basée sur l'Identification en BF

Les spécifications de départ pour le calcul du nouveau régulateur sont les mêmes que pour le régulateur calculé sur la base du modèle en boucle ouverte.

Le modèle nominal  $G_{nom}$  qu'on utilise est paramétrisé de la manière suivante :

$$G_{nom} = \frac{0.00853z^{-1} + 0.00216z^{-2} + 0.0122z^{-3}}{1 - 0.7832z^{-1}} \quad (5.5)$$

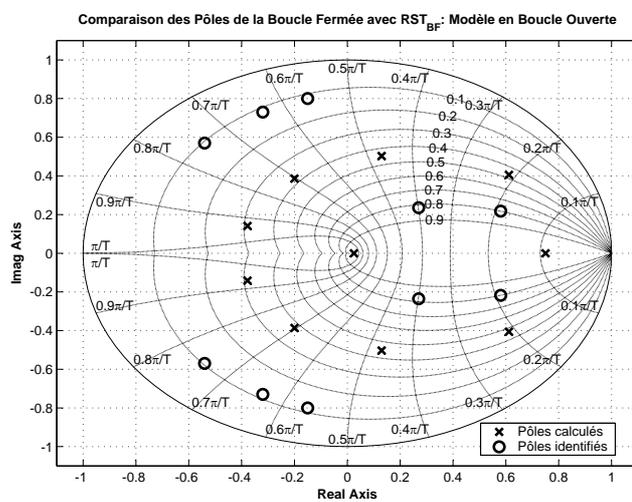


FIG. 5.5 – Validation par proximité des pôles pour le modèle identifié en boucle ouverte

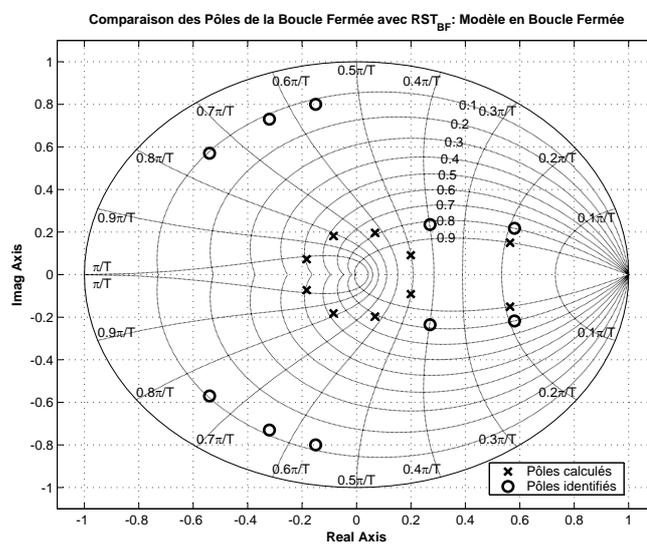


FIG. 5.6 – Validation par proximité des pôles pour le modèle identifié en boucle fermée

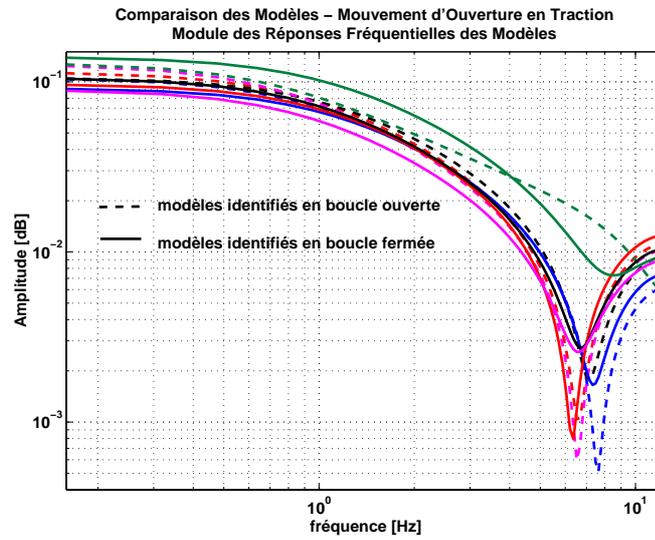


FIG. 5.7 – Comparaison des réponses fréquentielles des modèles identifiés en boucle ouverte et en boucle fermée

Le régulateur RST (noté  $RST_{BF}$ ), qui satisfait toutes les contraintes, conduit pour le modèle nominal identifié en boucle fermée aux marges de robustesse données dans le tableau 5.4.

Les fonctions de sensibilité perturbation-sortie et perturbation-entrée relatives à la boucle fermée obtenue sont présentées dans la fig 5.8.

### 5.5.5 Résultats en Simulation

Le régulateur numérique RST à deux degrés de liberté, calculé sur la base du modèle nominale, a été testé pour évaluer sa robustesse dans différents points de fonctionnement. Les simulations en boucle fermée ont été réalisés en

marge de gain	2.30
marge de phase	54.6 deg
marge de retard	0.161 s
marge de module	-5.31 dB

TAB. 5.4 – Les marges de robustesse pour le régulateur  $RST_{BF}$

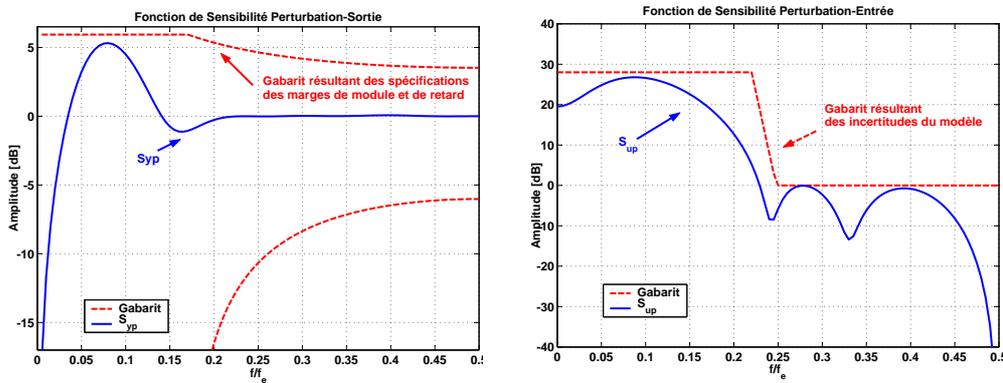


FIG. 5.8 – Fonctions de sensibilité perturbation-sortie et perturbation-entrée obtenues avec le modèle identifié en boucle fermée

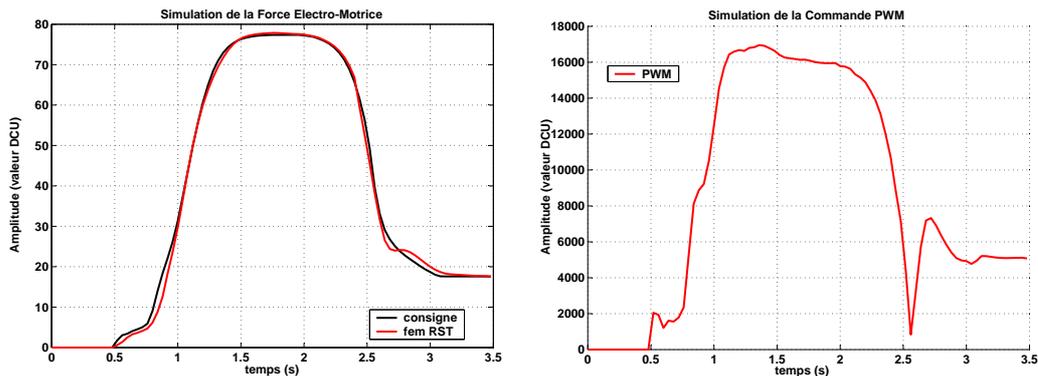


FIG. 5.9 – Système porte : résultats de la simulation

appliquant une consigne de vitesse, utilisée comme image de la force electro-motrice désirée, au système en boucle fermée. A chaque instant, selon la valeur de PWM, un modèle différent a été choisi (parmi les trois modèles utilisés pour représenter les différents points de fonctionnement). Les coefficients en virgule flottante des polynômes  $R$ ,  $S$  et  $T$  du régulateur RST ont été implémentés en virgule fixe. Cela a été nécessaire pour prendre en compte les restrictions imposées par la platine (DCU) utilisée pour la régulation en temps réel. Les résultats de la simulation sont montré dans la fig.5.9.

### 5.5.6 Résultats en Temps Réel

Le régulateur calculé selon la méthodologie illustrée a été implémenté sur la DCU pour faire des relevés en temps réel sur le système de portes. Les essais se sont déroulés avec les objectifs suivants :

- vérifier que la boucle fermée obtenue avec le régulateur RST donne des bons résultats pour la reproduction d'un profil de vitesse standard, qui correspond à un cycle classique d'ouverture et fermeture ;
- vérifier que dans des situations non nominales (“portes dérégées”), produites par des perturbations ou changements structurels, la nouvelle régulation est robuste ;
- comparer les résultats obtenus avec ceux de la régulation existante (PI).

Les résultats en temps réel sont présentés dans les figures 5.10 et 5.11.

Dans des conditions de fonctionnement nominal on peut remarquer que la consigne de vitesse est bien suivie par la sortie du système en contre-réaction avec le RST. La régulation PI, avec des paramètres déterminés de manière expérimentale, donnait déjà des bons résultats. La régulation RST confirme que le modèle utilisé a une qualité suffisante pour réaliser une synthèse performante.

Le deuxième essai est probablement le plus intéressant parce qu'il montre le comportement des régulateurs dans des conditions perturbées. La perturbation consiste dans l'application sur la porte d'une force qui augmente la valeur du frottement (condition qui correspond à des situations pratiques rencontrées).

L'avantage de la régulation robuste par RST se résume dans :

- absence d'oscillations sur la mesure de la force électro-motrice ;
- meilleure poursuite de la consigne ;

Remarque : le profil de vitesse qui reproduit le cycle standard concerne les phases de freinage et des phases de régulation courant.

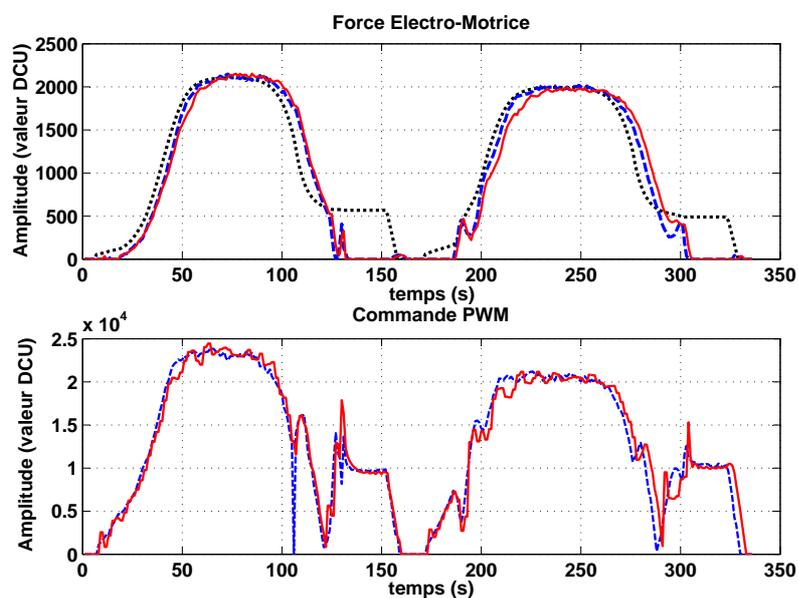


FIG. 5.10 – Résultats en temps réel en conditions nominales (PI (ligne), RST (tiret), Consigne Vitesse (pointillé))

## 5.6 Conclusions

Dans ce chapitre nous avons présenté la synthèse d'un régulateur numérique robuste pour un système de portes d'accès d'un train selon la méthodologie illustrée dans le chapitre 2. Les différentes étapes ont été décrites et les résultats obtenus en temps réels ont été présentés pour confirmer les avantages introduits par une commande avancée par rapport à la régulation PI.

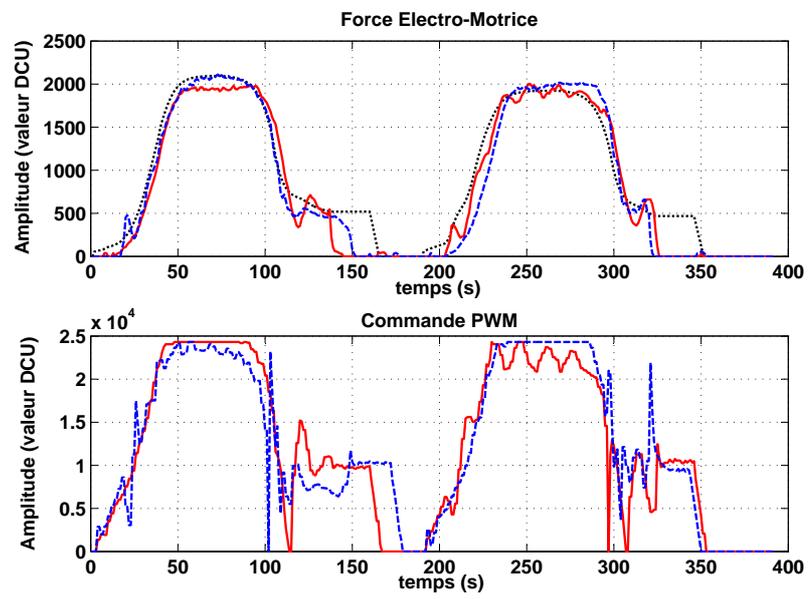


FIG. 5.11 – Résultats en temps réel en conditions perturbées (PI (ligne), RST (tiret), Consigne Vitesse (pointillé))

# Chapitre 6

## Identification et Commande : Extension aux Systèmes Non-Linéaires

### 6.1 Introduction

Les applications industrielles présentent des problématiques complexes dans les cas où des modèles dynamiques sont non-linéaires.

Les modèles entrée-sortie non-linéaires utilisés pour la commande peuvent être développés soit à partir de principes physiques (modèle de connaissance) ou obtenus grâce à une procédure d'identification.

La première approche est la plus adéquate mais, en pratique, elle conduit souvent aux problèmes suivants :

- il est difficile d'établir les valeurs correctes des paramètres physiques, pour la détermination d'un modèle fiable pour une application spécifique ;
- l'identification des paramètres physiques à partir des données n'est pas banale, à cause de la structure non-linéaire des équations ;
- les modèles dérivés des lois fondamentales peuvent être très complexes et leur utilisation pour la synthèse d'un régulateur n'est pas immédiate.

Une solution alternative, comme dans le cas linéaire, est le recours aux al-

algorithmes d'identification : des modèles entrée-sortie non-linéaires, qui n'ont pas nécessairement un correspondant physique, sont identifiés à partir des données pour déterminer des modèles pour la commande.

## 6.2 Identification des Systèmes Non-Linéaires

Dans les dernières années différentes méthodologies ont été développées pour l'identification des systèmes dynamiques non-linéaires. La plus part des ces méthodes est basée sur l'hypothèse que la structure du système est connue a priori. D'ailleurs, dans la théorie des systèmes non-linéaires nombreuses méthodes d'identification sont disponibles pour la détermination de la structure d'un système.

### 6.2.1 Classes de Modèles de type Boîte-Noire

Pour un système dynamique une structure non-linéaire de type boîte-noire est une structure du modèle qui peut théoriquement décrire toutes les dynamiques non-linéaires. Ces modèles, pour les quels la structure est choisie sans prendre en compte aucun aspect du système physique, peuvent être vus comme la séquence de deux "applications" : la première transforme les données mesurées dans un vecteur de régression, le deuxième définit le passage, au moyen d'une fonction non-linéaire, de l'espace du régresseur à l'espace de la sortie. Pour une discussion exhaustive voir [SZL<sup>+</sup>95].

### 6.2.2 Les Modèles NARMAX

Un large ensemble des systèmes non-linéaire temps-discret peut être représenté par le modèle NARMAX suivant (introduit par [LB87] comme extension des modèles ARMAX au cas non-linéaire) :

$$\begin{aligned}
 y(t) = & F(y(t-1), \dots, y(t-n_y), \\
 & u(t-1), \dots, u(t-n_u), \\
 & e(t-1), \dots, e(t-n_e)) + e(t)
 \end{aligned}
 \tag{6.1}$$

où  $y(t)$ ,  $u(t)$  et  $e(t)$  sont respectivement la sortie, l'entrée du système et l'erreur de prédiction, et  $F(\cdot)$  est une fonction non-linéaire. Les indexes  $n_u$ ,  $n_y$  et  $n_e$  représentent les ordres de la complexité à considérer pour chaque variable. Le modèle non-linéaire auto-regressif avec entrées exogènes (NARX) est un cas particulier du modèle précédent :

$$\begin{aligned} y(t) = & F(y(t-1), \dots, y(t-n_y), \\ & u(t-1), \dots, u(t-n_u)) + e(t) \end{aligned} \quad (6.2)$$

Différentes manières pour la paramétrisation de la fonction  $F(\cdot)$  existent, parmi lesquels l'approximation polynômiale (voir aussi [vMNC84]). En considérant toutes les combinaisons possibles de  $y(t)$ ,  $u(t)$  et  $e(t)$  comme une fonction polynômiale de degré  $L$  (degré de non-linéarité), on obtient l'expression suivante :

$$y(t) = \sum_{i=1}^n \theta_i x_i(t) + e(t) \quad (6.3)$$

où

$$\begin{aligned} n &= \sum_{i=0}^L n_i, \quad n_0 = 1 \\ n_i &= n_{i-1} \frac{(n_y + n_u + n_e + i - 1)}{i}, \quad i = 1 \dots L \end{aligned} \quad (6.4)$$

et

$\theta_i = ith$  paramètre du modèle

$$\begin{aligned} x_1(t) &= 1 \\ x_i(t) &= \prod_{j=1}^p y(t - n_{yj}) \prod_{k=1}^q u(t - n_{uk}) \prod_{m=1}^r e(t - n_{em}) \end{aligned} \quad (6.5)$$

$$i = 2, \dots, n, \quad p, q, r \geq 0, \quad 1 \leq p + q + r \leq L \quad (6.6)$$

$$1 \leq n_{yj} \leq n_y, \quad 1 \leq n_{uk} \leq n_u, \quad 1 \leq n_{em} \leq n_e \quad (6.7)$$

La représentation NARMAX est un outil très connu pour la modélisation non-linéaire qui englobe d'autres représentations non-linéaires comme les modèles avec structure à blocs et les séries de Volterra.

L'expansion polynomiale de  $F(\cdot)$  résulte dans une équation du modèle aux différences non-linéaire qui est linéaire dans les paramètres et, en conséquence, des algorithmes de type moindres carrés peuvent être appliqués directement. Les composantes du modèle sont des fonctions linéaires et non-linéaires de l'entrée, de la sortie et des erreurs de prédiction calculées récursivement. Dans l'identification linéaire les valeurs moyennes sont normalement négligées car on n'est pas intéressé au comportement statique du système et un offset sur la mesure peut introduire un biais dans l'estimation des paramètres. Dans l'identification non-linéaire, au contraire, les propriétés de commutativité et de superposition ne se vérifient pas, et négliger la valeur moyenne peut conduire aux fausses structures des modèles ou à des paramètres avec biais.

Le choix d'une expression polynômiale pour le régresseur est basée sur la possibilité de dériver des algorithmes de commande non-linéaire pour un modèle non-linéaire polynômial comme extension d'un problème linéaire standard de placement de pôles.

Si un ensemble de  $N$  mesures des entrées et des sorties est disponible, l'équation pour  $y(t)$  s'écrit de manière matricielle :

$$Y = \Phi \Theta + \Xi \quad (6.8)$$

avec  $Y$  et  $\Xi$  vecteurs de dimension  $N$ ,  $\Theta$  vecteur de paramètres de dimension  $n$  et  $\Phi$  matrice de régression de dimension  $N \times n$ .

### 6.2.3 Algorithmes d'Identification des Paramètres

Le vecteur des paramètres  $\Theta$  peut être estimé au moyen d'un algorithme d'estimation orthogonale. Une décomposition orthogonale de la matrice  $\Phi$  est donnée par

$$\Phi = W A \quad (6.9)$$

avec

$$A = \begin{pmatrix} 1 & \alpha_{12} & \alpha_{13} & \dots & \alpha_{1n} \\ & 1 & \alpha_{23} & \dots & \alpha_{2n} \\ & & \ddots & \ddots & \vdots \\ & & & \ddots & \alpha_{n-1n} \\ & & & & 1 \end{pmatrix}$$

matrice triangulaire supérieure unitaire de dimensions  $n \times n$ , et

$$W = [ w_1 \quad \dots \quad w_n ] \quad (6.10)$$

matrice avec colonnes orthogonales de dimensions  $N \times n$  qui satisfait

$$W W^T = D \quad (6.11)$$

et  $D$  est une matrice diagonale positive

$$D = \text{diag}\{d_1, \dots, d_n\} \quad (6.12)$$

et

$$d_i = \langle w_i, w_i \rangle$$

L'équation pour  $y(t)$  devient

$$Y = [\Phi A^{-1}][A\Theta] + \Xi = W g + \Xi \quad (6.13)$$

avec

$$[A\Theta] = g \quad (6.14)$$

et en conséquence

$$g = D^{-1} W^T Y \quad (6.15)$$

ou

$$g = \frac{\langle w_i, y \rangle}{\langle w_i, w_i \rangle} \quad i = 1, 2, \dots, n$$

## 6.2.4 Sélection de la Structure du Modèle

La sélection de la structure d'un modèle est un problème central dans l'identification des systèmes de type boîte-noire. Une revue des méthodes d'identification de la structure est donnée dans [HU90], et une vue sur les différents approches pour la modélisation non-linéaire de type boîte-noire est donnée dans [SZL<sup>+</sup>95].

Si la structure du modèle est connue a priori, le problème d'identification devient un problème standard de moindres carrés, qu'on peut résoudre avec une des techniques disponibles. Dans les situations pratiques la structure est loin d'être connue.

Quand le modèle à identifier est non-linéaire une estimation directe basée sur (6.3) résulte en général dans un modèle sur-paramétrisé. Si les valeurs de  $n_y$ ,  $n_u$ ,  $n_e$  et  $L$  sont augmentées pour obtenir une bonne précision, un modèle excessivement complexe et mal-conditionné résultera.

On a besoin d'un algorithme qui sélectionne la structure du modèle en déterminant les termes plus significatifs, en prennent en compte soit l'objectif d'avoir un modèle qui représente bien les dynamiques non-linéaires du système, soit l'objectif de ne pas dépasser une complexité maximale pour déterminer un modèle parcimonieux.

Une procédure simple et efficace est basée sur le rapport de réduction d'erreur (ERR). Le rapport de réduction d'erreur relatif à la composante  $w_i$  est défini comme la contribution, en proportion, à la variance de la sortie ([BCK89]) :

$$ERR_i = \frac{g_i^2 \sum_{k=1}^N w_i^2(t)}{\sum_{k=1}^N y_i^2(t)} \quad (6.16)$$

où  $g_i(k)$  sont les paramètres et  $w_i(k)$  sont les régresseurs d'un modèle auxiliaire construit pour être orthogonal par rapport à l'ensemble des données :

$$y(t) = \sum_{i=1}^n g_i w_i(t) + e(t) \quad (6.17)$$

L'analyse de la contribution à la réduction d'erreur donne un moyen pour sélectionner l'ensemble des paramètres significatifs en utilisant un estimateur

de régression orthogonale (pour plus de détails voir [BC89],[Bjö67]) : à chaque pas le paramètre qui a la valeur  $ERR_i$  la plus élevée est ajouté au modèle courant, selon le principe qu'un paramètre qui réduit la variance plus que les autres est le plus important. L'addition d'un nouveau paramètre au modèle ne modifie pas la composition des paramètres déjà sélectionnés.

Une valeur de seuil  $p$  sert comme critère d'arrêt dans la procédure d'addition de nouveaux termes au modèle :  $p$  est la tolérance admissible comme différence entre la variance de la sortie du système et la variance de la sortie du modèle.

Un critère peut être utilisé pour arrêter la procédure, comme le Akaike Information Criterion [Aka74], qui a l'expression suivante :

$$AIC = N \log_e(\sigma_\epsilon^2(\theta_p)) + kp \quad (6.18)$$

où  $\sigma_\epsilon^2$  est la variance associée au modèle à  $p$ -termes et  $k$  est un facteur de pénalité. A la fin du processus de sélection, une identification récursive est réalisée avec les seuls paramètres sélectionnés. Plusieurs techniques ont été proposées dans la littérature pour la sélection de la meilleure structure pour le modèle. Certaines sont des améliorations de l'algorithme ERR ou sont utilisées avec cet algorithme ([AB95, PS03]).

La procédure est arrêtée quand

$$1 - \sum_{i=1}^n [ERR_i] < p \quad 0 < p < 1 \quad (6.19)$$

La constante  $p$  permet de sélectionner un ensemble de  $n_s$  ( $n_s < n$ ) termes. La procédure peut alors être résumée comme suit :

1. Initialisation : tous les termes du modèle sont sélectionnés, et une tolérance  $r$  est choisie ;
2. A chaque itération  $n_s$  :
  - (a) on calcule la valeur du rapport de réduction d'erreur pour tous les termes  $n - n_s - 1$  parmi les candidats et on trouve l'orthogonalisation correspondante ;

- (b) on sélectionne le terme qui donne la valeur  $ERR_i$  la plus élevée : si la condition 6.19 est satisfaite on a terminé, autrement  $n_s = n_s + 1$  et on retourne au pas précédent.

Le modèle final contient  $n_s$  termes et le vecteur des paramètres  $\Theta$  est donné par :

$$A_s \Theta_s = g_s \quad (6.20)$$

et  $A_s$  est une matrice triangulaire supérieure unitaire de dimensions  $n_s \times n_s$ .

Le choix de  $p$  a une influence sur la sélection de la structure : une valeur élevée conduit à un modèle inadéquat, une valeur petite conduit à un modèle complexe. Une bonne estimation pour  $p$  est donnée par le rapport  $\frac{\sigma_y^2}{\sigma_\varepsilon^2}$ .

### 6.2.5 Validation du Modèle

Le validation est la phase finale de la procédure d'identification qui établit si le modèle identifié sur la base des données est une bonne représentation du système. La capacité du modèle de bien capturer les dynamiques non-linéaires du système doit être investiguée.

Différentes méthodes donnent une indication sur la validité d'un modèle non-linéaire

#### Validation Statistique

Si la structure du modèle et les paramètres sont corrects,  $e(t)$  (erreur de prédiction calculé à partir du prédicteur à 1 pas) sera décorrélé avec toutes les combinaisons linéaires possibles et non-linéaires des entrées et des sorties. Ce test peut être réalisé au moyen des fonctions de corrélation d'ordre élevé définies dans [BV86, BZ94] pour détecter la présence de termes non-modélisés dans les erreurs résiduelles du modèle non-linéaire. Si le modèle identifié est adéquat, les conditions suivantes doivent être satisfaites par les erreurs de

prédiction :

$$\begin{aligned}
\Phi_{\epsilon\epsilon}(k) &= \delta(k) && \text{(i.e. une impulsion de Dirac)} \\
\Phi_{u\epsilon}(k) &= 0 && \forall k \\
\Phi_{\epsilon(\epsilon u)}(k) &= 0 && k \geq 0 \\
\Phi_{u^{2'}\epsilon}(k) &= 0 && \forall k \\
\Phi_{u^{2'}\epsilon^{2'}}(k) &= 0 && \forall k
\end{aligned} \tag{6.21}$$

où  $\Phi_{xy(k)}$  indique la fonction de corrélation entre  $x(t)$  and  $y(t)$ ,  $\delta(k)$  est la fonction delta de Kronecker,  $\overline{u^2(t)}$  est la valeur moyenne de  $u^2(t)$  et  $u^{2'}(t) = u^2(t) - \overline{u^2(t)}$ . Si au moins une des fonctions de corrélation est sensiblement au delà des limites de confiance, un nouveau modèle doit être identifié.

### Validation dans le Domaine Temporel

Un bon modèle donnera des bonnes prédictions de la sortie du systèmes pour des entrées différentes (*validation data*) des entrées utilisées pour l'algorithme d'identification (*learning data*).

Les paramètres estimés permettent de construire le modèle de prédiction de la sortie du système :

$$\begin{aligned}
\hat{y}(t) = & [ \hat{y}(t-1) \quad \dots \quad \hat{y}(t-n_y) \quad \hat{u}(t-1) \quad \dots \quad \hat{u}(t-n_u) \quad \dots \\
& \dots \quad \varepsilon(t-1) \quad \dots \quad \varepsilon(t-n_\varepsilon) ] \hat{\theta}
\end{aligned} \tag{6.22}$$

Les signaux utilisés doivent capturer les caractéristiques non-linéaires du système. La qualité du modèle identifié peut être vérifié en appliquant des échelons positifs et négatifs au modèle ou des signaux triangulaires.

### 6.2.6 Définition des Signaux d'Excitation

#### *Protocole d'expérimentation*

La conception des entrées pour l'identification des systèmes non-linéaires a l'objectif d'exciter le système aux fréquences d'intérêt sur tout l'intervalle d'opération. Sur la base de ces considérations, on construit un signal

comme une séquence de  $N$  échelons croissants et décroissants (pour prendre en compte la variation de la dynamique dû au changement de signe de la variation de l'entrée), et on superpose à chaque échelon  $i$  (relatif au point de fonctionnement  $i$  de l'entrée) un signal d'excitation d'amplitude faible par rapport à l'amplitude de l'échelon.

*Le choix du signal d'excitation de faible amplitude*

Différentes classes de signaux peuvent être utilisées dans la procédure d'identification : signaux multi-sine, séquences binaires à longueur maximale (MLBS). La synthèse des signaux d'identification a été étudiée entre autres dans [Sch, God93].

La classe des signaux d'excitation utilisée est celle de signaux multisine. L'intervalle des fréquences d'intérêt est estimé théoriquement sur la base des performances désirées (définies avec le cahier des charges) et empiriquement en étudiant les réponses du système en différentes conditions (multisine avec différentes amplitudes et bornes).

Il faut donner une attention particulière à la matrice de régression  $\Phi$  définie à partir des données : il faut s'assurer que  $rank(\Phi) = n$ , pour avoir une solution unique à la décomposition orthogonale.

## 6.3 Une Méthode de Commande des Systèmes Non-Linéaires

Le modèle NARMAX est le point de départ pour le calcul des régulateurs, comme pour toutes les méthodologies de commande "model-based" (voir [LNCA87],[MNCL88]). Pour utiliser au mieux ce modèle il est nécessaire d'extraire les informations qui sont utiles du point de vue de la commande. La manière la plus simple consiste à considérer le modèle non linéaire comme la représentation compacte d'un ensemble de modèles linéaires. Si on retrouve l'expression mathématique d'un modèle linéaire générique, ça sera possible d'appliquer directement des techniques classiques de régulation (PID continu, PID numérique, RST, etc). Un ensemble de régulateurs linéaires seront ob-

tenus et la commutation se fera en fonction du point de fonctionnement.

Pour la mise en œuvre de la commande la procédure suivante est considérée :

1. Une batterie de modèles linéaires est calculée directement à partir du modèle non linéaire ;
2. La commande robuste linéaire peut être donc appliquée (en appliquant la technique désirée) ;
3. commutation des régulateurs avec le point de fonctionnement.

En définitive on calcule des contrôleurs linéaires sur la base d'un modèle non-linéaire considéré au début.

*Exemple d'un système du 1er ordre*

Le modèle non linéaire est :

$$y(k) = -a_1 y(k-1) + b_1 u(k-1) + c_1 y^2(k-1) + d_1 u^2(k-1) + f_1 u(k-1)y(k-1) \quad (6.23)$$

Autour de  $(y^*, u^*)$  on considère l'approximation donnée par un modèle linéaire :

$$y(k) = -\tilde{a}_1(y^*, u^*)y(k-1) + \tilde{b}_1(y^*, u^*)u(k-1) \quad (6.24)$$

Pour les différents couples  $(y^*, u^*)$  on obtient une famille de modèles linéaires : la commande est directement calculée en fonction de  $(y^*, u^*)$  selon des algorithmes classiques (placement des pôles).

Le premier problème consiste dans la dérivation d'une approximation linéaire pour le modèle. Par observations des réponses du système non-linéaire on peut estimer la complexité du modèle linéaire correspondant au point de fonctionnement fixé (ordre  $n$  qui est vraisemblablement valable pour la famille des modèles linéaires) : on peut imposer cette valeur comme limite supérieure à l'ordre du modèle linéaire à déterminer.

Le modèle non linéaire est donc utilisé pour calculer un modèle linéaire d'ordre imposé (ordre  $n$ ). On considère hors-ligne un ensemble de points de fonctionnement significatifs (caractérisés par le couple  $(y^*, u^*)$  avec une variation limitée  $\Delta u$  de la commande) où le modèle NARMAX du système

admet une représentation linéaire du modèle non-linéaire. Pour chacun de ces points on identifie une approximation linéaire.

Cette procédure présente certains avantages et désavantages qui sont résumés ci-dessous :

Avantages :

1. pour les différents couples  $(y^*, u^*)$  on obtient une famille de modèles linéaires d'ordre imposé pour les quelles la commande est directement calculée selon des algorithmes pour systèmes linéaires (par exemple des PID classiques) ;
2. il s'agit d'une méthodologie simple avec un contrôle direct sur toutes les phases du développement.

Désavantages :

1. Difficulté du choix des points de fonctionnement (amplitude pour  $\Delta u$ , nombre des modèle suffisant) ;
2. Un nombre élevé de régulateurs demande des ressources de calcul importantes.

Pour la mise en place du schéma de régulation à partir d'un ensemble de modèles linéaires obtenus du modèle non linéaire NARMAX, on a une configuration générale utilisée pour développer l'implémentation, comme illustré par les schémas a et b de figure 6.3 :

- a) schéma général
- b) mise en œuvre avec batterie de régulateurs

*Exemple*

On considère le modèle linéarisé temps discret du système décrit par :

$$G(q^{-1}, y^*, u^*) = \frac{B(q^{-1}, y^*, u^*)}{A(q^{-1}, y^*, u^*)} \quad (6.25)$$

autour d'un point de fonctionnement  $(y^*, u^*)$ .

On souhaite calculer les coefficients d'un PID numérique.

L'expression est :

$$\frac{S(q^{-1})}{S(q^{-1})} = \frac{r_0 + r_1 q^{-1} + r_2 q^{-2}}{1 + s_1 q^{-1} + s_2 q^{-2}} \quad (6.26)$$

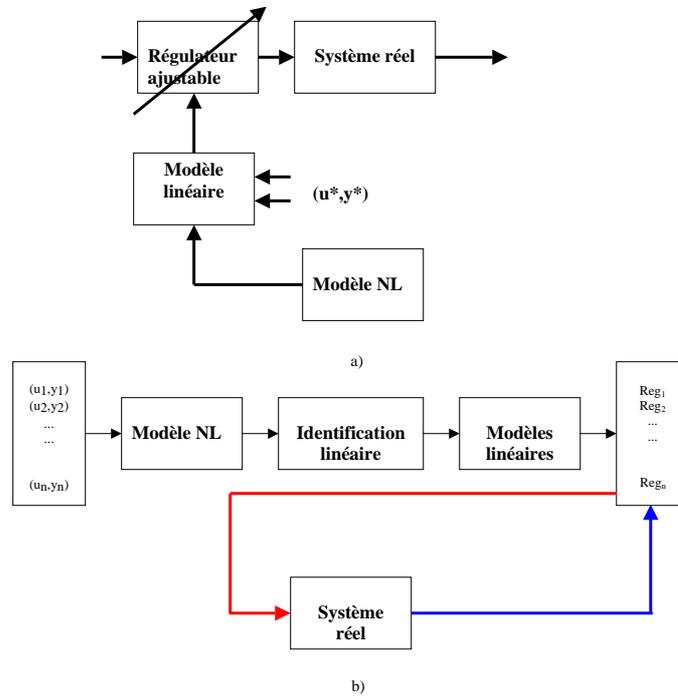


FIG. 6.1 – Schéma pour la commande non-linéaire : a) schéma général ; b) mise en œuvre avec une batterie de régulateurs

Les coefficients du PID sont calculés directement pour imposer en boucle fermée une dynamique du 2ème ordre décrite par un polynôme :

$$P(q^{-1}) = A(q^{-1})S(q^{-1}) + B(q^{-1})R(q^{-1}) = 1 + p_1q^{-1} + p_2q^{-2} \quad (6.27)$$

Les régulateurs sont activés alternativement selon l'excursion de la variable qui a déterminé leur intervalle de validité. Un dispositif de supervision est nécessaire pour gérer les passages d'un régulateur  $R_i$  au régulateur  $R_j$ .

## 6.4 Conclusions

Ce chapitre a concerné le développement de techniques d'identification et commande pour une classe de systèmes non-linéaires. La classe de modèles considérée est celle des modèles NARMAX polynômiaux.

La méthodologie de sélection de la structure du modèle donne aussi un outil pour gérer de manière intelligente le rapport performance/complexité.

Une technique de commande basée sur les modèles NARMAX polynômiaux a été en suite présentée pour calculer des régulateurs linéaires dépendant du point de fonctionnement.

# Chapitre 7

## Commande Non Linéaire d'un Moteur HDI

### 7.1 Introduction

Dans ce chapitre la procédure d'identification et commande présentée dans le chapitre 6 est appliquée à un moteur HDI afin de réaliser la régulation de la boucle de pression de suralimentation<sup>1</sup> (en utilisant comme entrée la commande d'une turbine à géométrie variable (VGT)). Un modèle non-linéaire en temps discret est identifié à partir des données autour d'un point de fonctionnement du moteur ; ensuite, la synthèse de régulateurs de taille réduite est illustrée avec des simulations et ses performances comparées avec celles de la régulation PID existante.

### 7.2 Description du moteur HDI

Les moteurs Diesel sont en général turbo-compressés afin d'augmenter la puissance en bas régime. Une turbine est pilotée par les gaz d'échappement

---

<sup>1</sup>Haute pression Directe Injection. Système d'alimentation où le carburant (gazole) est injecté directement dans la chambre de combustion, sous haute pression, de 800 à 2000 bars suivant la technique.

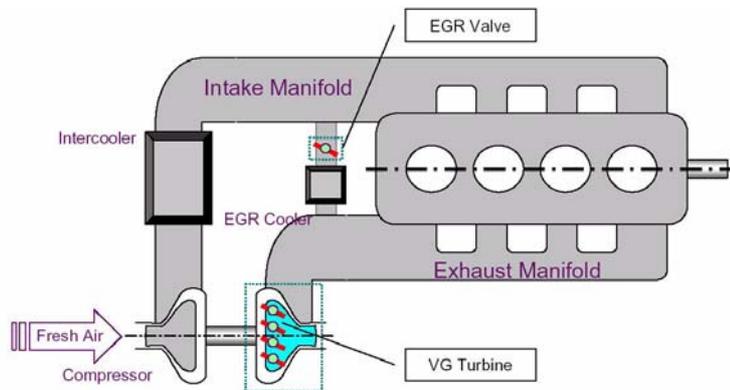


FIG. 7.1 – Structure d'un moteur diesel HDI avec VGT/EGR.

émis par le moteur et elle pilote le compresseur qui fournit la masse d'air au moteur comme illustré dans la figure 7.1. Un turbo-compresseur à géométrie variable (VGT) est utilisé pour obtenir des réponses rapides en transitoire aux régimes faibles du moteur, et pour éviter une masse d'air excessive à haut régime. Une augmentation soudaine de la pression dans le collecteur d'admission (Intake Manifold dans la figure 7.1) a, en effet, des conséquences négatives pour les performances d'accélération.

La géométrie variable de la turbine permet de cumuler en un seul dispositif les avantages d'un petit turbo (temps de réponse bref) et d'un gros turbo (puissance à régime élevé).

Le flux d'air effectif de la turbine peut être varié en modifiant la position des aubes, qui ainsi influencent la masse d'air envoyée par le compresseur dans le collecteur d'échappement (Exhaust Manifold dans la figure 7.1). La VGT sert aussi de mécanisme de contrôle d'émission : elle influence la chute de pression grâce à la vanne de recyclage des gaz d'échappement (EGR) vanne (qui connecte le collecteur d'admission avec le collecteur d'échappement) et ainsi augmente le taux de re-circulation des gaz d'échappement. Le gaz qui re-circule en arrière dans le moteur à travers de la vanne EGR baisse la température de la chambre de combustion et évite la formation de  $NO_x$  (oxyde de azote).

### 7.2.1 Méthodologie Standard pour la Régulation

Des exemples de modèles de moteur diesel pour la commande, dérivés des lois de la physique, sont présentés dans [GA98, JJK00, KM95]. Un modèle mathématique dans l'espace d'état (sept états) se trouve dans [KMvNS97] et il a été utilisé pour la régulation EGR/VGT dans [vNKM<sup>+</sup>00]. Ces modèles sont caractérisés par des non-linéarités marquées causées par la dynamique du moteur, par des interactions entre les différentes variables à régler et par la difficulté de déterminer la valeur exacte des paramètres physiques.

En pratique, des stratégies de régulation simples, comme des régulateurs PI à paramètres changeant avec le point de fonctionnement, sont largement utilisées pour rendre plus simple la tâche d'optimisation des régulateurs. En contre partie il est souvent nécessaire d'identifier un nombre important de modèles entrée-sortie pour obtenir des résultats satisfaisants dans la phase de synthèse des régulateurs. Cette opération est très coûteuse.

L'intérêt premier de l'approche proposée est de réduire le nombre d'identification à effectuer car le modèle non-linéaire couvrira une zone de fonctionnement sensiblement plus importante qu'un modèle linéaire.

A partir de ce modèle on peut soit obtenir un ensemble de modèles linéaires pour ajuster des régulateurs PI (généralement utilisés) ou concevoir une vraie commande non-linéaire.

## 7.3 Identification Non-Linéaire du Moteur HDI

Les données ont été obtenues en simulant un modèle d'un moteur diesel HDI dans l'environnement Simulink (The MathWorks). Ce modèle décrit les relations mécaniques et thermodynamiques entre les variables qui règlent le fonctionnement du moteur, en forme d'équations algébriques et différentielles. En particulier, il intègre une turbine à géométrie variable (VGT) et une vanne pour le re-circulation des gaz d'échappement (EGR). Son niveau de détail est très élevé grâce à l'aide de plusieurs tableaux de corrections (des relations entre les variables qui décrivent le fonctionnement du moteur) dérivés d'essais

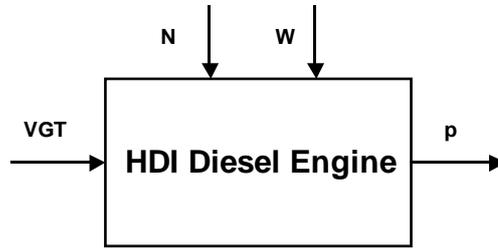


FIG. 7.2 – Schéma pour l'identification du moteur HDI

expérimentaux.

Le modèle est une description détaillée du système réel, et la non-linéarité entre le signal de commande du VGT et la pression de l'air dans le collecteur d'admission (pression de suralimentation) peut être étudié pour plusieurs conditions de fonctionnement.

Remarque : dans le cadre de notre travail l'effet de la vanne EGR n'est pas considéré (c.a.d. la vanne est fermée) pour des raisons de simplicité (on se concentre sur des boucles mono-variables), car l'objectif premier est de valider la procédure d'identification et commande dans des applications complexes mono entrée-mono sortie.

### 7.3.1 Configuration

Du point de vue de l'identification, le système peut être considéré comme une boîte-noire non-linéaire mono-entrée-mono-sortie, comme illustré dans la figure 7.2. L'entrée ( $VGT$ ) du système est le signal qui ajuste l'angle des aubes de la turbine pour faire varier le flux d'air à l'entrée de la turbine. La sortie ( $p$ ) est la pression de l'air mesuré dans le circuit d'admission (pression de suralimentation). Deux variables extérieures agissent sur le système :  $N$  et  $W$  sont le régime du moteur et le débit d'air, respectivement : un modèle est identifié autour d'un point de fonctionnement défini par le couple  $(N, W)$ .

Deux autres variables affectent le système, la température ambiante et la pression atmosphérique mais elles ne sont pas considérées pour la détermination

d'un modèle (dans la pratique on les utilise pour calculer la consigne de pression idéale).

La procédure, répétée pour tous les couples  $(N_i, W_i)$ , engendre un ensemble de modèles qui décrivent la pression de suralimentation  $p$  du moteur diesel en forme de équation aux différences non-linéaires dans les variables  $VGT$ ,  $N$  and  $W$ . En autres termes, l'équation (6.3) peut être paramétrisé comme :

$$p(t) = \sum_{i=1}^n \theta_i(N, W)x_i(t) + e(t) \quad (7.1)$$

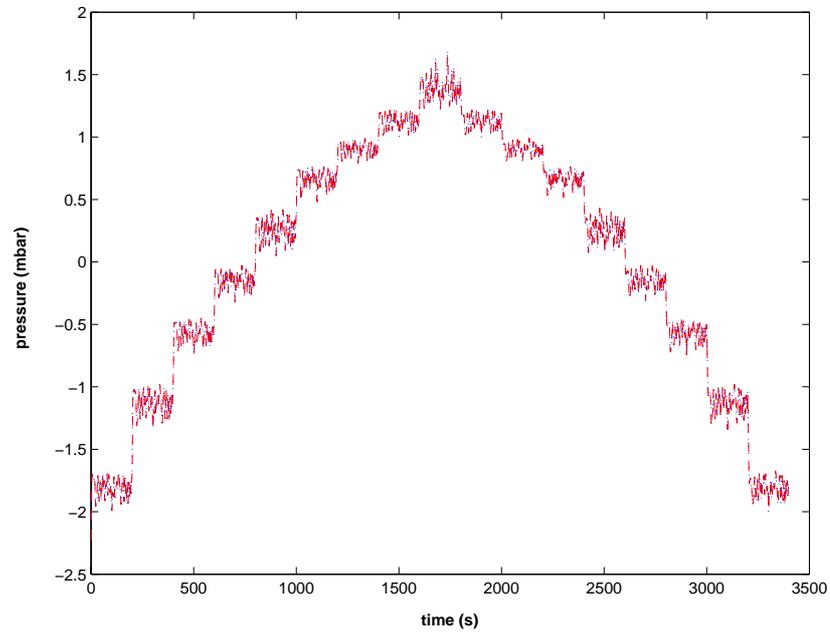
où  $\theta_i$  est le vecteur des paramètres et  $x_i$  le régresseur polynômial fonction de  $p$  et  $VGT$ .

### 7.3.2 Résultats de l'Identification

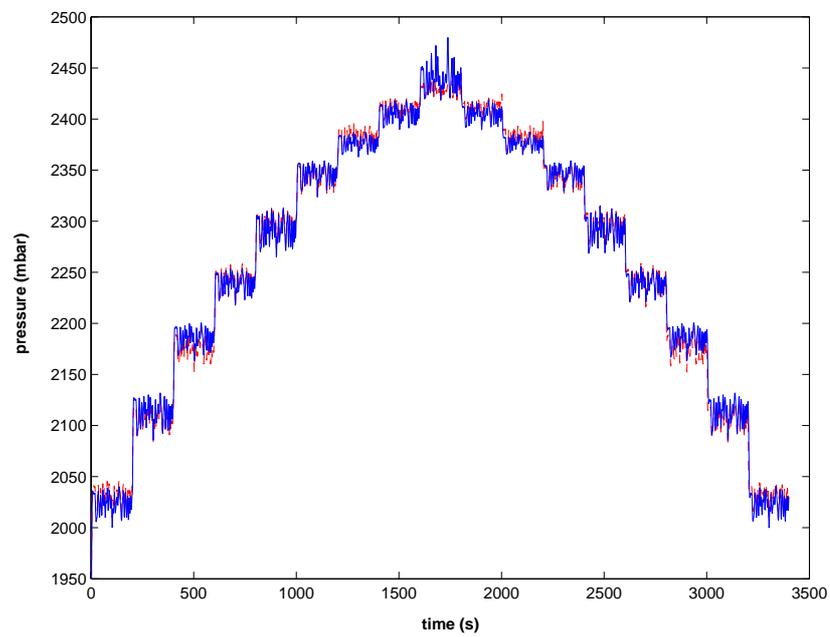
Par la suite on donne les résultats d'identification pour le point de fonctionnement  $(N, W) = (3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/cp)$ . Les détails de l'identification se trouvent dans l'annexe A1.

Une étude du système autour de différents points de fonctionnement révèle qu'un modèle linéaire du deuxième ordre est une bonne représentation du système pour des petites variations des entrées et des sorties. Cela indique que le modèle NARMAX, une fois linéarisé, doit reproduire cette structure. Un bon choix pour les ordres du modèle NARMAX est donc  $n_y = 2$ ,  $n_u = 3$  et  $L = 2$ . Les paramètres du modèle identifié sont donnés dans le tableau 7.1.

Des test statistiques et des réponses dans le domaine temporel sont utilisées pour valider le résultat de l'identification. Les figures 7.3 et 7.4 montrent la sortie du modèle de prédiction avec des *données de validation* et les réponses aux échelons d'amplitude faible ( $\Delta = 5\%$ ) et d'amplitude forte ( $\Delta = 15\%$ ) du signal d'excitation. Ce test typique pour évaluer les moteurs confirme que le modèle est une bonne représentation du système dans les deux directions de variation de la commande.

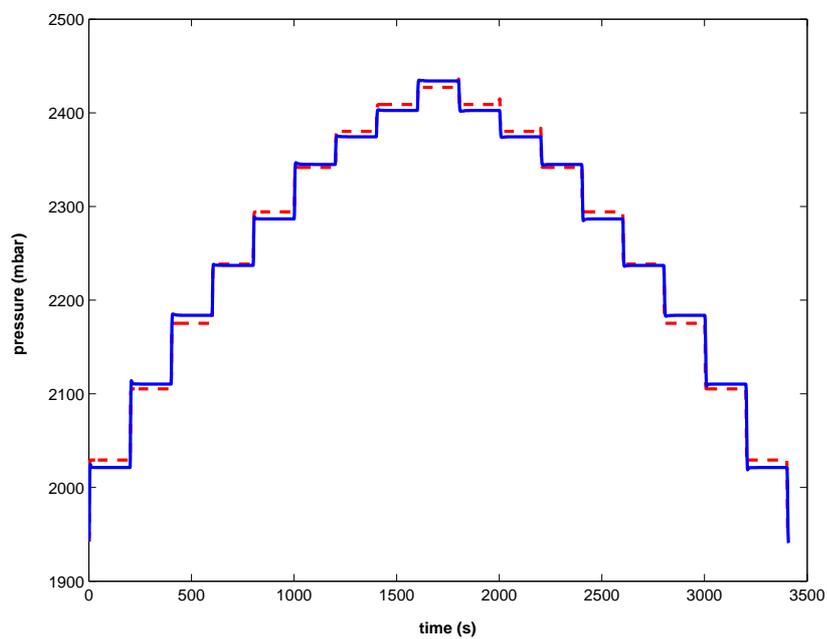


a)

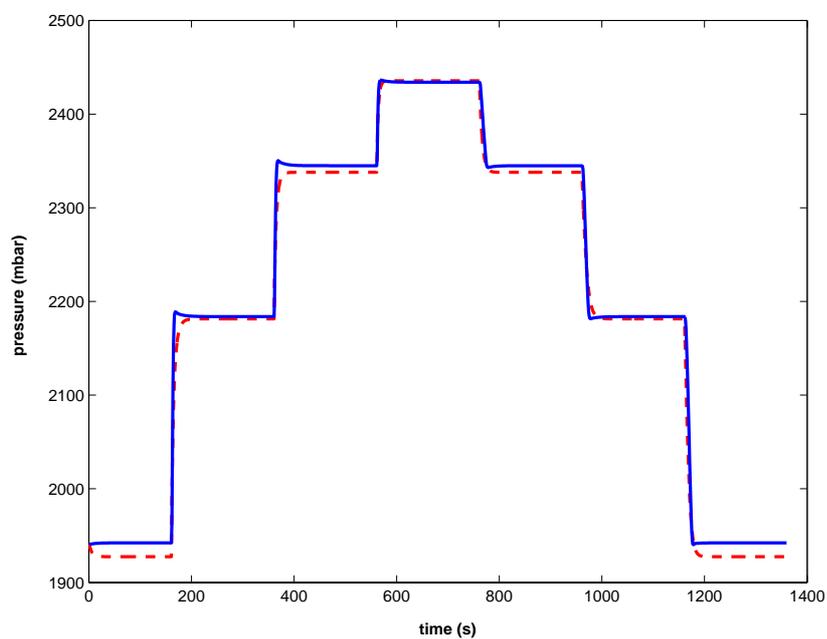


b)

FIG. 7.3 – Validation du modèle pour  $(N, W) = (3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$  : sortie du modèle (tiret), sortie du moteur HDI (trait plein) ; a) sortie du prédicteur à 1-pas (données standardisées) ; b) sortie du prédicteur à n-pas.



a)



b)

FIG. 7.4 – Réponses à l'échelon pour le modèle et le moteur HDI for  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$  : a) amplitude faible ; b) amplitude forte ; sortie du modèle (tiret), sortie du moteur HDI (trait plein).

Index sélectionné	Valeur du paramètre	Terme du Modèle
1	1902.2	constante
2	-0.52096	$y(t - 1)$
3	0.013717	$y(t - 2)$
4	6.2607	$u(t - 1)$
5	1.6462	$u(t - 2)$
6	9.7052	$u(t - 3)$
7	0.00019272	$y^2(t - 1)$
10	0.14749	$u^2(t - 1)$
12	-0.40762	$u(t - 1)u(t - 3)$
15	0.1361	$u^2(t - 3)$

TAB. 7.1 – Paramètres du modèle NARMAX

## 7.4 Commande Non-Linéaire du Moteur HDI

Le domaine de régulation de la pression de suralimentation dépend du régime moteur et du débit injecté. Il se limite à la zone où la turbine peut être entraînée par les gaz d'échappement.

Cette section illustre la synthèse de la commande relative au modèle NARMAX identifié pour le point de fonctionnement  $(N, W) = (3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$ .

Le signal de commande de la VGT (noté  $\mathbf{rco}$ ) est limité entre 0% et 100%. La structure du régulateur présente donc une saturation.

L'objectif de la régulation est d'obtenir en fonctionnement stabilisé (iso-régime) la valeur de pression (noté  $\mathbf{psur}$ ) souhaitée pour fournir le couple demandé.

De façon à caractériser le comportement stabilisé et transitoire souhaité, on définira pour différents comportements temporels du régime moteur et du débit injecté, l'allure de la consigne.

Pour chaque régime, on considère comme consigne une succession d'échelons croissants puis décroissants d'amplitude  $\Delta$ . La valeur  $\Delta$  variera, par exemple,

de 5% en 5% de 0 à 100%, puis de 100% à 0%. Pour chaque échelon, pour le couple  $(N, W)$  considéré, le suivi de consigne est caractérisé par les spécifications suivantes :

- temps de montée  $t_M = 0.7 s$
- temps de établissement  $t_F = 2 s$
- dépassement  $M_p = 15 \%$
- undershoot  $M_u = 9 \%$

Le modèle NARMAX identifié a été utilisé pour le calcul d'une batterie de régulateurs comme illustré dans la section 6.3. Pour déterminer un régulateur de taille réduite, et pour faire une comparaison avec les régulateurs PID existants, les régulateurs calculés sont des RST avec la même complexité d'un PID numérique, et qui pourraient ainsi être implémentés sur le matériel existant.

### 7.4.1 Résultats de la Commande

Les régulateurs calculés ont été appliqués au moteur HDI et comparés à la régulation PID existante. Deux mises en œuvre différentes ont été considérées :

1. l'intervalle d'excursion possible de la consigne est divisé dans un nombre entier de régions de fonctionnement. Pour chaque région un régulateur RST est calculé par placement de pôles sur la base d'un modèle linéaire dérivé du modèle non-linéaire NARMAX. Un superviseur gère la commutation entre les régulateurs par rapport à la valeur de la sortie ;
2. un seul régulateur est retenu parmi les régulateurs calculés selon la procédure du point 1. Il est choisi comme le régulateur qui représente la moyenne des régulateurs.

#### Essais avec des régulateurs pré-programmés (tableau) :

Essai n° 1

La consigne est une séquence d'échelons à partir de  $p_{sur} = 2000 \text{ mbar}$ , avec une variation  $\Delta p_{cons} = 50 \text{ mbar}$  (8 régulateurs utilisés) ; les résultats correspondant sont donnés dans la figure 7.5.

Essai n° 2

La consigne est une séquence d'échelons à partir de  $p_{sur} = 2000$  mbar, avec une variation de la consigne  $\Delta p_{cons} = 100$  mbar (4 régulateurs utilisés) ; les résultats correspondant sont donnés dans la figure 7.6.

Essai n° 3

La consigne est une séquence d'échelons à partir de  $p_{sur} = 2000$  mbar, avec une variation de la consigne  $\Delta p_{cons} = 20$  mbar (20 régulateurs utilisés) ; les résultats correspondant sont donnés dans la figure 7.7.

**Essai avec un PID numérique considéré comme le régulateur “moyen” des régulateurs calculés :**

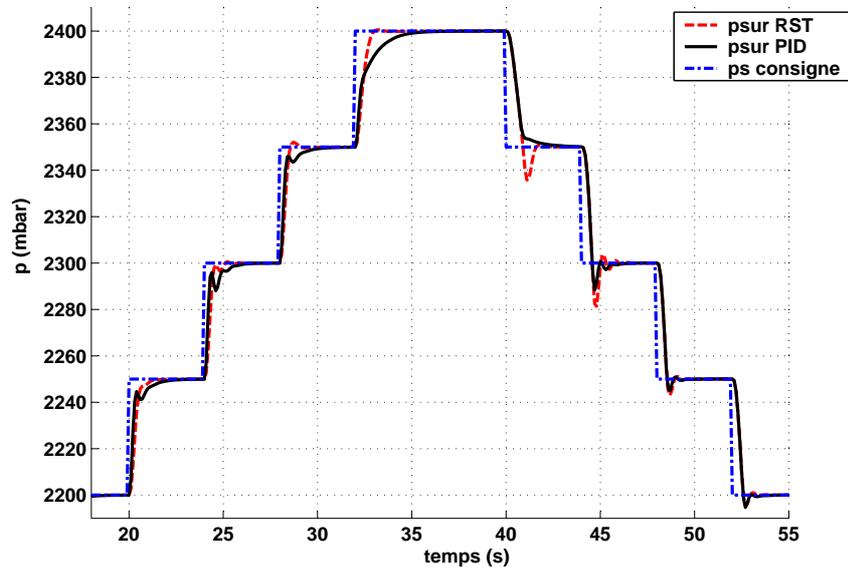
Essai n° 4

La consigne est une séquence d'échelons à partir de  $p_{sur} = 2000$  mbar, avec une variation de la consigne  $\Delta p_{cons} = 50$  mbar ; les résultats correspondant sont donnés dans la figure 7.8. Ces résultats sont à comparer avec ceux donnés dans la figure 7.6.

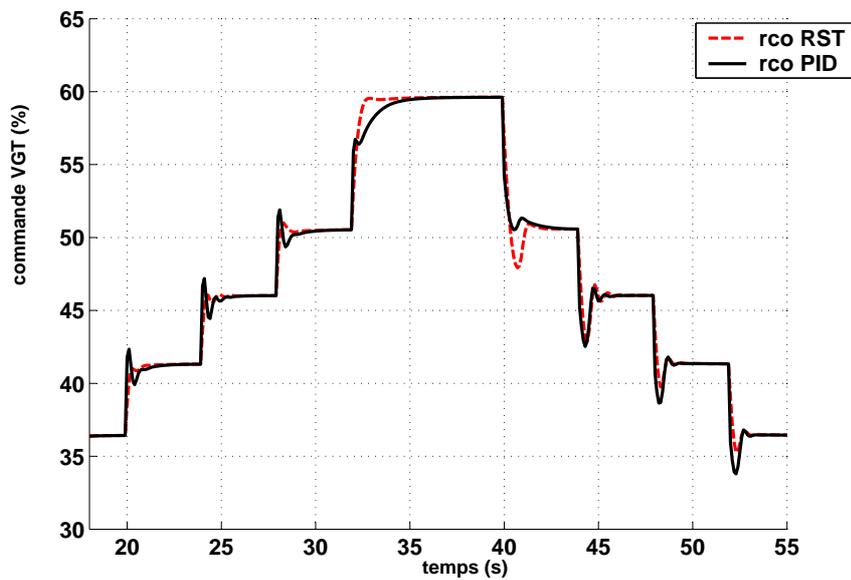
*Remarque : L'essai n° 3 correspond au protocole spécifié dans le cahier des charges. La figure confirme que les performances désirées ont été respectées. Les autres essais montrent aussi qu'au dehors des conditions spécifiées la régulation donne des résultats acceptables.*

## 7.5 Conclusions

Dans ce chapitre une procédure d'identification et commande basée sur la représentation polynômiale NARMAX a été appliquée pour réaliser la commande de la pression de suralimentation d'un moteur HDI. Les résultats des simulations montrent que la méthode conduit à un outil efficace pour le calcul de régulateurs de taille réduite en simplifiant la tâche d'optimisation requise dans les cas des moteurs HDI. Cette procédure est susceptible d'être appliquée pour la commande d'autres procédés qui peuvent être représentés par des modèles NARMAX.

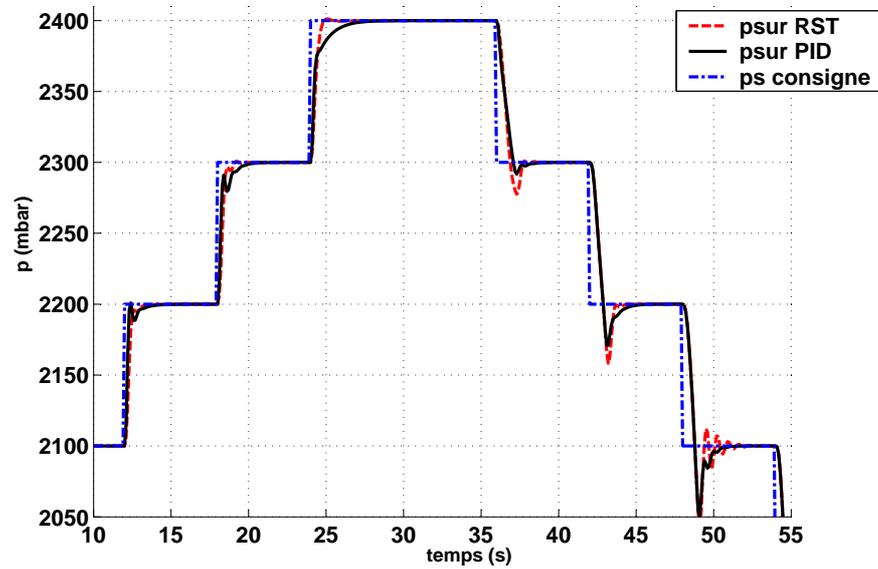


a)

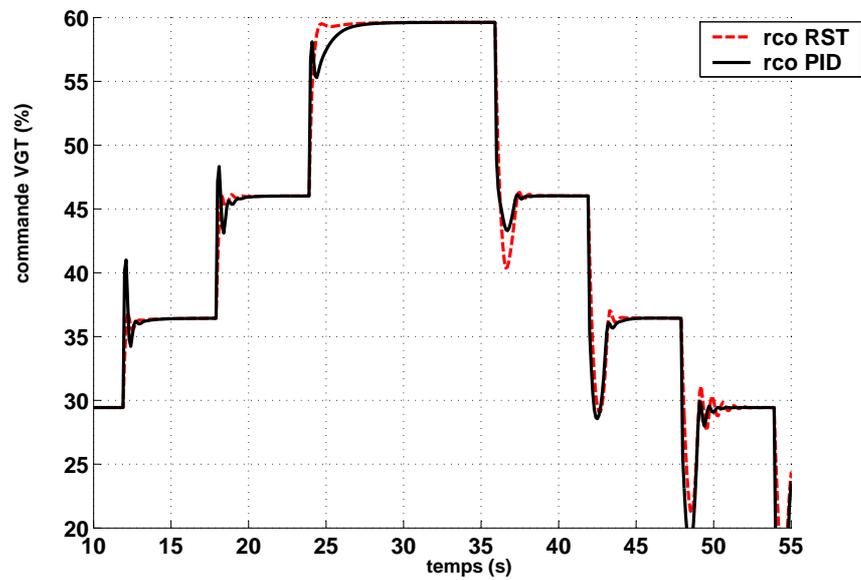


b)

FIG. 7.5 – Essai  $n^{\circ} 1$  ( $\Delta p_{cons} = 50 \text{ mbar}$ ) : Commande du moteur HDI pour  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$  : a) pression de suralimentation ; b) commande de la VGT

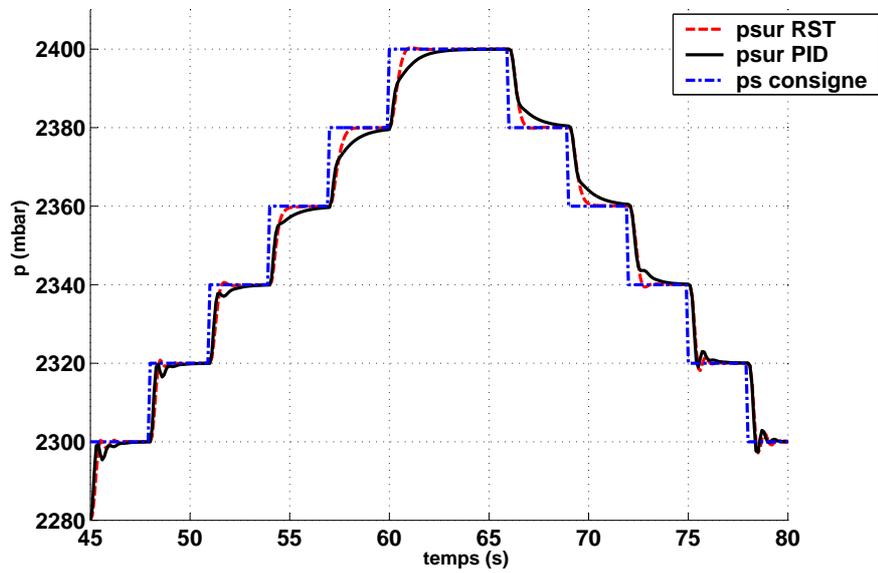


a)

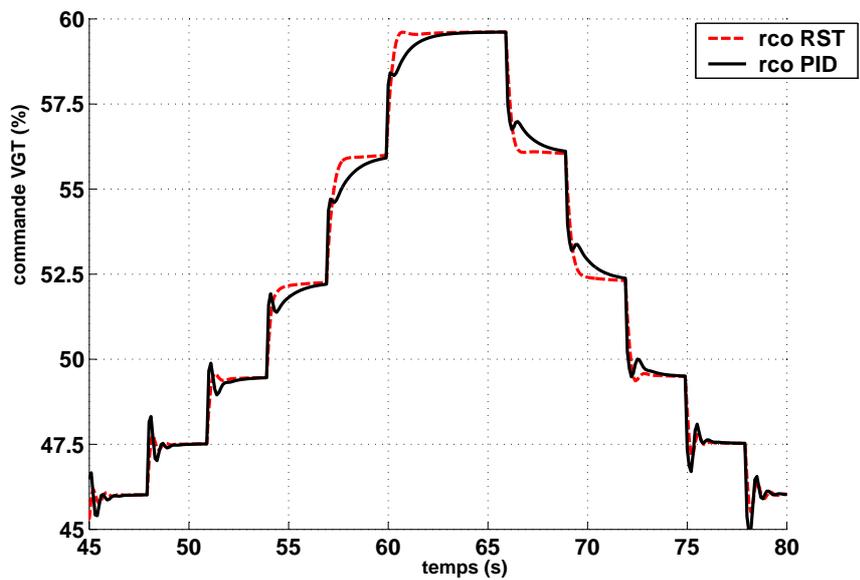


b)

FIG. 7.6 – Essai  $n^{\circ}2$  ( $\Delta p_{cons} = 100 \text{ mbar}$ ) : Commande du moteur HDI pour  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/cp)$  : a) pression de suralimentation ; b) commande de la VGT

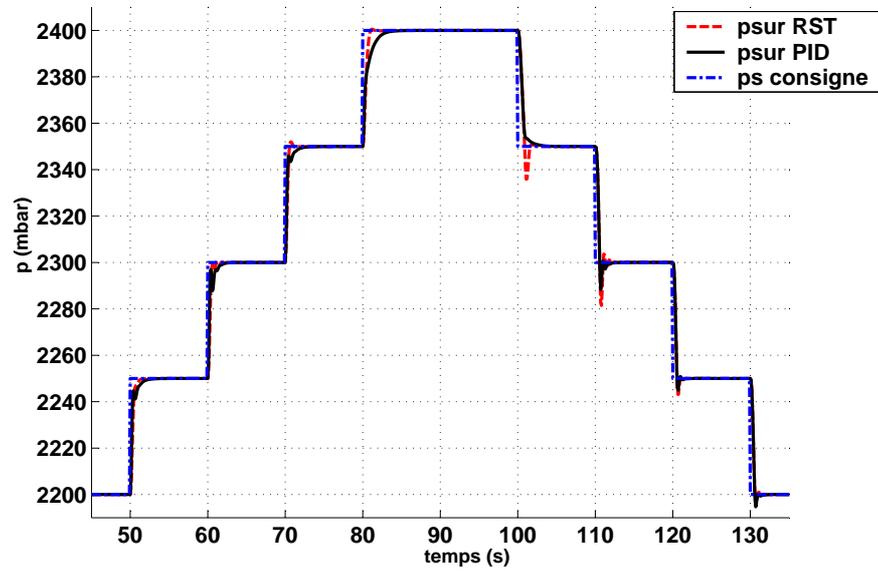


a)

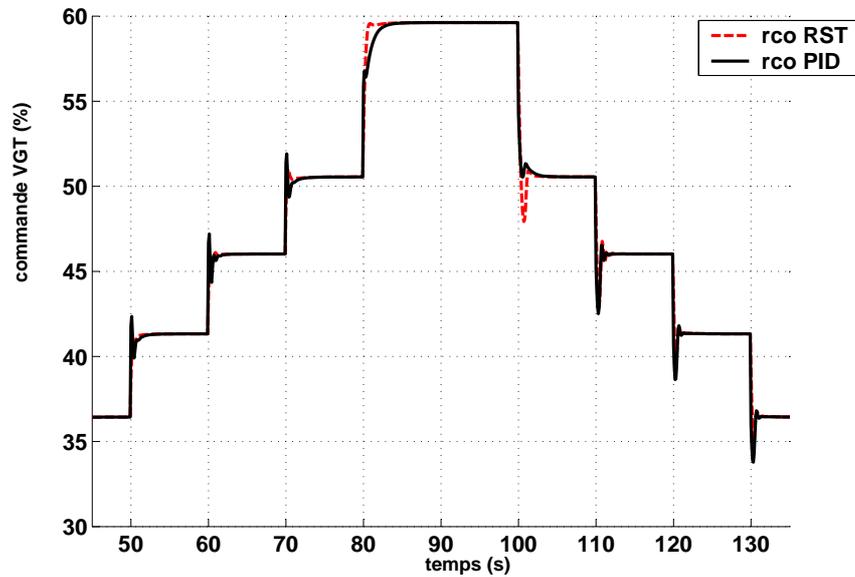


b)

FIG. 7.7 – Essai  $n^{\circ} 3$  ( $\Delta p_{cons} = 20 \text{ mbar}$ ) : Commande du moteur HDI pour  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/cp)$  : a) pression de suralimentation ; b) commande de la VGT



a)



b)

FIG. 7.8 – Essai  $n^{\circ} 4$  ( $\Delta p_{cons} = 50 \text{ mbar}$ ) : Commande du moteur HDI pour  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$  : a) pression de suralimentation ; b) commande de la VGT

# Chapitre 8

## Conclusion et Perspectives

### 8.1 Conclusion

Le travail présenté dans ce mémoire a concerné la définition et mise en œuvre d'une méthodologie intégrée pour l'identification et la commande d'une classe d'applications industrielles.

Le développement d'une procédure qui soit une aide concrète pour la résolution des problèmes de commande rencontrés en pratique présente un fort intérêt dans le milieu industriel. D'une part les applications réelles deviennent de plus en plus complexes et elles requièrent l'intégration de stratégies de commande avancée pour atteindre des performances de qualité supérieure et, d'autre part, les limitations des ressources disponibles (matérielles, humaines et de temps) imposent l'utilisation de techniques qui soient en même temps performantes et de mise en œuvre aisée.

Les méthodes d'identification (en boucle ouverte et en boucle fermée), les méthodes de commande par placement de pôles et de réduction de complexité des régulateurs répondent à ces exigences de performance à bas coût si on construit une procédure intégrée qui prend en compte en même temps les besoins de performance et d'efficacité.

Une procédure de ce type a été proposée et mise en œuvre sur des systèmes industriels, notamment un système d'asservissement de portes. Les résultats

obtenus montrent que cette méthodologie peut être appliquée avec succès dans des cas pratiques.

Une extension aux systèmes qui présentent des non-linéarités marquées a été ensuite étudiée pour une classe particulière d'applications. Une technique d'identification et commande non-linéaire a été développée sur la base de la modélisation polynômiale NARMAX et d'un ensemble de régulateurs linéaires avec paramètres dépendant du point de fonctionnement. Cette technique a été appliquée pour le problème de la commande d'un moteur diesel HDI. Il s'agit d'une application où la disponibilité d'outils pour simplifier la tâche de la synthèse des régulateurs est très demandée.

Les résultats confirment que pour un système qui requiert des techniques qui s'éloignent de la commande linéaire, les performances, spécifiées de manière classique par le cahier des charges, peuvent être atteintes si on utilise des techniques non-linéaires appropriées et simple à mettre en œuvre.

## 8.2 Perspectives

Les applications considérées dans le cadre de notre travail sont mono-variables. Dans le milieu industriel les problèmes de commande de nombreux systèmes ne peuvent pas être résolus en considérant des boucles de régulation isolées, car les interactions entre les variables sont fortes. En conséquence, il faut envisager une extension aux applications multi-variable de la méthodologie proposée.

Une deuxième direction possible pour un travail futur consiste dans le développement de techniques de commande basées sur des modèles de type NARMAX (de type polynômial ou d'autre type) pour réaliser une commande purement non-linéaire. Cela aurait des implications positives en terme de qualité des performances obtenues et de temps nécessaire à la synthèse des régulateurs (car un seul régulateur suffirait pour couvrir l'intervalle de fonctionnement du système).

# Bibliographie

- [AB95] Luis A. Aguirre and S. A. Billings. Improved structure selection for nonlinear models based on term clustering. *International Journal of Control*, 62(3) :569–587, 1995.
- [ÅH95] K. Åström and T. Hägglund. *PID Controllers : Theory, Design, and Tuning*. Instrument Society of America, Research Triangle Park, NC, 1995.
- [Aka74] H. Akaike. A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 19(6) :716–723, 1974.
- [AL89] B. D. O. Anderson and Y. Liu. Controller reduction : concepts and aspects. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 34(8) :802–812, 1989.
- [BC89] S. A. Billings and S. Chen. Extended model set, global data and threshold model identification for severely nonlinear systems. *International Journal of Control*, 50(6) :1897–1923, 1989.
- [BCK89] S. A. Billings, S. Chen, and M. J. Korenberg. Identification of MIMO nonlinear systems using a forward-regression orthogonal estimator. *International Journal of Control*, 49(6) :2157–2189, 1989.
- [Bjö67] A. Björck. Solving linear least squares problems by Gram-Schmidt orthogonalization. *Nordisk Tidskr Informations-Behandling*, 7 :1–21, 1967.

- [BV86] S. A. Billings and W. S. F. Voon. Correlation based model validity tests for non-linear models. *International Journal of Control*, 44(1) :235–244, 1986.
- [BZ94] S. A. Billings and Q. M. Zhu. Nonlinear model validation using correlation tests. *International Journal of Control*, 60(6) :1107–1120, 1994.
- [Duo93] H.N. Duong. *Identification Structurel et Parametrique des Systèmes Linéaire Monovariabiles et Multivariabiles*. PhD thesis, Institut Nationale Polytechnique de Grenoble, 1993.
- [GA98] L. Guzzella and A. Amstutz. Control of diesel engines. *IEEE Control System Magazine*, 18 :53–71, October 1998.
- [GGS01] G. C. Goodwin, S. F. Graebe, and M. E. Salgado. *Control System Design*. Prentice Hall, N. J., 2001.
- [God93] K.R Godfrey. *Perturbation Signals for System Identification*. Prentice Hall, New York, NY, 1993.
- [HU90] R. Haber and H. Unbehauen. Structure Identification of Nonlinear Dynamic Systems—A survey on Input/Output Approaches. *Automatica*, 26(4) :651–677, 1990.
- [JJK00] M. Jankovic, M. Jankovic, and I. Kolmanovsky. Robust nonlinear controller for turbocharged diesel engines. *IEEE Transactions on Control System Technology*, 8, March 2000.
- [KM95] M. Kao and J. J. Moskwa. Turbocharged diesel engine modelling for nonlinear engine control and estimation. *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 117, 1995.
- [KMvNS97] I. Kolmanovsky, P. Moraal, M. van Nieuwstadt, and A. G. Stefanopoulou. Issues in Modelling and Control of Intake Flow in Variable Geomtry Turbocharged Engines. In *Proceedings of the COSY Workshop ECC 97*, pages 1990–1995, Brussels, Belgium, 1997.

- [Lan90] I. D. Landau. *System Identification and Control Design*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1990.
- [Lan02] I.D. Landau. *Commande des systèmes*. Hermes, Paris, 2002.
- [LB87] I. J. Leontaris and S. A. Billings. Input-Output parametric models for non-linear systems—Part 1 :Deterministic non-linear systems ; Part 2 : Stochastic non-linear systems. *International Journal of Control*, 41 :303–344, 1987.
- [LK97] I. D. Landau and A. Karimi. An output error recursive algorithm for unbiased identification in closed loop. *Automatica*, 33 :933–938, 1997.
- [LK98] I.D. Landau and A. Karimi. Robust digital control using pole placement with sensitivity function shaping method. *Int. J. Robust and Nonlin. Cont.*, 8 :191–210, 1998.
- [LK01] I. D. Landau and A. Karimi. A unified approach to closed-loop plant identification and direct controller reduction. In *Proceedings of the European Control Conference 2001*, Porto, Portugal, september 2001.
- [LKC01] I. D. Landau, A. Karimi, and A. Constantinescu. Direct controller order reduction by identification in closed loop. *Automatica*, 37 :1689–1702, 2001.
- [LKH03] I. D. Landau, A. Karimi, and H. Hjalmarson. Design and optimisation of restricted complexity controllers. *European Journal of Control*, 9(1), 2003.
- [LLM97] I. D. Landau, R. Lozano, and M. M’Saad. *Adaptive Control*. Springer Verlag, London, 1997.
- [LNCA87] I.D. Landau, D. Normand-Cyrot, and A.Montano. Adaptive control of a class of nonlinear discrete time systems. applications to a heat exchanger. In *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control*, Los Angeles, CA, 1987.

- [MNCL88] A. Montano, D. Normand-Cyrot, and I.D. Landau. Adaptive control of nonlinear models using nonlinear and linear models. In *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control*, Austin, Texas, 1988.
- [MZ89] M. Morari and E. Zafiriou. *Robust process Control*. Prentice Hall, Englewood Cliffs, NJ, 1989.
- [PL03] H. Prochazka and I.D. Landau. Pole placement with sensitivity function shaping using 2nd order digital notch filters. *Automatica*, 39(6) :1103–1107, 2003.
- [PS03] L. Piroddi and W. Spinelli. An identification algorithm for polynomial NARX model based on simulation error minimization. *International Journal of Control*, 76(17) :1767–1781, 2003.
- [Sch] M. R. Schroeder. Synthesis of low peak-factor signals and binary sequences of low auto-correlation.
- [SZL<sup>+</sup>95] J. Sjöoberg, Q. Zhang, L. Ljung, A. Benveniste, P. Glorennec B. Delyon, H. Hjalmarsson, and A. Juditsky. Nonlinear Black-box Modeling in System Identification : a Unified Overview. *Automatica*, 31(12) :1691–1724, 1995.
- [TWH99] K. K. Tan, Q. G. Wang, and T. Hägglund. *Advances in PID Control*. Springer-Verlag, London, 1999.
- [vMNC84] H. Dang van Mien and D. Normand-Cyrot. Nonlinear state affine identification methods : applications to electrical power plants. *Automatica*, 20(2) :175–188, 1984.
- [vNKM<sup>+</sup>00] M. J. van Nieuwstadt, I.V. Kolmanovsky, P.E. Moraal, A. G. Stefanopoulou, and M. Jankovic. EGR-VGT Control Schemes : Experimental Comparison for a High-Speed Diesel engine. *Control System Magazine*, 20(3) :63–79, 2000.
- [Yu99] C. C. Yu. *Autotuning of PID Controllers*. Springer-Verlag, Berlin, 1999.

**Annexe A1 :**  
**A methodology for**  
**identification of Narmax**  
**models applied to Diesel**  
**engines**

*Accepté pour IFAC World Congress 2005, Prague, Juillet 2005*

# A METHODOLOGY FOR IDENTIFICATION OF NARMAX MODELS APPLIED TO DIESEL ENGINES<sup>1</sup>

Gianluca Zito<sup>\*,2</sup> Ioan Doré Landau<sup>\*</sup>

*\* Laboratoire d'Automatique de Grenoble ENSIEG, BP 46  
38402 Saint Martin d'Heres, France  
{gianluca.zito,landau}@inpg.fr*

Abstract: In this paper a nonlinear system identification methodology based on a polynomial NARMAX model representation is considered. Algorithms for structure selection and parameter estimation are presented and evaluated. The goal of the procedure is to provide a nonlinear model characterized by a low complexity and that can be efficiently used in industrial applications. The methodology is illustrated by means of an automotive case study, namely a variable geometry turbocharged diesel engine. The nonlinear model representing the relation between the variable geometry turbine command and the intake manifold air pressure is identified from data and validated. *Copyright©2005 IFAC*

Keywords: nonlinear models, system identification, identification algorithms, automotive.

## 1. INTRODUCTION

Industrial applications present challenging problems to face when dynamic models are required for the control of nonlinear systems. In model based control input-output nonlinear models can be either developed from physics principles or obtained from a system identification procedure. The first approach is the most adequate but, in practice, it often involves some main problems :

- it is difficult to set the correct values for the physical parameters, in order to get a relevant model for a specific application ;
- the identification of the physical parameters from data is not trivial, due to the structure of the nonlinear equations ;
- the models based on theoretical fundamentals can be very complicated and their use for control purposes is not straightforward.

An alternative solution, as in the linear case, is to use system identification algorithms : input-output nonlinear models, which have not necessarily a physical counterpart, are identified from data in order to obtain a control model. Several classes of nonlinear models are available for nonlinear system identification. A first classification can be done with respect to prior knowledge : “black-box models” are commonly defined as those models whose structure is chosen with no physical insight about the system. These models can be seen as nonlinear mappings from observed data to the output space (a direct mapping or a concatenation of mappings). See (Sjöberg *et al.*, 1995) for an exhaustive discussion.

The polynomial NARMAX model representation is a black-box nonlinear model set that can be applied to a wide class of nonlinear systems and that can be easily integrated in a simple parameter estimation and structure selection procedure. In this paper a methodology to identify a polyno-

---

<sup>1</sup> This paper is submitted as regular paper to IFAC05.

<sup>2</sup> Corresponding author.

mial NARMAX model of a nonlinear system from data is presented, based on recursive parameter estimation and model structure selection.

The paper is organized as follows : in section 2 the NARMAX system identification procedure is illustrated. In section 3 a diesel engine system, used to test the procedure, is briefly described. The results obtained in this application are presented in section 4 and commented in section 5.

## 2. NARMAX SYSTEM IDENTIFICATION

### 2.1 NARMAX representation

The NARMAX model formulation was introduced in (Leontaris and Billings, 1987) as an extension for nonlinear systems of the linear ARMAX model, and is defined as

$$\begin{aligned} y(t) = & F(y(t-1), \dots, y(t-n_y), \\ & u(t-1), \dots, u(t-n_u), \\ & e(t-1), \dots, e(t-n_e)) + e(t) \end{aligned} \quad (1)$$

where  $y(t)$ ,  $u(t)$  and  $e(t)$  represent the output, the input and the system noise signals respectively;  $n_y$ ,  $n_u$  and  $n_e$  are the associate maximum lags and  $F(\cdot)$  is a nonlinear function.

The NARMAX representation is a well-known tool for nonlinear modeling which includes several other nonlinear representations such as block-structured models and Volterra series. This class of models has the appealing feature to be linear-in-the-parameters, so that a straight implementation of least-squares techniques can be applied.

Expanding  $F(\cdot)$  in (1) as a polynomial of degree  $L$  (where  $L$  is the degree of the nonlinearity) the expression of a polynomial NARMAX model is obtained as follows

$$y(t) = \sum_{i=1}^n \theta_i x_i(t) + e(t) \quad (2)$$

where

$$\begin{aligned} n &= \sum_{i=0}^L n_i, \quad n_0 = 1 \\ n_i &= n_{i-1} \frac{(n_y + n_u + n_e + i - 1)}{i}, \quad i = 1 \dots L \end{aligned} \quad (3)$$

and

$\theta_i$  =  $i$ th model parameter

$$x_1(t) = 1$$

$$x_i(t) = \prod_{j=1}^p y(t - n_{yj}) \prod_{k=1}^q u(t - n_{uk}) \prod_{m=1}^r e(t - n_{em}) \quad (4)$$

$$i = 2, \dots, n, \quad p, q, r \geq 0, \quad 1 \leq p + q + r \leq L \quad (5)$$

$$1 \leq n_{yj} \leq n_y, \quad 1 \leq n_{uk} \leq n_u, \quad 1 \leq n_{em} \leq n_e \quad (6)$$

The choice of a polynomial expression for the regressor is based on the possibility to derive nonlinear control algorithms for a nonlinear polynomial model as a direct extension of classic linear pole-placement control problem.

### 2.2 Input signal design

Input signal design is a very important step for nonlinear system identification. As for the linear case, the input signal should be persistently exciting. All the frequencies of interest for the system should be excited, and the input signal should cover the whole range of operation. A simple and effective implementation is realized by means of a concatenated set of small-signal tests. Small amplitude perturbing signals may be superposed to the different operating levels, exciting all dynamic modes of the system. Increasing and decreasing level amplitudes have to be considered in order to take into account direction dependent dynamics.

Different classes of signals can be employed for the identification process as multi-sine signals, maximum length binary sequences (MLBS) and classic pseudo-random signals. Documentation about identification signal design can be found in (Schroeder, 1970; Godfrey, 1993).

### 2.3 Structure selection

Structure selection is a key problem in a black-box system identification. A survey of the structure identification methods is in (Haber and Unbehauen, 1990), and an overview on the different approaches to nonlinear black-box modeling is in (Sjöoberg *et al.*, 1995). When the system to identify is nonlinear a direct estimation based on (2) generally leads to an over-parameterized model. If the values of  $n_y$ ,  $n_u$ ,  $n_e$  and  $L$  are increased to obtain a good accuracy, an excessively complex model will result together with a numerical ill-conditioning. A procedure is needed to select terms from the large set of candidates to provide a parsimonious model. A simple and effective procedure is based on error reduction ratio (ERR) defined in (Billings *et al.*, 1989) as

$$ERR_i = \frac{g_i^2 \sum_{k=1}^N w_i^2(t)}{\sum_{k=1}^N y_i^2(t)} \quad (7)$$

where  $g_i(k)$  are the parameters and  $w_i(k)$  the regressors of an auxiliary model constructed to be orthogonal over the data records:

$$y(t) = \sum_{i=1}^n g_i w_i(t) + e(t) \quad (8)$$

A model is found selecting the relevant terms from the full model set following a forward-regression algorithm (for more details see (Billings and Chen, 1989)): at each step the parameter with the highest  $ERR_i$  is added to the current model, following the principle that a parameter which reduces the variance more than the others is more important. An information criterion, could be used to stop the procedure, as the Akaike Information Criterion (Akaike, 1974), defined as

$$AIC = N \log_e(\sigma_\epsilon^2(\theta_p)) + kp \quad (9)$$

where  $\sigma_\epsilon^2$  is the variance associated to the  $p$ -terms model and  $k$  is a penalizing factor. Several techniques have been proposed in the literature for selecting the best model structure, some of these are enhancements of the ERR algorithm or are used in conjunction with it as in (Aguirre and Billings, 1995; Piroddi and Spinelli, 2003).

#### 2.4 Parameter estimation

At the end of the selection process, a recursive identification is run with the selected parameters. An output error predictor is used, expressed in the form :

$$\hat{y}(t+1) = \hat{\theta}^T x(t) \quad (10)$$

where  $\theta$  is defined in (2) and  $x$  is the same as in (4) but it now depends on the current and previous predicted outputs. At each instant  $t$  the parameter vector is updated with the adaptation algorithm :

$$\hat{\theta}(t+1) = \hat{\theta}(t) + F(t+1)x(t)\epsilon^0(t+1) \quad (11)$$

where  $F$  is an adaptive matrix gain and  $\epsilon^0$  is the *a-priori* prediction error :

$$\epsilon^0(t+1) = y(t+1) - \hat{y}^0(t+1) = y(t+1) - \hat{\theta}^T(t)x(t) \quad (12)$$

More details can be found in (Landau *et al.*, 1998).

#### 2.5 Model validation

A statistical validation of the identified NARMAX model is performed with high order correlation functions defined in (Billings and Voon, 1986; Billings and Zhu, 1994) to detect the presence of unmodelled terms in the residuals of the nonlinear

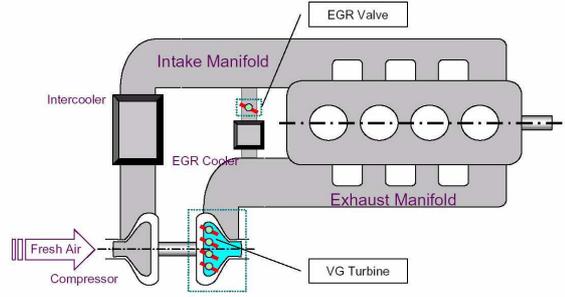


Fig. 1. The VGT/EGR diesel engine.

model. If the identified model is adequate, the following conditions should be satisfied by the prediction errors

$$\begin{aligned} \Phi_{\epsilon\epsilon}(k) &= \delta(k) && \text{(i.e. an impulse)} \\ \Phi_{u\epsilon}(k) &= 0 && \forall k \\ \Phi_{\epsilon(\epsilon u)}(k) &= 0 && k \geq 0 \\ \Phi_{u^2'\epsilon}(k) &= 0 && \forall k \\ \Phi_{u^2'\epsilon^2'}(k) &= 0 && \forall k \end{aligned} \quad (13)$$

where  $\Phi_{xy}(k)$  indicates the cross-correlation function between  $x(t)$  and  $y(t)$ ,  $\delta(k)$  is the Kronecker delta,  $\overline{u^2(t)}$  is the mean value of  $u^2(t)$  and  $u^2'(t) = u^2(t) - \overline{u^2(t)}$ . If at least one of the correlation functions is well outside the confidence limits, a new model has to be identified. It is necessary, in order to check the ability of the model to represent system dynamics, to validate the estimated model on a new set of data (*validation data*) different from the set used for the identification (*learning data*).

Model prediction ability has to be assessed, together with statistical tests, with signals that may catch system nonlinearities. Triangular or step signals of different amplitude levels are ideal input signals used for time-domain model validation.

### 3. THE VGT TURBOCHARGED DIESEL ENGINE

A turbocharger is often used to enhance acceleration performances in diesel engines. Variable geometry turbochargers (VGT) are employed to achieve good boost at all speed conditions, with no loss in terms of efficiency and transient performances. A turbine is driven by the exhaust gas from the engine and drives the compressor which supplies the airflow into the engine as in Fig.1.

A Variable Geometry Turbocharger (VGT) is used to obtain high transient responses at low engine speeds and to avoid excessive airflow at high engine speeds. A pressure surge in exhaust manifold, in fact, has a detrimental effect for the engine acceleration performances.

A VGT is composed with adjustable vanes that can vary the effective flow area of the turbine,

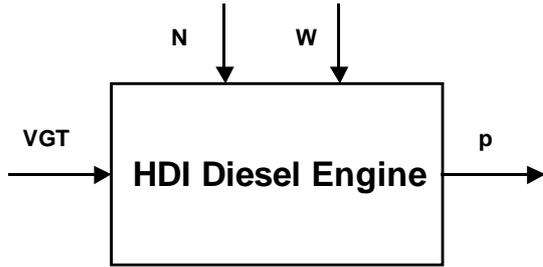


Fig. 2. Equivalent HDI diesel engine scheme for identification.

thereby affecting the compressor mass airflow in the exhaust manifold. VGT can also act as an emission control mechanism: it affects the pressure drop across the exhaust gas recirculation (EGR) vane, increasing the exhaust gas recirculation rate. The gas recirculated back into the engine through the EGR vane lowers the flame temperature and avoids the  $NO_x$  (oxides of nitrogen) formation.

Examples of diesel engine models were presented in (Guzzella and Amstutz, 1998; Jankovic *et al.*, 2000; Kao and Moskwa, 1995) to be used in the control design phase. In this paper a procedure is presented to provide the nonlinear (discrete time) model of the dynamics between the VGT actuator command and the boost pressure in a turbocharged diesel engine from raw data. A polynomial NARMAX model is used in the identification algorithm, together with techniques for structure selection which preserve from over-parametrization.

## 4. SIMULATION RESULTS

### 4.1 Simulation setup

The identification algorithm presented in the previous sections is applied to a high pressure direct injection (HDI) engine model simulated with The MathWorks Simulink environment. The mechanical and thermodynamic interactions between the variables describing the engine operation are modelled with algebraic and differential equations, and with lookup tables recovered by real time experiments. Thus, the model is a low level description of the system showed in Fig.1 and, providing a close approximation of the real system, the nonlinear relation between the VGT signal command and the intake manifold air pressure (MAP) can be investigated in a large set of operative conditions.

For identification purposes the system could be seen as a SISO nonlinear black-box, as shown in Fig.2. The input ( $VGT$ ) to the system is the command of the actuator that adjusts the angle of guide vanes placed to vary the incoming exhaust

Table 1. Diesel engine operating points: full acceleration.

Speed engine (rpm)	Air mass flow ( $mm^3/cp$ )
1000	45
1250	58.2
1500	64.75
1750	68.3
2000	72.31
2250	66.92
2500	66.37
2750	67.3
3000	66.7
3250	63.11
3500	62.11
3750	61.14
4000	60.95
4250	56.53
4500	52

Table 2. Diesel engine operating points: 50% acceleration.

Speed engine (rpm)	Air mass flow ( $mm^3/cp$ )
1000	23.68
1250	30.63
1500	34.3
1750	35.94
2000	37.7
2250	35.22
2500	35.8
2750	35.42
3000	35.1
3250	33.21
3500	32.69
3750	32.18
4000	32.08
4250	29.75
4500	27.37

gas flow at the entrance of the turbine. The output ( $p$ ) is the air pressure measured at the intake manifold (boost pressure).  $N$  and  $W$  are the speed engine and the air mass flow, respectively: a model is identified around an operating point defined by the pair  $(N, W)$ .

The identification algorithm is feeded with input-output data sets generated from several simulations in order to find a polynomial NARMAX model of the  $VGT$ -boost pressure nonlinear relation for different pairs  $(N, W)$ , that specify the operative conditions of interest for the engine. Tables 1 and 2 resume all the different operating points for a full and 50% driver acceleration.

### 4.2 Excitation signal design

The signal used for the identification is, for all the operating points, a concatenated data set of small signals. A sequence of increasing and decreasing steps describes the different regions of the VGT command, and small amplitude signals are superposed as excitation signals. The data set for the operating point defined by the pair  $(N, W) = (3000 \text{ rpm}, 66.7 \text{ mm}^3/cp)$ , and a full driver acceleration are considered. The VGT

command is in the range 20%–65%, covered by a sequence of steps with an increasing/decreasing variation  $\Delta = 5\%$  and superposed multi-sine signals.

#### 4.3 VGT–boost pressure Model identification

The forward-regression estimation algorithm is applied to the data related to the pair  $(N, W) = (3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$ . The first choice for the parameters  $n_y$ ,  $n_u$  and  $L$  is based on step responses analysis to estimate dynamics and non-linearity orders. Tests for nonlinearity detection are presented in (Haber, 1985).

A general inspection reveals that a linear second order system is a good representation for small variations of the input and of the output. This means that the global nonlinear discrete time model, after a linearization, should provide a second order discrete time system. Thus, a model with  $n_y = 2$ ,  $n_u = 3$  and  $L = 2$  is identified, and details about the parameters are given in table 3.

This procedure, iterated for all the pairs  $(N_i, W_i)$ , where  $i$  is the generic operating point, leads to a set of nonlinear models that describes the diesel engine boost pressure as a nonlinear discrete time difference equation of the variables  $VGT$ ,  $N$  and  $W$ . Thereby, (2) can be parameterized as

$$y(t) = \sum_{i=1}^n \theta_i(N, W)x_i(t) + e(t) \quad (14)$$

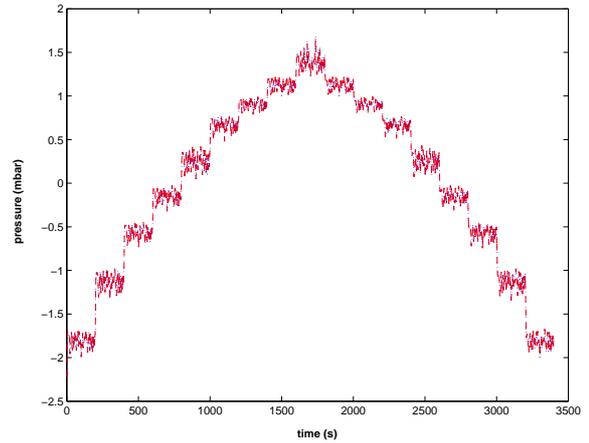
Each operating point has an associated nonlinear model of low complexity: for example, model in table 3 contains 10 parameters of the 21-terms full model. On the basis of this model efficient but still robust nonlinear control algorithms can be directly applied.

#### 4.4 VGT–boost pressure Model validation

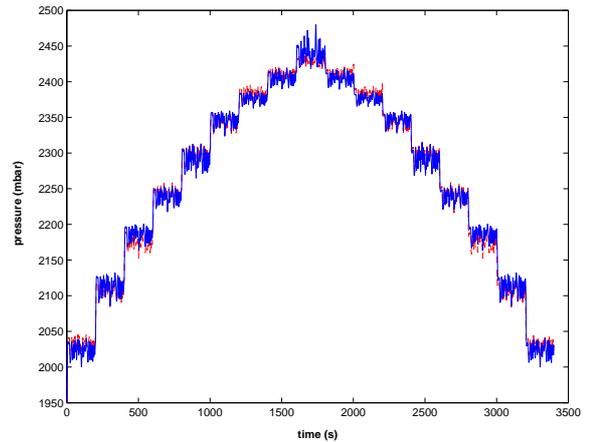
Statistical and time-domain validations are employed to assess the model quality. Fig.3 and Fig.4 show respectively model long-term prediction with *validation data* and step model validation with small and high amplitude data. In these

Table 3. NARMAX parameters.

Index selected	Parameter value	Model term
1	1902.2	constant
2	-0.52096	$y(t-1)$
3	0.013717	$y(t-2)$
4	6.2607	$u(t-1)$
5	1.6462	$u(t-2)$
6	9.7052	$u(t-3)$
7	0.00019272	$y^2(t-1)$
10	0.14749	$u^2(t-1)$
12	-0.40762	$u(t-1)u(t-3)$
15	0.1361	$u^2(t-3)$



a)



b)

Fig. 3. Model validation for  $(N, W) = (3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$ : model prediction (dashed line), system output (solid line); a) 1-step-ahead predictor output (standardized data); b) long-term predictor output.

last two cases a step-sequence is applied to the identified model to verify that, for small and large variations in the input signal, the system output is matched from the nonlinear NARMAX model output. The first step sequence is the same used to sweep input amplitude range in the identification data acquisition ( $\Delta = 5\%$ ), in the second one a larger amplitude variation is applied ( $\Delta = 15\%$ ). This typical engine test confirm that the model is suitable to represent system dynamics in both input direction.

## 5. CONCLUSIONS

Model-based control design is a powerful tool in control of diesel engines. The availability of simple and control-oriented models is a key element in the phase of engine development and tuning. An efficient solution to the modeling problem is represented by a black-box nonlinear identification via polynomial NARMAX models. In this paper a practical identification procedure based on polynomial NARMAX modeling has been developed

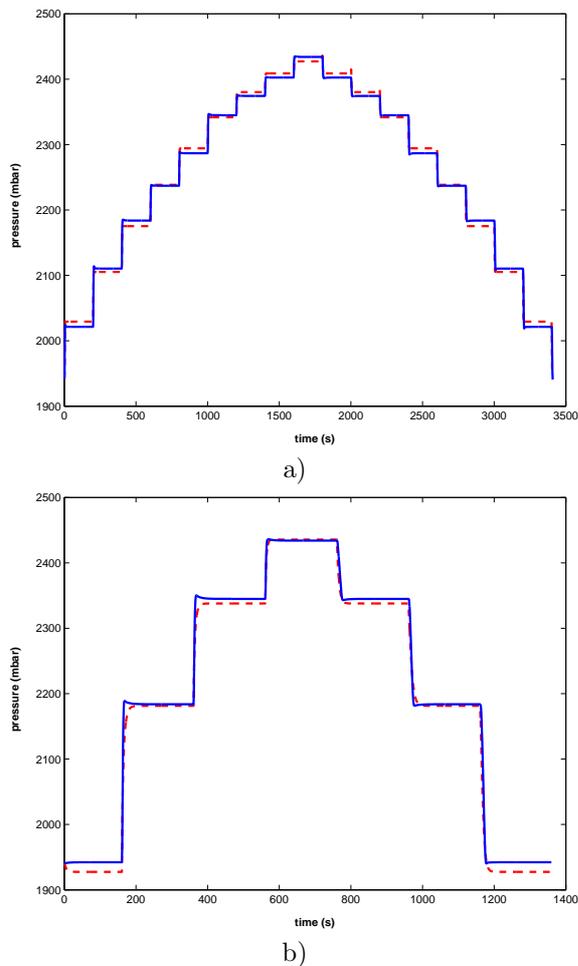


Fig. 4. Model and real system step responses for  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$ : a) small amplitude; b) high amplitude; model output (dashed line), system output (solid line).

and applied to a HDI diesel engine. Parsimonious nonlinear models have been derived in view of an efficient nonlinear control algorithms implementation.

## 6. ACKNOWLEDGMENTS

The work of Gianluca Zito is supported by a Marie Curie Industry host Fellowship of the European Community.

## REFERENCES

Aguirre, Luis A. and S. A. Billings (1995). Improved structure selection for nonlinear models based on term clustering. *International Journal of Control* **62**(3), 569–587.

Akaike, H. (1974). A new look at the statistical model identification. *IEEE Transactions on Automatic Control* **19**(6), 716–723.

Billings, S. A. and Q. M. Zhu (1994). Nonlinear model validation using correlation tests. *International Journal of Control* **60**(6), 1107–1120.

Billings, S. A. and S. Chen (1989). Extended model set, global data and threshold model identification for severely nonlinear systems. *International Journal of Control* **50**(6), 1897–1923.

Billings, S. A. and W. S. F. Voon (1986). Correlation based model validity tests for nonlinear models. *International Journal of Control* **44**(1), 235–244.

Billings, S. A., S. Chen and M. J. Korenberg (1989). Identification of MIMO nonlinear systems using a forward-regression orthogonal estimator. *International Journal of Control* **49**(6), 2157–2189.

Godfrey, K.R. (1993). *Perturbation Signals for System Identification*. Prentice Hall. New York, NY.

Guzzella, L. and A. Amstutz (1998). Control of diesel engines. *IEEE Control System Magazine* **18**, 53–71.

Haber, R. (1985). Nonlinearity tests for dynamic processes. In: *IFAC Identification and System Parameter Estimation*. York, UK. pp. 409–413.

Haber, R. and H. Unbehauen (1990). Structure Identification of Nonlinear Dynamic Systems—A survey on Input/Output Approaches. *Automatica* **26**(4), 651–677.

Jankovic, M., M. Jankovic and I. Kolmanovsky (2000). Robust nonlinear controller for turbocharged diesel engines. *IEEE Transactions on Control System Technology*.

Kao, M. and J. J. Moskwa (1995). Turbocharged diesel engine modelling for nonlinear engine control and estimation. *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*.

Landau, I.D., R. Lozano and M. M'Saad (1998). *Adaptive control*. Springer. London, GB.

Leontaris, I. J. and S. A. Billings (1987). Input-Output parametric models for non-linear systems—Part 1: Deterministic non-linear systems; Part 2: Stochastic non-linear systems. *International Journal of Control* **41**, 303–344.

Piroddi, L. and W. Spinelli (2003). An identification algorithm for polynomial NARX model based on simulation error minimization. *International Journal of Control* **76**(17), 1767–1781.

Schroeder, M. R. (1970). Synthesis of low peak-factor signals and binary sequences of low auto-correlation. *IEEE Transactions on Information Theory* **16**(6), 85–89.

Sjöoberg, J., Q. Zhang, L. Ljung, A. Benveniste, P. Glorennec B. Delyon, H. Hjalmarsson and A. Juditsky (1995). Nonlinear Black-box Modeling in System Identification: a Unified Overview. *Automatica* **31**(12), 1691–1724.

**Annexe A2 :**  
**Narmax model identification of**  
**a Variable Geometry**  
**Turbocharged diesel engine**

*Accepté pour American Control Conference 2005, Portland, June 2005*

# Narmax model identification of a Variable Geometry Turbocharged diesel engine\*

Gianluca Zito†, Ioan Doré Landau  
Laboratoire d'Automatique de Grenoble  
ENSIEG, BP 46 38402 Saint Martin d'Herès,  
France

gianluca.zito@lag.ensieg.inpg.fr,  
landau@lag.ensieg.inpg.fr

**Abstract**—A nonlinear system identification procedure, based on a polynomial NARMAX representation, is applied to a variable geometry turbocharged diesel engine. The relation between the variable geometry turbine (VGT) command and the intake manifold air pressure is described by a nonlinear model, directly identified from raw data. The intent of the paper is to explore the advantages of such a modeling procedure in automotive applications in terms of efficiency and complexity, in view of the related controller design and tuning problem. Simulation results on a HDI diesel engine model illustrate the whole procedure.

**Keywords:** nonlinear system identification, NARMAX models, VGT diesel engines, automotive applications.

## I. INTRODUCTION

Modeling and control design of diesel engines play an important role in the development of the new generation of internal combustion engines. Improvements in overall performances, beside their inherently superior fuel economy, make diesel engines competitive with spark-ignited engines in the class of high performances vehicles.

The tuning of a turbocharged diesel engine is a challenging task for engineers. A standard procedure used in the practice is based on long time spending experimental tests in order to map all possible operative conditions of the engine. As a consequence, controller design and tuning are often developed in an empirical way, as a result of several experiences and of a “try and error” approach on the real system.

The use of simple and efficient models, on the basis of which the control design phase could be easier and faster, is crucial in engine developing, especially for automotive manufacturers. Model-based controller design allows for shorter development times: performances and robustness of control schemes can be evaluated rapidly on a model, drastically reducing the number of calibrations needed on the engine.

Examples of control oriented models of diesel engines, derived from physics principles, are presented in [1], [2], [3]. An adequate seven states mathematical model can be found in [4] with EGR/VGT control perspectives and has

been used in [5]. One should note some fundamental issues to be considered as high nonlinearities present in the engine dynamics, interactions between controlled variables and difficulties to set correct values for the physical parameters. As a consequence, simple control strategies, as PI controllers with parameters depending on the operating points, are widely used in practice to reduce the complexity of the controller tuning problem. Thus, it is often necessary to identify input-output models in order to obtain satisfying results in the controller design phase.

A turbocharger is often used to enhance acceleration performances in diesel engines. Variable geometry turbochargers (VGT) are employed to achieve good boost at all speed conditions, with no lose in terms of efficiency and transient performances.

In this paper a procedure to provide the nonlinear (discrete time) model of the dynamics between the VGT actuator command and the boost pressure in a turbocharged diesel engine directly from raw data is presented. Data are obtained from a complex Simulink model simulating a high pressure direct injection (HDI) diesel engine in which the EGR vane is kept closed (see section II for more details on EGR), as the primary objective of this paper is to analyze the feasibility of the procedure in automotive applications. The effect of the EGR vane will be considered in future works when the procedure will be applied to the full engine model.

Black-box modeling is an attractive alternative to models derived from physics, since it directly provides from data an input-output model to be used for control design and controller tuning. A class of nonlinear models is required for the identification of complex and highly nonlinear systems. A polynomial NARMAX model is chosen to be used in the identification algorithm (model estimation and validation), together with techniques for structure selection which preserve from over-parametrization.

Emphasis must be done to the fact that the model is derived with control purposes, that is, its structure has been conceived for an efficient and high performing diesel engine control design, as a nonlinear pole-placement (see [6]).

\* This paper is submitted as regular paper to ACC05.

† Corresponding author.

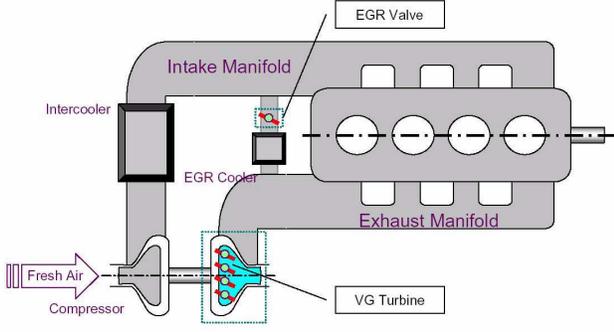


Fig. 1. The VGT/EGR diesel engine.

## II. THE VGT TURBOCHARGED DIESEL ENGINE

Common diesel engines are usually turbocharged in order to increase their low power density. A turbine is driven by the exhaust gas from the engine and drives the compressor which supplies the airflow into the engine as in Fig.1. A Variable Geometry Turbocharger (VGT) is used to obtain high transient responses at low engine speeds and to avoid excessive airflow at high engine speeds. A pressure surge in exhaust manifold, in fact, has a detrimental effect for the engine acceleration performances.

The effective flow area of the turbine can be varied by changing the position of the inlet guide vanes on the turbine stator, thereby affecting the compressor mass airflow in the intake manifold. VGT can also act as an emission control mechanism: it affects the pressure drop across the exhaust gas recirculation (EGR) vane (which connects the intake manifold and the exhaust manifold) increasing the exhaust gas recirculation rate. The gas recirculated back into the engine through the EGR vane lowers the flame temperature and avoids the  $NO_x$  (oxides of nitrogen) formation.

## III. NARMAX SYSTEM IDENTIFICATION

### A. NARMAX representation

The NARMAX model formulation was introduced in [7] as an extension for nonlinear systems of the linear ARMAX model, and is defined as

$$y(t) = F(y(t-1), \dots, y(t-n_y), u(t-1), \dots, u(t-n_u), e(t-1), \dots, e(t-n_e)) + e(t) \quad (1)$$

where  $y(t)$ ,  $u(t)$  and  $e(t)$  represent the output, the input and the system noise signals respectively;  $n_y$ ,  $n_u$  and  $n_e$  are the associate maximum lags and  $F(\cdot)$  is a nonlinear function.

The NARMAX representation is a well-known tool for nonlinear modeling which includes several other nonlinear representations such as block-structured models and Volterra series. This class of models has the appealing feature to be linear-in-the-parameters, so that a straight implementation of least-squares techniques can be applied.

Expanding  $F(\cdot)$  in (1) as a polynomial of degree  $L$  (where  $L$  is the degree of the nonlinearity) the expression

of a polynomial NARMAX model is obtained as follows

$$y(t) = \sum_{i=1}^n \theta_i x_i(t) + e(t) \quad (2)$$

where

$$n = \sum_{i=0}^L n_i, \quad n_0 = 1 \quad (3)$$

$$n_i = n_{i-1} \frac{(n_y + n_u + n_e + i - 1)}{i}, \quad i = 1 \dots L$$

and

$\theta_i$  is  $i$ th model parameter

$$x_1(t) = 1$$

$$x_i(t) = \prod_{j=1}^p y(t - n_{y_j}) \prod_{k=1}^q u(t - n_{u_k}) \prod_{m=1}^r e(t - n_{e_m}) \quad (4)$$

$$i = 2, \dots, n, \quad p, q, r \geq 0, \quad 1 \leq p + q + r \leq L \quad (5)$$

$$1 \leq n_{y_j} \leq n_y, \quad 1 \leq n_{u_k} \leq n_u, \quad 1 \leq n_{e_m} \leq n_e \quad (6)$$

The choice of a polynomial expression for the regressor is based on the possibility to derive nonlinear control algorithms for a nonlinear polynomial model as a direct extension of classic linear pole-placement control problem.

### B. Input signal design

Input signal design is a very important step for nonlinear system identification. As for the linear case, the input signal should be persistently exciting. All the frequencies of interest for the system should be excited, and the input signal should cover the whole range of operation. A simple and effective implementation is realized by means of a concatenated set of small-signal tests. Small amplitude perturbing signals may be superposed to the different operating levels, exciting all dynamic modes of the system. Increasing and decreasing level amplitudes have to be considered in order to take into account direction dependent dynamics.

Different classes of signals can be employed for the identification process as multi-sine signals, maximum length binary sequences (MLBS) and classic pseudo-random signals. Documentation about identification signal design can be found in [8], [9].

### C. Structure selection

Structure selection is a key problem in a black-box system identification. A survey of the structure identification methods is in [10], and an overview on the different approaches to nonlinear black-box modeling is in [11]. When the system to identify is nonlinear a direct estimation based on (2) generally leads to an over-parameterized model. If the values of  $n_y$ ,  $n_u$ ,  $n_e$  and  $L$  are increased to obtain a good accuracy, an excessively complex model will result together with a numerical ill-conditioning. A procedure is needed to select terms from the large set of candidates to provide a

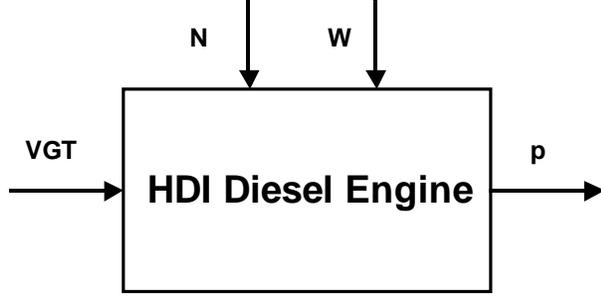


Fig. 2. Equivalent HDI diesel engine scheme for identification.

parsimonious model. A simple and effective procedure is based on error reduction ratio (ERR) defined in [12] as

$$ERR_i = \frac{g_i^2 \sum_{k=1}^N w_i^2(t)}{\sum_{k=1}^N y_i^2(t)} \quad (7)$$

where  $g_i(k)$  are the parameters and  $w_i(k)$  the regressors of an auxiliary model constructed to be orthogonal over the data records:

$$y(t) = \sum_{i=1}^n g_i w_i(t) + e(t) \quad (8)$$

A model is found selecting the relevant terms from the full model set following a forward-regression algorithm (for more details see [13]): at each step the parameter with the highest  $ERR_i$  is added to the current model, following the principle that a parameter which reduces the variance more than the others is more important. An information criterion, could be used to stop the procedure, as the Akaike Information Criterion [14], defined as

$$AIC = N \log_e(\sigma_\epsilon^2(\theta_p)) + kp \quad (9)$$

where  $\sigma_\epsilon^2$  is the variance associated to the  $p$ -terms model and  $k$  is a penalizing factor. At the end of the selection process, a recursive identification is run with the selected parameters. Several techniques have been proposed in the literature for selecting the best model structure, some of these are enhancements of the ERR algorithm or are used in conjunction with it as in [15], [16].

#### D. Model validation

A statistical validation of the identified NARMAX model is performed with high order correlation functions defined in [17], [18] to detect the presence of unmodelled terms in the residuals of the nonlinear model. If the identified model is adequate, the following conditions should be satisfied by the prediction errors

$$\begin{aligned} \Phi_{\epsilon\epsilon}(k) &= \delta(k) && \text{(i.e. an impulse)} \\ \Phi_{u\epsilon}(k) &= 0 && \forall k \\ \Phi_{\epsilon(\epsilon u)}(k) &= 0 && k \geq 0 \\ \Phi_{u^2\epsilon}(k) &= 0 && \forall k \\ \Phi_{u^2\epsilon^2}(k) &= 0 && \forall k \end{aligned} \quad (10)$$

TABLE I

DIESEL ENGINE OPERATING POINTS: FULL ACCELERATION.

Speed engine (rpm)	Air mass flow (mm <sup>3</sup> /cp)
1000	45
1250	58.2
1500	64.75
1750	68.3
2000	72.31
2250	66.92
2500	66.37
2750	67.3
3000	66.7
3250	63.11
3500	62.11
3750	61.14
4000	60.95
4250	56.53
4500	52

TABLE II

DIESEL ENGINE OPERATING POINTS: 50% ACCELERATION.

Speed engine (rpm)	Air mass flow (mm <sup>3</sup> /cp)
1000	23.68
1250	30.63
1500	34.3
1750	35.94
2000	37.7
2250	35.22
2500	35.8
2750	35.42
3000	35.1
3250	33.21
3500	32.69
3750	32.18
4000	32.08
4250	29.75
4500	27.37

where  $\Phi_{xy(k)}$  indicates the cross-correlation function between  $x(t)$  and  $y(t)$ ,  $\delta(k)$  is the Kronecker delta,  $\overline{u^2(t)}$  is the mean value of  $u^2(t)$  and  $u^{2'}(t) = u^2(t) - \overline{u^2(t)}$ . If at least one of the correlation functions is well outside the confidence limits, a new model has to be identified. It is necessary, in order to check the ability of the model to represent system dynamics, to validate the estimated model on a new set of data (*validation data*) different from the set used for the identification (*learning data*).

Model prediction ability has to be assessed, together with statistical tests, with signals that may catch system nonlinearities. Triangular or step signals of different amplitude levels are ideal input signals used for time-domain model validation.

## IV. SIMULATION RESULTS

### A. Simulation setup

The identification algorithm presented in the previous sections is applied to a HDI diesel engine model simulated with The MathWorks Simulink environment. The mechanical and thermodynamic interactions between the variables

TABLE III  
ENGINE PARAMETERS AND VARIABLES

$p$	pressure (mbar)
$VGT$	variable geometry turbocharger signal command (%)
$N$	engine speed (rpm)
$W$	air mass flow ( $\text{mm}^3/\text{cp}$ )

describing the engine operation are modelled with algebraic and differential equations, and with lookup tables recovered by real time experiments. Thus, the model is a low level description of the system showed in Fig.1 and, providing a close approximation of the real system, the nonlinear relation between the VGT signal command and the intake manifold air pressure (MAP) can be investigated in a large set of operative conditions.

For identification purposes the system could be seen as a SISO nonlinear black-box, as shown in Fig.2. The input ( $VGT$ ) to the system is the command of the actuator that adjusts the angle of guide vanes placed to vary the incoming exhaust gas flow at the entrance of the turbine. The output ( $p$ ) is the air pressure measured at the intake manifold (boost pressure).  $N$  and  $W$  are the speed engine and the air mass flow, respectively: a model is identified around a operating point defined by the pair  $(N, W)$ .

The identification algorithm is feeded with input-output data sets generated from several simulations in order to find a polynomial NARMAX model of the  $VGT$ -boost pressure nonlinear relation for different pairs  $(N, W)$ , that specify the operative conditions of interest for the engine. Tables I and II resume all the different operating points for a full and 50% driver acceleration.

### B. Excitation signal design

The signal used for the identification is, for all the operating points, a concatenated data set of small signals. A sequence of increasing and decreasing steps describes the different regions of the VGT command, and small amplitude (10% of the corresponding step) multisine signals are superposed as excitation signals covering a frequency range from 0 up to 2 Hz. Fig. 4, for example, shows the data set for the operating point defined by the pair  $(N, W) = (3000 \text{ rpm}, 66.7 \text{ mm}^3/\text{cp})$ , and a full driver acceleration. The VGT command is in the range 20%–65%, covered by a sequence of steps with an increasing/decreasing variation  $\Delta = 5\%$  and superposed multi-sine signals.

### C. VGT-boost pressure Model identification

The forward-regression estimation algorithm is applied to the data related to the pair  $(N, W) = (3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$ . The first choice for the parameters  $n_y$ ,  $n_u$  and  $L$  is based on step responses analysis to estimate dynamics and nonlinearity orders. Tests for nonlinearity detection are presented in [19].

A general inspection reveals that a linear second order system is a good representation for small variations of the

TABLE IV  
NARMAX PARAMETERS.

Index selected	Parameter value	Model term
1	1902.2	constant
2	-0.52096	$y(t-1)$
3	0.013717	$y(t-2)$
4	6.2607	$u(t-1)$
5	1.6462	$u(t-2)$
6	9.7052	$u(t-3)$
7	0.00019272	$y^2(t-1)$
10	0.14749	$u^2(t-1)$
12	-0.40762	$u(t-1)u(t-3)$
15	0.1361	$u^2(t-3)$

input and of the output. This means that the global nonlinear discrete time model, after a linearization, should provide a second order discrete time system. Thus, a model with  $n_y = 2$ ,  $n_u = 3$  and  $L = 2$  is identified, and details about the parameters are given in table IV.

This procedure, iterated for all the pairs  $(N_i, W_i)$ , where  $i$  is the generic operating point, leads to a set of nonlinear models that describes the diesel engine boost pressure as a nonlinear discrete time difference equation of the variables  $VGT$ ,  $N$  and  $W$ . Thereby, (2) can be parameterized as

$$y(t) = \sum_{i=1}^n \theta_i(N, W)x_i(t) + e(t) \quad (11)$$

Each operating point has an associated nonlinear model of low complexity: for example, model in table IV contains 10 parameters of the 21-terms full model. On the basis of this model efficient but still robust nonlinear control algorithms can be directly applied.

### D. VGT-boost pressure Model validation

Statistical and time-domain validations are employed to assess the model quality. Good results for the statistical validation (10) are obtained (see Fig.3). Fig.5 and Fig.6 show model long-term prediction with *validation data* and step model validation with small and high amplitude data, respectively. In these last two cases a step-sequence is applied to the identified model to verify that, for small and large variations in the input signal, the system output is matched from the nonlinear NARMAX model output. The first step sequence is the same used to sweep input amplitude range in the identification data acquisition ( $\Delta = 5\%$ ), in the second one a larger amplitude variation is applied ( $\Delta = 15\%$ ). This typical engine test confirm that the model is suitable to represent system dynamics in both input direction.

## V. CONCLUSIONS

Control oriented models for diesel engines are necessary for an efficient tuning of controllers. A practical solution to the nonlinear modeling problem in automotive applications is represented by a nonlinear black-box identification. Polynomial NARMAX models constitute an interesting class of

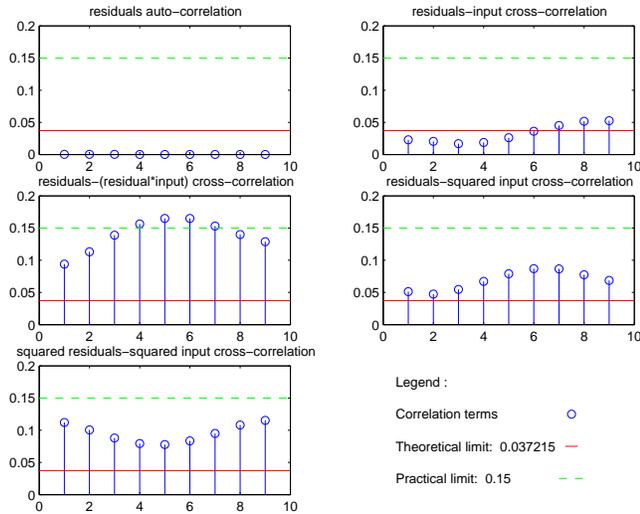


Fig. 3. Statistical validation for the Data Set corresponding to  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$ : correlation values (o), theoretical limit (value =  $2.17/\sqrt{\text{Data length}}$ , solid line), practical limit (value = 0.15, dashed line).

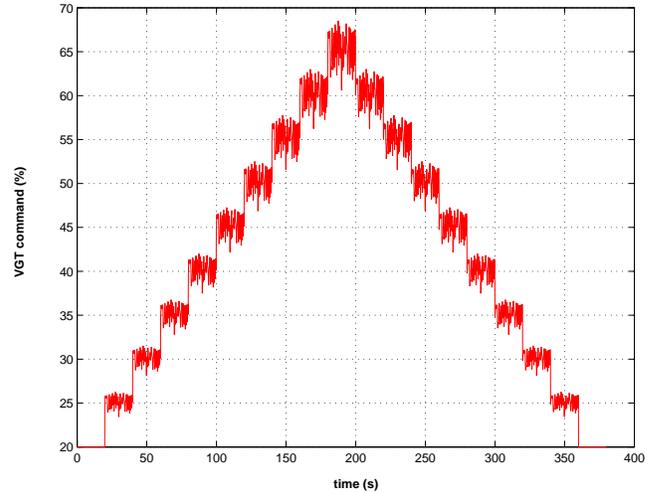
input-output models for describing a large set of nonlinear systems, as they are able to capture nonlinear dynamics and, at the same time, they can be efficiently used together with structure selection and parameters estimation procedures. This drastically reduces the time for the elaboration of a control oriented model. In this paper a practical identification procedure based on a polynomial NARMAX representation has been developed and applied to a HDI diesel engine case study. Parsimonious nonlinear models have been derived in view of nonlinear control algorithms implementation.

## VI. ACKNOWLEDGMENTS

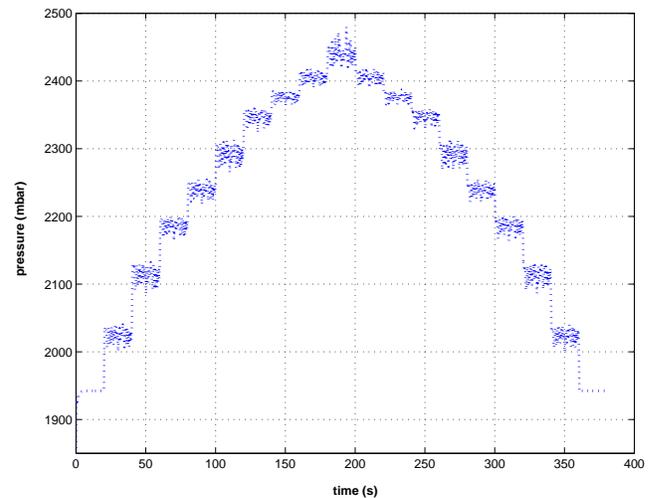
The work of Gianluca Zito is supported by a Marie Curie Industry host Fellowship of the European Community.

## REFERENCES

- [1] L. Guzzella and A. Amstutz, "Control of diesel engines," *IEEE Control System Magazine*, vol. 18, pp. 53–71, Oct. 1998.
- [2] M. Jankovic, M. Jankovic, and I. Kolmanovsky, "Robust nonlinear controller for turbocharged diesel engines," *IEEE Transactions on Control System Technology*, vol. 8, Mar. 2000.
- [3] M. Kao and J. J. Moskwa, "Turbocharged diesel engine modelling for nonlinear engine control and estimation," *ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, vol. 117, 1995.
- [4] I. Kolmanovsky, P. Moraal, M. van Nieuwstadt, and A. G. Stefanopoulou, "Issues in Modelling and Control of Intake Flow in Variable Geometry Turbocharged Engines," in *Proceedings of the COSY Workshop ECC 97*, Brussels, Belgium, 1997, pp. 1990–1995.
- [5] M. J. van Nieuwstadt, I. Kolmanovsky, P. Moraal, A. G. Stefanopoulou, and M. Jankovic, "EGR-VGT Control Schemes: Experimental Comparison for a High-Speed Diesel engine," *Control System Magazine*, vol. 20, no. 3, pp. 63–79, 2000.
- [6] I. D. Landau, D. Normand-Cyrot, and A. Montano, "Adaptive control of a class of nonlinear discrete time systems Application to a heat exchanger," in *Proceedings of the 26th Conference on Decision and Control*, Los Angeles, CA, 1987, pp. 1990–1995.
- [7] I. J. Leontaris and S. A. Billings, "Input-Output parametric models for non-linear systems—Part 1: Deterministic non-linear systems; Part 2: Stochastic non-linear systems," *International Journal of Control*, vol. 41, pp. 303–344, 1987.
- [8] M. R. Schroeder, "Synthesis of low peak-factor signals and binary sequences of low auto-correlation."
- [9] K. Godfrey, *Perturbation Signals for System Identification*. New York, NY: Prentice Hall, 1993.
- [10] R. Haber and H. Unbehauen, "Structure Identification of Nonlinear Dynamic Systems—A survey on Input/Output Approaches," *Automatica*, vol. 26, no. 4, pp. 651–677, 1990.

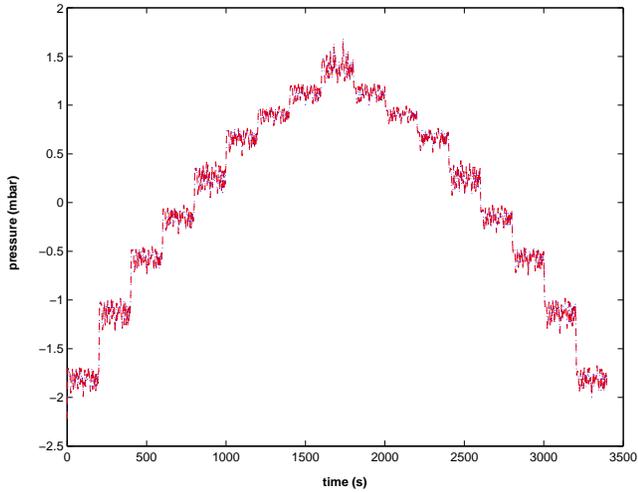


a)

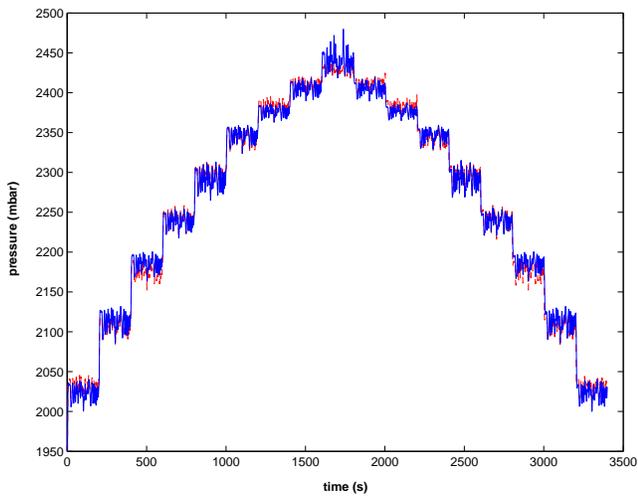


b)

Fig. 4. Data Set for  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$ : a) VGT command, b) boost pressure.

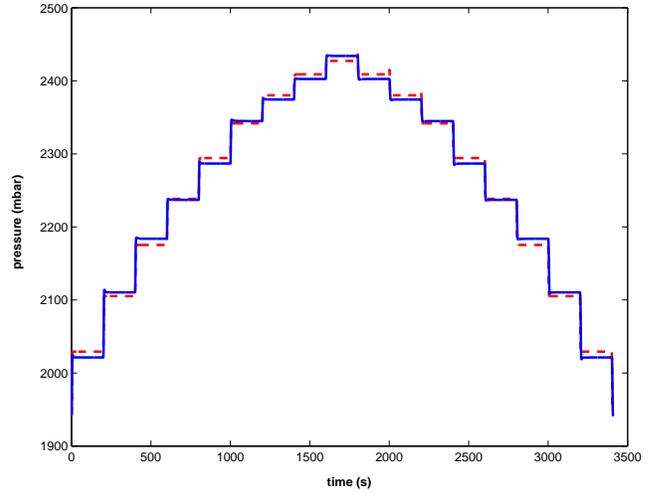


a)

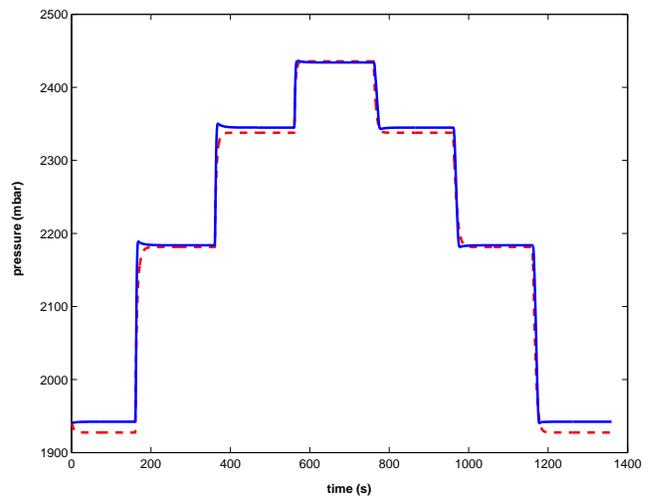


b)

Fig. 5. Model validation for  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$ : model prediction (dashed line), system output (solid line); a) 1-step-ahead predictor output (standardized data); b) long-term predictor output.



a)



b)

Fig. 6. Model and system step responses for  $(N,W)=(3000 \text{ rpm}, 64 \text{ mm}^3/\text{cp})$ : a) small amplitude; b) high amplitude; model output (dashed line), system output (solid line).

[11] J. Sjöberg, Q. Zhang, L. Ljung, A. Benveniste, P. G. B. Delyon, H. Hjalmarsson, and A. Juditsky, "Nonlinear Black-box Modeling in System Identification: a Unified Overview," *Automatica*, vol. 31, no. 12, pp. 1691–1724, 1995.

[12] S. A. Billings, S. Chen, and M. J. Korenberg, "Identification of MIMO nonlinear systems using a forward-regression orthogonal estimator," *International Journal of Control*, vol. 49, no. 6, pp. 2157–2189, 1989.

[13] S. A. Billings and S. Chen, "Extended model set, global data and threshold model identification for severely nonlinear systems," *International Journal of Control*, vol. 50, no. 6, pp. 1897–1923, 1989.

[14] H. Akaike, "A new look at the statistical model identification," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 19, no. 6, pp. 716–723, 1974.

[15] L. A. Aguirre and S. A. Billings, "Improved structure selection for nonlinear models based on term clustering," *International Journal of*

*Control*, vol. 62, no. 3, pp. 569–587, 1995.

[16] L. Piroddi and W. Spinelli, "An identification algorithm for polynomial NARX model based on simulation error minimization," *International Journal of Control*, vol. 76, no. 17, pp. 1767–1781, 2003.

[17] S. A. Billings and W. S. F. Voon, "Correlation based model validity tests for non-linear models," *International Journal of Control*, vol. 44, no. 1, pp. 235–244, 1986.

[18] S. A. Billings and Q. M. Zhu, "Nonlinear model validation using correlation tests," *International Journal of Control*, vol. 60, no. 6, pp. 1107–1120, 1994.

[19] R. Haber, "Nonlinearity tests for dynamic processes," in *IFAC Identification and System Parameter Estimation*, York, UK, 1985, pp. 409–413.

**Annexe A3 :**  
**Digital PID tuning by**  
**controller complexity reduction**

*Soumis pour ECC/CDC 2005, Seville, Décembre 2005*

# Digital PID tuning by controller complexity reduction\*

Gianluca Zito<sup>†</sup>, Ioan Doré Landau,  
Fethi Bouziani, Alina Voda-Besançon

Laboratoire d'Automatique de Grenoble  
ENSIEG, BP 46 38402 Saint Martin d'Herès, France

{zito, landau, bouziani, voda}@lag.ensieg.inpg.fr

**Abstract**—A procedure for tuning digital PID controllers for systems of high order is presented. This procedure is based on direct complexity reduction of a robust model based controller. The estimation of the PID parameters is done by closed loop type identification algorithms. The methodology is illustrated and compared to other available tuning techniques by its application to a flexible transmission, characterized by two low damped vibration modes and a time delay, and to a damped system with a long time delay.

**Keywords:** PID tuning, complex models, controller complexity reduction, industrial applications.

## I. INTRODUCTION

Advanced model based control design has known a great development in last decades. New results from control theory have been successfully applied to real world applications for improving both systems performances and robustness.

Nevertheless, some facts have to be mentioned :

- 1) advanced control techniques lead to high complexity controllers (in terms of number of parameters), whose order is at least that of the model used for the design (because of robustness constraints and the introduction of disturbance models);
- 2) limitations on computational resources in mass production impose the use of very simple controllers;
- 3) in many industrial applications the specifications can be eventually fulfilled by well tuned PID controllers;
- 4) industrial manufacturers essentially offer PID control modules.

The direct consequence of the above considerations is that PID control is still predominant in industrial control loops. Basic rules for finding an optimal configuration of PID parameters are demanded in order to find a solution in a short time. These requirements become harder in the case of high order processes that are commonly known to be not well suited for being solved with standard PID tuning methods.

An extensive literature is available on PID controllers tuning. The reader can find a review of classic and modern tuning methods (as Ziegler-Nichols rules, Gain and Phase Margin design, Internal Model Control, etc...) in [1],[2] [3],[4]. In most cases a manipulation of a high order plant model for deriving a simpler one is required in order to apply a model based design of the PID. However, this approach

does not guarantee the respect of the specified performances on the true model ([5]).

From the design point of view there are no widely accepted simple methods for designing restricted complexity controllers (like a PID) to be used on plants characterized by high order models (see [6] for the state of the art about the design of restricted complexity controllers).

In this work we propose a solution for PID tuning when the plant model is characterized by a high order model. In particular we focus on :

- systems with several vibration modes and time delay;
- system with a long time delay.

A possible answer to the control problem for this class of systems is given by combining advanced robust control techniques and controller complexity reduction algorithms for establishing a PID tuning procedure.

The approach used in this paper belongs to the direct controller reduction techniques. The objective is to find a PID controller by direct controller reduction which will preserve the closed loop performances obtained with the nominal controller.

In section II the digital PID controller tuning procedure is presented. Section III introduces effective algorithms for the PID parameter estimation as well as PID validation techniques derived from closed loop identification techniques. The PID tuning procedure is applied to two case studies (a flexible transmission with 2 low damped vibration modes and time delay, a 3<sup>rd</sup>-order damped system with a long time delay) in section IV and section V, respectively and compared to other tuning techniques. Concluding comments are discussed in section VI.

## II. DIGITAL PID TUNING PROCEDURE

The idea behind the procedure proposed is :

*Consider that a robust model based (nominal) controller achieving the desired tracking and regulation performances has been designed on the basis of the available plant model. Then we search for a digital PID controller that preserves as much as possible the closed loop properties obtained with the nominal controller.*

The PID controller can be obtained by applying complexity controller reduction techniques that preserve the closed loop properties. Among these techniques those based on

\* This paper is submitted as regular paper.

<sup>†</sup> Corresponding author.

closed loop identification of a reduced order controller are very efficient ([7]).

The PID tuning procedure can be summarized as follows:

- 1) identify the plant model (if not available);
- 2) design a digital model based controller achieving the desired tracking and regulation performances and satisfying the robustness constraints;
- 3) apply an appropriate controller complexity reduction algorithm preserving the closed loop properties;
- 4) validate the resulting digital PID both in terms of:
  - closeness of the sensitivity functions and robustness margins with respect to the nominal controller;
  - time domain performances (tracking and regulation).

If the specifications are violated go back to step 2 and modify the performances specifications, otherwise the procedure is ended.

The main advantages derived from applying this procedure are :

- no model approximation (reduction) is required to apply the PID tuning technique;
- standard tracking and robustness specifications can be imposed as for a general control problem (no limitation is necessary at this stage);
- if the specifications are achievable, a digital PID controller is provided. If this is not the case, the negative result is an indicator of too demanding imposed specifications (to be fulfilled by a PID).

The digital PID control law has the following expression:

$$\begin{aligned} S(q^{-1})u(t) &= T(q^{-1})r(t) - R(q^{-1})y(t) \\ R(q^{-1}) &= r_0 + r_1q^{-1} + r_2q^{-2} \\ S(q^{-1}) &= (1 - q^{-1})(1 + s_1q^{-1}) \end{aligned} \quad (1)$$

where  $u(t)$  is the control signal,  $r(t)$  is the reference and  $y(t)$  is the plant output. We remark that the reduction procedure only involves the polynomials  $R$  and  $S$ . Two choices are possible for tuning the polynomial  $T$ :

- $T = R$ , for which the PID corresponds to the discretization of a continuous time PID with proportional, integral and filtered derivative action on the error (difference between the reference and the plant output);
- $T = R(1)$ , for which the PID corresponds to the discretization of a continuous time PID with integral action on the error and proportional and filtered derivative action on the plant output (for more details see [8]).

### III. ALGORITHMS FOR PID TUNING AND VALIDATION

The aim of a controller reduction methodology is to preserve as much as possible the closed loop properties. A direct reduction of the controller transfer function by traditional techniques (as pole-zeros cancellation within a certain radius or balanced reduction of the controller) without taking in account the properties of the closed loop leads in general to unsatisfactory results.

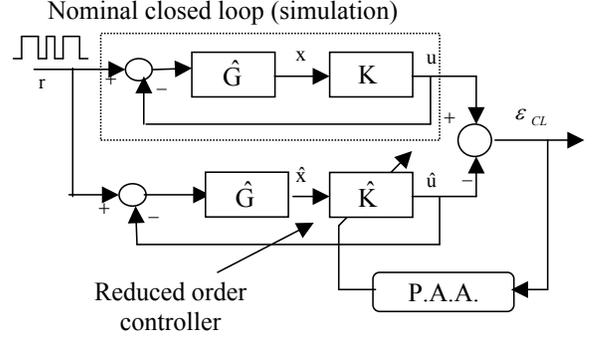


Fig. 1. Identification of a reduced order controller

In this section we recall the main aspects of the controller complexity reduction methodology based on closed loop identification algorithms. For a detailed description please refer to [9].

The configuration for the reduced order controller identification based on Closed Loop Output Matching (CLOM) is shown in Fig 1.

The upper part represents the simulated nominal closed loop system. It is constituted by the nominal controller (designed on the basis of the desired performances) and the best identified plant model (design model), thus providing the best approximation of the true closed loop system.

The lower part is constituted by the estimated reduced order controller connected in feedback with the same plant model as in the upper part of the figure. A parametric estimation algorithm will try to find the best reduced order controller of a given order which will minimize the closed loop output error (expressed as the difference between the control signal generated by the nominal controller and the control signal generated by the reduced order controller), and consequently the discrepancy between the two closed loops. The CLOM algorithm gives the priority to the minimization of the difference between the nominal and reduced output sensitivity function.

The identification of a reduced order controller in closed loop operation has the advantage to directly provide the controller of a specified complexity that approximates the desired closed loop specifications (according to a chosen criterion). The approaches based on model order reduction do not guarantee a lower order controller since the specifications (in particular those in the frequency domain) may lead to a quite complicate controller.

The parametric adaptation algorithm used in this paper to estimate the parameters of the reduced controller belongs to the set of closed loop identification algorithms described in [10].

Let's define :

$$K = \frac{R}{S} \quad (\text{nominal controller})$$

$$\hat{K}_{PID} = \frac{\hat{R}_{PID}}{\hat{S}_{PID}} \quad (\text{digital PID controller})$$

$$\hat{G} = \frac{q^{-d}B}{A} \quad (\text{plant model})$$

Then the expression of the PID controller becomes :

$$\hat{K}_{PID} = \frac{\hat{R}_{PID}}{H_{\hat{S}_{PID}}(1 + \hat{s}_1 q^{-1})} \quad (2)$$

The requirements on the fixed parts and the polynomials orders of the PID are :

- 1)  $H_{\hat{S}_{PID}} = 1 - q^{-1}$  (an integrator);
- 2)  $n_{\hat{R}_{PID}} = 2, n_{\hat{S}_{PID}} = 2$  (PID complexity).

The (*a priori*) control signal generated by the estimated controller which results from Fig 1 is given by :

$$\begin{aligned} \hat{u}^0(t+1) &= -\hat{S}_{PID}^*(t, q^{-1})\hat{u}(t) + \hat{R}_{PID}(t, q^{-1})\hat{x}'(t+1) \\ &= \hat{\theta}^T(t)\phi(t) \end{aligned} \quad (3)$$

where :

$$\begin{aligned} \hat{S}_{PID}^*(q^{-1}) &= \hat{s}_1 q^{-1} \\ \hat{\theta}^T(t) &= [\hat{s}_1(t), \hat{r}_0(t), \hat{r}_1(t), \hat{r}_2(t)] \\ \phi^T(t) &= [-\hat{u}(t), \hat{x}(t+1), \hat{x}(t), \hat{x}(t-1)] \\ \hat{x}'(t) &= \frac{\hat{x}(t)}{H_{\hat{S}_{PID}}} \\ &= \frac{\hat{G}(q^{-1})[r(t) - \hat{u}(t)]}{H_{\hat{S}_{PID}}} \end{aligned}$$

and the (*a posteriori*) predicted control signal is computed as :

$$\hat{u}(t+1) = \hat{\theta}^T(t+1)\phi(t) \quad (4)$$

The (*a posteriori*) closed loop error is given by:

$$\varepsilon_{CL}(t+1) = u(t+1) - \hat{u}(t+1) \quad (5)$$

and the parameter adaptation algorithm will be given by:

$$\begin{aligned} \hat{\theta}(t+1) &= \hat{\theta}(t) + F(t)\phi(t)\varepsilon_{CL}(t+1) \\ F^{-1}(t+1) &= \lambda_1(t)F^{-1}(t) + \lambda_2(t)\phi(t)\phi(t)^T \\ 0 < \lambda_1(t) &\leq 1; 0 \leq \lambda_2(t) < 2 \end{aligned} \quad (6)$$

As for closed loop system identification, the error in the frequency domain between the two controllers will be small in the critical frequency regions for control. This can be further adjusted by the use of an appropriate excitation signal (as a pseudo random binary sequence rich at low frequencies).

The estimated reduced order controller has to be validated in terms of the obtained closed loop performances (with respect to the nominal closed loop system). The Vinnicombe gap ( $\nu - gap$ ) between the nominal and reduced main sensitivity functions is a measure of the proximity of the computed closed loop to the nominal one.



Fig. 2. View of the flexible transmission

The  $\nu - gap$  between the nominal and reduced order sensitivity functions, denoted as  $\delta(S_{yp}, \hat{S}_{yp})$ , is given by :

$$\delta(S_{yp}, \hat{S}_{yp}) = \left\| \frac{(S_{yp} - \hat{S}_{yp})}{(1 + S_{yp}^* S_{yp})^{-1/2} (1 + \hat{S}_{yp}^* \hat{S}_{yp})^{-1/2}} \right\|_{\infty} < 1$$

Another tool to evaluate the quality of the closed loop system resulting from the controller reduction is the generalized stability margin.

The generalized stability margin  $b(K)$  for a given controller  $K$  is defined as :

$$b(K, G) = \begin{cases} \|T(K, G)\|_{\infty}^{-1} & \text{if } (K, G) \text{ is stable} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

where

$$T(K, G) = \begin{bmatrix} -S_{yb} & S_{y\nu} \\ -S_{up} & S_{yp} \end{bmatrix} \quad (9)$$

in which

$$\left( \begin{array}{cc} S_{yp} = \frac{A(q^{-1})S(q^{-1})}{P(q^{-1})} & S_{up} = -\frac{A(q^{-1})R(q^{-1})}{P(q^{-1})} \\ S_{yb} = -\frac{B(q^{-1})R(q^{-1})}{P(q^{-1})} & S_{y\nu} = \frac{B(q^{-1})S(q^{-1})}{P(q^{-1})} \end{array} \right) \quad (10)$$

The generalized stability margin obtained with the reduced order controller should be close to that obtained with the nominal controller. It can be observed, in practice, that good results are obtained provided that the  $\nu - gap$  between the nominal and reduced order output sensitivity functions is small.

#### IV. REAL CASE STUDY : A FLEXIBLE TRANSMISSION

##### A. System Description

The flexible transmission system (built at Laboratoire d'Automatique de Grenoble (INPG-CNRS), France) consists of three horizontal pulleys connected by two elastic belts (Fig. 2). The first pulley is driven by DC motor whose position is controlled by local feedback. The objective is to control the position of the third pulley, which may be loaded with small disks. The system input is the reference for the axis position of the first pulley. The system is controlled by

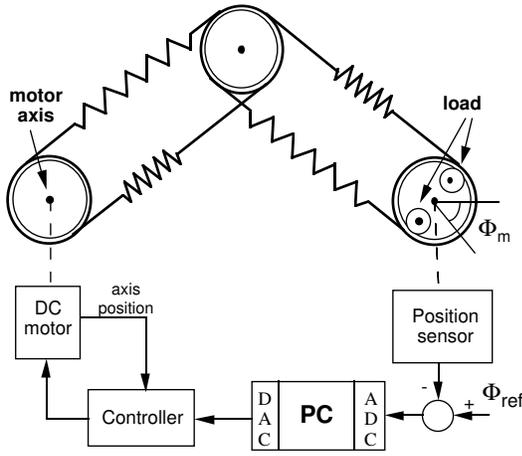


Fig. 3. Schematic diagram of the flexible transmission

PC via an I/O board (Fig 3).

A discrete-time model of the system (sampling frequency  $f_s = 20 \text{ Hz}$ ) has been identified using a closed loop identification algorithm. The discrete-time model structure is :

$$G(q^{-1}) = \frac{q^{-d}B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (11)$$

and the identified parameters are:

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= 1 - 1.4343q^{-1} + 1.6825q^{-2} \\ &\quad - 1.3823q^{-3} + 0.9497q^{-4} \\ B(q^{-1}) &= 0.4374q^{-1} + 0.3953q^{-2} \\ d &= 2 \end{aligned} \quad (12)$$

The model is characterized by two low damped vibration modes at frequencies  $\omega_1 = 12.6308 \text{ (rad/sec)}$  (damping factor  $\zeta_1 = 0.013$ ) and  $\omega_2 = 33.1143 \text{ (rad/sec)}$  ( $\zeta_2 = 0.011$ ) and by a relevant time delay.

### B. Design of the Nominal Controller

A nominal *RST* controller for this system is computed by pole placement with sensitivity function-shaping (ref Landau..). Standard robustness specifications are required: a modulus margin  $\Delta M \geq -6 \text{ dB}$ , a delay margin  $\Delta\tau > Ts$ , and  $|S_{up}|_{max} < 6 \text{ dB}$ . Four complex closed loop poles are chosen corresponding to the two resonant modes of the open-loop model, but with improved damping factors ( $\zeta_1 = 0.8$  and  $\zeta_2 = 0.12$ ). The value of  $\zeta_2$  is still small to avoid excessive stress on the actuator at high frequencies, but large enough to prevent oscillations on the time response. Fixed parts ( $H_R$  and  $H_S$ ) are imposed to the controller (an integrator and the opening of the loop at  $0.5 f_s$ ).

Moreover, four auxiliary poles are added to the required closed loop polynomial in order to obtain the desired robustness. The resulting controller has polynomial orders  $n_R = 5$  and  $n_S = 5$ . Table I summarizes the desired closed loop poles and the pre-specifications imposed to the controller in order to match the desired performances.

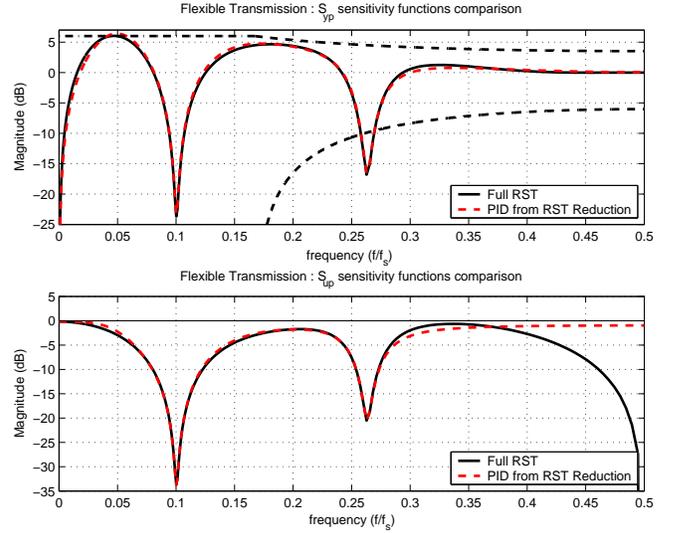


Fig. 4. Sensitivity functions comparison for the flexible transmission application

### C. Estimation of a Digital PID Controller

On the basis of the nominal controller and the available discrete-time model, the best closed loop system approximation is available and a complexity controller reduction algorithm (CLOM) can be used to derive the digital PID controller parameters. The results of the controller reduction can be numerically evaluated by checking the  $\nu$ -gap and the generalized stability margin (see Table II). Good values are obtained for both indexes. The comparison of the sensitivity functions between the nominal *RST* and the PID by graphical inspection shows that good closed loop robustness is achieved with the reduced controller (Fig 4). As it was expected, the CLOM algorithm provides a  $\hat{S}_{yp}$  close to the nominal one (see the corresponding  $\nu$ -gap value). Due to the complexity restriction, the  $S_{up}$  cannot be matched

TABLE I

FLEXIBLE TRANSMISSION : NOMINAL CONTROLLER SPECIFICATIONS

Dom. poles (rad/sec)	Aux. poles (rad/sec)	Contr. fixed parts
$\omega_0 = 12.6308$ $\zeta_0 = 0.8$	$\omega_1 = 33.1143$ $\zeta_1 = 0.12$ $(1 - 0.26q^{-1})^4$	$H_R = 1 + q^{-1}$ $H_S = 1 - q^{-1}$

TABLE II

FLEXIBLE TRANSMISSION : CONTROLLER REDUCTION RESULTS

	RST	PID
Modulus margin	0.5	0.478
Delay margin (s)	0.05	0.052
$\delta_v(S_{up}, \hat{S}_{up})$	-	0.6662
$\delta_v(S_{yp}, \hat{S}_{yp})$	-	0.0940
$b(k)$	0.2651	0.2507

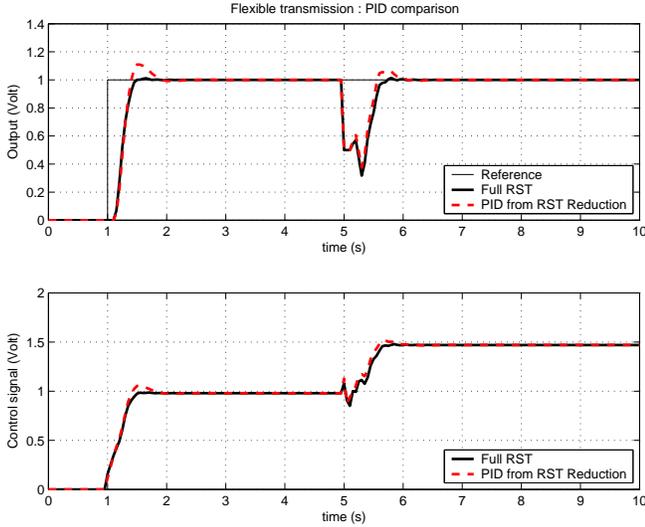


Fig. 5. Step and load disturbance simulation results for the flexible transmission application

at high frequencies but the value of  $S_{up}$  is acceptable.

#### D. Simulation and Real Time Results

Fig 5 shows the simulation results of the step reference and load disturbance responses for the nominal controller and the PID controller obtained in IV-C. For both controllers  $T = R(1)$  has been chosen to improve the tracking performances. Both nominal controller and digital PID have been tested in real time. Fig 6 shows the real time results obtained by applying a step on the reference. The real time results are very close to the simulations. The rise time and the overshoot obtained with the PID controller confirm that a low detrimental effect has been caused by the controller reduction. Note also that classic PID tuning methods require simpler models to control a high oscillatory system with time delay as the flexible transmission : for example, the design of a PID controller for this system with the Ziegler-Nichols method using a  $2^{nd}$  order system approximation gives very poor results.

### V. SIMULATED CASE STUDY : SYSTEM WITH A LONG TIME DELAY

The  $n^{th}$ -order lag/time delay model is commonly encountered in industrial processes and often used to evaluate PID tuning methods. It is then interesting, in this particular case, to compare the performances of the digital PID provided from the controller reduction with those of the controllers designed using other classic techniques, as the Ziegler-Nichols tuning method (ZN) and the Internal Model Control method (IMC, see [3]).

Consider a process with transfer function (found in [1])

$$G(s) = \frac{e^{-5s}}{(s+1)^3} \quad (13)$$

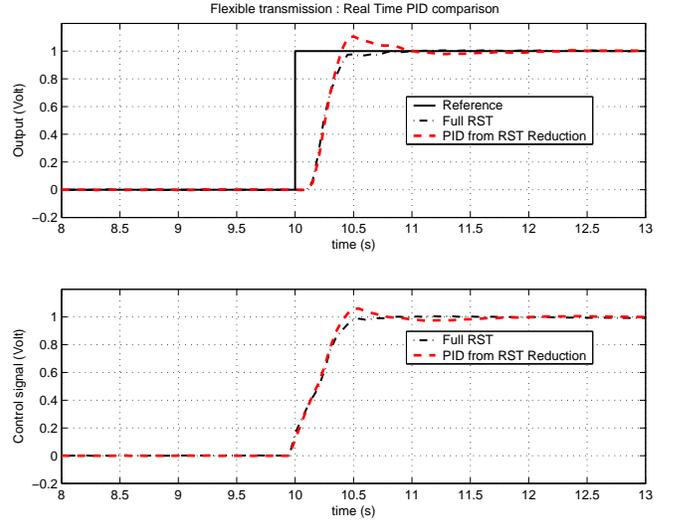


Fig. 6. Step real time results for the flexible transmission application

It is  $3^{rd}$ -order lag/time delay (then harder than a first-order to be controlled with a PID) characterized by a long time delay with respect to the rise time.

The discretization of (13) (sampling frequency  $f_s = 1 Hz$ ) leads to the following discrete-time model :

$$G(q^{-1}) = \frac{q^{-d}B(q^{-1})}{A(q^{-1})} \quad (14)$$

where:

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= 1 - 1.104q^{-1} + 0.406q^{-2} - 0.04979q^{-3} \\ B(q^{-1}) &= 0.06315q^{-1} + 0.1263q^{-2} + 0.06315q^{-3} \\ d &= 5 \end{aligned} \quad (15)$$

#### A. Design of the Nominal Controller

Improving the open loop system rise time is not a primary objective for designing a good controller as the time delay is dominant. A good choice is to impose the open loop system poles as closed loop poles or to slightly accelerate the time response. The main objective is to guarantee good robustness in closed loop. Two complex dominant poles are imposed at the frequency  $\omega_0 = 1.5 (rad/sec)$  (damping factor  $\zeta_0 = 0.8$ ). 10 auxiliary poles, an integrator and opening of the loop at  $0.5 f_s$  have been added in order to match performance and robustness requirements. The resulting controller has polynomial orders  $n_R = 4$  and  $n_S = 9$  (see table III for a summary of the specifications).

#### B. Estimation of a Digital PID Controller

The results of the digital PID controller estimation are summarized in Table IV. The PID identified with CLOM preserve good robustness margins, whilst ZN PID and IMC PID (see next section for details about IMC PID design) can't guarantee both margins to be respected. Note again that from the CLOM algorithm the  $\nu$ -gap for  $S_{yp}$  is smaller than that for  $S_{up}$ .

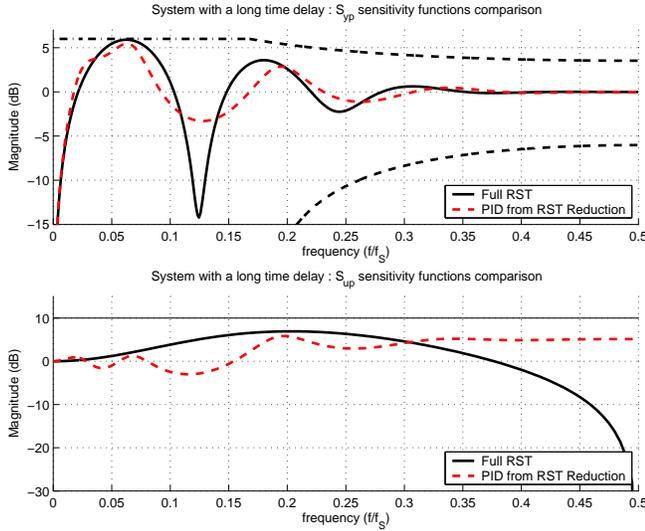


Fig. 7. Sensitivity functions comparison for the system with a long time delay case study

### C. Simulation Results

A simulation has been realized to analyze the performances of the PID controller obtained from the reduction procedure. A step and load disturbance response is shown in Fig 8 where the PID has been compared to the ZN and IMC PID controllers. The parameters for the ZN PID are taken from [1] and a three parameters model approximation (gain  $K$ , time constant  $\tau$  and time delay  $\theta$ ) for the system (13) has been used for implementing the IMC PID controller (with the parameter  $\lambda = 0.8\theta$ ). The identified PID controller (PID CLOM) has clearly better performances than the ZN PID. The IMC PID has been designed in order to obtain the same overshoot (about 12%) as for the PID CLOM, and

TABLE III  
SYSTEM WITH LONG TIME DELAY : NOMINAL CONTROLLER SPECIFICATIONS

Dom. poles (rad/sec)	Aux. poles (rad/sec)	Contr. fixed parts
$\omega_0 = 1.5 \zeta_0 = 0.8$	$(1 - 0.15q^{-1})^{10}$	$H_R = 1 + q^{-1}$ $H_S = 1 - q^{-1}$

TABLE IV  
SYSTEM WITH A LONG TIME DELAY : CONTROLLER REDUCTION RESULTS

	RST	PID (CLOM)	ZN	IMC
Modulus margin	0.507	0.534	0.307	0.481
Delay margin (s)	1.7	7.89	11.69	8.95
$\delta_v(S_{up}, \hat{S}_{up})$	-	0.8746	-	-
$\delta_v(S_{yp}, \hat{S}_{yp})$	-	0.3980	-	-
$b(k)$	0.3367	0.3595	0.1791	0.3080

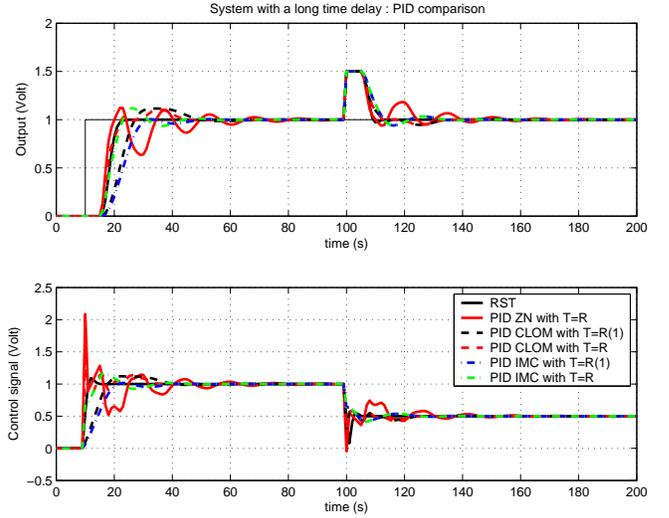


Fig. 8. Step and load disturbance simulation results for the system with a long time delay case study

this leads to a slower rise time for the step response and slower disturbance rejection compared to the PID obtained by controller reduction.

## VI. CONCLUSIONS

In this paper a procedure for tuning digital PID controller based on combined robust pole placement followed by complexity controller reduction has been proposed. The advantages offered by the above procedure are particularly appreciated in critical processes where classic PID tuning methods generally fail. This has been illustrated by simulation and real time results obtained in two case studies.

## REFERENCES

- [1] K. Åström and T. Hägglund, *PID Controllers : Theory, Design, and Tuning*. Research Triangle Park, NC: Instrument Society of America, 1995.
- [2] C. C. Yu, *Autotuning of PID Controllers*. Berlin: Springer-Verlag, 1999.
- [3] M. Morari and E. Zafriou, *Robust process Control*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1989.
- [4] K. K. Tan, Q. G. Wang, and T. Hägglund, *Advances in PID Control*. London: Springer-Verlag, 1999.
- [5] B. D. O. Anderson and Y. Liu, "Controller reduction: concepts and aspects," *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 34, no. 8, pp. 802–812, 1989.
- [6] I. D. Landau, A. Karimi, and H. Hjalmarson, "Design and optimisation of restricted complexity controllers," *European Journal of Control*, vol. 9, no. 1, 2003.
- [7] I. D. Landau and A. Karimi, "A unified approach to closed-loop plant identification and direct controller reduction," in *Proceedings of the European Control Conference 2001*, Porto, Portugal, september 2001.
- [8] I. D. Landau, *System Identification and Control Design*. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1990.
- [9] I. D. Landau, A. Karimi, and A. Constantinescu, "Direct controller order reduction by identification in closed loop," *Automatica*, vol. 37, pp. 1689–1702, 2001.
- [10] I. D. Landau and A. Karimi, "An output error recursive algorithm for unbiased identification in closed loop," *Automatica*, vol. 33, pp. 933–938, 1997.

**Annexe B :**  
**Outils pour L'Identification et**  
**la Commande des Systèmes**

Pour la mise en œuvre des techniques d'identification et commande on a utilisé les logiciels suivants :

1. la trilogie WinPIM, WinReg et WinTrack : logiciels sous Windows pour l'identification, la commande et la mise en œuvre des régulateurs (produits par la société Adaptech<sup>1</sup>) ;
2. CLID et Reduc : boîtes à outils sous Matlab respectivement pour l'identification en boucle fermée et la réduction des régulateurs<sup>2</sup> ;
3. ICNL : boîte à outils sous Matlab développée pour l'identification et la synthèse de régulateurs basé la classe de modèles NARMAX.

---

<sup>1</sup>pour plus de détails voir le site web [www.adaptech.com](http://www.adaptech.com)

<sup>2</sup>pour plus de détails voir le site web <http://landau-bookic.lag.ensieg.inpg.fr>

**Annexe C :**  
**Méthodologie Intégrée**  
**d'Identification et Commande :**  
**Introduction à la Mise en**  
**Œuvre**

## Introduction

Cet annexe fournit quelques rappels pratiques comme aide à la mise en œuvre rapide et efficace des techniques illustrées dans les chapitres précédents, pour ceux qui abordent les problématiques de la commande des systèmes. Le lecteur qui recherche un mode d'emploi exhaustif pourra aisément retrouver des détails dans les références données pour chacune des techniques présentées auparavant.

Par la suite on évoque un certain nombre d'aspects importants auxquels il faut prêter une attention particulière dans le déroulement de la procédure qui conduit à la synthèse d'un régulateur performant.

## Analyse du Système

- On fait l'hypothèse qu'un problème de commande a été défini : cela implique que les éléments qui constituent la boucle que l'on souhaite régler ont été caractérisés (description sur table des sous-systèmes pour mettre en évidence des éventuels facteurs importants du point de vue de la commande) et que les performances désirées ont été fixées (sur la base des gabarits souhaités des variables observées).
- L'application de signaux de commande typiques (appliqués en boucle ouverte) permettra une évaluation du comportement du système (le temps de réponse en boucle ouverte, les saturations d'actionneurs, etc.). Dans la plus part des cas ces signaux sont maîtrisés car le fonctionnement du système en boucle ouverte est connu (par l'ingénieur et/ou

l'opérateur du système).

- Il faut bien définir les régions de fonctionnement d'intérêt et les modes opératoires qu'on souhaite utiliser : cette phase est fondamentale pour la définition des paramètres à utiliser dans la phase d'acquisition des données (définition des signaux d'excitation et des scénarios des tests) et pour optimiser le temps de réalisation des essais.
- Nous nous intéressons aux systèmes mono-variables (SISO) même si certains systèmes complexes étudiés comme mono-variables sont en réalité multi-variables. En conséquence il est nécessaire d'isoler la boucle d'intérêt en essayant de faire fonctionner le système autour de points où ces variables externes à la boucle restent constantes (ou elles évoluent très lentement avec une influence limitée sur le système).

## Acquisition des Données

- L'acquisition des données nécessaires à l'identification d'un modèle qui soit une bonne représentation du système est une étape très importante et elle doit être menée avec un soin particulier.
- Il faut s'assurer que la chaîne d'acquisition réponde aux besoins d'identification (fréquence d'échantillonnage, filtrage anti-aliasing, etc.) et valider les signaux de commande et de mesure (éviter les erreurs d'échelle, calibrer les gabarits des entrées, etc.).
- Un planning des essais à effectuer doit être rédigé pour couvrir l'ensemble des modes de fonctionnement. Une définition correcte des points de fonctionnement, autour desquels il faut faire varier les signaux d'excitation superposés, est impérative.
- L'amplitude choisie pour les signaux d'excitation doit être un compromis entre l'exigence de faire fonctionner le système en régime linéaire et la nécessité d'appliquer des variations vraisemblables (signaux typiques du système).
- Dans le cas de systèmes fortement bruités, l'application de techniques

de filtrage des données est souvent nécessaire. Si la fréquence d'échantillonnage imposée par le système d'acquisition est trop élevée, il faut prévoir un pré-filtrage et un sous-échantillonnage des données récupérées.

## Identification d'un Modèle

- La connaissance du système est un aide concrète dans la phase d'identification : la présence de modes de vibration ou d'un effet intégral, l'ordre de grandeur du temps de réponse, etc, sont des informations très utiles pour bien choisir les paramètres initiaux des algorithmes d'identification et pour bien interpréter les résultats.
- Il est envisageable, en général, de déterminer le modèle le plus simple possible (en théorie on a toujours une idée du nombre minimal de pôles) : il est mieux d'éviter d'améliorer un modèle en ajoutant des paramètres supplémentaires.
- A cause d'un mauvais choix des signaux d'excitation, il peut se produire que des modèles soient validés (statistiquement) sans pour autant que le modèle obtenu corresponde au comportement du système (fréquences et/ou amortissement faux, temps de réponse identifié pas correspondant à la réalité, etc). Pour cette raison une validation complète d'un modèle ne peut pas se passer d'une analyse pratique (par exemple en appliquant des signaux différents pour comparer la sortie du modèle avec la sortie réelle).

## Calcul d'un Régulateur

- La technique du placement des pôles permet d'imposer la dynamique désirée pour la boucle fermée. Il est souhaitable de spécifier tous les pôles disponibles (et pas seulement ceux correspondants à la dynamique dominante) pour prendre en compte les aspects de robustesse.
- Les pôles auxiliaires sont généralement suffisants pour respecter les

contraintes de robustesse. C'est seulement dans un deuxième temps, si ces contraintes n'ont pas été respectées, qu'il faudra éventuellement rendre plus complexe la structure du régulateur en ajoutant des parties fixes.

- Il n'est jamais souhaitable d'accepter des régulateurs résultants de la synthèse, qui aient des pôles instables ou des zéros proches du cercle unitaire. Dans ce cas il est mieux de modifier les spécifications (contraintes moins fortes).

## Validation de la Boucle Fermée

- La simulation de la boucle fermée avec des outils logiciels nous permet de valider le bon comportement du régulateur (en utilisant des consignes typiques du système réel). Par exemple, on peut vérifier que le signal de commande respecte les contraintes physiques imposées par le système.
- Il est nécessaire de bien valider le dispositif de mise en œuvre de la commande avant de fermer la boucle :
  1. imposer le retour de la mesure à zéro et une consigne (constante) de valeur faible, puis comparer la commande calculée à celle de la simulation correspondante ;
  2. fermer la boucle et imposer une consigne nulle, puis augmenter la valeur (constante) de la consigne en vérifiant la stabilité de la boucle.

## Résumé

L'objectif de cette thèse est d'apporter des contributions à une méthodologie intégrée pour l'identification et la commande des systèmes industriels. La première partie analyse les problématiques de la commande des systèmes industriels et propose une méthode qui conduit rapidement au calcul d'un régulateur robuste pour un large nombre d'applications réelles en suivant les trois étapes fondamentales : données E/S, identification du modèle, calcul du régulateur. La deuxième partie est dédiée à l'étude des systèmes industriels linéaires monovariante. On présente une procédure basée sur l'interaction entre la commande et l'identification en boucle fermée. Une méthode pour l'ajustement des régulateurs PID destinés aux systèmes d'ordre élevé est aussi proposée. La modélisation et identification d'une classe de modèles non-linéaires constituent l'objet de la troisième partie de la thèse.

**Mots-clés :** commande robuste, identification des systèmes, synthèse de régulateurs, réduction de régulateurs, systèmes monovariante, applications industrielles.

## Abstract

The aim of this thesis is to develop an integrated methodology for the system identification and control design of industrial systems. In the first part the control design problem for industrial applications is studied and a method that allows a direct design of robust controllers for a large number of practical applications is presented. This method is based on : I/O acquisition, system identification, controller design. The second part is devoted to the study of monovariate linear industrial systems. A procedure based on the interaction between closed loop identification and control design is presented. A method for tuning PID controllers in the case of high-order systems is also proposed. The identification of a special class of non-linear models is the third part of the thesis. By analogy with the linear case, a method for system identification and a technique for control design are presented.

**Keywords :** robust control, system identification, controller design, controller complexity reduction, linear and non-linear mono-variate systems, industrial applications.