



THESE

PRESENTEE

A L'UNIVERSITE D'ORLEANS

POUR OBTENIR LE GRADE DE

DOCTEUR DE L'UNIVERSITE D'ORLEANS

Discipline : ENERGETIQUE

PAR

Guillaume COLIN

Contrôle des systèmes
rapides non linéaires

Application au moteur à allumage
commandé turbocompressé
à distribution variable

Soutenue le : 12/10/2006

Membres du jury

Pr. A. CHARARA	<i>Rapporteur et président</i>	<i>Université Technologique de Compiègne</i>
Pr. P. ROCHELLE	<i>Rapporteur</i>	<i>Université Paris X Nanterre</i>
Pr. P. HIGELIN	<i>Directeur de thèse</i>	<i>Université d'Orléans</i>
Pr. G. BLOCH	<i>Directeur de thèse</i>	<i>Université Henri Poincaré Nancy I</i>
Dr. Y. CHAMAILLARD	<i>Examineur</i>	<i>Université d'Orléans</i>
Dr. G. CORDE	<i>Examineur</i>	<i>Institut Français du Pétrole</i>

à Emilie

Remerciements

Ma thèse a été effectuée dans le cadre d'une bourse ministère au Laboratoire de Mécanique et d'Energétique de l'Université d'Orléans. Elle est le fruit d'une collaboration avec l'Institut Français du Pétrole qui a financé tous les essais.

Je tiens en tout premier lieu à remercier Yann Chamailard pour ses prodigieux conseils, pour le temps, la patience et le soutien qu'il m'a dispensés tout au long de ces trois années. Une pensée toute particulière pour le merveilleux Calva qu'il m'a fait découvrir.

Je remercie de tout cœur Gérard Bloch pour l'aide qu'il m'a apportée, pour son exigence inégalée (à la virgule près!) et pour son réseau de neurones en perpétuel apprentissage...

Je suis profondément reconnaissant envers Gilles Corde et ses collègues, tout particulièrement Guenaël et Fabrice, qui ont largement contribué à la réalisation des expériences du dernier chapitre.

Je tiens également à témoigner ma gratitude à Pascal Higelin pour m'avoir emmené dans le meilleur des congrès dans la plus belle ville des USA. Je remercie aussi Alain Charlet pour les fructueuses discussions scientifiques.

Je remercie tous les membres des bancs moteurs pour leur bonne humeur et leur aide et tout particulièrement Benoit qui m'a beaucoup aidé lors de la mise en place des expériences au LME.

J'en profite aussi pour faire un clin-d'œil à tous les thésards avec qui j'ai partagé du temps et spécialement Pascal qui m'a beaucoup aidé pour la compréhension du langage motoriste et qui m'a fait transpirer pendant les pauses repas.

Je tiens également à associer à ces remerciements famille et amis qui m'ont été d'un soutien constant tout au long de mes études et tout particulièrement à Lucie qui m'a permis de faire des nuits blanches les mois précédents la fin de la thèse.

Mention spéciale à Bob l'éponge et son ami Patrick l'étoile de mer.

Je remercie les professeurs A. Charara et P. Rochelle pour avoir accepté d'être mes rapporteurs.

Enfin merci à toutes les personnes du LME et de l'IFP ayant contribué au bon déroulement de cette thèse.

Table des matières

Nomenclature	11
Références personnelles	15
Introduction	17
1 Moteur à allumage commandé à cylindrée réduite	21
1.1 Introduction	21
1.2 Moteur à allumage commandé	22
1.2.1 Fonctionnement général	22
1.2.2 Injection d'essence	26
1.2.3 Allumage	26
1.2.4 Enjeux	28
1.3 Downsizing	31
1.4 Moteur à allumage commandé turbocompressé à distribution variable	35
1.4.1 Contrôle en couple	36
1.4.2 Description	36
1.4.3 Chaîne d'air	37
1.4.4 Gaz brûlés résiduels	38
1.4.5 Balayage d'air	40
1.5 Conclusion	42
2 Modèles pour le contrôle	45
2.1 Introduction	45
2.2 Types de modèles	46
2.3 Modèles pour le contrôle moteur	47
2.3.1 Couple	48
2.3.2 Remplissage	50
2.3.3 Collecteur	52
2.3.4 Turbocompresseur	53
2.3.5 Gaz résiduels	58
2.4 Modèles gris foncés	64
2.4.1 Démarche de modélisation	64
2.4.2 Modèles linéaires	66
2.4.3 Réseaux de neurones	68
2.5 Conclusion	77

3	Contrôle à base de modèle pour les systèmes rapides	79
3.1	Introduction	79
3.2	Contrôle par modèle interne	80
3.2.1	Principe	80
3.2.2	Commande par modèle interne linéaire	81
3.2.3	Commande par modèle interne non linéaire	83
3.3	Commandes basées sur l'optimisation d'un critère	85
3.3.1	Techniques d'optimisation linéaire	85
3.3.2	Techniques locales d'optimisation non linéaire	87
3.4	Commande prédictive à base de modèle	90
3.4.1	Principes généraux	90
3.4.2	Commande prédictive non linéaire	94
3.4.3	Commande prédictive linéarisée à horizon fini	96
3.5	Conclusion	100
4	Application au contrôle d'un moteur turbocompressé	101
4.1	Introduction	101
4.2	Description de l'application	101
4.3	Modèle statique de pression collecteur	104
4.4	Contrôle du papillon	105
4.4.1	Modèle direct	107
4.4.2	Modèle inverse	107
4.4.3	Filtre de robustesse	108
4.4.4	Schéma général du contrôle	109
4.4.5	Résultats au banc moteur	109
4.5	Contrôle du turbocompresseur	112
4.5.1	Introduction	112
4.5.2	Choix de la commande	114
4.5.3	Modèle de prédiction	115
4.5.4	Schéma de commande	121
4.5.5	Résultats de simulation	124
4.5.6	Résultats au banc moteur	127
4.6	Conclusion	130
5	Application au contrôle d'un moteur turbocompressé à distribution variable	133
5.1	Introduction	133
5.2	Description de l'application	134
5.3	Observateur de masse d'air	138
5.3.1	Modèles statiques	139
5.3.2	Observateur bouclé en pression collecteur	141
5.4	Modèle statique en pression collecteur	145
5.5	Contrôle du papillon d'admission	147
5.6	Contrôle des déphaseurs	149
5.6.1	Schéma de contrôle	150
5.6.2	Modèle de masse de gaz recirculés	151

5.6.3	Problématique	153
5.7	Résultats de simulation	154
5.8	Résultats dynamiques au banc moteur	155
5.8.1	Iso-couple	156
5.8.2	Variation de couple	161
5.9	Résultats statiques au banc moteur	165
5.9.1	Augmentation du taux de gaz brûlés résiduels à iso-masse d'air	166
5.9.2	Iso-gaz brûlés résiduels et iso-masse d'air	166
5.10	Résultats sur véhicule	168
5.11	Conclusion	170
Conclusion		171
Bibliographie		175
A Annexe - Moyens expérimentaux du chapitre 4		183
B Annexe - Simulateur 0D du moteur F5P		187
B.1	Description	187
B.2	Validité par rapport à des essais	189
B.2.1	Algorithme de recherche des points statiques	190
B.2.2	Validité en stabilisé	191
B.2.3	Validité en transitoire	194
B.3	Conclusion	194
C Annexe - Moyens expérimentaux du chapitre 5		195
Index		199

Nomenclature

Acronymes

CO	Monoxyde de carbone,
CO_2	Dioxyde de carbone,
HC	Hydrocarbures,
NO_x	Oxydes d'azote,
AA	Avance à l'Allumage,
AC	Allumage Commandé,
ACP	Analyse en Composantes Principales,
AR	Auto-Régressif (modèle),
ARMAX	Auto-Régressif à Moyenne Ajustée et variable eXogène (modèle) ,
ARX	Auto-Régressif avec entrée eXogène (modèle),
BF	Basse Fréquence (modèle),
BIC	Critère d'information bayésien (<i>Bayesian Information Criterion</i>),
BO	Boucle Ouverte,
EGR	Recirculation externe des gaz d'échappement (<i>Exhaust Gas Recirculation</i>),
FPE	Critère de l'erreur finale de prédiction (<i>Final Prediction Error</i>),
GMP	Groupe Moto-Propulseur,
GPC	Commande prédictive généralisée (<i>Generalised Predictive Control</i>),
HF	Haute Fréquence (modèle),
IGR	Recirculation interne des gaz d'échappement (<i>Internal Gas Recirculation</i>),
IMC	Contrôle par modèle interne (<i>Internal Model Control</i>),

MIMO	Plusieurs entrées et plusieurs sorties (modèle) (<i>Multiple Input Multiple Output</i>),
MISO	Plusieurs entrées et une seule sortie (modèle) (<i>Multiple Input Single Output</i>),
MPC	Contrôle prédictif à base de modèle (<i>Model Predictive Control</i>),
MSE	Erreur quadratique moyenne (<i>Mean Squared Error</i> , MSE),
NMPC	Contrôle prédictif non linéaire à base de modèle (<i>NonLinear Model Predictive Control</i>),
OE	A erreur de sortie (Modèle) (<i>Output Error</i>) ,
PFC	Commande prédictive fonctionnelle (<i>Functional Predictive Control</i>),
PID	Proportionnel Intégral Dérivé (correcteur),
PMB	Point Mort Bas,
PMH	Point Mort Haut,
RMSE	Racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (<i>Root Mean Squared Error</i>),
SCE	Somme des carrés des écarts (<i>Sum of Squared Error</i> , SSE),
SISO	Monovariable (<i>Single Input Single Output</i>),
SLPC	Commande prédictive linéarisée saturée (<i>Saturated Linearised Predictive Control</i>),
VCT	Déphaseur d'arbre à cames (<i>Variable Camshaft Timing</i>),

Indices

<i>air</i>	Air,
<i>amb</i>	Ambiant,
<i>balaye</i>	Balayé (Débit d'air),
<i>carb</i>	Carburant,
<i>comp</i>	Sortie du compresseur,
<i>cyl</i>	Cylindre,
<i>e</i>	Moteur (<i>Engine</i>),
<i>exh</i>	Echappement (<i>Exhaust</i>),
<i>frot</i>	Frottements,
<i>in</i>	Admission (<i>Intake</i>),

<i>inj</i>	Injection,
<i>int</i>	Suralimentation en sortie de l'échangeur (<i>Intercooler</i>),
<i>m</i>	Mort (volume),
<i>man</i>	Collecteur (<i>Manifold</i>),
<i>nn</i>	Neuronal (<i>Neural Network</i>),
<i>opt</i>	Optimum,
<i>ref</i>	Sortie du modèle de référence,
<i>sp</i>	Consigne (<i>Set Point</i>),
<i>thr</i>	Papillon (<i>Throttle</i>),
<i>turb</i>	Turbine,

Symboles

χ_{res}	[-]	Fraction massique de gaz résiduels,
η_{vol}	[-]	Coefficient de remplissage ou rendement volumétrique,
Γ	[-]	Rapport volumétrique effectif,
γ	[-]	Coefficient isentropique ($\gamma = c_p/c_v$),
ω	[rad/s]	Vitesse de rotation,
ϕ	[-]	Richesse,
ρ	[kg/m ³]	Masse volumique,
C_e	[Nm]	Couple effectif,
C_f	[Nm]	Couple de frottement,
C_i	[Nm]	Couple indiqué,
c_p	[J/kg/K]	Chaleur massique à pression constante,
c_v	[J/kg/K]	Chaleur massique à volume constant,
CSE	[g/kWh]	Consommation spécifique effective,
D	[kg/s]	Débit,
d	[m]	Diamètre,
m	[kg]	Masse,
N	[tr/min]	Régime,
N_e	[tr/min]	Régime moteur (<i>engine</i>),
n_{cyl}	[-]	Nombre de cylindres,
OF	[°/m]	Facteur de croisement (<i>Overlap Factor</i>),

P	[J/s]	Puissance,
p	[Pa]	Pression,
PCO	[$-$]	Pouvoir COmburivore,
PME	[Pa]	Pression Moyenne Effective,
PMF	[Pa]	Pression Moyenne de Frottements,
PMI	[Pa]	Pression Moyenne Indiquée,
r	[$J/kg/K$]	Constante massique des gaz parfaits ($r = c_p - c_v$),
r_c	[$-$]	Rapport volumétrique de compression,
RGM	[kg]	Masse de gaz recirculés (<i>Recirculated Gases Mass</i>),
S	[mm^2]	Section efficace d'ouverture,
T	[K]	Température,
t	[$s, -$]	Temps [continu, discret],
V	[m^3]	Volume,
V_c	[m^3]	Volume du cylindre,
V_m	[m^3]	Volume mort,
V_{cyl}	[m^3]	Volume déplacé (cylindrée unitaire),
VCT	[$^{\circ}Vilebrequin$]	Déphasage de l'arbre à cames (<i>Variable Camshaft Timing</i>),
W	[J]	Travail,
WG	[$\%$]	Pourcentage de fermeture de la vanne de décharge du turbocompresseur (<i>WasteGate</i>),
AA	[$^{\circ}Vilebrequin$]	Avance à l'Allumage,

Références personnelles

Publication internationale

1. Colin, G., Y. Chamaillard, G. Bloch, G. Corde et A. Charlet (2005), Linearized neural predictive control - a turbocharged SI engine application. *SAE 2005 Transactions Journal of Engines*, ISBN 0-7680-1694-0, pp. 101-108.

Publications en révision

1. Colin, G., Y. Chamaillard, G. Bloch et A. Charlet (2006), Exact and linearised neural predictive control - a turbocharged SI engine example. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, en révision n°DS-05-1004.
2. Colin, G., Y. Chamaillard, G. Bloch et G. Corde (2006), Neural control of fast nonlinear systems - Application to a turbocharged SI engine with VCT. *IEEE Transactions on Neural Networks*, en révision n°TNN-2005-857295.
3. Giansetti, P., G. Colin, P. Higelin et Y. Chamaillard (2006), Residual gas fraction measurements and computation. *International Journal Of Engine Research*. en révision n°EU/CA/221.

Conférences internationales avec actes

1. Colin, G., Y. Chamaillard, G. Bloch, G. Corde et A. Charlet (2004), Exact and linearised neural predictive control - a turbocharged SI engine example. *International Conference on Advances in Vehicule Control and Safety*, ISBN 88-900732-4-1, pp. 102-107, AVCS, Bergoggi, Italie.
2. Colin, G., Y. Chamaillard, G. Bloch, G. Corde et A. Charlet (2005), Linearized neural predictive control - a turbocharged SI engine application. *SAE World Congress*, n°2005-01-0046, Detroit, MI, USA.
3. Le Sollicec, G., G. Colin, F. Le Berr, G. Corde et Y. Chamaillard (2006), Engine Control of a downsized Spark Ignited Engine : from simulation to vehicle. *New Trends on Engine Control, Simulation and Modelling, E-COSM*, IFP, octobre.
4. Le Berr, F., M. Miche, G. Colin, G. Le Sollicec et F. Lafossas (2006), Modelling of a Turbocharged SI Engine with Variable Camshaft Timing for Engine Control Purposes. *SAE Powertrain and fluid systems conference*, n°2006-01-3264, Toronto, US.
5. Khiar, D., J. Lauber, T. Floquet, T-M. Guerra, G. Colin et Y. Chamaillard (2006), Observateur à entrée inconnue pour l'estimation du couple instantané d'un moteur essence. *IEEE Conférence Internationale Francophone en Automatique (CIFA)*, Bordeaux, mai.
6. Khiar, D., J. Lauber, T. Floquet, T-M. Guerra, Y. Chamaillard et G. Colin, (2006), Nonlinear modelling and control approach for a turbocharged SI en-

gine. *The 32nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IEEE-IECON'06*, Paris, novembre.

Conférences nationales avec actes

1. Colin, G., Y. Chamaillard, G. Bloch, A. Charlet et G. Corde (2005), Turbocharged SI engine control : a neural approach. *Journées Automatique et Automobile*, Bordeaux.
2. Bloch, G., G. Colin et Y. Chamaillard (2003), Contrôle moteur et réseaux de neurones. *Journées Automatique et Automobile*, Bordeaux.
3. Lauber, J., D. Khiar, G. Colin, T-M. Guerra, Y. Chamaillard et T. Floquet (2005), Commande en couple d'un moteur thermique. *Journées Automatique et Automobile*, Bordeaux.

Conférence nationale sans acte

1. Colin, G., Y. Chamaillard et G. Bloch (2005), Contrôle prédictif neuronal linéarisé - Application sur un moteur à allumage commandé suralimenté, *Journées Nationales Modélisation, Analyse et Conduite des Systèmes dynamiques*, Lyon.
-

Introduction

Depuis la création de la première automobile à la fin du 19^{ième} siècle, les motorisations à combustion interne ont largement évolué pour devenir de plus en plus performantes, de moins en moins polluantes, tout en ayant une consommation limitée. Les actuelles et futures normes européennes de pollution et les engagements des constructeurs automobiles en terme de dioxyde de carbone imposent de continuer les efforts de recherche et développement. Dans ce cadre, le *downsizing*, c'est-à-dire la réduction de la cylindrée du moteur, est une des voies prometteuses pour réduire la consommation de carburant et les émissions de CO_2 qui en découlent. Son architecture utilise la combinaison de technologies existantes et récentes telles que l'injection directe, la distribution variable et la turbocompression. Les actionneurs associés augmentent ainsi le nombre de degrés de liberté, et ceci rend nettement plus complexe la gestion du moteur.

Avec l'avènement de l'électronique et de l'informatique embarquées, l'automatique moderne a, dans ce contexte, un rôle majeur à jouer. En effet, les techniques classiques de contrôle, cartographies statiques et contrôle PID, ne suffisent plus et des techniques évoluées, telles que le contrôle à base de modèle, doivent être utilisées. Le problème réside dans le fait que le moteur est un système complexe, non linéaire, rapide, avec saturations d'actionneurs. En outre, de nombreuses grandeurs physiques importantes ne sont pas mesurées et leurs modélisations difficiles à exploiter pour le contrôle. Enfin, le temps de calcul est limité tandis que les objectifs du contrôle (consommation, pollution, performance) sont souvent concurrents et un compromis doit être trouvé.

Cette problématique est à l'origine de cette thèse, pluridisciplinaire, incluant aussi bien de l'automatique que de l'énergétique. Elle porte sur le contrôle de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé à cylindrée réduite. Par «moteur à allumage commandé», on entend dans le langage courant «moteur essence» par opposition au «moteur diesel». La résolution de ce problème, très peu traité dans la littérature, se base sur un cycle de développement générique pour le contrôle des motorisations. En outre, cette thèse propose une démarche générale de modélisation puis de contrôle pour les systèmes rapides, c'est-à-dire à temps de calcul limité. Cette thèse est organisée de la façon suivante.

Le *chapitre 1* introduit le sujet en exposant le fonctionnement général du moteur à allumage commandé et le principe du *downsizing*. Puis, le moteur à allumage commandé turbocompressé à distribution variable et sa structure générale de contrôle

sont détaillés. Enfin, deux phénomènes physiques importants et leurs effets, qui sont peu considérés dans la littérature du contrôle moteur, sont présentés : la rétention de gaz brûlés dans le cylindre et le balayage d'air de l'admission vers l'échappement.

Le *chapitre 2* porte sur les différents types de modèles généraux, les définitions associées, les liens entre ces modèles et leurs objectifs ou cadres d'utilisation. Au cours des différentes étapes de conception du système de commande, de l'étude initiale jusqu'à l'application, différents types de modèles seront utilisés. Les modèles des différents composants de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé turbo-compressé sont exposés. Le contrôle à base de modèles doit utiliser au maximum les modèles physiques, plus représentatifs et interprétables. Cependant, lorsque ceux-ci sont inadéquats pour le contrôle (variables non mesurées, modèles difficiles à dériver, etc...), des modèles génériques, comme les réseaux de neurones, peuvent être identifiés. Ces modèles seront alors utilisés pour le contrôle.

Le *chapitre 3* aborde trois méthodes de contrôle à base de modèles pour les systèmes rapides : le contrôle par modèle interne, le contrôle basé sur l'optimisation d'un critère et le contrôle prédictif. Le contrôle par modèle interne (IMC) est une technique très intéressante car elle présente de bonnes propriétés dans le cas linéaire et non linéaire. Réservée aux systèmes stables, l'IMC permet de s'affranchir du réglage souvent long des régulateurs standards notamment pour les systèmes non linéaires. La commande prédictive est une méthode générale permettant de résoudre de nombreux problèmes en automatique. Dans le cas non linéaire, elle pose des problèmes de temps de calcul pour les systèmes rapides résolus par linéarisation instantanée. Ces schémas de commande seront alors utilisés pour contrôler la chaîne d'air d'un moteur à essence turbocompressé à cylindrée réduite.

Le *chapitre 4* propose de montrer l'intérêt d'utiliser, pour le moteur à allumage commandé turbocompressé et en particulier pour la chaîne d'air, des contrôles à base de modèles. Ainsi, la commande par modèle interne et la commande prédictive y sont appliquées et les modèles utilisés sont basés sur les équations de la physique ou identifiés à partir de données de simulation ou expérimentales. La commande prédictive a été synthétisée sur la base d'un modèle neuronal. Un tel modèle prend en compte les non linéarités avec une approche générique et rapide. La linéarisation et la saturation permettent d'appliquer la commande en temps réel sans dégrader les performances. Le schéma de commande de la masse d'air enfermée dans le cylindre, décomposé en modules, est générique car il est valide pour tout moteur de même type. Il a été testé sur un moteur *Smart*, tout d'abord en simulation puis au banc moteur.

Le *chapitre 5* expose l'architecture complète du contrôle en couple pour le moteur à allumage commandé turbocompressé à déphaseurs d'arbre à cames. Le fait de décomposer en modules et de passer par des variables internes comme la masse de gaz brûlés résiduels et la masse d'air balayé confère au schéma de contrôle un caractère très générique tout en proposant une structure simple. En effet, ce schéma est adapté à tout type de moteur essence actuel, qu'il soit ou non suralimenté et

à distribution pilotée. De nombreuses grandeurs physiques importantes n'étant pas mesurables, le contrôle est basé sur des observateurs. La commande ici présentée a été testée sur un moteur, puis sur un véhicule *Renault VelSatis*. Elle permet d'envisager des stratégies de gestion moteur prometteuses et jusqu'alors impossibles.

Chapitre 1

Moteur à allumage commandé à cylindrée réduite

1.1 Introduction

Parce qu'il est une des causes du réchauffement planétaire, la concentration en dioxyde de carbone (CO_2) dans l'air est depuis une décennie une source mondiale de préoccupation. Les différents modes de transport représentant près du quart des émissions de CO_2 , les constructeurs automobiles ont conclu des accords volontaires par lesquels ils s'engagent sur l'ensemble de leur parc à réduire les émissions de CO_2 et donc la consommation de carburant. L'Association des Constructeurs Européens d'Automobiles (ACEA¹) s'est engagée vis-à-vis de la commission européenne² à réduire le taux d'émission de CO_2 des véhicules automobiles individuels en 2008 à 140 g/km et en 2012 à 120g/km.

Outre le dioxyde de carbone, trois émissions néfastes doivent être limitées :

- le monoxyde de carbone (CO), mortel à forte concentration, réduisant le pouvoir oxyphorique du sang,
- les hydrocarbures (HC), cancérigènes,
- les oxydes d'azote (NOx), provoquant des pluies acides.

La table 1.1 donne l'évolution des normes européennes concernant ces trois polluants.

Depuis plusieurs années, il a donc fallu optimiser le fonctionnement des moteurs pour minimiser les émissions polluantes et assurer au conducteur un compromis entre l'agrément de conduite, les performances et la consommation de carburant. Cette optimisation a conduit à une augmentation du nombre d'actionneurs sur le moteur à essence : bougies d'allumage, injecteurs, papillon commandé, turbocompresseur pilotable, distribution variable... , aboutissant ainsi à un plus grand nombre de degrés de liberté. L'implantation systématique d'un calculateur dans un véhicule date de 1992 pour les moteurs essence. Pour les véhicules diesel, seules les dernières générations de moteurs possédant un système «common rail» en sont équipées. Avec l'augmentation du nombre d'actionneurs d'une part et l'avènement de l'électronique et l'informatique embarquée d'autre part, de nouvelles possibilités ont vu le jour. L'automatique a un rôle majeur à jouer dans le contrôle du véhicule, et notamment

¹www.acea.be

²ec.europa.eu/environment/

g/km	Euro I ³ (1993)	Euro II ³ (1996)	Euro III (2000)	Euro IV (2005)
CO	2,72	2,2	2,3	1
HC	0,97	0,5	0,2	0,1
NOx			0,15	0,08

TAB. 1.1: Evolution des normes européennes de pollution.

dans le contrôle des motorisations, i.e. le *contrôle moteur*.

Ce chapitre présente tout d'abord le fonctionnement du moteur à allumage commandé. Ensuite, le *downsizing*, un concept permettant de réduire les émissions de CO_2 , est détaillé. Enfin, ce chapitre propose la description générale du moteur à allumage commandé typé downsizing et de son contrôle. Il présente aussi deux phénomènes indispensables à étudier et à contrôler : la rétention de gaz brûlés dans le cylindre et le balayage d'air de l'admission vers l'échappement.

1.2 Moteur à allumage commandé

1.2.1 Fonctionnement général

Avant de présenter l'architecture complète du moteur considéré (à allumage commandé turbocompressé à distribution variable), il est important de comprendre le fonctionnement général d'un moteur à allumage commandé (AC). Ce dernier est un moteur à combustion interne. Le travail est produit par la combustion d'un mélange carburé à l'intérieur d'un cylindre, dans lequel se déplace un piston en mouvement alternatif. Les deux limites extrêmes du mouvement sont appelées respectivement point mort haut (PMH) et point mort bas (PMB). Le fonctionnement théorique du moteur à allumage commandé à 4 temps est basé sur le cycle de Beau de Rochas, comme le montre la figure 1.1 (source (Giansetti, 2005)). Il comporte 4 phases et permet d'obtenir un travail mécanique à partir d'une source chaude et d'une source froide (Heywood, 1988). Ce cycle se déroule pendant 720° Vilebrequin ($^\circ V$), c'est-à-dire pendant deux tours.

1^{er} temps : Admission ($0^\circ V < \theta < 180^\circ V$)

La phase d'admission se produit alors que le piston descend du PMH au PMB , créant ainsi une dépression dans le cylindre. Les pertes de charge sur le circuit d'admission (papillon, soupapes...) empêchent le remplissage théorique des cylindres de se réaliser complètement.

³En 1993 et 1996, la norme fixe une valeur maximale pour les $HC+NOx$.

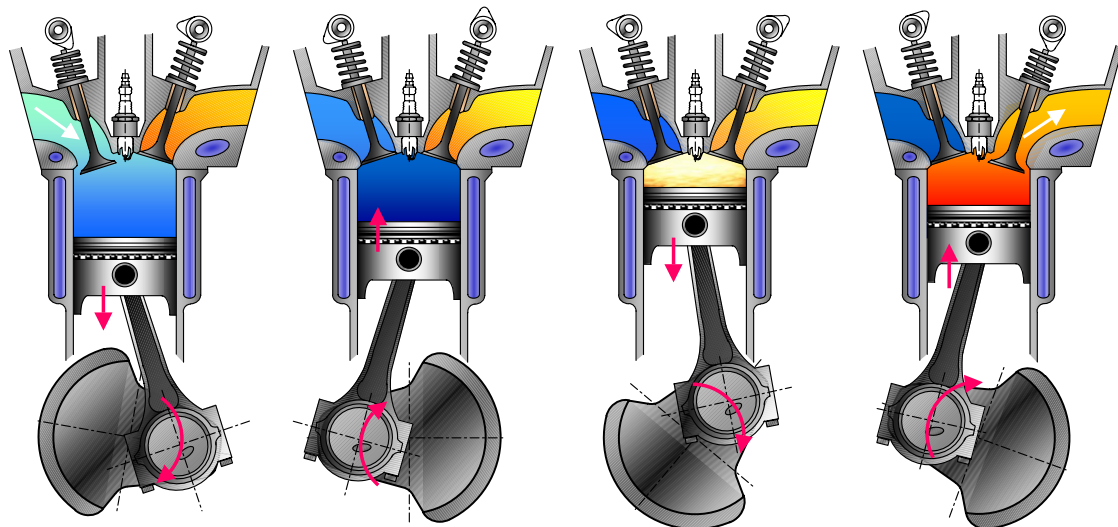


FIG. 1.1: Cycle à 4 temps d'un moteur à allumage commandé.

2^{ème} temps : Compression ($180^\circ V < \theta < 360^\circ V$)

Les soupapes étant fermées, le piston remonte vers la *PMH* en comprimant la masse gazeuse enfermée. La pression dans le cylindre croît et, sans combustion, elle atteindrait 10 à 20 bars au *PMH*, selon le rapport volumétrique. L'allumage intervient quelques instants (10 à 40 °V) avant le *PMH*, afin de prendre en compte le délai nécessaire au développement de la combustion.

3^{ème} temps : Combustion ($360^\circ V < \theta < 540^\circ V$)

La combustion se développe et la pression croît rapidement pour arriver normalement à son maximum une dizaine de degrés après le *PMH*, atteignant des valeurs supérieures à 90 bar à pleine charge. Les gaz sont à ce moment très chauds (2000 à 3000 K) et les transferts thermiques vers les parois sont intenses. Le piston descend ensuite vers la *PMB*, la pression et la température des gaz décroissent en même temps que du travail est fourni au piston.

4^{ème} temps : Echappement ($540^\circ V < \theta < 720^\circ V$)

La soupape d'échappement s'ouvre lorsque le piston atteint la *PMB*, les gaz de combustion s'évacuent, au début sous l'effet de leur propre pression, puis sous la poussée du piston qui remonte.

Les particularités essentielles du moteur AC résident dans ses modes d'alimentation et de combustion. En effet, le moteur est alimenté avec un mélange air-carburant réalisé soit avant son introduction dans le cylindre (injection indirecte), soit dans le cylindre (injection directe). La quantité d'air admise est modulée par un volet (le papillon) situé dans la tubulure d'admission et le carburant est dosé par un système d'injection (cf. §1.2.2). La proportion normalisée en masse entre carburant et comburant est appelée richesse du mélange carburé et est donnée par :

$$\phi = \frac{m_{carb}}{m_{air}} PCO \quad (1.1)$$

où PCO est le pouvoir comburivore qui représente la masse d'air m_{air} nécessaire à la combustion stœchiométrique de l'unité de masse de carburant m_{carb} :

$$PCO = \left(\frac{m_{air}}{m_{carb}} \right)_{\text{stœchiométrique}} \quad (1.2)$$

Pour un hydrocarbure, le pouvoir comburivore est de l'ordre de 14,7 grammes d'air par gramme de carburant. Par conséquent, si $\phi = 1$, la combustion est dite stœchiométrique. Un mélange de richesse supérieure à 1 sera dit *riche* ; de richesse inférieure à 1, il sera dit *pauvre*. La richesse influence beaucoup sur les émissions de polluants comme le montre la figure 1.2 (source (Trapy, 2000)). Un compromis de richesse doit être effectué pour chaque polluant.

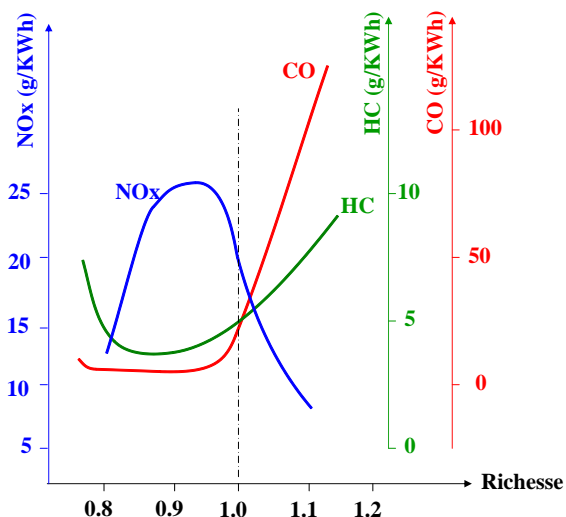


FIG. 1.2: Emissions polluantes en fonction de la richesse

Le cycle à 4 temps est très souvent décrit sous forme d'un diagramme dit de Clapeyron. Ce diagramme, illustré à la figure 1.3, donne la pression des gaz dans le cylindre en fonction de leur volume à une température donnée. L'admission des gaz se déroule de g à b en passant par a . La compression des gaz se développe de b à c . De c à d , il y a combustion, puis de d à e , il y a détente des gaz. Enfin, l'échappement se produit de e à g en passant par f .

La surface délimitée par la courbe d'évolution de la pression en fonction du volume représente le travail des gaz. La surface A (orange) sur la figure 1.3 correspond à la boucle haute pression et représente le travail fourni par le moteur. La surface B (bleue) correspond à la boucle basse pression et représente le travail nécessaire pour introduire le mélange frais dans le cylindre. Ce dernier constitué en majeure partie par le travail de pompage de l'air dans le cylindre, est appelé *pertes par pompage*. La réduction des pertes par pompage est une des clefs qui permettent d'augmenter le rendement du moteur AC.

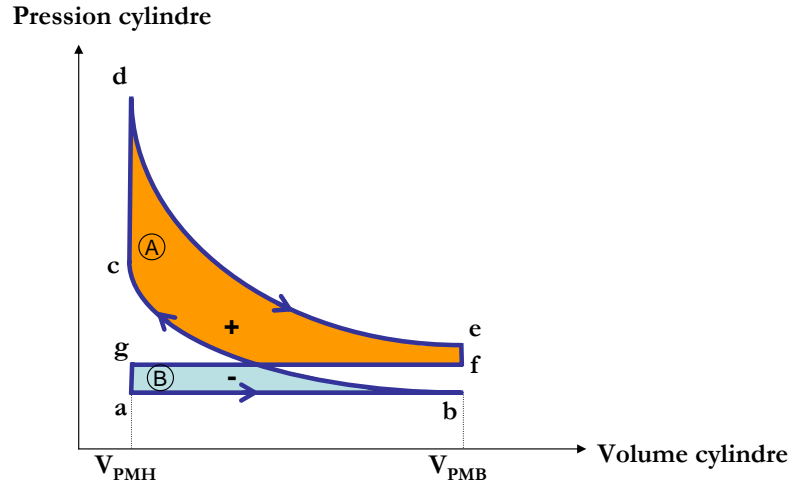


FIG. 1.3: Diagramme théorique de Clapeyron de la pression en fonction du volume

Le travail indiqué W_i du moteur :

$$W_i = - \oint_{\text{cycle}} P_{cyl} dV_c \quad (1.3)$$

où P_{cyl} et V_c sont respectivement la pression et le volume du cylindre. Par convention, le travail est négatif lorsque le moteur produit du travail car il est cédé par le système (vu du côté gaz). Par la suite, le travail sera considéré comme positif lorsque les gaz cèdent de l'énergie et sera négatif quand il s'agit de pertes (vu du côté vilebrequin). Ce travail est appelé *indiqué* car il a été mesuré la première fois par Watt sur une machine à vapeur grâce à un manomètre enregistreur appelé «indicateur de Watt». Il est exprimé en Joules (J) lorsque les pressions sont exprimées en Pascal (Pa) et les volumes en mètre cube (m^3).

Pour comparer les performances de différents moteurs, la notion de *Pression Moyenne Indiquée* (PMI) est introduite :

$$PMI = \frac{1}{V_{cyl}} \oint_{\text{cycle}} P_{cyl} dV_d = \frac{W_i}{V_{cyl}} \quad (1.4)$$

où V_{cyl} est le volume déplacé du cylindre, i.e. la cylindrée. Elle représente la pression constante qu'il faudrait appliquer sur le piston pour obtenir le travail indiqué W_i .

A partir du travail indiqué W_i , le *couple indiqué* C_i est défini par :

$$C_i = \frac{W_i n_{cyl}}{4\pi} = \frac{PMI n_{cyl} V_{cyl}}{4\pi} \quad (1.5)$$

où n_{cyl} est le nombre de cylindres.

Le *couple effectif* C_e , réellement délivré par l'arbre et mesuré au banc moteur, est déterminé par :

$$C_e = C_i - C_{frot} \quad (1.6)$$

où C_{frot} est le couple de frottements. Au banc moteur, C_{frot} est déduit de la mesure de C_e et de C_i .

Par analogie avec la PMI, à partir de (1.5), la *Pression Moyenne Effective* (PME) est définie :

$$PME = \frac{C_e 4\pi}{n_{cyl} V_{cyl}} \quad (1.7)$$

Enfin, la *Pression Moyenne de Frottements* (PMF) est caractérisée par la relation :

$$PMF = PMI - PME \quad (1.8)$$

1.2.2 Injection d'essence

Les carburateurs ont été remplacés par des injecteurs qui permettent une meilleure pulvérisation du carburant et un contrôle plus précis de la quantité de carburant injecté. Le système d'alimentation en carburant se compose alors principalement d'un réservoir, d'une pompe, d'une rampe commune aux injecteurs et du système d'injection. Dans le cas des moteurs à *injection indirecte*, le carburant est injecté en amont du cylindre. S'il y a un seul injecteur pour l'ensemble des cylindres (l'injecteur débite dans une canalisation commune à tous les cylindres du moteur), l'injection est dite *monopoint*. S'il y a un injecteur par cylindre, l'injection est dite *multipoint*. Dans le cas des moteurs à *injection directe*, le carburant est directement injecté dans le cylindre.

Dans tous les cas, l'injection d'essence nécessite la gestion :

- de la pression dans la rampe d'injection,
- du phasage de l'injection (période du cycle moteur où se produit l'injection),
- du temps d'injection, qui fixe la quantité de carburant injectée, pour une pression donnée.

La masse de carburant injectée (m_{inj}) est donnée par la caractéristique de l'injecteur en fonction du temps d'ouverture (t_{inj}) et de la pression de l'injecteur p_{inj} . La masse de carburant à injecter peut se calculer à partir de la consigne de richesse ϕ_{sp} , de la masse d'air admise m_{air} par cycle moteur et par cylindre et du pouvoir comburivore (PCO), égal à environ 14.7 pour un moteur essence.

$$m_{inj} = \frac{\phi_{sp} m_{air}}{PCO} \quad (1.9)$$

Si l'injection est indirecte, elle se déroule le plus souvent avant l'admission d'air (figure 1.4). Si l'injection est directe, le retard est diminué mais reste important dû essentiellement au système de contrôle (environ le temps entre 2 à 3 PMH). Il est donc nécessaire de prédire la masse d'air afin d'obtenir un contrôle efficace de la richesse dans le cylindre.

1.2.3 Allumage

L'avance à l'allumage (AA) représente l'angle vilebrequin compris entre l'instant d'allumage et le PMH suivant. Elle influe sur le couple en changeant la forme du diagramme réel de Clapeyron. L'optimum est obtenu pour une pression maximale

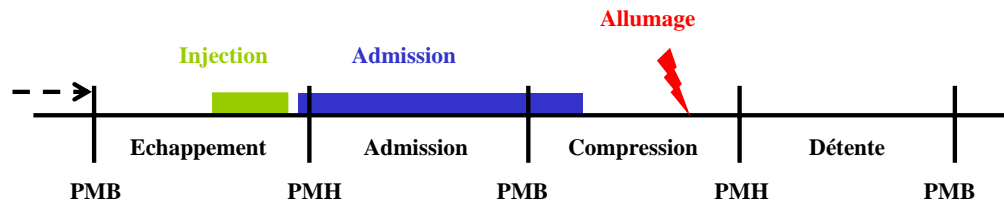


FIG. 1.4: Séquençage de l'injection dans le cycle pour un moteur AC à injection indirecte

d'environ 16°V après le PMH (Heywood, 1988) (mais cela varie un peu en fonction du moteur). La figure 1.5 montre l'allure typique du couple en fonction de l'avance à l'allumage sur un point de fonctionnement du moteur (régime moteur, masse d'air et masse de gaz brûlés résiduels (cf §1.4.4) constants). La perte de couple vis-à-vis de l'avance optimale à l'allumage est de l'ordre de 20%. Si l'avance est mal choisie, des problèmes de surconsommation sont donc rencontrés.

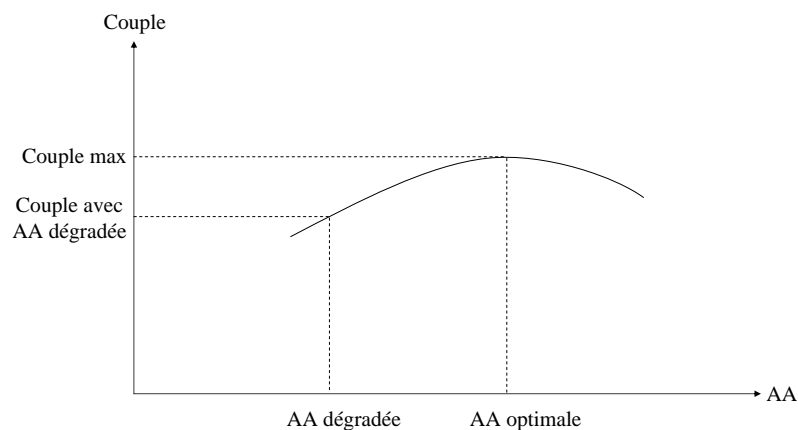


FIG. 1.5: Couple en fonction de l'avance à l'allumage pour un moteur conventionnel

L'effet de l'allumage est immédiat, il n'y a pas d'effet dynamique. Dans la régulation de ralenti, un fonctionnement en avance dégradée est souvent choisi. Si un gain rapide en couple est demandé (mise en route d'accessoires, ...), l'instant d'allumage pourra alors être ramené progressivement jusqu'à sa valeur optimale.

Enfin, à pleine charge, la plupart des moteurs à allumage commandé ont leur point d'avance optimale dans la zone de cliquetis¹. Pour maximiser le rendement, il faut alors se placer en limite de cliquetis, ce qui est une des problématique du contrôle de l'avance à l'allumage.

Sur un moteur avec distribution pilotée (par déphaseur ou autre), la gestion de l'avance à l'allumage est complexe. En effet, sur un point de fonctionnement en

¹Le cliquetis (Trapy, 2000) est un phénomène destructeur qui a pour origine une brutale inflammation d'une partie de la charge située en avant du front de flamme. Il en résulte une brusque augmentation locale de la pression, suivie d'ondes de pression dans le cylindre et de vibrations des structures, avec un bruit métallique caractéristique qui est à l'origine de l'appellation. Lorsqu'il est intense et prolongé, le cliquetis peut aussi conduire à des incidents graves : rupture du joint de culasse, grippage ou fusion du piston, détérioration des parois de la chambre de combustion.

régime/charge, l'avance optimale à l'allumage varie en fonction de la distribution choisie. A iso-régime et iso-masse d'air dans le cylindre, l'avance optimale à l'allumage augmente en fonction de la masse de gaz brûlés résiduels à cause du phénomène de dilution retardant la pression maximale. Plus précisément, l'avance optimale à l'allumage AA_{opt} peut s'écrire :

$$AA_{opt} = f(N_e, m_{air_cyl}, m_{gb_cyl}) \quad (1.10)$$

où N_e est le régime moteur, m_{air_cyl} et m_{gb_cyl} sont respectivement la masse d'air et la masse de gaz brûlés résiduels dans le cylindre.

1.2.4 Enjeux

Pour les émissions de CO_2 et donc la consommation de carburant, les moteurs à essence (ou à allumage commandé) souffrent d'un handicap en comparaison avec les motorisations diesel (ou à allumage par compression). Les moteurs essence doivent par conséquent évoluer en vue d'atteindre les accords récemment établis.

Des évolutions majeures, comme l'hybridation¹ et les piles à combustibles, imposent une remise en cause complète de la structure du moteur et ne sont pas envisageables à court et/ou moyen terme. L'hybridation avec un moteur électrique permet d'avoir un gain significatif sur la consommation en cycle urbain, mais ne réduit pas la consommation sur cycle extra-urbain. En effet, le véhicule ainsi motorisé est alourdi par le moteur électrique, ce qui pénalise la consommation lorsque le moteur électrique est à l'arrêt. Le but recherché de cette technologie étant d'améliorer la consommation sur cycle urbain, elle est essentiellement avantageuse pour les citadines.

Les nouveaux concepts de motorisation essence impliquent de recourir à des technologies en rupture avec le classique moteur atmosphérique à injection indirecte (Lang *et al.*, 2005). Ces architectures de moteur permettent une réduction significative de la consommation et ont fait l'objet ces dernières années de développements chez les constructeurs et équipementiers automobiles. Ces technologies sont principalement :

- la combustion homogène en mélange pauvre,
- l'injection directe essence en mode stratifié,
- la distribution variable mécanique ou électromécanique,
- le downsizing.

La combustion homogène en mélange pauvre consiste à obtenir un mélange air/carburant homogène dans la chambre de combustion avec une richesse inférieure à la stœchiométrie. Ce mode de combustion, avec un moteur à injection indirecte, permet d'augmenter le rendement du moteur et de diminuer sa consommation mais de diminuer sa puissance comme le montre la figure 1.6 (source (Higelin, 2002)).

Cette technologie génère alors essentiellement des oxydes d'azote (figure 1.2). La recirculation externe d'échappement (*Exhaust Gas Recirculation*, EGR) peut être

¹Combinaison d'un moteur électrique (ou pneumatique) avec un moteur à combustion interne

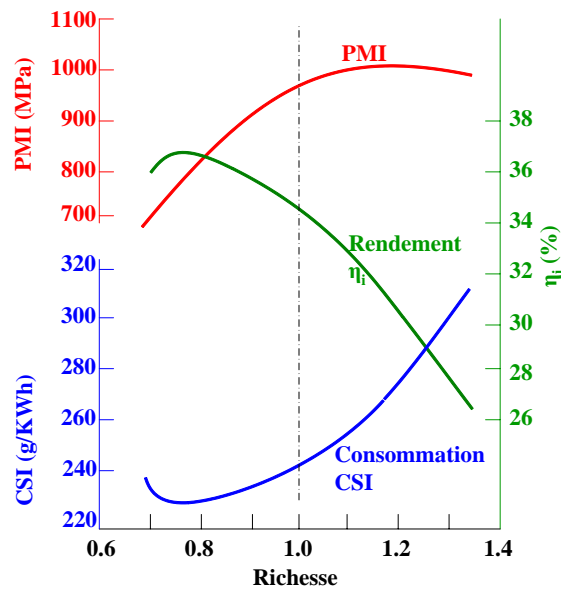


FIG. 1.6: PMI, rendement et consommation spécifique en fonction de la richesse

couplée à cette technologie, car elle permet de diminuer ces émissions de NOx (Heywood, 1988), mais pas suffisamment pour les normes européennes de pollution. Le seul inconvénient concerne alors le post-traitement des NOx . Pour les réduire encore, il faut ajouter un piège à NOx dans la ligne d'échappement. Ce piège à NOx nécessite un passage périodique en mode riche pour se recharger en produits réducteurs sous peine de compromettre son rendement de conversion. Cette commutation de mode de fonctionnement, qui doit être transparente pour l'utilisateur, a également une incidence sur la consommation. Pour le moment, le piège à NOx est coûteux et la performance est diminuée et cette technologie n'est pas utilisée.

La combustion en mode stratifié, avec un moteur à injection directe, permet d'obtenir un gain en consommation uniquement à faible charge en créant un mélange assez pauvre. La stratification du mélange carburé consiste à obtenir une zone riche en carburant au voisinage de la bougie au moment de l'allumage. En effet, l'allumage par étincelle est toujours réalisé dans l'espace inter-électrodes d'une bougie et n'est fiable que pour une plage assez étroite de richesse autour de la stœchiométrie. Pour stratifier la charge, l'injection est réalisée très tard dans le cycle, ne laissant alors pas le temps au jet de carburant de se mélanger avec la charge d'air. Pour obtenir une stratification du mélange, un contrôle de l'aérodynamique interne du moteur doit être effectué. De plus, comme la combustion homogène en mélange pauvre, ce mode de combustion génère essentiellement des oxydes d'azote. Pour les réduire, une stratégie de dépollution telle que le piège à NOx peut être utilisée. Pour le moment, le piège à NOx est coûteux et le contrôle de la combustion et de l'aérodynamique interne n'est pas maîtrisé. Par conséquent, cette technologie n'est pas utilisée.

La distribution variable permet d'améliorer fortement les performances globales du moteur (consommation, émissions polluantes). Il existe plusieurs types de distri-

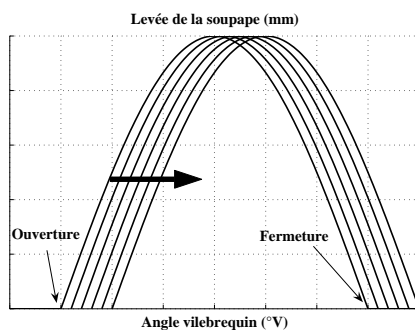


FIG. 1.7: Principe d'un déphaseur d'arbre à cames : levée (mm) en fonction de l'angle vilebrequin ($^{\circ}$ V)

bution variable, énumérés par ordre de complexité croissante :

- les déphaseurs d'arbre à cames à l'admission et/ou à l'échappement (figure 1.7), qui décalent de façon identique l'ouverture et la fermeture de la soupape,
- les distributions pilotables en phasage (figure 1.8(a)), qui décalent indépendamment l'ouverture et la fermeture de la soupape,
- les distributions pilotables en levée (figure 1.8(b)), qui permettent de contrôler directement la charge sans papillon d'admission,
- les distributions complètement variables, en levée et en phasage.

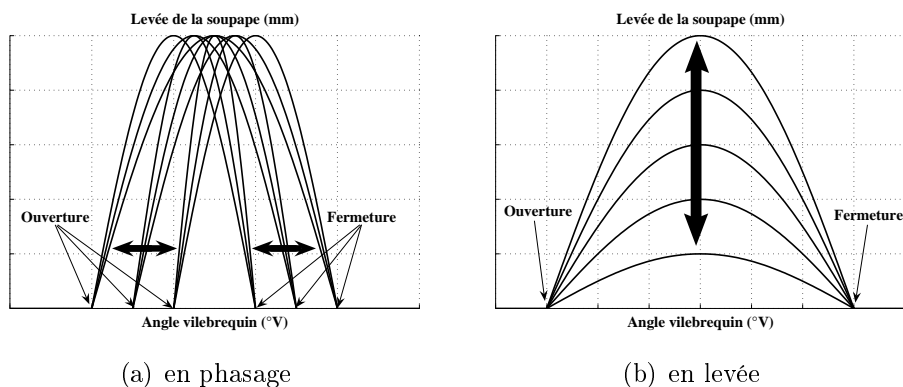


FIG. 1.8: Principe d'une distribution pilotée : levée (mm) en fonction de l'angle vilebrequin ($^{\circ}$ V)

Le bénéfice par rapport au moteur atmosphérique en fonction du coût additionnel pour différentes technologies de distribution variable est détaillé à la figure 1.9 (source (Golovatai-Schmidt *et al.*, 2004)). La distribution complètement variable, qui permet de diminuer fortement les pertes par pompage, est pour le moment trop coûteuse pour être utilisée. Les déphaseurs d'arbre à cames seront utilisés dans la suite dans le cadre du *downsizing*, qui va être détaillé.

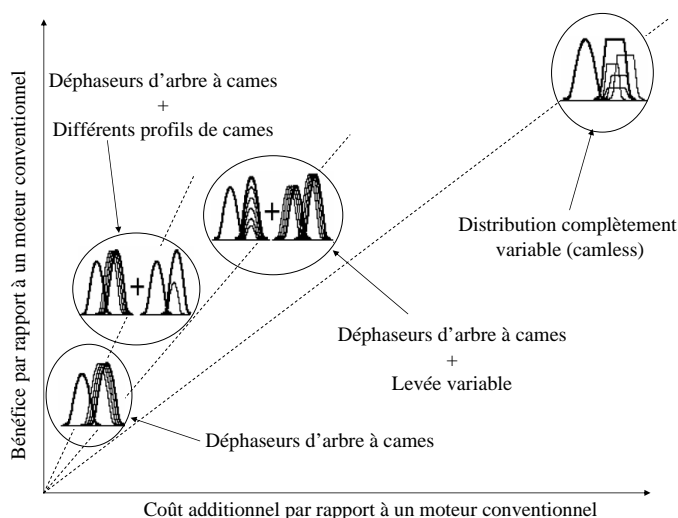


FIG. 1.9: Bénéfice par rapport au moteur atmosphérique en fonction du coût additionnel pour différentes technologies de distribution variable

1.3 Downsizing

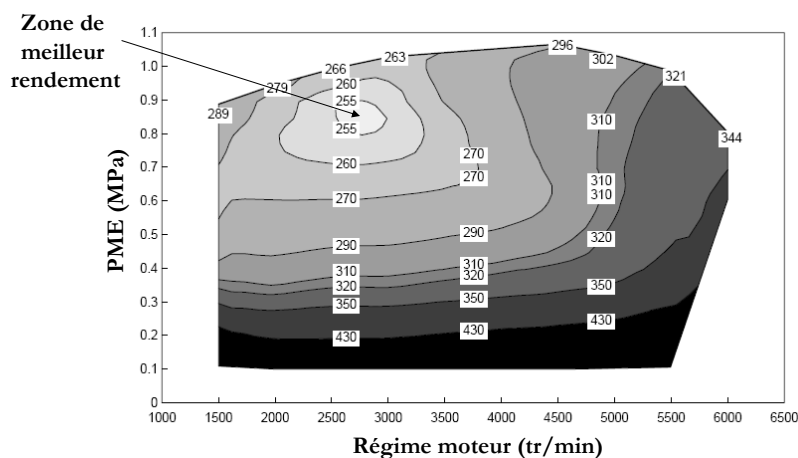
Principe du downsizing

Le *downsizing*, littéralement la réduction de la cylindrée des moteurs, est l'un des concepts les plus prometteurs pour diminuer la consommation et les émissions en particulier de CO_2 . Le principe du downsizing réside dans le déplacement, à iso-performance, des points de fonctionnement moteur vers des zones à meilleur rendement (Lecoite et Monnier, 2003; Ranini et Monnier, 2001). Le downsizing utilise des technologies connues, comme la distribution variable et le turbocompresseur qui sera développé dans cette section.

La figure 1.10 (source (Leduc *et al.*, 2003)) illustre l'effet du downsizing sur la consommation spécifique (g/KWh) en fonction du point de fonctionnement moteur. Ce dernier est souvent défini en fonction du régime (tr/min) et de la charge (PME, en MPa) du moteur. Pour un moteur conventionnel atmosphérique (figure 1.10(a)), les points de meilleur rendement se situent à pleine charge (zone claire), alors que pour un moteur typé downsizing (figure 1.10(b)), les points de meilleur rendement se situent plutôt à mi-charge. Comme la plupart des conditions «normales» de conduite sont à moyenne voire basse charge, le downsizing permet d'obtenir un gain significatif sur la consommation. Pendant ces phases et pour les moteurs à allumage commandé atmosphériques, le rendement moteur est médiocre notamment à cause des pertes par pompage, d'où le recours à la réduction de la cylindrée et la turbocompression.

Turbocompression

La méthode la plus simple et la moins chère pour contrôler la charge du moteur AC (homogène) consiste à réduire la masse d'air du mélange dans le cylindre en régulant le débit d'air par une vanne appelée *papillon*. L'effet du papillon d'admission est visible sur le diagramme de Clapeyron de la figure 1.3 (boucle basse pression, surface B). Le travail sur le vilebrequin engendré par le papillon est négatif, ce sont les pertes par pompage. A iso-charge, en réduisant la cylindrée du moteur, les



(a) Moteur conventionnel (atmosphérique)

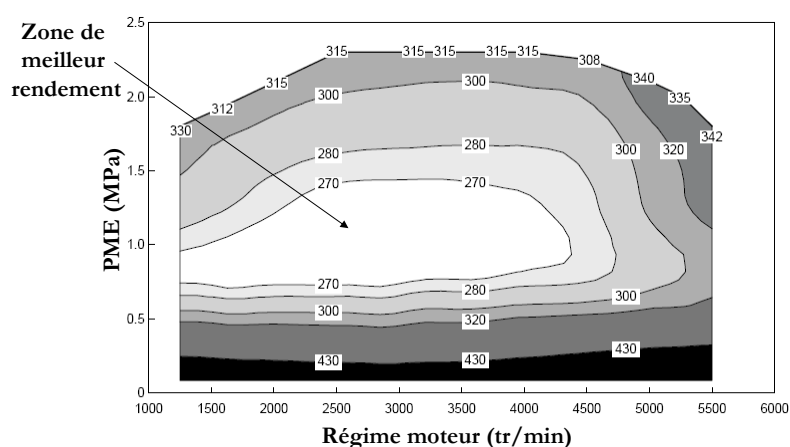
(b) Moteur typé *downsizing*

FIG. 1.10: Consommation spécifique effective CSE (g/kWh) d'un moteur à essence en fonction du régime moteur (tr/min) et de la Pression Moyenne Effective (en MPa)

frottements sont amoindris et le papillon est plus ouvert réduisant les pertes par pompage. Le rendement obtenu sera alors augmenté. La performance du véhicule ne devant pas être diminuée, une suralimentation est nécessaire pour pouvoir atteindre la pleine charge initiale et plusieurs solutions technologiques sont alors disponibles (Soltic, 2000) :

- un compresseur volumétrique,
- un turbocompresseur.

Le principal avantage du compresseur volumétrique (compresseur mécanique directement relié au vilebrequin) réside dans son temps de réponse quasiment nul. Ses principaux inconvénients sont l'encombrement et les pertes mécaniques élevées qui limitent le gain en consommation sur cycle normalisé.

Le turbocompresseur, qui prélève de l'énergie dans les gaz d'échappement, offre un meilleur rendement énergétique que le compresseur volumétrique tout en offrant un niveau de pression de suralimentation plus important. Ses principaux inconvénients sont les suivants.

1. La nécessité de protéger thermiquement la turbine lors d'un fonctionnement à pleine charge (souvent en dehors du cycle normalisé). L'unique solution pour diminuer la température à l'échappement consiste à utiliser la capacité calorifique du carburant en augmentant la richesse à l'échappement. Ceci engendre alors un accroissement de la consommation de carburant.
2. La limite du cliquetis est plus rapidement atteinte à cause de l'augmentation de la pression et de la température dans le cylindre. Afin de repousser la limite du cliquetis, le rapport de compression du moteur est diminué et un échangeur diminuant la température d'admission est ajouté. Le cliquetis limite donc la plage d'utilisation du turbocompresseur et il n'est pas possible d'augmenter indéfiniment la pression dans le cylindre.
3. La contre-pression à l'échappement est plus importante à cause de la turbine ce qui réduit donc un peu le rendement du moteur.
4. Le temps de réponse lors d'une variation de charge moteur, i.e. lors d'une augmentation de la consigne de couple. La réponse typique en couple indiquée d'un moteur turbocompressé est représentée à la figure 1.11. Sur cette figure, obtenue à 1500tr/min, on voit que la mise en route du turbocompresseur est relativement lente après une variation « brutale » du couple dû à l'ouverture du papillon.

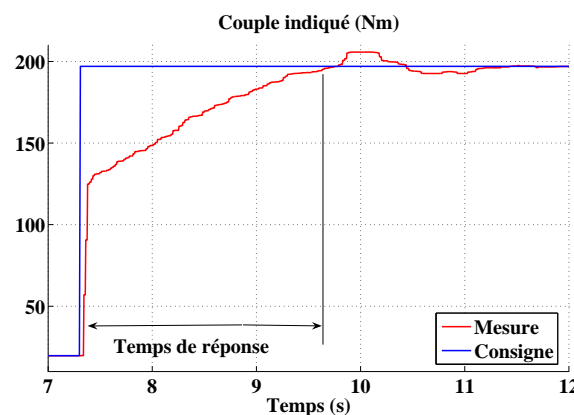


FIG. 1.11: Evolution du couple indiqué (Nm) sur un moteur turbocompressé en fonction du temps (s)

Afin de réduire le temps de réponse, plusieurs systèmes peuvent être utilisés :

- une turbine à géométrie variable qui adapte les caractéristiques du turbocompresseur à chaque point de fonctionnement, plutôt que de rechercher un compromis global. Le diffuseur de la turbine est orientable, ce qui permet de faire varier sa section de passage et d'optimiser les débits. En adaptant la position du diffuseur en fonction du point de fonctionnement, on peut obtenir une plage de fonctionnement du moteur plus large. Cette technologie est cependant indisponible pour des raisons de tenue thermique des matériaux sur les motorisations essence.

- la distribution variable.
- un embrayage piloté (Frei *et al.*, 2004), compatible avec les autres systèmes.

- un turbocompresseur à relance électrique, actuellement indisponible pour des raisons de tenue thermique des matériaux.

La solution retenue ici est la distribution variable qui permet en outre de réduire encore la consommation et les émissions polluantes (Mille, 2003). La distribution complètement variable, actuellement coûteuse (figure 1.9), permet d'améliorer fortement les performances globales du moteur (consommation, émission polluantes) (Hong *et al.*, 2004). Toutefois, les déphaseurs d'arbre à cames permettent d'obtenir un bon compromis entre le coût et le gain en terme de consommation et de pollution (figure 1.9). Il existe différents systèmes de déphaseurs d'arbre à cames (*Variable Camshaft Timing*, VCT) : à l'admission uniquement, à l'échappement uniquement, égaux à l'admission et à l'échappement, indépendants à l'admission et à l'échappement. Seule l'indépendance à l'admission et à l'échappement permet d'envisager des stratégies intéressantes : gestion des gaz brûlés résiduels (cf.§1.4.4), gestion du balayage d'air de l'admission vers l'échappement (cf §1.4.5), ...

Enfin, le downsizing montre son plus grand avantage dans sa compatibilité avec le convertisseur catalytique trois voies. Un bémol cependant, car lors des fortes charges, la richesse doit être augmentée à cause de la tenue thermique des matériaux (pour la turbine). Nous verrons qu'avec le balayage de l'air de l'admission vers l'échappements d'autres méthodes sont possibles.

Catalyseur

Ce catalyseur peut, simultanément, oxyder les hydrocarbures imbrûlés et les oxydes de carbone, et réduire les oxydes d'azote. Une combustion stœchiométrique (richesse 1) permet d'obtenir des rendements de conversion du catalyseur acceptables pour les trois polluants majeurs, comme le montre la figure 1.12 (source (Higelin, 2002)), où la fenêtre de conversion est la plage de richesse dans laquelle tous les rendements de conversion valent au moins 80%. Le catalyseur permet ainsi de respecter les normes d'émissions polluantes en vigueur, à condition de réaliser une régulation de richesse qui maintient la richesse à 2% de la stœchiométrie. Ceci est impossible à tenir avec un ancien système de contrôle, comme le carburateur. Le pot catalytique étant obligatoire depuis 1994, il est nécessaire de recourir à un système de contrôle moteur électronique, beaucoup plus performant. La réglementation est aujourd'hui tellement sévère qu'un catalyseur doit être associé à un moteur très bien réglé ; d'où la nécessité de dépolluer «à la source».

En revanche, le catalyseur a certains défauts.

- Tout d'abord, la stratégie «richesse 1» ne permet pas d'optimiser le rendement (figure 1.6).
 - Un autre point faible du catalyseur est la phase de marche à froid. En effet, le catalyseur n'atteint son rendement optimal qu'au-dessus d'une température de fonctionnement de l'ordre de 250 à 300°C. Les premières minutes de fonctionnement sont donc extrêmement polluantes. Une stratégie d'accompagnement qui permet d'apporter plus d'énergie au catalyseur pour le réchauffer est essentielle. Elle est le plus souvent réalisée par une dégradation de l'avance à l'allumage, mais peut aussi être réalisée par déphasage de la soupape d'échappement. Ces méthodes abaissent volontairement le rendement de manière à
-

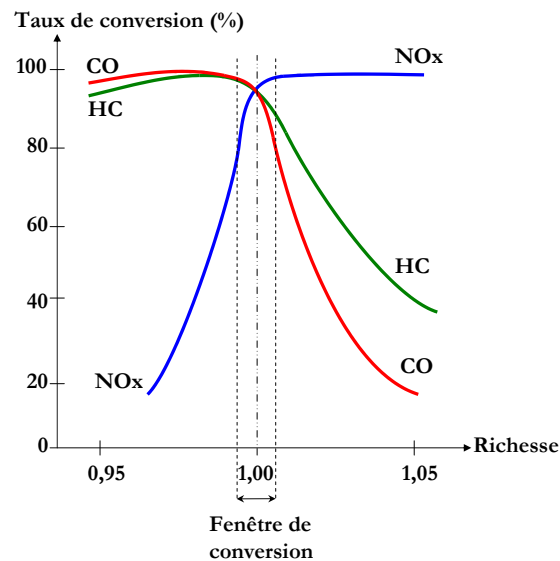


FIG. 1.12: Rendements de conversion des trois voies du catalyseur en fonction de la richesse

envoyer davantage d'énergie à l'échappement.

Conclusion

Le *downsizing* permet d'obtenir un gain significatif sur la consommation et donc de réduire les émissions de CO_2 . Pour cela, il utilise des technologies connues :

- le turbocompresseur, qui permet de déplacer les points de fonctionnement utiles du moteur vers des zones de meilleur rendement,
- la distribution variable, comme par exemple les déphaseurs d'arbre à cames,
- l'injection directe, qui permet d'augmenter la performance du moteur,
- le catalyseur trois voies.

Le principal inconvénient de cette technologie est toutefois le temps de réponse du turbocompresseur. Son contrôle sera détaillé dans les chapitres 4 et 5.

1.4 Moteur à allumage commandé turbocompressé à distribution variable

La section précédente a montré les avantages du moteur à allumage commandé turbocompressé avec déphaseurs d'arbre à cames. Après avoir exposé l'intégration du contrôle du moteur dans le contrôle général du véhicule, une description générale de ce moteur est présentée ainsi que des phénomènes importants associés : la rétention de gaz brûlés dans le cylindre et le balayage d'air de l'admission vers l'échappement. Le cas avec recirculation externe des gaz d'échappement (*Exhaust Gas Recirculation*, EGR) n'est pas considéré puisque la possibilité de recirculation interne (*Internal Gas Recirculation*, IGR) est offerte par les déphaseurs d'arbre à cames.

1.4.1 Contrôle en couple

Le contrôle véhicule peut être implanté avec une structure hiérarchisée et modulaire (Corde, 1996; Peron, 2001; Guzzella et Onder, 2004). Cette structure, présentée à la figure 1.13, se décompose en plusieurs couches : véhicule, Groupe Moto-Propulseur (GMP) et moteur. Le *gestionnaire véhicule* spécifie le comportement global du véhicule. Il gère toutes les stratégies de conduite et l'interface avec les autres éléments de commande (boîte de vitesse, anti-patinage, ...). Il reçoit du conducteur une consigne «pédale». Le *gestionnaire Groupe Moto-Propulseur* gère la boîte de vitesse (si robotisée), l'embrayage (si présent) et le différentiel (si piloté). Il obtient du gestionnaire véhicule une consigne en couple effectif C_e (1.6) et communique avec la couche moteur. Le *gestionnaire moteur* reçoit du gestionnaire GMP une consigne en couple indiqué C_i (1.5). Il assure le couple indiqué en communiquant avec les couches actionneurs de chaque cylindre. Le choix du compromis pollution et consommation est déterminé à ce niveau de commande.

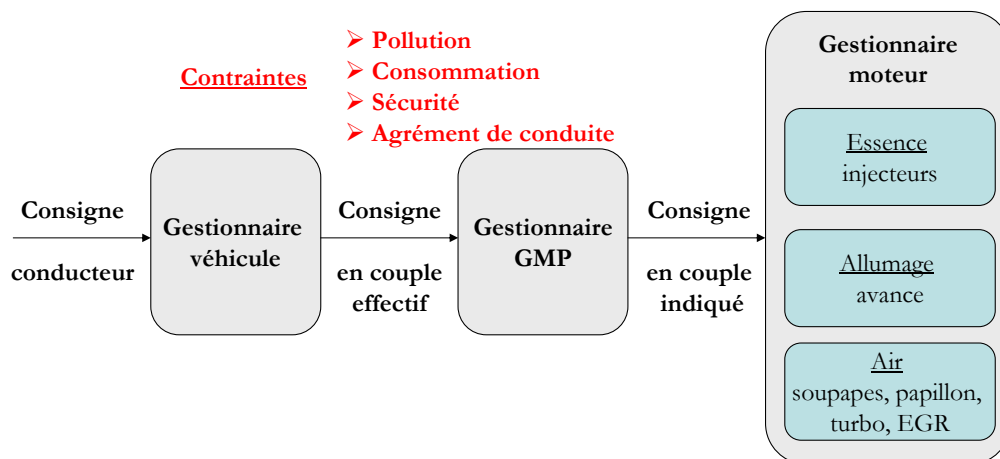


FIG. 1.13: Structure modulaire du contrôle moteur

De façon générale, le *contrôle moteur* est le système de pilotage qui doit assurer le fonctionnement nominal du moteur, tout en prenant en compte les contraintes d'intégration du moteur au sein du véhicule, les exigences, explicites et implicites, du conducteur (consommation, agrément de conduite) et les contraintes environnementales (pollution, bruit) (Corde, 2002). Le contrôle moteur pilote alors les organes commandables du moteur (injecteurs, bobines d'allumage et actionneurs d'air pour un moteur essence ; pompe et vanne d'injection et actionneurs d'air pour moteur diesel), afin de fournir le couple demandé par les accessoires (climatisation, etc. . .) et par le conducteur, via la pédale de l'accélérateur.

1.4.2 Description

Le moteur à allumage commandé turbocompressé avec déphaseurs d'arbre à cames est schématisé à la figure 1.14.

Le compresseur produit un flux d'air (pression p_{int}) à partir de l'air ambiant (pression p_{amb} et température T_{amb}). Le débit d'air frais (D_{thr}) entrant dans le col-

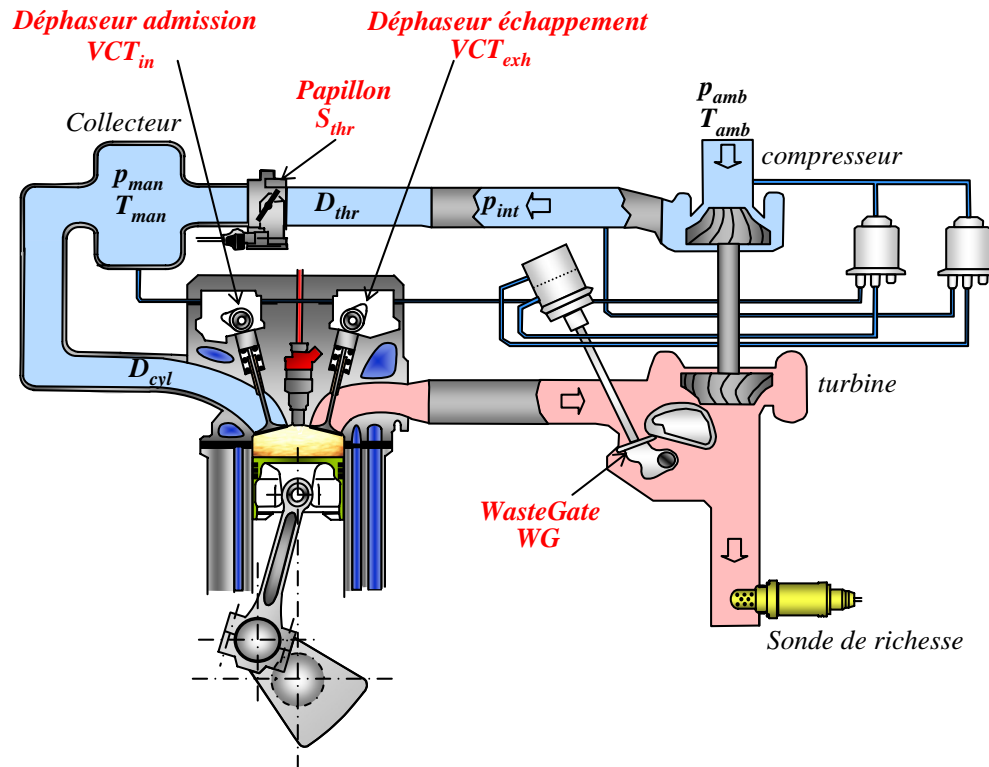


FIG. 1.14: Schéma général du moteur à essence suralimenté avec déphaseurs d'arbre à cames

lecteur d'admission (pression p_{man} et température T_{man}) est réglé par le papillon d'admission (section S_{thr}). Le flux de gaz (D_{cyl}) entre dans les cylindres en passant à travers une soupape dont le phasage est réglé par un actionneur (VCT_{in}). Après la combustion, les gaz sont évacués dans le collecteur d'échappement en passant à travers une soupape, dont le phasage est aussi réglé par un actionneur (VCT_{exh}). Le flux de gaz à l'échappement se scinde en deux débits. L'un fait tourner la turbine entraînant le compresseur via un arbre, l'autre contourne la turbine. Ce dernier, réglé par une vanne de décharge ou *wastegate* (WG), fixe la pression de suralimentation (p_{int}) à pression et température d'échappement données. Il faut noter l'indispensable présence d'échangeurs (non représentés ici) refroidissant l'air admis et permettant d'une part d'augmenter la masse d'air admise et d'autre part de repousser la limite du cliquetis.

1.4.3 Chaîne d'air

La chaîne d'air (*AirPath*) est en constante évolution depuis des années avec l'arrivée du papillon motorisé, du turbocompresseur pilotable et de la distribution pilotée... La gestion de la chaîne d'air, qui passe par une commande multivariable de tous les actionneurs d'air, est sûrement la plus délicate du moteur à allumage commandé, car elle influe sur les deux autres modules décrits aux paragraphes 1.2.2 et 1.2.3 (injection d'essence et allumage).

La gestion de la chaîne d'air fait l'objet dans les chapitres 4 et 5 d'une étude approfondie pour le cas particulier du moteur à cylindrée réduite. La chaîne d'air pilote la masse d'air enfermée dans le cylindre car celle-ci fixe le couple indiqué (cf §2.3.1), mais pilote aussi la fraction de gaz brûlés résiduels dans le cylindre et le balayage d'air de l'admission vers l'échappement.

1.4.4 Gaz brûlés résiduels

La présence de gaz brûlés enfermés dans le cylindre avant la combustion et une fois les soupapes fermées, qui était subie jusqu'alors, apparaît contrôlable sur un moteur AC à distribution variable. Nous définissons la composition des *gaz brûlés* comme la composition des gaz présents dans le cylindre après combustion et avant échappement (figure 1.15(a)). Les gaz d'échappement qui restent dans le cylindre une fois les soupapes fermées et avant la nouvelle combustion sont appelés *gaz résiduels* (figure 1.15(c)). Leur mesure nécessite une instrumentation spécifique et relativement complexe (cf. §2.3.5). Sans recirculation externe des gaz d'échappement (EGR), les gaz brûlés présents dans le cylindre avant la nouvelle combustion sont des gaz résiduels seront appelés gaz brûlés résiduels par la suite. Leur formation est due (figure 1.15(b)) :

- aux gaz qui sont restés dans les volumes morts et n'ont pu être évacués,
- aux gaz refoulés (*backflow*) de l'échappement vers le cylindre puis réaspirés.

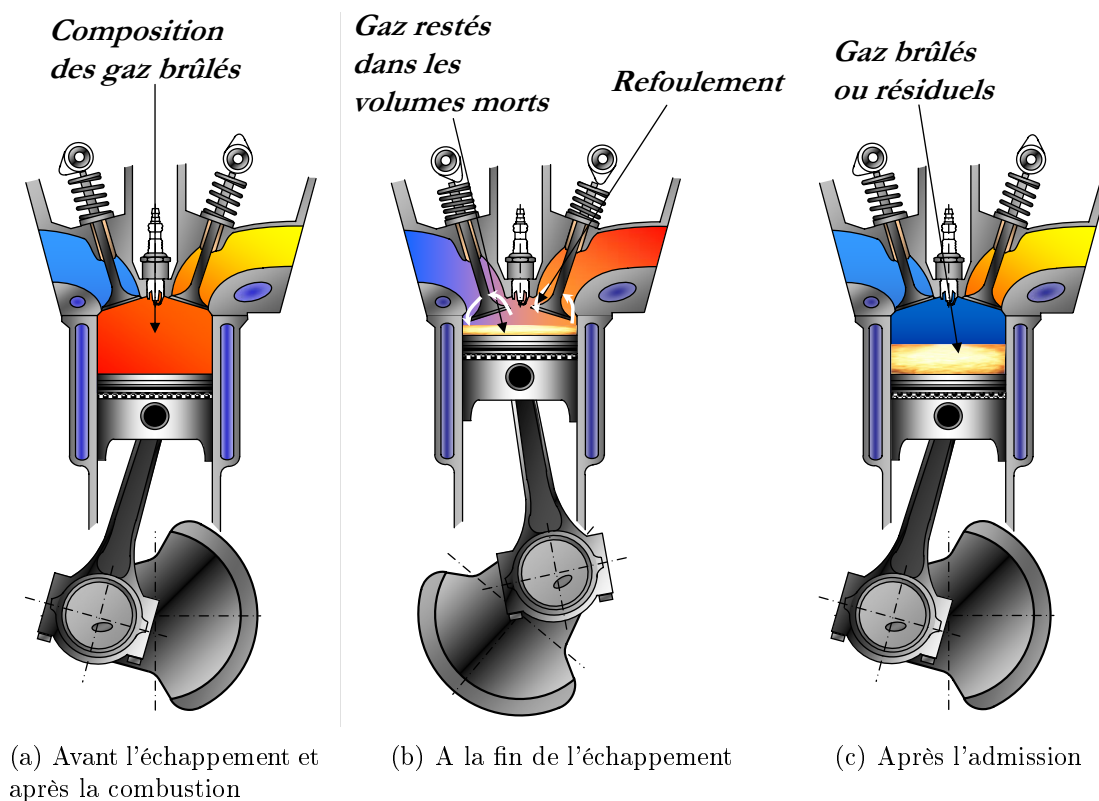


FIG. 1.15: Formation des gaz brûlés résiduels sans recirculation externe des gaz d'échappement

Le cycle à 4 temps du moteur AC a été décrit à la section 1.2. Pour tenir compte de l'inertie des gaz¹, l'échappement peut s'ouvrir avant le PMB et se fermer après le PMH. Les soupapes d'admission et d'échappement sont alors ouvertes simultanément pendant quelques instants : c'est le *croisement* des soupapes. Le phénomène de refoulement de l'échappement vers l'admission ne se produit que lorsque qu'il y a croisement et que la pression instantanée en amont (p_{man}) est inférieure à la pression instantanée en aval (p_{exh}). Pour visualiser ce phénomène, il est intéressant de visualiser les débits instantanés aux soupapes d'admission et d'échappement. Lorsqu'ils sont négatifs, c'est le backflow (figure 1.16).

Les gaz résiduels sont des gaz dont la composition est celle des gaz brûlés. En mélange pauvre, les gaz brûlés et les gaz résiduels ne sont pas des gaz neutres, i.e. sans oxygène. Dans le cas d'un moteur associé à un catalyseur trois voies, la consigne de richesse du mélange est fixée à la stoechiométrie et les gaz brûlés sont souvent considérés comme neutres.

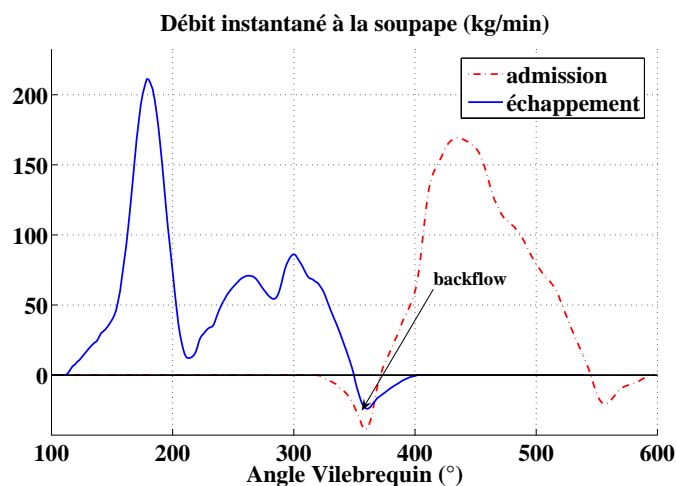


FIG. 1.16: Exemple de débits massiques aux soupapes d'admission et d'échappement (kg/min) en fonction de l'angle vilebrequin (°)

La présence de gaz brûlés dans le cylindre, avant la combustion et une fois les soupapes fermées, joue un rôle prépondérant dans la combustion et dans les émissions polluantes, notamment de NOx . En effet, la formation de dioxydes d'azote (NOx) dépend de la richesse du mélange et de la température dans le cylindre. Il est possible de réduire la formation de NOx en diminuant ainsi la température de combustion. Ceci peut se faire en augmentant la masse dans le cylindre par le biais des gaz brûlés (phénomène de dilution). La figure 1.17 montre que la formation de NOx diminue en fonction du pourcentage de gaz brûlés dans le cylindre pour différentes richesses à l'échappement. Les valeurs présentées ont été obtenues à partir d'essais originaux de prélèvement dans le cylindre sur un moteur mono cylindre à injection indirecte avec recirculation externe des gaz d'échappement (cf. §2.3.5).

Si la masse de gaz brûlés est trop importante par rapport à la masse d'air (>40%), les rendements de combustion sont amoindris et le moteur peut devenir instable. Il

¹Dynamique de mise en mouvement des gaz

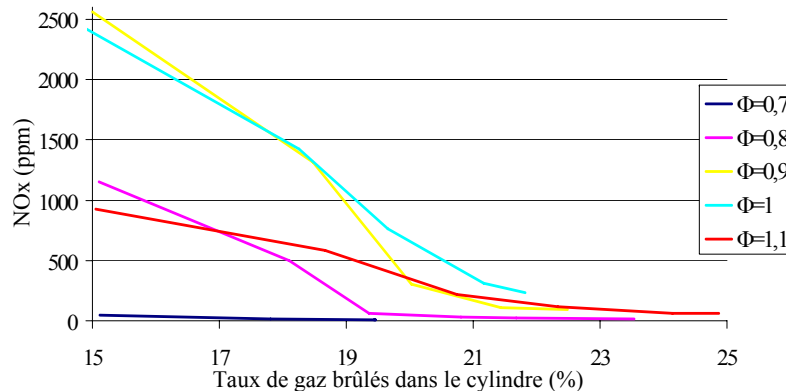


FIG. 1.17: Concentration de dioxydes d'azote (ppm) en fonction du taux de gaz brûlés (%) pour différentes richesses à l'échappement

faut trouver un compromis entre rendement de combustion et formation de polluants. Ceci montre bien la nécessité d'estimer (cf. §2.3.5) et de contrôler (cf. §5.6) cette masse de gaz brûlés résiduels, ce qui est possible par les déphaseurs d'arbre à cames.

1.4.5 Balayage d'air

Pour le moteur turbocompressé à distribution variable, et selon les caractéristiques du turbocompresseur, un phénomène d'écoulement d'air de l'admission vers l'échappement, appelé *balayage d'air* (*air scavenging*), peut apparaître (figure 1.18). Ce phénomène se produit lorsque la pression instantanée en amont (p_{man}) est supérieure à la pression instantanée en aval (p_{exh}) (et avec la pression cylindre entre ces deux pressions) et donc uniquement avec un moteur compressé. Ce phénomène, non mesurable directement, apparaît seulement dans une certaine plage de régime, environ de 1250tr/min à 2500tr/min, parce que la différence de pression aux bornes du cylindre s'inverse à partir d'un certain régime, comme l'indique la figure 1.19 (source (Mille, 2003)).

Avantages

Le balayage en air a plusieurs avantages. Tout d'abord, il permet de vidanger les gaz brûlés résiduels de la chambre. Cette vidange permet d'obtenir une meilleure combustion à pleine charge, reculant la limite du cliquetis. Elle permet aussi un meilleur remplissage en air de la chambre de combustion et produit donc plus de couple. Enfin, le balayage en air, qui augmente le débit moteur et donc l'énergie récupérée par la turbine, diminue le temps de réponse en couple du moteur turbocompressé. La figure 1.20 montre la diminution du temps de réponse et l'augmentation du couple au banc moteur avec balayage. Ces essais ont été réalisés sur un moteur F5P (cf. chapitre 5) avec une même consigne de pression collecteur, expliquant de ce fait la différence de couple en pleine charge.

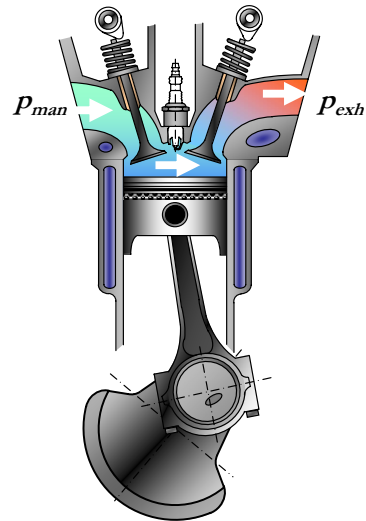


FIG. 1.18: Phénomène de balayage d'air de l'admission vers l'échappement

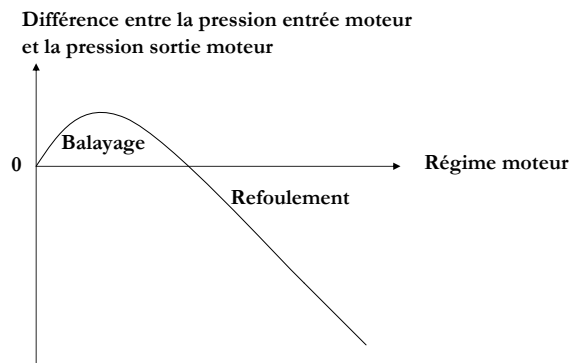


FIG. 1.19: Allure de la différence de pression moyenne aux bornes du cylindre en fonction du régime moteur pour un moteur turbocompressé

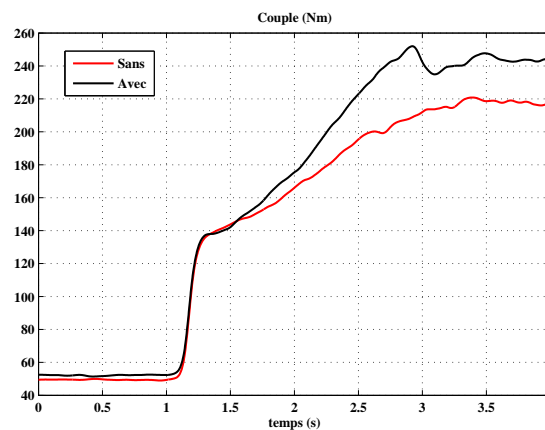


FIG. 1.20: Effet du balayage (avec : en noir ; sans : en rouge) sur le temps de réponse en couple indiqué (Nm) du moteur, à 2000 tr/min

Impact sur la richesse

Le balayage d'air de l'admission vers l'échappement a un fort impact sur la richesse (1.1) dans le cylindre ϕ_{cyl} et la richesse à l'échappement ϕ_{exh} . La richesse à l'échappement doit être régulée aux alentours de 1 à cause du catalyseur trois voies (figure 1.12). L'injection directe est ici très intéressante pour le moteur AC turbo-compressé à distribution variable. En effet, pendant les phases de balayage et avec de l'injection indirecte, de l'essence aurait été envoyée à l'échappement augmentant de ce fait l'émission de *HC* (avant catalyseur) et la consommation. De plus, l'injection directe permet d'augmenter la performance du moteur en repoussant la limite du cliquetis (Leduc *et al.*, 2003). Pour cela, l'injection indirecte n'est que rarement utilisée sur un moteur turbocompressé avec déphaseurs.

La régulation à la stœchiométrie pendant le balayage diminue le rendement du moteur et augmente la température dans le catalyseur. En effet, avec de l'injection directe, lorsque le phénomène de balayage se produit, si la richesse est maintenue à 1 à l'échappement, la richesse dans le cylindre sera supérieure à 1. Le fait d'avoir une richesse largement supérieure à 1 dans le cylindre augmente sensiblement la PMI et la consommation mais diminue le rendement moteur comme le montre la figure 1.6. L'augmentation de richesse repousse en même temps la limite du cliquetis et l'accroissement de la PMI est intéressante pour les reprises. Cependant, le fait d'avoir un surplus de carburant non brûlé à l'échappement, dû à un fonctionnement riche dans le cylindre, produit des polluants avant le catalyseur (*HC* et *CO*, cf. figure 1.2), mais peu après (dû à la richesse 1). Une partie de ce surplus de carburant est oxydé dans les tubulures d'échappement (phénomène de post-oxydation), le reste est brûlé dans le catalyseur augmentant la température et risquant de détruire le catalyseur. Pour ces raisons, lorsque du balayage se produit, il y a un compromis de richesse à déterminer entre émissions polluantes, consommation, performance et température à l'échappement (Kleeberg *et al.*, 2006). Comme sur un cycle normalisé, il n'y a pas, ou seulement peu, de forte charge, une autre solution (discutable) serait d'avoir une richesse à 1 dans le cylindre (ainsi pauvre à l'échappement, polluant après catalyseur, mais diminuant la consommation).

Le problème est ici de générer les trajectoires des consignes (richesse, balayage, . . .) et de créer le superviseur qui en découle. Ce dernier, qui consiste à trouver le meilleur compromis, est difficile à déterminer et un travail est nécessaire pour l'optimiser.

Pour toutes les raisons invoquées précédemment, il est très important dans un premier temps d'estimer ce phénomène de balayage (puisque'il n'est pas mesurable) et dans un deuxième temps de le piloter à l'aide des déphaseurs d'arbre à cames.

1.5 Conclusion

Le downsizing apparaît comme une solution à court et moyen terme pour réduire la consommation de carburant donc les émissions de *CO*₂, et les émissions polluantes (*HC*, *NOx*, *CO*) des moteurs à allumage commandé. L'architecture du moteur uti-

lise la combinaison de technologies récentes existantes telles que l'injection directe, la distribution variable et la turbocompression. Ce concept soulève des problèmes ouverts de modélisation, de contrôle et de supervision avec les phénomènes de balayage d'air et la rétention des gaz brûlés dans le cylindre. Le contrôle de ces phénomènes permet d'augmenter le couple moteur et de diminuer les émissions polluantes.

La multiplication des actionneurs (papillon commandé, turbocompresseur pilotable et distribution variable) rend le problème de contrôle de la chaîne d'air relativement complexe. En effet, le système est non linéaire, multivariable, rapide (c'est-à-dire à temps de calcul limité) et comporte des saturations d'actionneurs. . . En outre, les objectifs du contrôle sont multiples : consommation, pollution, performance. Il est alors nécessaire de recourir à des techniques de modélisation et de contrôle avancées. Pour cela, le chapitre 2 détaille les différents types de modèles associés tandis que le chapitre 3 se concentre sur les méthodes de contrôle utilisées. Enfin, les chapitres 4 et 5 proposent un schéma de contrôle de la chaîne d'air du moteur AC à cylindrée réduite.

Chapitre 2

Modèles pour le contrôle

2.1 Introduction

Il existe trois types de modèles pour représenter un système : boîte blanche, boîte noire et boîte grise (Sjöberg *et al.*, 1995). Ce chapitre présente les modèles gris clairs et gris foncés utilisés dans cette thèse.

Boîte Blanche Les modèles *boîte blanche* sont des modèles dérivés des premiers principes (c'est-à-dire des modèles physiques, chimiques, biologiques ou économiques). Tous les modèles et paramètres associés peuvent être déterminés par des équations théoriques. Néanmoins, les modèles dont la structure est déterminée par des lois théoriques avec quelques paramètres estimés à partir de données sont souvent considérés comme des modèles boîte blanche dans la littérature.

Boîte Noire Les modèles *boîte noire* sont obtenus seulement à partir de données expérimentales. L'obtention du modèle (structure et paramètres) ne nécessite pas, ou seulement peu, de connaissance a priori. Les modèles obtenus n'ont pas de liens directs avec les premiers principes. En particulier, les paramètres du modèle n'ont pas de signification physique.

Boîte Grise Les modèles *boîte grise* représentent un compromis ou une combinaison entre modèles boîte noire et modèles boîte blanche. Presque toutes les nuances sont possibles. Des connaissances autres que les données mesurées et les principes premiers peuvent être utilisées, comme la connaissance qualitative établie sous forme de règles (logique floue). Typiquement, la structure du modèle est déterminée à partir de la connaissance a priori alors que les paramètres du modèle sont estimés à partir des données mesurées.

Il faut noter que, dans la réalité, les approches purement boîte noire ou purement boîte blanche sont rarement utilisées. Par exemple, si la structure du modèle est déterminée par les premiers principes et que les paramètres sont identifiés à partir de données, les modèles seront dit *gris clairs* ; si un réseau de neurones est utilisé, mais que la procédure d'acquisition (par exemple création des signaux d'apprentissage) demande de la connaissance a priori, les modèles seront dit *gris foncés*.

La première partie du chapitre présente différents types de modèles généraux, les définitions associées, les liens entre ces modèles et leurs objectifs ou cadres d'utilisation : étude des phénomènes physiques, simulation, conception du contrôle, contrôle temps réel, Au cours des différentes étapes de conception du système de commande, de l'étude initiale jusqu'à l'application, différents types de modèles sont utilisés.

Puis, les modèles des différents composants de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé turbocompressé sont exposés. Après une brève description de l'interconnexion entre ces modèles, le modèle statique du couple est présenté. Ce dernier étant fonction de la masse d'air enfermée dans le cylindre, un modèle de remplissage est détaillé. Ensuite, les modèles du collecteur et du turbocompresseur sont exposés. Enfin, le taux de gaz résiduels, influant sur la formation de polluants, est modélisé. Les modèles utilisés ici sont une combinaison de modèles gris clairs et gris foncés.

Enfin, la dernière partie du chapitre propose des modèles gris foncés. La démarche de modélisation, puis les modèles linéaires, enfin une forme de modèle non linéaire générique, les réseaux de neurones, sont exposés.

2.2 Types de modèles

Le choix du type de modèle, de sa structure, de son architecture et de sa complexité dépend des objectifs fixés (étude des phénomènes physiques, simulation, conception du contrôle, contrôle temps réel, estimation, observation, diagnostic, . . .) et des contraintes imposées (nature du système considéré, temps de calcul disponible, extrapolation possible, temps de développement, outils, . . .).

Dans le cadre général du contrôle moteur (simulation, conception, implantation, mise au point), les modèles sont quasiment toujours des modèles boîte grise, avec des variantes gris clairs ou gris foncés. En fonction des objectifs et des contraintes imposés, deux types de modèles sont utilisés.

- Le modèle basse-fréquence (BF) ou moyen dans le cycle ou encore MVEM (*Mean Value Engine Model*) (Chevalier *et al.*, 2000; Guzzella et Onder, 2004) est souvent recalé sur des expériences et prend en compte plusieurs paramètres moyens sur le cycle. Ce type de modèle, toujours 0D¹, est très utilisé dans le contrôle moteur. Il donne par exemple la masse d'air admise pour chaque cycle moteur (cf §2.3.2). Dans les MVEM, les modèles gris clairs et gris foncés coexistent.
- Le modèle haute-fréquence (HF) simule l'évolution des variables dans le cycle moteur (Heywood, 1988; Guibert, 2005). Il donne par exemple la pression dans le cylindre à chaque instant du cycle moteur. Par rapport au modèle BF, il permet de déterminer des variables non mesurées telles que le taux de gaz brûlés résiduels (cf. §2.3.5).

Différentes variantes de modèles haute-fréquence, plus ou moins précises, sont disponibles.

- Le modèle zéro-dimension (0D¹) est très utile pour la synthèse du contrôle, i.e. la construction du schéma de commande, et la validation du contrôle aussi bien pour les motorisations essence (Talon, 2004) que diesel (Jaine, 2004). Il existe des codes 0D HF qui fournissent l'évolution de valeurs au cours du cycle et d'autres qui donnent une valeur moyenne à partir des valeurs instantanées.
- Le modèle une-dimension (1D) : en plus du modèle 0D, il prend en compte l'acoustique et l'inertie des gaz dans une seule direction. Cela se traduit par une meilleure précision de calcul. Il est également possible par leur intermédiaire d'effectuer des calculs de concentration dans les cellules du maillage. Ce modèle est très utile pour étudier les phénomènes physiques (Talon, 2004) et peut aussi être employé pour la synthèse du contrôle moteur (Giansetti, 2005).
- Le modèle trois-dimensions (3D) : c'est un modèle phénoménologique complet prenant en compte toutes les directions spatiales de propagation des gaz. Ce modèle, très riche, permet de décrire l'aérodynamique interne et les émissions de polluants. Bien que très précis, il est inutilisable pour la synthèse du contrôle moteur en raison des importants temps de calcul.

Des logiciels existent afin de simuler les moteurs à combustion interne, comme Wave² ou GT-Power³, pour les modèles 1D HF, ou Amesim⁴, pour les modèles 0D HF. Ces modèles complexes et précis seront appelés ici *simulateurs* pour les différencier des modèles utilisés dans le contrôle proprement dit, le plus souvent BF. Cette tendance va tout doucement changer avec l'arrivée de calculateurs de plus en plus puissants.

La figure 2.1 montre comment les différents modèles sont utilisés dans le cycle de développement du contrôle moteur. La démarche de conception est la suivante :

1. identification d'un simulateur moteur 0D/1D HF,
2. apprentissage à partir du simulateur d'un modèle 0D BF (de variables mesurées ou non),
3. conception du schéma de contrôle,
4. simulation et pré-calibration du contrôle sur le simulateur,
5. validation du contrôle sur le simulateur,
6. ré-apprentissage éventuel à partir du moteur du modèle 0D BF des variables mesurées,
7. calibration du contrôle,
8. test final du contrôle sur le moteur.

2.3 Modèles pour le contrôle moteur

Les modèles boîte grise 0D BF utilisés ici pour le contrôle de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé turbocompressé avec déphaseurs d'arbre à cames sont

¹Modèle temporel sans prise en compte de l'espace

²Wave Web Site, Ricardo, www.ricardo.com/engineeringservices

³GT-power Web Site, Gamma Technologies, www.gtisoft.com

⁴Amesim Web Site, Imagine, www.amesim.com

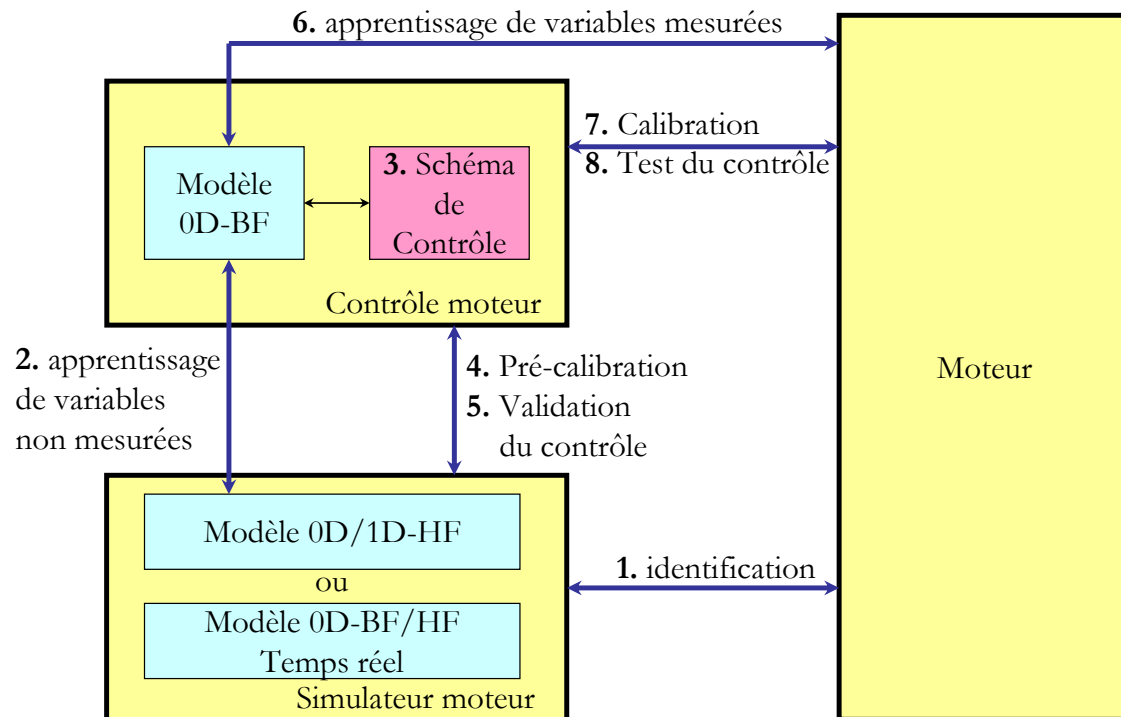


FIG. 2.1: Interaction des différents modèles pour la conception d'un contrôle moteur

présentés ici. L'architecture des modèles utilisés est détaillée à la figure 2.2. Tout d'abord, le modèle du couple, qui est fonction de la masse d'air enfermée dans le cylindre, modélisée par le *remplissage*, est présenté. Ce modèle de masse d'air dépend de variables définies dans le collecteur (en particulier la pression). Ensuite, le turbocompresseur est modélisé (en particulier le débit). Enfin, le modèle de taux de gaz résiduels est détaillé.

2.3.1 Couple

Le modèle du couple ici présenté est un exemple typique de la modélisation 0D BF, boîte gris foncé. Les entrées sont choisies pour des considérations physiques et les paramètres sont identifiés à partir de données expérimentales. En fixant l'avance à l'allumage à son optimum (cf. §1.2.3) et la richesse, le couple indiqué C_i est fonction de la masse d'essence injectée et donc de la masse d'air enfermée dans le cylindre (1.9). Par conséquent et en faisant l'hypothèse de quasi-statisme, le couple indiqué C_i est une fonction de la masse d'air enfermée m_{air_cyl} et du régime moteur N_e (Stefanopoulou, 1996) sous l'hypothèse d'une combustion stœchiométrique ($\phi = 1$) et d'une avance à l'allumage optimale :

$$C_i = f(N_e, m_{air_cyl}) \quad (2.1)$$

Cette relation est souvent fournie par une cartographie, comme le montre la figure 2.3. Cette dernière a été obtenue à partir de mesures expérimentales (cf. chapitre 5).

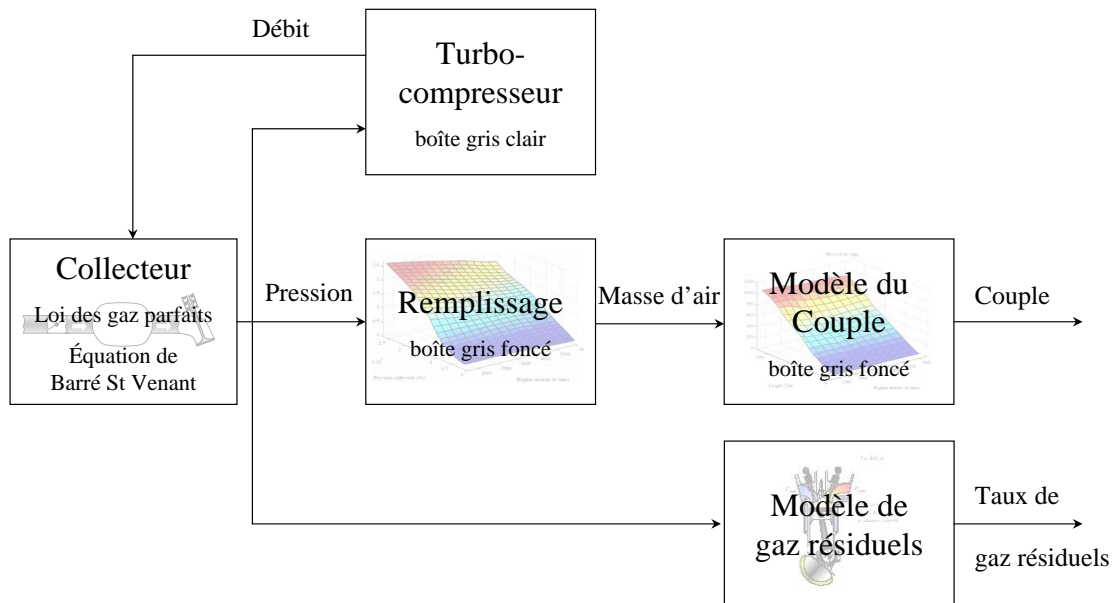


FIG. 2.2: Architecture des modèles moteur utilisés

Une cartographie inverse sera utilisée dans le contrôle moteur pour calculer la consigne de masse d'air à partir de la consigne de couple. L'avance à l'allumage est gérée séparément de la masse d'air par les «chapeaux d'avance» (figure 1.5), qui permet de détériorer (ou non) directement le rendement de combustion (donc pénalisante au regard de la consommation).

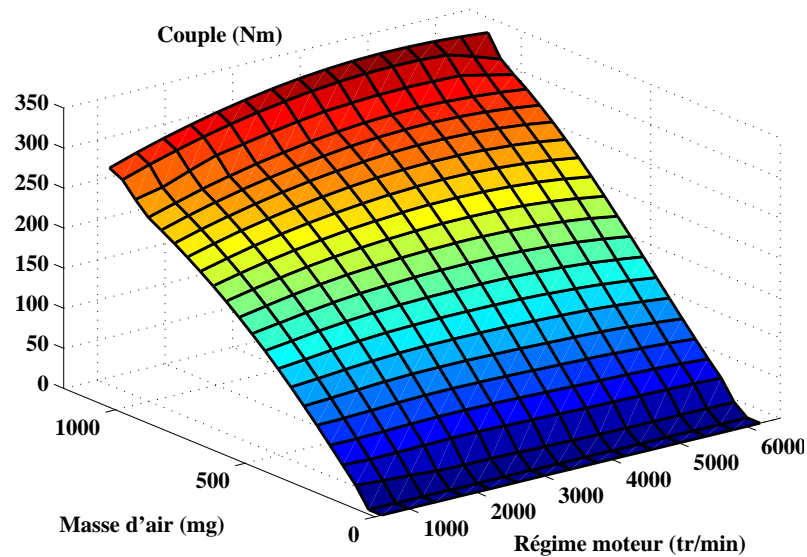


FIG. 2.3: Cartographie du couple (Nm) en fonction de la masse d'air enfermée (mg) et du régime moteur (tr/min)

2.3.2 Remplissage

Ce paragraphe présente la détermination de la masse d'air enfermée dans le cylindre. Selon le modèle utilisé HF ou BF, la précision sera différente.

Par définition, le remplissage $\eta_{vol}^{(p,T)}$ est le rapport entre la masse d'air qui pénètre dans le cylindre et la masse d'air qui pourrait y pénétrer en théorie, compte tenu des caractéristiques des gaz (pression p et température T) dans la conduite d'admission :

$$\eta_{vol}^{(p,T)} = \frac{\text{Masse d'air réelle}}{\text{Masse d'air théorique}^{(p,T)}} \quad (2.2)$$

Le plus souvent, la masse d'air théorique est calculée à partir de l'équation des gaz parfaits appliquée au collecteur d'admission (Andersson, 2002) :

$$\text{Masse d'air théorique}^{(p_{man}, T_{man})} = \frac{p_{man} V_{cyl}}{r T_{man}} \quad (2.3)$$

où T_{man} et p_{man} sont respectivement la température et la pression dans le collecteur, V_{cyl} est la cylindrée unitaire et r est la constante des gaz parfaits. Cette dernière est calculée par la relation de Mayer : $r = c_p - c_v$, où c_p et c_v sont les chaleurs massiques respectivement à pression et volume constants.

Au banc moteur, la masse d'air réelle peut être déterminée :

- par intégration du débit d'air mesuré au papillon d'admission (sans balayage, cf. §1.4.5),
- par la relation (1.9), c'est-à-dire à partir de la masse d'essence injectée et de la richesse.

En modélisation 0D HF, la masse d'air entrant dans le cylindre m_{air_cyl} est l'intégrale du débit d'air massique D_{cyl} entre l'instant d'Ouverture de la soupape d'Admission (OA) et sa Fermeture (FA) :

$$m_{air_cyl} = \int_{OA}^{FA} D_{cyl} dt \quad (2.4)$$

En modélisation 0D BF, la masse d'air admise dans le cylindre m_{air_cyl} , par exemple nécessaire pour obtenir le couple C_i , est classiquement modélisée à partir du taux de remplissage η_{vol} :

$$m_{air_cyl} = \eta_{vol} \times \text{Masse d'air théorique} \quad (2.5)$$

La masse d'air (2.5) admise devient alors, avec (2.3) :

$$m_{air_cyl} = \eta_{vol}^{(p_{man}, T_{man})} \frac{p_{man} V_{cyl}}{r T_{man}} \quad (2.6)$$

En modélisation 0D BF, le taux de remplissage est toujours déterminé par un modèle boîte gris foncé générique (cf §2.4).

Dans un moteur classique sans distribution variable, le remplissage est cartographié en fonction du régime N_e et de la pression collecteur p_{man} :

$$\eta_{vol} = f(N_e, p_{man}) \quad (2.7)$$

Cette relation suppose que la température et la pression d'échappement n'influent pas sur le remplissage. En moteur turbocompressé, cette hypothèse est discutable et un observateur «bouclé» de remplissage peut être envisagé (Andersson, 2002).

Le remplissage peut aussi être cartographié en fonction du régime et la pression corrigés respectivement par la température collecteur T_{man} et la pression ambiante p_{amb} (Chevalier *et al.*, 2000) :

$$\eta_{vol} = f\left(\frac{N_e}{\sqrt{T_{man}}}, \frac{p_{man}}{p_{amb}}\right) \quad (2.8)$$

Ce modèle permet en plus de prendre en compte la variation de pression atmosphérique p_{amb} . La présence du terme $\sqrt{T_{man}}$ au dénominateur du régime moteur se justifie par le fait que la longueur des ondes acoustiques est proportionnelle à $\frac{\sqrt{T_{man}}}{N_e}$ pour une géométrie de collecteur fixée.

Les déphaseurs d'arbre à cames influant sur le remplissage, il est nécessaire de les prendre en compte pour le modèle de la masse d'air admise dans le cylindre.

Pour un moteur avec des déphaseurs d'arbre à cames identiques à l'admission et à l'échappement (*Dual Equal Variable Camshaft Timing*) ($VCT_{in} = VCT_{exh} = VCT$), les modèles suivants peuvent être choisis (Jankovic *et al.*, 1998) :

$$\eta_{vol} = f_1(N_e, VCT)p_{man} + f_2(N_e, VCT) \quad (2.9)$$

avec f_1 et f_2 des polynômes d'ordre peu élevé, ou bien (Stefanopoulou *et al.*, 1998) :

$$\eta_{vol} = f_3(N_e, VCT, p_{man}) \quad (2.10)$$

avec f_3 un polynôme d'ordre 3.

Le seul modèle prenant en compte des déphaseurs indépendants à l'admission et à l'échappement (*Twin Independent Variable Camshaft Timing*, Ti-VCT) ($VCT_{in} \neq VCT_{exh}$) a été développé dans (Jankovic et Magner, 2002) comme une évolution du modèle (2.9) :

$$\eta_{vol} = f_1(N_e, VCT_{in}, VCT_{exh})p_{man} + f_2(N_e, VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (2.11)$$

Mais la validité de ce modèle polynomial linéaire en pression collecteur n'a pas été démontrée.

Dans ce travail, un modèle statique neuronal global sera déterminé (cf. §5.4) :

$$\eta_{vol} = f_{nn}(p_{man}, N_e, VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (2.12)$$

Dans le chapitre 5, les différents modèles neuronal, polynomial, polynomial linéaire en pression collecteur) seront comparés.

2.3.3 Collecteur

Nous avons vu que la masse d'air (2.6) est fonction de la pression collecteur p_{man} . Nous cherchons donc ici à modéliser cette pression. La dynamique de l'air dans le collecteur peut être décrite par le modèle de remplissage - vidage (*filling-emptying*) qui exprime le bilan de masse d'air dans la pipe d'admission (figure 2.4).

Le collecteur étant supposé indéformable, son volume est constant. La relation des gaz parfaits permet d'obtenir la pression p_{man} :

$$p_{man} = \frac{r T_{man} m_{man}}{V_{man}} \quad (2.13)$$

où T_{man} et m_{man} sont respectivement la température et la masse de gaz dans le collecteur d'admission, r la constante des gaz parfaits, V_{man} le volume fixé du collecteur.

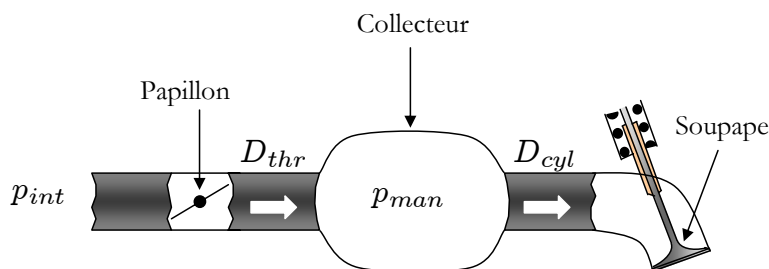


FIG. 2.4: Schéma du collecteur d'admission

En dérivant (2.13) et en considérant une composition et une température constantes (ou à variation lente) dans la pipe d'admission, il vient :

$$\frac{dp_{man}}{dt} = \frac{r T_{man} \frac{dm_{man}}{dt}}{V_{man}} = \frac{r T_{man} (D_{thr} - D_{cyl})}{V_{man}} \quad (2.14)$$

où D_{thr} et D_{cyl} sont respectivement les débits massiques au papillon et à la soupape d'admission. Le calcul de ces deux débits est détaillé ci-dessous.

Pour le débit à la soupape D_{cyl} , il est possible d'écrire :

$$m_{air_cyl} = \int_0^{t_{PMH}} D_{cyl} dt \quad (2.15)$$

où t_{PMH} est la période entre 2 PMH admission, en secondes (figure 2.5) :

$$t_{PMH} = \frac{t_{cycle}}{n_{cyl}} = \frac{2 \times t_{tour}}{n_{cyl}} = \frac{2 \times 60}{N_e n_{cyl}} \quad (2.16)$$

où t_{cycle} est le temps d'un cycle ($720^\circ V$), t_{tour} le temps d'un tour ($360^\circ V$), N_e le régime moteur en tr/min et n_{cyl} le nombre de cylindres. t_{PMH} est une approximation négligeant l'ouverture de deux soupapes d'admission de différents cylindres en même temps.

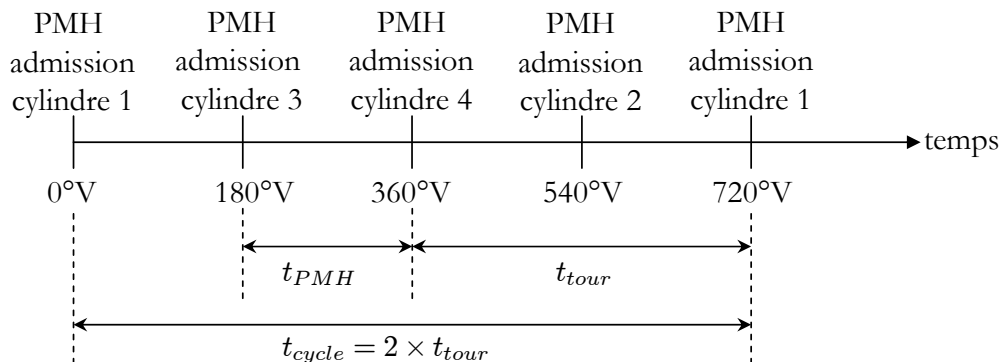


FIG. 2.5: Evolution des PMH admission pour un moteur à 4 cylindres

Le débit étant considéré constant dans le cycle dans les modèles 0D BF, il vient :

$$m_{air_cyl} = D_{cyl} t_{PMH} = D_{cyl} \frac{2 \times 60}{N_e n_{cyl}} \quad (2.17)$$

En combinant (2.6) et (2.17), le débit à la soupape d'admission s'écrit finalement :

$$D_{cyl} = \frac{n_{cyl} \eta_{vol}^{(p_{man}, T_{man})} V_{cyl} p_{man} N_e}{120 r T_{man}} \quad (2.18)$$

Au papillon, le débit D_{thr} s'exprime à l'aide de l'équation de Barré de St-Venant (Heywood, 1988) :

$$D_{thr} = S_{thr} p_{int} f(T_{thr}, p_{man}/p_{int}) \quad (2.19)$$

où S_{thr} est la section efficace du papillon, p_{int} est la pression de suralimentation, T_{thr} la température au niveau du papillon, le plus souvent supposée égale à la température collecteur T_{man} , et avec :

$$f(T, Rp) = \begin{cases} \sqrt{\frac{2\gamma}{(\gamma-1)rT} \left(Rp^{\frac{2}{\gamma}} - Rp^{\frac{\gamma+1}{\gamma}} \right)} & \text{si } Rp \geq \left(\frac{2}{\gamma+1} \right)^{\frac{\gamma}{\gamma-1}} \simeq 0.5 \\ \sqrt{\frac{2\gamma}{(\gamma-1)rT} \left(\left(\frac{2}{\gamma+1} \right)^{\frac{2\gamma}{\gamma-1}} - \left(\frac{2}{\gamma+1} \right)^{\frac{\gamma+1}{\gamma-1}} \right)} & \text{sinon} \end{cases} \quad (2.20)$$

où γ est le coefficient isentropique, environ égal à 1,4 et Rp le rapport de la pression en aval sur la pression en amont.

Ce modèle de pression collecteur, utilisant les équations (2.14), (2.18) et (2.19)-(2.20), sera indispensable pour contrôler le papillon (cf. chapitre 4) et pour prédire la masse d'air enfermée dans le cylindre (cf. chapitre 5).

2.3.4 Turbocompresseur

Le turbocompresseur étant l'assemblage de deux machines, la turbine et le compresseur, sa modélisation passe naturellement par la construction de trois modèles : le compresseur, la turbine et l'axe turbo qui assure le couplage (Muller *et al.*, 1998; Eriksson *et al.*, 2002a). La figure 2.6 montre l'interconnexion des modèles.

1. L'axe turbo, reliant la turbine et le compresseur, est modélisé par l'équation fondamentale de la dynamique, régissant la vitesse de rotation du turbo ω_{turb} :

$$\frac{d\omega_{turb}}{dt} = \frac{1}{I_{turb} \omega_{turb}} (P_{turb} - P_{comp} - P_{frot}) \quad (2.21)$$

où P_{comp} , P_{turb} et P_{frot} sont respectivement la puissance du compresseur, de la turbine et de frottements, et I_{turb} l'inertie du turbocompresseur. En règle générale, les frottements P_{frot} sont négligés.

2. Le compresseur est modélisé par un modèle gris clair, avec :
 - en entrée, la pression après l'échangeur p_{int} et le régime turbo ω_{turb} ,
 - en sortie, la température T_{comp} , le débit D_{comp} et la puissance P_{comp} du compresseur.
3. La turbine et sa vanne de décharge ou *wastegate* (*WG*) sont modélisées par un modèle gris clair, avec :
 - en entrée, les conditions thermodynamiques à l'échappement (température T_{exh} et pression p_{exh}) et le régime turbo ω_{turb} ,
 - en sortie, le débit D_{turb} et la puissance P_{turb} de la turbine.

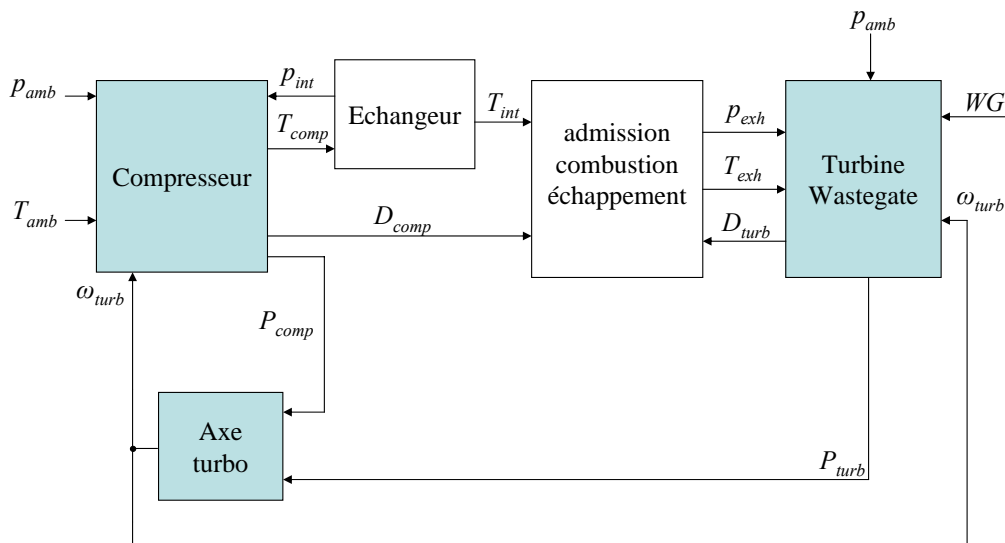


FIG. 2.6: Représentation graphique du modèle du turbocompresseur

Compresseur

Deux équations thermodynamiques régissent le compresseur (Muller *et al.*, 1998; Talon, 2004). La première permet de calculer la puissance P_{comp} fournie par le compresseur :

$$P_{comp} = \frac{D_{comp} c_p T_{amb}}{\eta_{comp}} \left(\left(\frac{p_{int}}{p_{amb}} \right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} - 1 \right) \quad (2.22)$$

et la seconde le rendement isentropique η_{comp} :

$$\eta_{comp} = \frac{\left(\frac{p_{int}}{p_{amb}}\right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} - 1}{\frac{T_{comp}}{T_{amb}} - 1} \quad (2.23)$$

où D_{comp} est le débit du compresseur, T_{amb} et T_{comp} les températures respectivement ambiante et après compresseur, p_{amb} et p_{int} les pressions respectivement ambiante et suralimentation, c_p la chaleur massique à pression constante et γ le coefficient isentropique.

L'association de ces deux équations et des caractéristiques des compresseurs, appelées *champs*, permet de modéliser complètement la partie compresseur. Ces champs (figure 2.7), construits à partir d'essais expérimentaux, sont donnés par le constructeur. Relativement pauvres en nombre de points, ils expriment le rendement η_{comp} et la vitesse de rotation ω_{turb} en fonction du rapport de pression $\frac{p_{int}}{p_{amb}}$ et du débit massique D_{comp} . En réalité, les fabricants de compresseurs livrent des champs corrigés en fonction d'une pression et d'une température de référence. Afin d'alléger les notations ces normalisations sont omises ici.

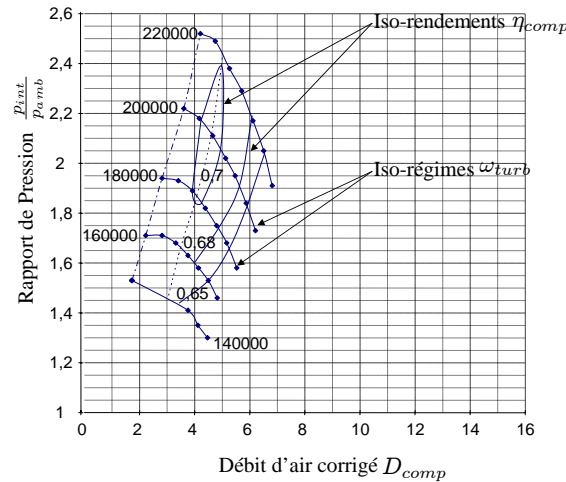


FIG. 2.7: Exemple de champs compresseur (source Garrett)

A partir de ces champs, les deux cartographies suivantes sont déduites :

$$D_{comp} = f_1 \left(\omega_{turb}, \frac{p_{int}}{p_{amb}} \right) \quad (2.24)$$

$$\eta_{comp} = f_2 (\omega_{turb}, D_{comp}) \quad (2.25)$$

La modélisation du compresseur se décompose alors en :

1. calcul de D_{comp} par l'équation (2.24),
2. calcul de η_{comp} par l'équation (2.25),
3. calcul de P_{comp} par l'équation (2.22),
4. calcul de T_{comp} à partir de l'équation (2.23).

Turbine

Comme pour le compresseur, deux relations thermodynamiques régissent la turbine. La première équation permet de calculer la puissance P_{turb} fournie par la turbine :

$$P_{turb} = D_{turb} c_p T_{exh} \eta_{turb} \left(1 - \left(\frac{p_{exh}}{p_{amb}} \right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} \right) \quad (2.26)$$

et la deuxième équation le rendement isentropique η_{turb} :

$$\eta_{turb} = \frac{1 - \frac{T_{exh}}{T_{turb}}}{1 - \left(\frac{p_{exh}}{p_{amb}} \right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}}} \quad (2.27)$$

où D_{turb} est le débit du compresseur, T_{exh} et T_{turb} les températures respectivement à l'échappement et après turbine, p_{exh} et p_{amb} les pressions respectivement à l'échappement et ambiante, c_p la chaleur massique à pression constante et γ le coefficient isentropique.

Comme pour le compresseur, des champs (figure 2.8) permettent de caractériser la turbine. Ces champs donnent le rendement η_{turb} et le débit massique D_{turb_champ} en fonction du rapport de pression $\frac{p_{exh}}{p_{amb}}$ et de la vitesse de rotation ω_{turb} .

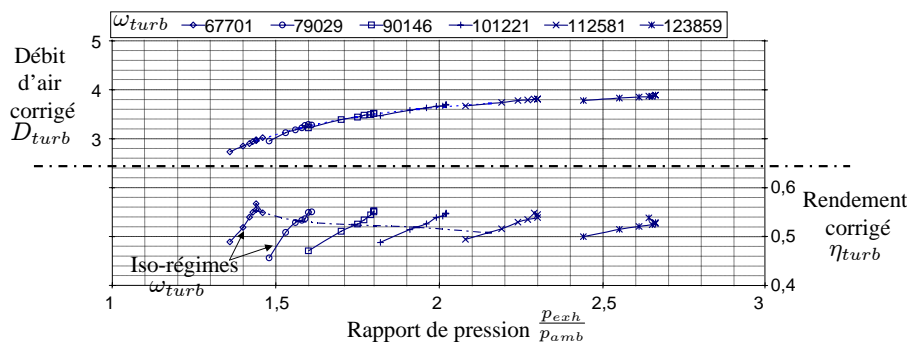


FIG. 2.8: Exemple de champs turbine (source Garrett)

A partir de ces champs, les deux cartographies suivantes sont déduites :

$$D_{turb_champ} = f_3 \left(\omega_{turb}, \frac{p_{exh}}{p_{amb}} \right) \quad (2.28)$$

$$\eta_{turb} = f_4 \left(\omega_{turb}, \frac{p_{exh}}{p_{amb}} \right) \quad (2.29)$$

Enfin, au débit D_{turb_champ} est retranché le débit contournant la turbine et passant à travers la vanne de décharge de la turbine ou wastegate D_{WG} pour donner le débit réel passant dans la turbine D_{turb} :

$$D_{turb} = D_{turb_champ} - D_{WG} \quad (2.30)$$

Ce dernier débit D_{WG} est souvent modélisé par une loi de Barré de St-Venant (2.20) faisant intervenir les pressions en amont et en aval de la wastegate ainsi que de la température en amont de la wastegate. La difficulté réside alors dans la calibration de la section de passage de la wastegate.

La modélisation de la turbine se déroule alors comme suit :

1. calcul de D_{turb_champ} par l'équation (2.28),
2. calcul de D_{turb} par l'équation (2.30) et (2.20),
3. calcul de η_{turb} par l'équation (2.29),
4. calcul de P_{turb} par l'équation (2.26),
5. calcul de T_{turb} à partir de l'équation (2.27).

Remarques

Pour modéliser les turbocompresseurs, il est nécessaire de connaître les quatre champs f_1 (2.24), f_2 (2.25), f_3 (2.28) et f_4 (2.29) qui sont en principe des cartographies expérimentales données par les constructeurs de turbomachines. Ces cartographies ne peuvent pas être directement utilisées dans les modèles, car l'interpolation linéaire classiquement utilisée n'est pas continûment dérivable et peut entraîner des discontinuités dans la simulation. Plus grave, le nombre de points et la zone de fonctionnement donnés par les constructeurs étant en général trop petits, l'extrapolation, notamment aux faibles régimes turbo, va donner des valeurs aberrantes. Pour pallier ces problèmes, des méthodes d'interpolation et d'extrapolation sont disponibles dans la littérature (Moraal et Kolmanovsky, 1999; Talon, 2004). Une autre solution consiste à calibrer ce modèle par rapport à des données expérimentales. Cependant, ces mesures ne sont pas toujours disponibles au banc moteur, en particulier le régime du turbocompresseur et les pressions et températures en amont et en aval de la turbine et du compresseur.

Ce modèle de turbocompresseur est quasiment toujours utilisé, à quelques variantes près, dans les simulateurs 0-1D. Il donne de bons résultats et présente l'avantage d'utiliser des cartographies fournies par les constructeurs ne nécessitant pas d'autres essais de caractérisation.

En revanche, ce modèle est difficilement exploitable pour le contrôle moteur à cause de :

- la difficulté d'interpolation et d'extrapolation : un travail de modélisation des champs est nécessaire,
- la caractérisation de la wastegate à effectuer,
- la difficulté de rebouclage de ce modèle à cause du grand nombre de variable non mesurées : pression et température d'échappement, régime du turbocompresseur, . . . ,
- la difficulté de dérivation de ce modèle par rapport aux entrées, qui peut être très utile pour le contrôle.

2.3.5 Gaz résiduels

Dans la section 1.4.4, nous avons vu qu'il était primordial de contrôler le taux de gaz brûlés résiduels, car ils influent fortement sur la formation des polluants. Pour contrôler ce taux, un modèle est incontournable, puisque ces gaz ne sont pas mesurables avec des capteurs traditionnels. La fraction massique χ_{res} de gaz résiduels est donnée par :

$$\chi_{res} = \frac{m_{res}}{m_{tot}} \quad (2.31)$$

où m_{res} et m_{tot} sont respectivement la masse de gaz résiduels et la masse totale de gaz enfermés dans le cylindre.

Le début de cette section détaille alors un modèle temps réel du taux de gaz résiduels. Celui-ci devant être recalé, les différentes techniques existantes de détermination de ces gaz sont exposées. Enfin, la validité des simulateurs 0D et 1D pour les gaz brûlés résiduels est discutée. Ces simulateurs, ainsi validés, permettront dans le chapitre 5 d'identifier des modèles boîte grise de gaz brûlés résiduels.

Modèles pour le contrôle moteur

Les modèles utilisés dans le contrôle moteur ne doivent pas nécessiter des calculs trop complexes, pour cela les modèles 0D BF sont intéressants. Le seul modèle physique de gaz résiduels 0D BF disponible est déterminé à partir d'un cycle à 4 temps théorique à allumage commandé (Fox *et al.*, 1993). Il donne la fraction massique de gaz résiduels χ_{res} :

$$\chi_{res} = \frac{1}{C} \frac{r_c - 1}{r_c} \frac{OF}{N_e} \left(\frac{p_{exh}}{p_{man}} \right)^{\frac{\gamma+1}{2\gamma}} \sqrt{\frac{p_{exh} - p_{man}}{\rho_{man}}} + \frac{1}{C} \left(\frac{p_{exh}}{p_{man}} \right)^{1/\gamma} \frac{1}{r_c} \quad (2.32)$$

où N_e est le régime moteur, OF le facteur de croisement, p_{exh} et p_{man} les pressions respectivement à l'échappement et à l'admission, γ le coefficient isentropique, ρ_{man} la masse volumique des gaz dans le collecteur, r_c le rapport volumétrique de compression.

Le premier terme correspond aux gaz refoulés de l'échappement vers le cylindre et le deuxième terme aux gaz qui sont restés dans les volumes morts.

Le facteur C de l'équation (2.32) s'écrit :

$$C = \left(1 + \frac{PCI}{c_v T_{man} (1 + PCO) r_c^{\gamma-1}} \right)^{1/\gamma} \quad (2.33)$$

où c_v est la chaleur massique des gaz à volume constant, T_{man} la température dans le collecteur, PCO le Pouvoir COMburivore, PCI le Pouvoir Calorifique Inférieur. Le rapport volumétrique de compression r_c est défini par :

$$r_c = \frac{V_{cyl} + V_m}{V_m} \quad (2.34)$$

où V_m est le volume mort et V_{cyl} la cylindrée unitaire.

Le facteur de croisement OF , en $^\circ/m$, est défini par la relation suivante :

$$OF = \frac{A_{in}d_{in} + A_{exh}d_{exh}}{V_{cyl}} \quad (2.35)$$

où d_{in} et d_{exh} sont les diamètres des soupapes respectivement d'admission et d'échappement et V_{cyl} la cylindrée unitaire. A_{in} (respectivement A_{exh}) correspond à l'aire de la levée des soupapes entre le point de croisement et l'ouverture de la soupape d'admission (respectivement la fermeture de la soupape d'échappement), comme le montre la figure 2.9. Le facteur de croisement OF , image de la durée de croisement des soupapes et de la perméabilité de la culasse, indique donc la propension de la distribution à produire du refoulement (*backflow*).

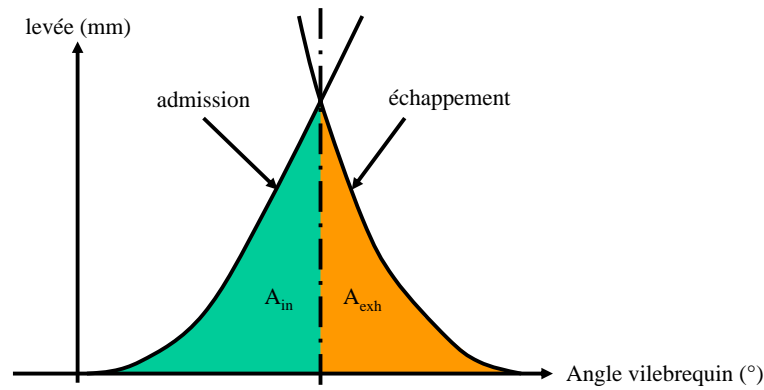


FIG. 2.9: Détermination des aires de passage durant le croisement

En introduisant un terme qui prend en compte la richesse ϕ (Giansetti, 2005), le modèle (2.32) donne :

$$\chi_{res} = C_1 \frac{OF}{N_e} \left(\frac{p_{exh}}{p_{man}} \right)^{C_2} \sqrt{|p_{exh} - p_{man}|} + \frac{C_3 \phi^{C_4}}{r_c} \left(\frac{p_{exh}}{p_{man}} \right)^{C_5} \quad (2.36)$$

où $C_i, i = 1, \dots, 5$, sont des constantes à déterminer à partir d'essais.

D'après (Fox *et al.*, 1993), le balayage (cf. §1.4.5) peut très bien être pris en compte dans ce modèle par l'intermédiaire de la constante C_1 . Pendant des phases de balayage ($p_{man} > p_{exh}$), cette constante deviendrait négative.

Ce modèle donne de bons résultats, mais il présente trois problèmes majeurs. Le premier est sa difficulté d'implémentation dans un contrôle moteur due à l'inclusion de la pression d'échappement p_{exh} qui n'est pas mesurée sur un véhicule de série. Cependant, cette pression p_{exh} peut être modélisée :

- sur un moteur traditionnel, par un modèle fonction du régime N_e et de la pression admission p_{man} ,
- sur un moteur avec une distribution variable, par un modèle fonction du régime N_e , de la pression admission p_{man} et de la position des soupapes (par exemple, le phasage dans le cas de déphaseurs d'arbre à cames).

Le deuxième problème lié à ce modèle est sa nécessaire calibration, au mieux à partir de mesures expérimentales, au pire à partir d'un simulateur. Nous allons voir que

les paramètres C_i du modèle peuvent être estimés à partir d'un simulateur 0D/1D, car ce dernier donne une bonne estimation des résiduels.

Enfin, le modèle, qui fait intervenir un facteur de croisement OF , ne donne pas de bons résultats pour des soupapes complètement décroisées.

Dans le chapitre 5, les gaz brûlés résiduels seront modélisés par un modèle boîte noire. Par exemple, dans (Beham *et al.*, 2004), les réseaux de neurones ont été utilisés pour les moteurs avec distribution variable. La pression d'échappement n'étant pas mesurée, ses entrées seront choisies à partir du modèle décrit à l'équation (2.36) : la pression collecteur p_{man} , le régime moteur N_e , le déphaseur admission VCT_{in} et le déphaseur échappement VCT_{exh} . L'identification de ce modèle nécessitera une base d'apprentissage incluant les variables d'entrées précitées et la variable de sortie, la masse de gaz brûlés résiduels et la masse d'air balayée. Pour cela, les différentes méthodes de détermination du taux de gaz résiduels sont présentées ici. Enfin, la mesure effective (mais non en temps réel) et l'estimation par un code de calcul seront comparées.

Méthodes de détermination

Le taux de gaz résiduels peut être déterminé par de nombreuses méthodes. Le tableau 2.1 présente les avantages et inconvénients de chaque méthode (Giansetti, 2005).

Méthode	Avantage	Inconvénient
<i>Analyse à l'échappement</i>	Mise en œuvre simple	Mesure locale
<i>Prélèvement cylindre</i>	Mesure directe et précise	Mise en œuvre complexe
<i>Visualisation</i>	Homogénéité vérifiée	Mise en œuvre complexe Mesure locale
<i>Code 0D ou 1D HF</i>	Mise en œuvre simple Temps de calcul raisonnable Accès à beaucoup de variables	Résultats estimés
<i>Code 3D</i>	Mise en œuvre simple Accès à toutes les variables	Résultats estimés Temps de calcul important

TAB. 2.1: Avantages et inconvénients des principales techniques de détermination des gaz résiduels.

L'analyse à l'échappement est une technique consistant à prélever et à analyser un échantillon des gaz d'échappement (Giansetti *et al.*, 2005). La quantité prélevée étant souvent très faible, la mesure, effectuée localement, ne représente pas obligatoirement le comportement global du phénomène étudié. En outre, pour quantifier

les résiduels, la composition des gaz contenus dans le cylindre et à l'échappement doit être modifiée. Ainsi, la méthode de dilution successive consiste à effectuer une coupure d'allumage tout en conservant l'injection de carburant. Les gaz brûlés du cycle courant sont dilués par les gaz frais provenant du cycle suivant. Au cycle suivant, les gaz résiduels sont dilués par le mélange frais admis et ainsi de suite. Il est ensuite possible de remonter à la fraction massique de gaz résiduels χ_{res} à partir de la concentration d'hydrocarbures imbrûlés dans les gaz d'échappement. L'analyse à l'échappement présente le gros avantage d'être simple à mettre en œuvre.

Le prélèvement dans le cylindre est plus difficile à mettre en œuvre, car il faut avoir un accès à la chambre de combustion, piloter une vanne rapide de prélèvement et analyser ensuite les gaz prélevés. Les concentrations des gaz avant combustion et après combustion sont ensuite comparés. Sur les moteurs à allumage commandé, le prélèvement débute à la fermeture des soupapes d'admission et se termine juste avant l'ouverture des soupapes d'échappement. Des coupures d'allumage sont donc indispensables pour mesurer la concentration sans combustion. C'est la mesure de CO_2 qui permet de remonter à la fraction de gaz résiduels. Toutes ces conditions étant réunies, la mesure obtenue est représentative du phénomène car une grande quantité de gaz est prélevée.

Des méthodes de visualisation, qui utilisent des accès optiques, permettent d'obtenir des coupes 2D de la chambre de combustion. Elles présentent l'avantage d'être non intrusives mais demandent un équipement spécifique (moteur transparent) et restent locales.

Des codes de calcul, 0D ou 1D, qui permettent de s'affranchir des problèmes expérimentaux, existent, mais les résultats obtenus ne sont que des estimations et nous allons vérifier leur validité.

Validité des codes de calcul

Deux codes de calcul sont comparés :

- code de calcul 0D prenant en compte l'inertie des gaz,
- code de calcul 1D.

Ils seront comparés au prélèvement dans le cylindre, considéré comme la *méthode de référence*, puisque c'est une mesure directe. Cette méthode a été expérimentée sur un monocylindre à injection indirecte de 500 cm³ dont les caractéristiques sont représentatives d'un moteur de série d'une cylindrée de 2L. Ce travail a été effectué en étroite collaboration avec Pascal Giansetti (Giansetti *et al.*, 2006).

Le code 0D, implanté ici dans le logiciel Amesim, peut prendre en compte l'espace par discrétisation de la pipe d'admission. Pour cet exemple, la pipe d'admission n'a pas été discrétisée pour réduire le temps de calcul. Le code 1D, implanté ici dans le logiciel Wave, prend en compte naturellement l'espace (dans une seule dimension).

Ces codes doivent être recalés par rapport à des mesures expérimentales. En effet, les gaz résiduels sont dus en partie au refoulement (ou *backflow*) dans la pipe d'admission. Une bonne estimation des débits aux soupapes d'admission et d'échappement est essentielle. Malheureusement, aucune mesure de débit ne peut être effectuée aux soupapes d'admission et d'échappement. La détermination des débits

dépend donc d'une bonne estimation des pressions dans le cylindre et des pressions dans la pipe d'admission. La figure 2.10, qui représente un diagramme de Clapeyron (cf. page 25), montre que les grandeurs simulées par Amesim et Wave sont très proches des mesures expérimentales. Une moyenne sur plusieurs cycles mesurés est effectuée pour obtenir la «mesure moyenne». La figure 2.11 montre que le nombre d'oscillations de pression dans la pipe d'admission est identique selon la méthode employée. De plus, la valeur de la pression fournie par Amesim est très proche des mesures expérimentales. La petite différence entre la pression fournie par Wave et la mesure expérimentale est due à un défaut de calibration des pertes thermiques aux parois.

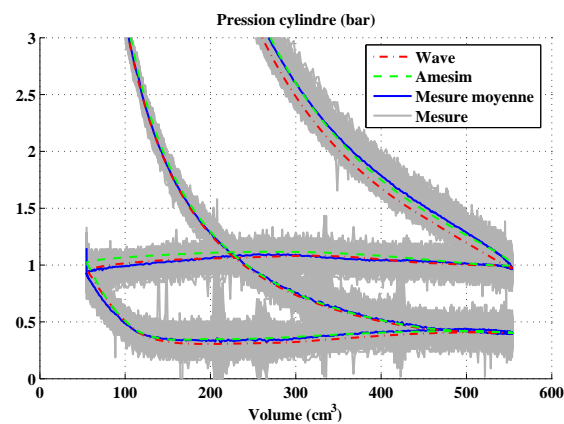


FIG. 2.10: Comparaison des pressions dans le cylindre entre la méthode de référence, le code 0D (Amesim) et le code 1D (Wave)

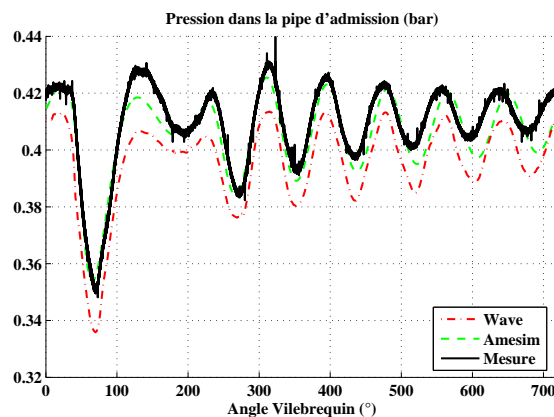


FIG. 2.11: Comparaison des pressions à l'admission entre la méthode de référence, le code 0D (Amesim) et le code 1D (Wave)

La figure 2.12 compare les taux de gaz résiduels estimés par Amesim et Wave et ceux donnés par le prélèvement dans le cylindre. Pour les deux simulateurs, les pressions dans le cylindre et dans la pipe d'admission ont été recalées avec les mesures expérimentales pour chaque cas de cette figure.

Les codes de calcul fournissent une bonne estimation des gaz résiduels à condition de bien les calibrer, sauf lorsque que la levée des soupapes n'est pas centrée sur le

PMH. L'erreur provient de l'hypothèse de mélange instantané dans chaque volume. Ceci se vérifie pour l'essai réalisé avec un OF de $0,41^\circ/m$. Le croisement est centré $24^\circ V$ après le PMH . De même que pour un OF de $1,16^\circ/m$, l'erreur est sensiblement plus importante que pour $OF = 0^\circ/m$. Par contre, le cas où $OF = 2,83^\circ/m$ les résultats donnés par la simulation corroborent bien avec le prélèvement cylindre. Le code de calcul sous-estime la quantité de résiduels dans ces cas de figure. L'hypothèse de mélange instantané dans les éléments de volume doit être remise en cause.

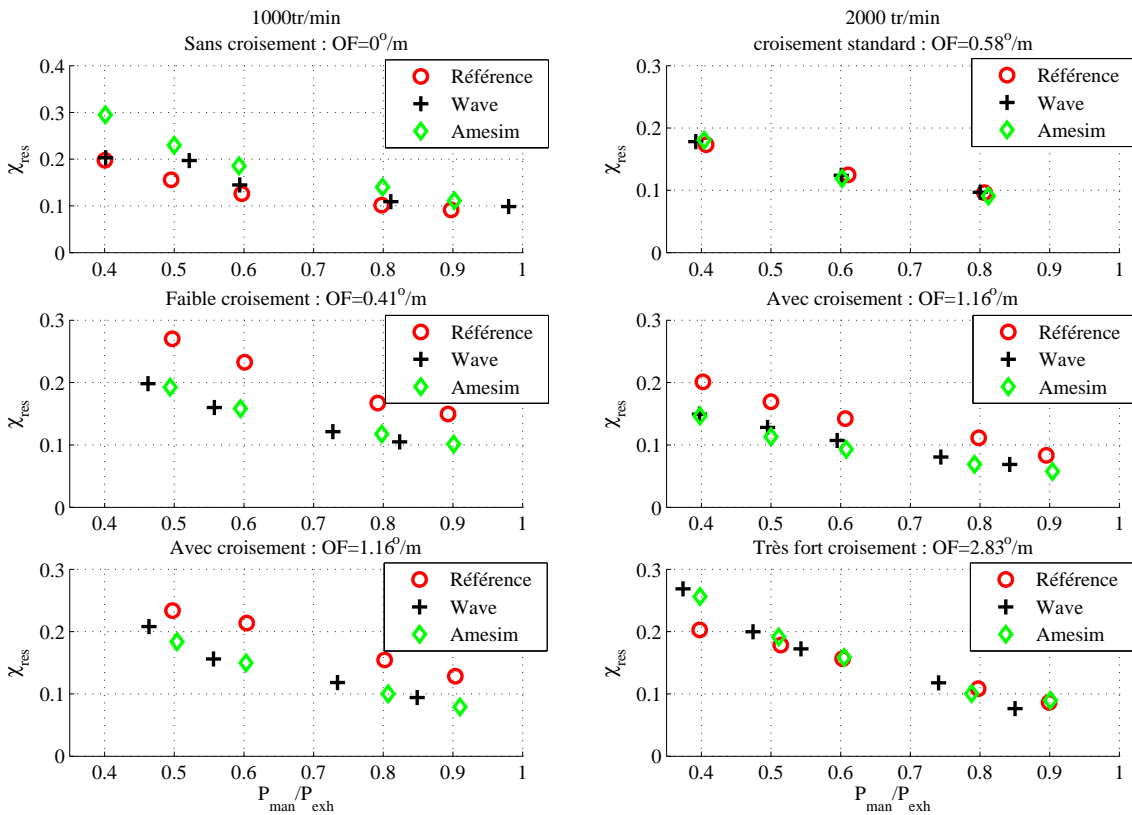


FIG. 2.12: Fraction de gaz résiduels χ_{res} pour trois méthodes de détermination (prélèvement dans le cylindre (référence), Wave et Amesim) en fonction du rapport pression collecteur sur pression échappement, pour deux régimes moteur et différents facteurs de croisement

En conclusion, la mesure du taux de gaz résiduels nécessite un équipement complexe, intrusif et coûteux, indisponible sur un véhicule de série. La modélisation 0D, voire 1D, est par conséquent un bon compromis puisqu'elle permet d'obtenir une estimation correcte pour un temps de calcul raisonnable. Cependant, cette modélisation n'est pas utilisable en temps réel pour le contrôle moteur en raison du temps de calcul encore trop important. Ces simulateurs serviront de base pour les modèles gris foncés développés dans le chapitre 5.

Nous avons vu dans cette section que dans la plupart des cas les modèles utilisés pour le contrôle moteur combinent des modèles gris clairs et gris foncés. Nous présentons ici alors différentes formes de modèles gris foncés ainsi que la démarche générale de modélisation associée.

2.4 Modèles gris foncés

Même si les modèles présentés dans cette section sont souvent considérés boîte noire dans la littérature, ils seront considérés ici comme des modèles gris foncés. En effet, leur structure est de type boîte noire, mais, comme la génération des signaux d'excitation, le choix des entrées et des sorties sont souvent faits à partir de considérations physiques, nous les considérerons gris foncés. Les modèles présentés dans cette section sont en temps discret.

2.4.1 Démarche de modélisation

La démarche générale de la modélisation purement boîte noire comprend plusieurs étapes (Nelles, 2000) :

- choix des entrées du modèle,
- choix des signaux d'excitation,
- choix de l'architecture du modèle,
- optimisation de la structure du modèle et de sa complexité,
- estimation des paramètres du modèle (apprentissage),
- validation du modèle.

Choix des entrées

Si l'ordre du système est petit, le choix des entrées du modèle est souvent réalisé par essais et erreurs et à partir de connaissances a priori. En mécanique, l'influence des différentes variables est souvent relativement facile à déterminer et les entrées du modèle sont choisies à partir de la physique du processus. Néanmoins, dès que le système devient complexe et dynamique, le nombre d'entrées potentielles augmente et il est difficile de qualifier l'influence des différentes variables. Des outils sont alors nécessaires pour déterminer ces influences (Rivals et Personnaz, 2003). Les différentes stratégies possibles sont l'utilisation de toutes les variables, l'essai de toutes les combinaisons possibles entre les variables, la sélection non supervisée (Analyse en Composantes Principales, ACP) qui suppose des dépendances linéaires, et la sélection supervisée qui retient les entrées conduisant à une précision maximale du modèle.

Choix des signaux d'excitation

Le choix des signaux d'excitation requiert de la connaissance sur le système et sur l'objectif final du modèle. Peu d'outils sont disponibles pour cette étape essentielle. Néanmoins, il est possible de donner quelques grandes lignes pour guider le choix. Si le système est linéaire, les signaux d'excitation choisis sont des Signaux Binaires Pseudo Aléatoires (*Pseudo Random Binary Signal*, PRBS). Ces signaux sont des successions d'impulsions rectangulaires binaires modulées dans le temps, qui s'approchent d'un bruit blanc discret, donc avec un contenu riche en fréquence (Landau, 1998).

Par extension, pour les systèmes non linéaires, les signaux d'excitation sont des Signaux Binaires Pseudo Aléatoires Modulés en Amplitude (*Amplitude Modulated*

PRBS, *APRBS*) (Nelles, 2000). Ces signaux sont alors riches en fréquence et en amplitude.

Lorsque que le système est multivariable, le problème du choix des signaux d'excitation devient complexe, notamment à cause des combinaisons des variables entre elles. Il est alors fréquent d'avoir un système sous-excité : les données servant à l'identification sont trop pauvres et le modèle résultant peu descriptif.

Choix de l'architecture

Le choix de l'architecture dépend d'un certain nombre de critères :

- type de problème à résoudre : classification, diagnostic, contrôle, ...
- emploi ultérieur du modèle : prédiction ou simulation,
- système considéré : statique ou dynamique, linéaire ou non linéaire, monovariante ou multivariable, ...
- contraintes de développement : temps disponible, expérience de l'utilisateur, outils disponibles (logiciels et matériels), coûts ...

Optimisation de la structure interne

Une fois l'architecture et les entrées choisies, il est nécessaire d'optimiser la structure interne du modèle afin que le meilleur modèle (au sens d'un critère) soit choisi.

Estimation des paramètres

L'estimation des paramètres du modèle est l'étape la plus simple à automatiser. Elle peut être résolue par l'application de techniques d'optimisation linéaire ou non linéaire (Minoux, 1983).

Validation du modèle

Cette étape, cruciale, permet de savoir si les étapes précédentes ont été exécutées avec succès. Un critère spécifique doit être utilisé en fonction du problème considéré. Si l'objectif final de la modélisation est le contrôle, un critère peut être établi en fonction de la performance et de la robustesse de la commande. Il existe néanmoins des outils permettant de connaître la qualité d'un modèle en fonction de son architecture. Il est tout d'abord possible de valider le modèle sur ses données d'apprentissage. Si la performance du modèle est acceptable, il est nécessaire (ou au moins désirable) de tester le modèle sur d'autres données (couramment appelées données de validation). Les données d'apprentissage et de validation doivent être différentes, mais sont générées de façon similaire. Les méthodes de validation s'appuient souvent sur des informations de corrélation.

Bien qu'assez limité dans leur pouvoir explicatif, les modèles dits linéaires contiennent des éléments qui seront étendus aux modèles non linéaires. Les modèles linéaires, à temps discret, sont tout d'abord rappelés. Puis un modèle générique non linéaire, à temps discret, le modèle neuronal, est présenté, ainsi que les méthodes de validation associées.

2.4.2 Modèles linéaires

Modèles entrée-sortie

Les structures dynamiques monovariabiles SISO linéaires, à temps discret, peuvent être décrites par la famille générale des modèles entrée-sortie (Ljung, 1987) :

$$A(q^{-1})y(k) = \frac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u(k) + \frac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})}b(k) \quad (2.37)$$

où l'entrée est notée $u(k)$, la sortie $y(k)$ et le bruit $b(k)$ (figure 2.13), et où A, B, C, D, F sont des polynômes en l'opérateur retard $q^{-1} : q^{-1}y(k) = y(k-1)$ donnés par :

$$\begin{aligned} A(q^{-1}) &= 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{n_a}q^{-n_a} \\ B(q^{-1}) &= b_0 + b_1q^{-1} + \dots + b_{n_b}q^{-n_b} \\ C(q^{-1}) &= 1 + c_1q^{-1} + \dots + c_{n_c}q^{-n_c} \\ D(q^{-1}) &= 1 + d_1q^{-1} + \dots + d_{n_d}q^{-n_d} \\ F(q^{-1}) &= 1 + f_1q^{-1} + \dots + f_{n_f}q^{-n_f} \end{aligned} \quad (2.38)$$

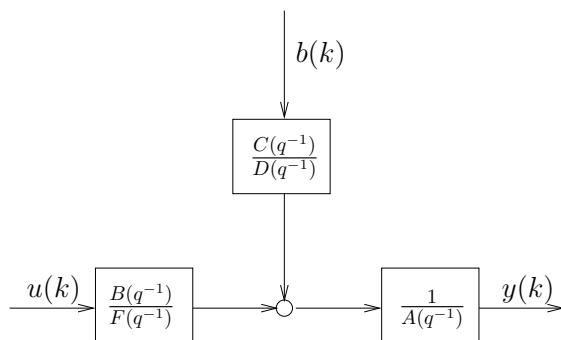


FIG. 2.13: Structure générale du modèle entrée-sortie

La présence éventuelle d'un retard pur sur l'entrée $u(k)$ est omise pour simplifier.

Le prédicteur associé à ce modèle peut s'écrire sous forme «pseudo-linéaire» :

$$\hat{y} = \varphi^T \theta \quad (2.39)$$

où le vecteur des paramètres à estimer est noté θ , la prédiction \hat{y} et les régresseurs φ . Les régresseurs sont donc les «entrées» du prédicteur et peuvent contenir :

- les sorties mesurées y retardées,
- les entrées u retardées,
- les sorties \hat{y} simulées,
- les erreurs de prédiction e .

L'utilisation ou non des différents polynômes de l'équation (2.37) donne les modèles entrée-sortie les plus couramment utilisés :

- le modèle Auto-Régressif (AR) :

$$A(q^{-1})y(k) = \frac{1}{D(q^{-1})}b(k) \quad (2.40)$$

Les entrées du prédicteur AR sont :

$$\varphi(k) = [y(k-1) \dots y(k-n_a)] \quad (2.41)$$

– le modèle Auto-Régressif avec entrée eXogène (ARX) :

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) + b(k) \quad (2.42)$$

Les entrées du prédicteur ARX sont :

$$\varphi(k) = [u(k) \dots u(k-n_b) \ y(k-1) \dots y(k-n_a)] \quad (2.43)$$

– le modèle à erreur de sortie (Output Error, OE) :

$$y(k) = \frac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u(k) + b(k) \quad (2.44)$$

Les entrées du prédicteur OE sont :

$$\varphi(k) = [u(k) \dots u(k-n_b) \ \hat{y}(k-1) \dots \hat{y}(k-n_f)]. \quad (2.45)$$

– Les modèles Auto-Régressifs à Moyenne Ajustée et variable eXogène (ARMAX) :

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k) + C(q^{-1})b(k) \quad (2.46)$$

Les entrées du prédicteur ARMAX sont :

$$\varphi(k) = [u(k) \dots u(k-n_b) \ y(k-1) \dots y(k-n_a) \ e(k-1) \dots e(k-n_c)] \quad (2.47)$$

Modèles d'état

Les modèles «linéaires» peuvent être exprimés sous forme d'état, où $u(k)$, $x(k)$ et $y(k)$ sont les vecteurs d'entrée, d'état et de sortie, respectivement :

$$\begin{cases} x(k+1) = A_d x(k) + B_d u(k) \\ y(k) = C_d x(k) \end{cases} \quad (2.48)$$

où A_d , B_d et C_d sont les matrices d'état. Le prédicteur à un pas s'écrit :

$$\begin{cases} \hat{x}(k+1) = A_d \hat{x}(k) + B_d u(k) + K e(k) \\ \hat{y}(k) = C_d \hat{x}(k) \end{cases} \quad (2.49)$$

où $e(k) = y(k) - \hat{y}(k)$ est l'erreur de prédiction et K est le gain d'observation. Il vient alors :

$$\hat{x}(k+1) = A_d \hat{x}(k) + B_d u(k) + K(y(k) - C_d \hat{x}(k)) \quad (2.50)$$

Dans un observateur par placements de pôles, le vecteur de gains K est déterminé en plaçant les pôles de $\{A_d - KC\}$.

Filtre de Kalman Le filtre de Kalman repose sur une représentation d'état :

$$\begin{cases} x(k+1) = A_d x(k) + B_d u(k) + w(k) \\ y(k) = C_d x(k) + v(k) \end{cases} \quad (2.51)$$

incluant $w(k)$ un bruit d'état et $v(k)$ un bruit de mesure supposés indépendants, blancs et de moyenne nulle. W et V sont respectivement les matrices de covariance du bruit de modèle et du bruit de mesure.

Le filtre prédictif de Kalman discret s'écrit alors :

$$\hat{x}(k+1/k) = A_d \hat{x}(k/k-1) + B_d u(k) + K(k) (y(k) - C_d \hat{x}(k/k-1)) \quad (2.52)$$

avec $K(k)$ le gain du filtre de Kalman :

$$\begin{aligned} K(k) &= A_d P(k/k-1) C^T (C P(k/k-1) C^T + V)^{-1} \\ P(k+1/k) &= A_d P(k/k-1) A_d^T + W - K(k) C_d P(k/k-1) A_d^T \end{aligned} \quad (2.53)$$

Le filtre de Kalman sera utilisé dans le chapitre 5 pour observer la masse d'air.

2.4.3 Réseaux de neurones

(Rumelhart et McClelland, 1986) donnent une définition générale d'un neurone formel et d'un réseau de neurones. Un réseau de neurones est un modèle de traitement parallèle et distribué de l'information présentant les caractéristiques suivantes :

- un ensemble d'unités de traitement, encore appelées cellules ou neurones,
- une fonction d'activation par neurone,
- une structure de connexions entre les neurones, c'est-à-dire un graphe de connexions dont les arcs sont pondérés par des valeurs numériques appelées poids,
- une règle d'apprentissage pour agir sur les connexions (notamment sur les poids),
- un environnement extérieur au réseau de neurones dans lequel évolue le système.

D'une manière générale, les réseaux de neurones font partie de la classe des modèles non linéaires s'écrivant :

$$\hat{y} = f(\varphi, \theta) \quad (2.54)$$

où φ sont les entrées du modèle, θ les paramètres, \hat{y} les sorties et f la fonction non linéaire.

Il existe beaucoup de types de réseaux de neurones. Cependant les deux formes de modèles les plus utilisées sont les perceptrons multicouches (*Multi Layer Perceptron*, MLP) et les réseaux à fonction à base radiale (*Radial Basis Function*, RBF). Ces modèles utilisent les fonctions d'activation suivantes (Chen et Bilings, 1992) :

- la fonction sigmoïde, c'est-à-dire en forme de «S», comme la fonction logistique ou tangente hyperbolique (figure 2.14(a)), pour les MLP,
- la fonction à base radiale, comme par exemple la gaussienne (figure 2.14(b)), pour les réseaux RBF.

La différence pratique essentielle entre ces deux types de fonctions est la suivante : une fonction à base radiale a une non linéarité locale, qui tend vers zéro dans toutes les directions de l'espace des entrées, sa zone d'influence est donc limitée dans l'espace, ce qui n'est pas le cas des neurones à fonction d'activation sigmoïde.

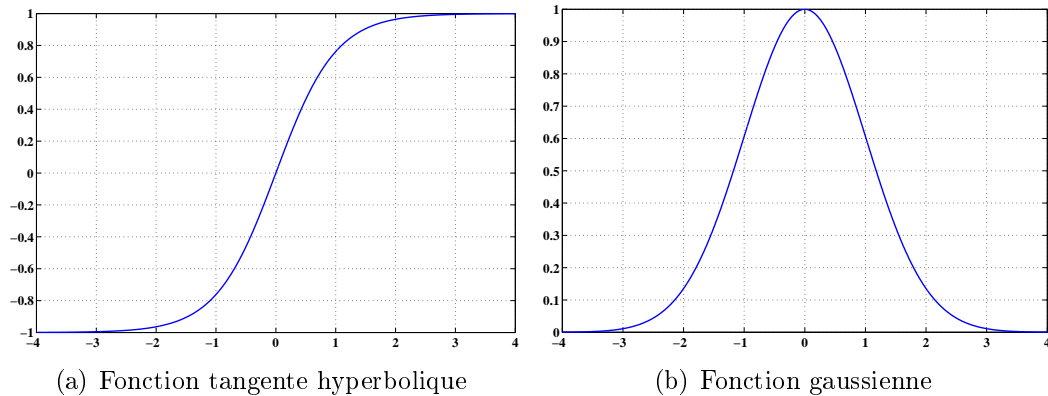


FIG. 2.14: Fonction d'activation sigmoïde et gaussienne

Intérêts des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones constituent des modèles boîte noire non linéaires, à capacité d'approximation universelle, flexibles et parcimonieux (Bloch et Denooux, 2003) :

- **Approximateurs universels** : ils peuvent approximer une relation non linéaire quelconque suffisamment douce d'un espace compact de dimension finie vers un autre avec une précision arbitrairement fixée.
- **Parcimonieux** : ils sont des développements en série de fonctions paramétrisées, c'est-à-dire impliquant des paramètres ajustables à estimer, et requièrent moins de paramètres que des développements en série de fonctions fixées pour atteindre un critère d'approximation donné.
- **Flexibles** : la complexité interne peut-être facilement accrue sans changer la forme globale du modèle

Nous ne présentons ici qu'une seule forme de modèle neuronal, le perceptron multi-couche, en introduisant tout d'abord la notion de neurone formel. Puis l'apprentissage et la validation du perceptron multi-couche sont présentés.

Neurone formel

Un neurone (noeud ou unité) est une fonction algébrique non linéaire, paramétrée, à valeur bornées (Dreyfus, 2002). La sortie d'un neurone est une fonction non linéaire d'une combinaison linéaire des entrées par des *paramètres*, qui sont souvent désignés sous le nom de poids (figure 2.15). Cette combinaison linéaire revient donc à une somme pondérée à laquelle s'ajoute un *biais*.

Le neurone formel peut donc s'écrire :

$$y_i = f_i(h_i) = f_i \left(\sum_{j=1}^{n_\varphi} w_{ij} \varphi_j + b_i \right) \quad (2.55)$$

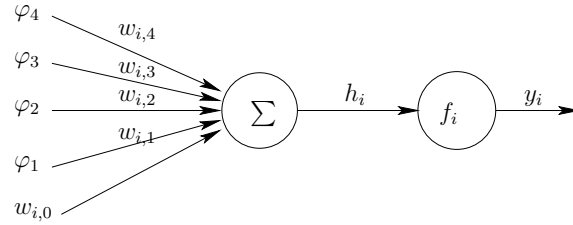


FIG. 2.15: Principe du neurone

Les Perceptrons Multi Couches

Les neurones (ou unités) peuvent être combinées dans un réseau de différentes manières. Sans aucun doute, l'architecture la plus utilisée est le perceptron multi-couches (*Multi Layer Perceptron*, MLP). Le principe de base du MLP est l'ordonnement des neurones en couches successives où chaque unité d'une couche prend comme entrées les sorties des unités de la précédente couche.

Un exemple de réseau à trois couches est détaillé dans la figure 2.16. Dans cette figure, la troisième couche est appelée *couche de sortie*. Les deux premières couches sont appelées *couches cachées* car elles correspondent d'une certaine manière aux couches non-visibles entre l'entrée et la sortie. Chaque sortie est donnée par :

$$\hat{y}_i = g_i^{(3)} \left\{ \sum_{j=1}^{n_2} w_{ij}^{(3)} g_j^{(2)} \left[\sum_{k=1}^{n_1} w_{jk}^{(2)} g_k^{(1)} \left(\sum_{l=1}^{n_\varphi} w_{kl}^{(1)} \varphi_l + b_k^{(1)} \right) + b_j^{(2)} \right] + b_i^{(3)} \right\} \quad (2.56)$$

où les φ sont les entrées du réseau, les w sont les poids, les b sont les biais.

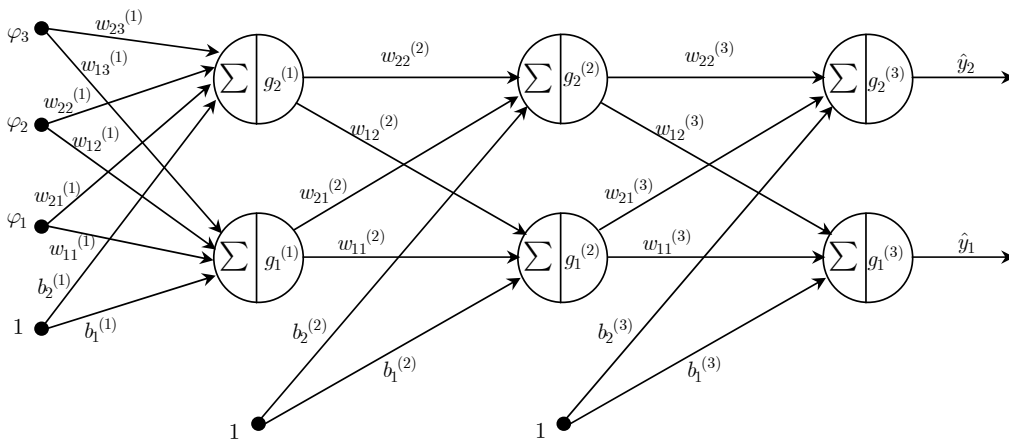


FIG. 2.16: Réseau à deux couches cachées, une couche de sortie avec trois entrées et deux sorties

Deux fonctions d'activations à caractère global, sont couramment employées :

- la fonction logistique : $g(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$ qui est continûment dérivable. Sa dérivée $\frac{dg(x)}{dx} = \dot{g}(x)$ est donnée par $g(x)(1 - g(x))$.
- la fonction tangente hyperbolique $g(x) = \tanh(x)$ qui est aussi continûment dérivable. Sa dérivée $\frac{dg(x)}{dx} = \dot{g}(x)$ peut être calculée par $1 - g^2(x)$.

En simplifiant la structure du réseau MLP précédent à une seule couche cachée avec une fonction d'activation linéaire en sortie (figure 2.17), il est possible d'écrire la sortie \hat{y} :

$$\hat{y} = f_{nn}(\varphi, \theta) = \sum_{j=1}^{n_h} w_j^{(2)} g_j \left(\sum_{l=1}^{n_\varphi} w_{jl}^{(1)} \varphi_l + b_j^{(1)} \right) + b^{(2)} \quad (2.57)$$

où les φ_l , $l = 1, \dots, n_\varphi$, sont les entrées du réseau, $w_j^{(2)}$, $j = 1, \dots, n_h$, et $b^{(2)}$ sont les poids et le biais de la couche de sortie, $w_{jl}^{(1)}$ et $b_j^{(1)}$, $l = 1, \dots, n_\varphi$, $j = 1, \dots, n_h$, sont les poids et les biais de la couche cachée et où g_j , $j = 1, \dots, n_h$, sont les fonctions d'activation.

Le vecteur des paramètres θ du modèle peut s'écrire :

$$\theta = \left[b^{(2)} \ w_1^{(2)} \ \dots \ w_{n_h}^{(2)} \ b_1^{(1)} \ w_{11}^{(1)} \ \dots \ w_{n_h n_\varphi}^{(1)} \right]^T \quad (2.58)$$

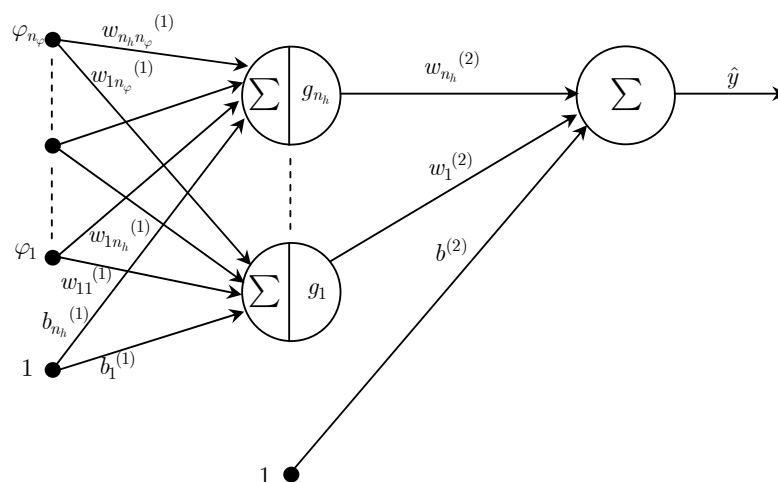


FIG. 2.17: Réseau MLP à une couche cachée avec une fonction d'activation linéaire en sortie

Il est aussi possible d'écrire l'équation (2.57) sous forme matricielle ce qui est intéressant pour une future intégration algorithmique.

$$\hat{y} = W^{(2)} g \left(W^{(1)} \varphi + b^{(1)} \right) + b^{(2)} \quad (2.59)$$

où la matrice $W^{(2)}$ est de dimension $1 \times n_h$, la matrice $W^{(1)}$ de dimension $n_h \times n_\varphi$, φ de dimension $n_\varphi \times 1$, $b^{(2)}$ de dimension 1×1 et $b^{(1)}$ de dimension $n_h \times 1$

La dérivée de la sortie du réseau à une couche cachée par rapport à une entrée peut facilement s'écrire :

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial \varphi_i} = \sum_{j=1}^{n_h} w_j^{(2)} w_{ji}^{(1)} \dot{g}_j \left(\sum_{l=1}^{n_\varphi} w_{jl}^{(1)} \varphi_l + b_j^{(1)} \right) \quad (2.60)$$

Si l'on note \odot , la multiplication terme à terme d'un vecteur par un autre, la dérivée par rapport à une entrée φ_i s'écrit sous forme matricielle :

$$\frac{\partial \hat{y}}{\partial \varphi_i} = W^{(2)} \left[\dot{g}(W^{(1)}\varphi + b^{(1)}) \odot \left(W^{(1)} \frac{\partial \varphi}{\partial \varphi_i} \right) \right] \quad (2.61)$$

Puis, l'on peut écrire la dérivée seconde par rapport à une autre entrée φ_j :

$$\frac{\partial}{\partial \varphi_j} \left(\frac{\partial \hat{y}}{\partial \varphi_i} \right) = \left[W^{(2)} \odot \left(W^{(1)} \frac{\partial \varphi}{\partial \varphi_i} \right)^T \right] \times \left[\ddot{g}(W^{(1)}\varphi + b^{(1)}) \odot \dot{g}(W^{(1)}\varphi + b^{(1)}) \odot \left(W^{(1)} \frac{\partial \varphi}{\partial \varphi_j} \right) \right] \quad (2.62)$$

Ce calcul de dérivée, première et seconde, est très utile pour l'apprentissage, le contrôle et la linéarisation instantanée. Ces dérivées écrites ainsi sous forme matricielle, seront utilisées dans le chapitre 5 pour calculer les commandes des déphaseurs d'arbre à cames en minimisant un critère.

Prise en compte de la dynamique du système

Par analogie aux modèles linéaires dynamiques SISO entrées-sortie (§2.4.2), il est possible de classifier les différents réseaux MLP SISO dynamiques à une couche cachée en fonction des entrées :

- les réseaux Auto-Régressif avec entrée eXogène (ARX Neural Networks, NN-ARX) :

$$\hat{y}(k+1) = f_{nn}(u(k), \dots, u(k-n_u), y(k), \dots, y(k-n_y)) \quad (2.63)$$

- les réseaux Auto-Régressif avec entrée eXogène et Moyenne Mobile (ARMAX Neural Networks, NNARMAX) :

$$\hat{y}(k+1) = f_{nn} \left(\begin{array}{l} u(k), \dots, u(k-n_u), y(k), \dots, y(k-n_y), \\ \epsilon(k), \dots, \epsilon(k-n_\epsilon) \end{array} \right) \quad (2.64)$$

avec $\epsilon(k) = y(k) - \hat{y}(k)$

- les réseaux à erreur de sortie (Output Error Neural Networks, NNOE) :

$$\hat{y}(k+1) = f_{nn}(u(k), \dots, u(k-n_u), \hat{y}(k), \dots, \hat{y}(k-n_y)) \quad (2.65)$$

Apprentissage

L'apprentissage des modèles neuronaux, ou estimation de leurs paramètres, peut se faire en ligne ou hors ligne selon l'application. C'est la phase la plus facile à automatiser et des logiciels, comme Matlab, peuvent être utilisés (www.mathworks.com, 2006a; Norgaard, 2000). Elle utilise des méthodes d'optimisation telle que la méthode de Levenberg-Marquardt (cf. §3.3).

Validation

Le modèle obtenu n'est valable, en toute rigueur, que pour l'expérience utilisée. Il faut donc vérifier qu'il est compatible avec d'autres formes d'entrées afin de représenter correctement le fonctionnement du processus à identifier. La plupart des tests requièrent un jeu de données qui n'était pas utilisé en apprentissage. Un tel jeu de test ou de validation doit, si possible, couvrir la même gamme de fonctionnement que le jeu d'apprentissage.

Plusieurs approches permettent de valider un réseau de neurones sur de telles données : visualisations, corrélations, critères d'information et tests statistiques.

Visualisation de la capacité de prédiction du modèle neuronal

Tout d'abord, le premier test de validation est la comparaison graphique des prédictions et des sorties mesurées. Ce test peut être effectué pour des prédictions à plusieurs pas et doit être réalisé sur des données nouvelles (données de validation). Le modèle sera accepté si la prédiction est au plus proche de la sortie observée moins le bruit de mesure. Ce test, uniquement «graphique», permet seulement de se donner une première idée.

Evaluation des résidus

Des tests de corrélations avec différentes combinaisons entre les résidus et les données peuvent être effectués (Haber, 1985). Ces tests permettent de vérifier que le modèle décrit bien le système.

Il est important de rappeler, avant de décrire ces tests, que la sortie mesurée y est la somme de la sortie «vraie» y^* et d'un bruit b : $y = y^* + b$ et que l'erreur (ou résidu) est la différence entre la sortie mesurée et la sortie estimée : $\epsilon = y - \hat{y}$. La sortie mesurée peut donc s'écrire $y = \hat{y} + \epsilon$. Le but de la modélisation à partir de données bruitées n'est pas de «coller» au mieux à ces données, mais d'approcher le plus possible le système. Par conséquent, les résidus ϵ doivent ressembler le plus possible au bruit de mesure b . En faisant l'hypothèse que b est un bruit blanc centré, la modélisation de y^* est correcte si les résidus ϵ sont décorrélés entre eux.

L'erreur de modèle ne doit donc pas être corrélée avec elle-même et le premier test (et le plus important) se fait avec la fonction d'autocorrélation $\hat{r}_{\epsilon\epsilon}(\tau)$ des résidus qui est égale à un pour un décalage nul ($\tau = 0$) et qui doit être proche de zéro pour les autres décalages ($\tau \neq 0$) :

$$\hat{r}_{\epsilon\epsilon}(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^{N-\tau} (\epsilon(t, \hat{\theta}) - \bar{\epsilon}) (\epsilon(t - \tau, \hat{\theta}) - \bar{\epsilon})}{\sum_{t=1}^N (\epsilon(t, \hat{\theta}) - \bar{\epsilon})^2} \quad (2.66)$$

où $\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N x(t)$ est la moyenne du signal $x(t)$.

La fonction d'intercorrélation $\hat{r}_{ab}(\tau)$ entre a et b s'écrit :

$$\hat{r}_{ab}(\tau) = \frac{\sum_{t=1}^{N-\tau} (a(t) - \bar{a}) (b(t - \tau, \hat{\theta}) - \bar{b})}{\sqrt{\sum_{t=1}^N (a(t) - \bar{a})^2 \sum_{t=1}^N (b(t, \hat{\theta}) - \bar{b})^2}} = 0, \forall \tau \quad (2.67)$$

Cette fonction doit être proche de zéro pour n'importe quel décalage. Il est alors possible de faire n'importe quelle combinaison entre les résidus ϵ , les entrées u et les sorties y .

Si le modèle est linéaire, l'autocorrélation $\hat{r}_{\epsilon\epsilon}$ et l'intercorrélation $\hat{r}_{u\epsilon}$ entre les entrées et les résidus sont suffisantes. En revanche, les modèles non linéaires demandent des tests de corrélation supplémentaires. En vue de vérifier la prise en compte des non linéarités, des fonctions de corrélation entre les puissances (ou toute autre fonction non linéaire) des résidus et des entrées peuvent être testées et par exemple (Norgaard *et al.*, 2000) :

- entre le carré des entrées u^2 et le carré des résidus ϵ^2 : $\hat{r}_{u^2\epsilon^2}(\tau)$,
- entre le carré des entrées u^2 et les résidus ϵ : $\hat{r}_{u^2\epsilon}(\tau)$,
- entre les résidus ϵ et le produit $\beta = y\epsilon$: $\hat{r}_{\epsilon\beta}(\tau)$,
- entre le produit $\alpha = u\epsilon$ et le carré des entrées u^2 : $\hat{r}_{\alpha u^2}(\tau)$,

Cependant, ces tests ne sont pas constructifs : ils donnent l'information d'inadéquation du modèle, mais ne proposent pas de modification.

En faisant l'hypothèse que ces corrélations suivent une distribution normale, le test statistique avec un intervalle de confiance à 95% pour les zéros donne $|\hat{r}| < 1.96/\sqrt{N}$. En faisant l'hypothèse que les entrées du système influent dans un temps relativement court les sorties, il est courant de tester ces fonctions avec des décalages compris dans l'intervalle $\tau \in [-20, 20]$.

Critère d'information

Un critère d'information reflète la valeur d'une fonction coût et la complexité du modèle (Nelles, 2000) :

$$\text{critère d'information} = \text{IC}(\text{fonction coût, complexité du modèle}) \quad (2.68)$$

En notant N est le nombre d'échantillons, n est le nombre de paramètres et $SCE(\theta)$ la fonction coût définie comme la somme des carrés des écarts :

$$SCE(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \epsilon^2(t) \quad (2.69)$$

des choix typiques pour le critère d'information (2.68) sont :

- critère d'information de Akaike (*Akaike's information criterion*, AIC) :

$$AIC(\rho) = N \ln(SCE(\theta)) + \rho n \quad (2.70)$$

- critère d'information bayésien (*Bayesian information criterion*, BIC) :

$$BIC = N \ln(SCE(\theta)) + \ln(N)n \quad (2.71)$$

– critère de l'erreur finale de prédiction (*Final Prediction Error*, FPE) :

$$FPE = N \ln(SCE(\theta)) + N \ln \left(\frac{N+n}{N-n} \right) \quad (2.72)$$

Avec cette méthode, le «meilleur» modèle est défini avec le critère d'information le plus petit.

Tests statistiques

L'idée de l'utilisation de tests statistiques est de comparer deux modèles aux complexités différentes et de choisir le plus approprié. Le modèle le plus simple à n_s paramètres est supposé être un cas particulier du modèle le plus complexe à n_c paramètres. La fonction coût (2.68) est notée SCE_s pour le modèle simple et SCE_c pour le modèle complexe. Le test le plus connu et le plus appliqué est le test du χ^2 . La variable T :

$$T = N \frac{SCE_s - SCE_c}{SCE_c} \quad (2.73)$$

suit une loi du $\chi^2(n_c - n_s)$. Le test (unilatéral) au seuil de confiance de α s'écrit :

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } T \leq \chi_\alpha^2(n_c - n_s), \text{ le modèle simple est choisi (les} \\ \quad \text{coefficients supplémentaires ne sont pas significatifs)} \\ \text{Sinon le modèle à } n_s \text{ paramètres n'est pas choisi} \end{array} \right. \quad (2.74)$$

χ_α^2 est la valeur de la variable du Khi-2 pour laquelle la fonction de répartition est égale à α de la distribution du χ^2 .

Si le réseau n'est pas validé pendant toutes les différentes phases décrites précédemment, un retour en arrière sera envisagé. Premièrement, il est recommandé d'apprendre le réseau 5 à 7 fois avec différentes initialisations des paramètres (Norgaard *et al.*, 2000). Si cela n'est pas efficace, il est possible d'essayer d'autres structures de modèles. Il existe des méthodes pour améliorer encore la structure du modèle, telles que *Optimal Brain Surgeon* (OBS) (Hassibi et Stork, 1993). Enfin, si ces méthodes ne sont toujours pas satisfaisantes, il faut revenir à l'expérience afin d'acquérir des données supplémentaires sur les points de fonctionnements manquants.

Les réseaux de neurones pour le contrôle

Les réseaux de neurones sont largement utilisés dans la littérature pour le contrôle à base de modèles, et l'on y trouve de très bons récapitulatifs (Hunt *et al.*, 1992; Norgaard *et al.*, 2000; Hagan et Demuth, 1999). Ils sont appliqués dans de très vastes domaines, comme un système de sustentation magnétique (Lairi, 1998). Comme exemple de contrôle à base de modèles, les réseaux de neurones sont utilisés pour le contrôle prédictif soit sur des systèmes à grande constante de temps (Saint-Donat *et al.*, 1991), soit sur des systèmes à temps de calcul limité (Soloway et Haley, 1996; Haley *et al.*, 1999).

Les premières applications des réseaux de neurones pour l'automobile datent d'une quinzaine d'années. (Marko, 1990) a testé divers classifieurs neuronaux pour le diagnostic en ligne de défauts de contrôle moteur (*misfires*) et proposé une commande directe par modèle inverse neuronal d'un système de suspension active.

Des réseaux récurrents, c'est-à-dire incluant des boucles internes, ont été utilisés comme modèle direct de système et comme contrôleur entraîné par apprentissage spécialisé pour diverses applications automobiles : systèmes ABS, suspension active et contrôle de ralenti (Puskorius et Feldkamp, 1993).

Un réseau avec des entrées retardées pour le contrôle de richesse en transitoire est proposé dans (Beaumont et Frith, 1994).

Pour ses capacités d'approximation et son apprentissage rapide, un réseau particulier est utilisé dans (Majors *et al.*, 1994) pour l'estimation de richesse à partir de la pression d'admission et de la vitesse de rotation.

Dans (Leonhardt *et al.*, 1995), le diagnostic de l'injection d'un moteur Diesel est présenté avec des réseaux RBF comme modèle de la pompe et un MLP comme classifieur des défauts.

L'utilisation du GRNN (*General Regression Neural Network*) pour apprendre certaines relations caractérisant l'alimentation en air pour les moteurs à essence est proposée dans (Lenz et Schroeder, 1996).

Les performances des modèles *Dynamic Multi Layer Perceptron* (DMLP) et *Generalized Hammerstein Model* (GHSM) pour l'identification de la pression collecteur de moteur Diesel sont présentées dans (Ayoubi, 1998).

Dans (De Nicolao *et al.*, 1996), sont comparées différents modèles boîte noire, comme les modèles polynomiaux, spline, MLP, RBF, pour la prédiction statique de l'efficacité volumétrique de l'admission d'air à partir de la pression à l'admission et de la vitesse de rotation du moteur.

Dans (Corde, 1996), les réseaux de neurones sont utilisés pour le contrôle d'un moteur avec des soupapes électromagnétiques.

Des perceptrons multicouches statiques sont utilisés dans (Arsie *et al.*, 1998) pour prédire les émissions polluantes (*HC*, *CO*, *NOx*) ou l'efficacité mécanique et le couple sur un jeu de données limité obtenu par «apprentissage actif» améliorant la généralisation (Arsie *et al.*, 2000). Le but est de réduire l'effort expérimental pour l'obtention de modèles.

Dans (Howlett *et al.*, 1999) sont citées ou présentées plusieurs applications neuronales pour l'estimation de variables internes par «capteurs virtuels» et le diagnostic de combustion comme l'estimation de richesse par la caractérisation du courant d'étincelle (*Spark Voltage Characterization*, SVC) ou la détection de cliquetis.

Dans (Hafner *et al.*, 2000), un modèle particulier (*Local Linear Radial Basis Function Network*, LOLIMOT), d'apprentissage rapide, est proposé pour identifier la dynamique de diverses variables d'un moteur Diesel et utilisé pour un contrôle en couple/consommation/émissions polluantes.

L'identification de la dynamique d'admission d'air (pression et débit massique) par réseaux récurrents externes est présentée dans (Tan et Saif, 2000).

Dans (Erdogmus *et al.*, 2002), des estimateurs d'état de Luenberger étendus neuronaux pour des systèmes non linéaires généraux pouvant varier dans le temps sont entre autres appliqués à l'estimation de la pression et de la température de l'air

admis d'état à partir d'un modèle moyen.

Les réseaux de neurones ont été largement utilisés pour contrôle de la richesse. Par exemple, (Lennox *et al.*, 2001) utilise une commande prédictive neuronale linéarisée, (Alippi *et al.*, 2003) une commande directe par modèle inverse neuronal, et (Bloch *et al.*, 2003) un modèle neuronal de prédiction de la masse d'air enfermée dans le cylindre.

Enfin, (Beham *et al.*, 2004) modélise les émissions polluantes d'un moteur à allumage commandé avec distribution variable en utilisant différentes formes de réseaux de neurones.

2.5 Conclusion

L'utilisation de modèles *boîte grise* s'avère aujourd'hui indispensable de manière à contrôler efficacement les motorisations. Les modèles gris clairs sont fondamentalement basés sur les équations physiques mais incluent des estimations de paramètres à partir des données expérimentales. Les modèles gris foncés sont fondamentalement obtenus à partir des données expérimentales mais utilisent les modèles physiques pour la sélection des variables impliquées. Des connaissances sur la physique et des techniques d'identification à partir de connaissances expérimentales sont alors utilisées simultanément. Cette construction de modèles boîte grise a étendu les cartographies statiques en deux dimensions par l'utilisation des réseaux de neurones et l'erreur due au modèle boucle ouverte peut être corrigée par filtre de Kalman (chapitre 5).

Ce chapitre a présenté un cycle générique de développement des applications du contrôle moteur. La chaîne d'air du moteur à allumage commandé turbocompressé a été modélisée, et en particulier les phénomènes physiques importants tels que la masse d'air enfermée dans le cylindre ou le taux de gaz résiduels. Les estimations du taux de gaz résiduels données par des codes de calcul ont été aussi validés par rapport à des essais expérimentaux.

Tous les modèles présentés vont permettre de synthétiser dans les chapitres 4 et 5 un contrôle pour le moteur à essence turbocompressé avec distribution variable. Le modèle neuronal est, parmi les modèles gris foncés, un modèle générique de modélisation non linéaire statique ou dynamique et sera largement utilisé par la suite. Le chapitre suivant propose les types de contrôle à base de modèles utilisés.

Chapitre 3

Contrôle à base de modèle pour les systèmes rapides

3.1 Introduction

Tout procédé à commander comporte des entrées commandables appelées *variables manipulées*, des entrées non commandables (perturbations), des variables internes appelées *variables d'état* et des sorties à commander appelées *variables contrôlées*. En général, le nombre de variables manipulées est supérieur au nombre de variables contrôlées. Un système est dit *monovarié* ou mono-entrée mono-sortie (*Single Input Single Output*, SISO) s'il comporte une seule entrée et une seule sortie. Il est dit *multivarié* s'il comporte plusieurs entrées et/ou plusieurs sorties (*Multiple Input Multiple Output*, MIMO ; *Multiple Input Single Output*, MISO).

Le schéma de contrôle que nous allons développer doit prendre en compte, dans la mesure du possible, en plus des spécifications habituelles (performance, stabilité et robustesse), les différentes caractéristiques suivantes :

- système multivarié,
- système non linéaire,
- contrôle multiobjectif,
- système rapide, c'est-à-dire commande à temps de calcul limité,
- modèles du système souvent non inversibles et difficilement dérivables,
- saturations d'actionneurs,
- simplicité de mise en oeuvre de la commande,
- réglage aisé.

Le tableau 3.1 résume les deux contrôles non linéaires à base de modèle utilisés dans la suite en fonction des critères décrits précédemment. Cependant, d'autres de types de contrôleurs peuvent être utilisés : par platitude, par mode glissants, géométrique... L'objectif n'étant pas de décrire tous les contrôleurs existants, les efforts seront concentrés sur la commande par modèle interne et la commande prédictive.

Bien que limitée aux systèmes stables, monovariés et sans contraintes, la commande par modèle interne (*Internal Model Control*, IMC), simple à régler et à mettre en oeuvre, a de bonnes propriétés aussi bien dans le cas linéaire que non linéaire.

La commande prédictive (*Model Predictive Control*, MPC) est une méthode très

générale permettant de résoudre de nombreux problèmes en automatique : système multivariable, linéaire ou non linéaire, représenté par des modèles blanc, noir ou gris. La commande prédictive, qui peut prendre en compte des contraintes sur les entrées ou sur les états, anticipe la dynamique du système par la prédiction de son comportement futur. Elle pose des problèmes de temps de calcul, qui pourront être résolus par linéarisation instantanée.

Caractéristiques	Contrôle par modèle interne	Commande prédictive
Performance	Bonne	Excellente
Stabilité	Facile à montrer	Difficile à prouver
Robustesse aux erreurs de modèle	Bonne	Bonne
Système multivariable	Difficile	Oui
Système non linéaire	Oui	Oui
Contrôle multiobjectifs	Non	Oui
Système rapide	Oui	Problématique
Système non inversible	Pas directement	Oui
Saturations d'actionneurs	Problématique	Oui
Simplicité	Oui	Pas évident
Réglage	Très facile	Hors ligne : difficile En ligne : facile

TAB. 3.1: Choix du type de contrôle

Ce chapitre présente tout d'abord le principe de la commande par modèle interne linéaire puis non linéaire. Ensuite, des commandes, basées sur l'optimisation d'un critère, seront présentées. Enfin, ce chapitre propose une présentation succincte de la commande prédictive à base de modèle, linéaire, non linéaire et linéarisé.

3.2 Contrôle par modèle interne

3.2.1 Principe

La commande par modèle interne (*Internal Model Control*, IMC), apparue dans les années 1980 (Richalet *et al.*, 1978; Garcia et Morari, 1982), est réservée aux systèmes stables (De Larminat, 1993; Corriou, 2004). Pour les procédés instables en

boucle ouverte, un bouclage stabilisant classique préalable est nécessaire.

Le plus souvent la commande par modèle interne est appliquée à la régulation des processus dont la réponse indicielle, apériodique, fait apparaître des rapports T/L petits (inférieurs à cinq et pouvant même descendre en dessous de l'unité) (figure 3.1). De tels systèmes sont très stables en boucle ouverte et les temps de réponse en asservissement peuvent difficilement être améliorés (sauf par anticipation de la consigne).

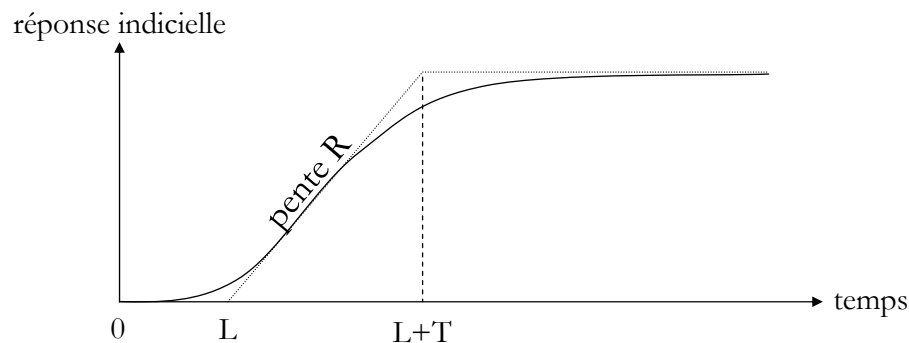


FIG. 3.1: Réponse indicielle apériodique

Cependant, la commande par modèle interne peut aussi être appliquée en asservissement. Elle possède de très bonnes propriétés dans le cas où le modèle est parfait : stabilité, contrôle parfait et erreur statique nulle. La commande par modèle interne est basée sur la connaissance d'un modèle du procédé et l'erreur de modélisation est directement prise en compte dans la boucle de retour (figure 3.2). La commande par modèle interne présente aussi de bonnes propriétés de robustesse face à des variations de structure ou de paramètres du modèle du procédé.

Dans le cas où le modèle direct est parfait, le signal de retour dans la boucle est seulement la perturbation. Lorsque le modèle et le procédé sont différents, le signal de retour contient l'information sur l'erreur de modèle et il est possible d'obtenir plus de robustesse en agissant sur le signal de retour par le filtre (dit de robustesse). Afin d'améliorer encore la robustesse, la consigne peut être filtrée par un modèle de référence (de gain unité) qui agit sur la dynamique de poursuite, comme par exemple dans la commande prédictive. De plus, si le gain statique du modèle inverse est l'inverse du gain statique du modèle direct, une erreur statique nulle est assurée.

Le modèle interne peut être linéaire ou non linéaire, comme nous allons le voir dans les deux prochaines sections.

3.2.2 Commande par modèle interne linéaire

La commande par modèle interne linéaire repose sur le principe décrit dans la section précédente avec un modèle linéaire du procédé (Garcia et Morari, 1982). Nous considérons ici un système monovariante (SISO) en temps continu ou en temps discret. A partir du schéma-bloc de la figure 3.2, l'expression de la commande s'écrit :

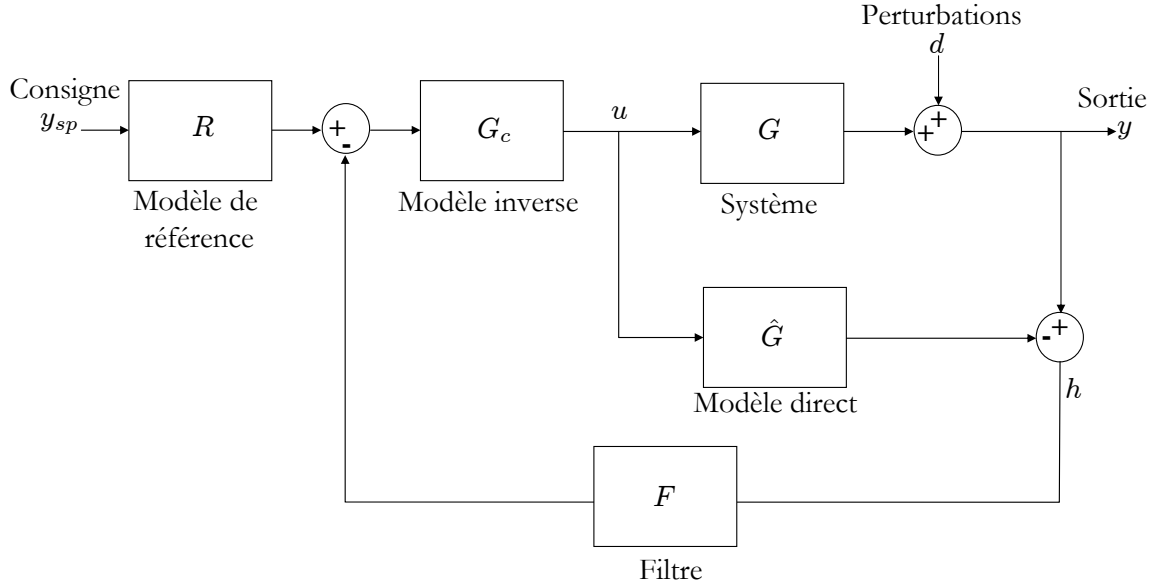


FIG. 3.2: Schéma bloc complet de la commande par modèle interne linéaire

$$\begin{aligned}
 u &= G_c (Ry_{sp} - Fh) \\
 &= G_c \left(Ry_{sp} - F(y - \hat{G}u) \right) \\
 &= G_c \left(Ry_{sp} - Fd - FG_u + F\hat{G}u \right) \\
 &= G_c (Ry_{sp} - Fd) + G_c F (\hat{G} - G) u
 \end{aligned}$$

L'entrée u s'écrit alors :

$$u = \left[1 + G_c F (G - \hat{G}) \right]^{-1} G_c (Ry_{sp} - Fd) \quad (3.1)$$

Puisque $y = G u + d$, l'équation régissant la sortie y s'écrit :

$$y = G \left[1 + G_c F (G - \hat{G}) \right]^{-1} G_c (Ry_{sp} - Fd) + d \quad (3.2)$$

Les avantages de la structure à modèle interne linéaire sont directement déduites des deux équations (3.1) et (3.2), sans le filtre F et le modèle de référence R , i.e. avec $F = R = 1$:

1. **Stabilité.** Si le modèle est parfait $G = \hat{G}$, le système en boucle fermée est stable si le contrôleur G_c et le système G sont stables. En effet, sans perturbation d , (3.2) donne dans ce cas $y = G G_c y_{sp}$. Le système est alors en boucle ouverte.
2. **Contrôle parfait.** Si le contrôleur est égal au modèle inverse ($G_c = \hat{G}^{-1}$) et si le système en boucle fermée est stable, $y(t) = y_{sp}(t) \forall d(t)$, $t > 0$ en temps continu. En effet, (3.2) donne dans ce cas :

$$y = G \left[1 + G_c G - G_c \hat{G} - 1 \right]^{-1} G_c (y_{sp} - d) + d = y_{sp}.$$

3. **Erreur statique nulle.** Si le gain statique du contrôleur est égal à l'inverse du gain statique du modèle ($G_c(0) = \hat{G}(0)^{-1}$ en temps continu ; $G_c(1) = \hat{G}(1)^{-1}$ en temps discret) et si le système en boucle fermée est stable, l'erreur statique est nulle ($\lim_{t \rightarrow \infty} y(t) = y_{sp}$ en temps continu ; $\lim_{k \rightarrow \infty} y(k) = y_{sp}$ en temps discret) pour des perturbations et des consignes constantes.

Pour choisir F , et s'assurer de la stabilité de la commande, il faut que l'équation caractéristique $G_c^{-1}(z) + F(z)(G(z) - \hat{G}(z)) = 0$ ait les racines comprises dans le cercle unité (en temps discret) (Garcia et Morari, 1982). L'ajout du filtre F améliore la robustesse face aux erreurs de modélisation en réduisant le gain de la boucle de retour. En outre, ce filtre réduit le bruit sur le signal de commande.

3.2.3 Commande par modèle interne non linéaire

Par extension, la structure de la commande par modèle interne non linéaire est définie à la figure 3.3 (Economou *et al.*, 1986; Henson et Seborg, 1991). Dans ce schéma, des opérateurs non linéaires sont définis : P le processus, M le modèle, F le filtre de robustesse et C le contrôleur.

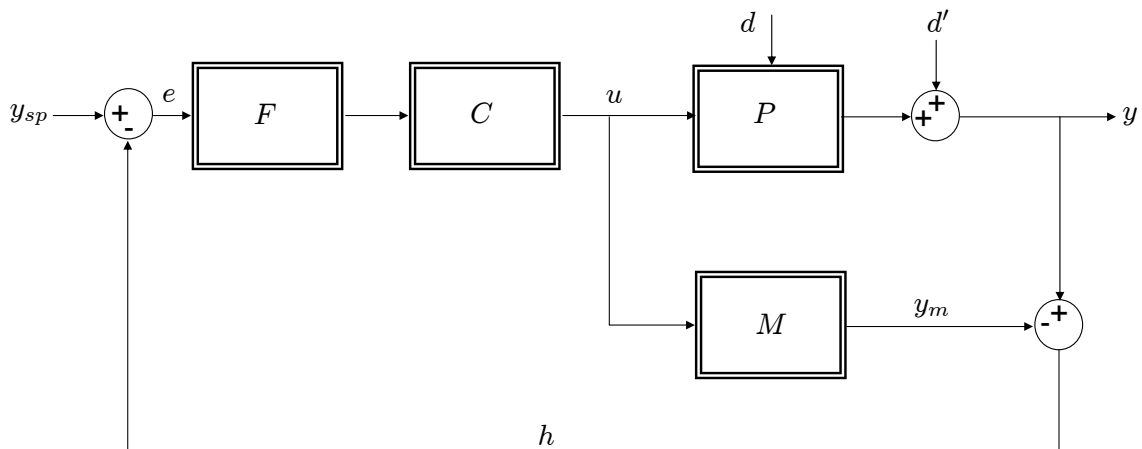


FIG. 3.3: Structure complète de la commande par modèle interne non linéaire

Pour les systèmes linéaires, les perturbations pouvaient être considérées comme ajoutées à la sortie grâce au principe de superposition ($P(u+d) = Pu + Pd = Pu + d'$ avec $d' = Pd$).

Pour les systèmes non linéaires, ce principe ne fonctionne pas. Les perturbations sont alors représentées par d et d' comme à la figure 3.3. Par conséquent, les perturbations non mesurées d conduisent à des différences entre le modèle et le processus. Pour l'étude de la robustesse, les erreurs de modélisation, mais aussi les perturbations externes, doivent donc être considérées. On notera P_d le processus P en présence de perturbations d .

Les relations suivantes sont déduites du schéma bloc de la figure 3.3 et avec

$F = 1$:

$$e = y_{sp} - y + y_m \quad (3.3)$$

$$y_m = M C e \quad (3.4)$$

$$h = (P_d - M) C e + d' \quad (3.5)$$

Les trois propriétés suivantes sont démontrées (Economou *et al.*, 1986), et avec $F = 1$:

1. **Stabilité.** Si C et P_d sont stables et qu'un modèle parfait du système est disponible ($M = P_d$), alors le système en boucle fermée est stable.
En effet, lorsque $M = P_d$, le retour h (3.5) n'est plus fonction de u et renvoie la perturbation d' . La commande est en boucle ouverte puisque la sortie est seulement donnée en fonction de la consigne par $y = P_d C y_{sp}$. Le système est donc stable si C et P_d sont stables.
2. **Contrôle parfait.** Notons le modèle inverse à droite M^d de M , i.e. $M M^d = 1$. Si le vrai modèle inverse à droite M^d existe, si $C = M^d$, et si le système en boucle fermée est stable avec ce contrôleur, le contrôle est parfait ($y = y_{sp}$).
En effet, (3.3) et (3.4) donnent $e = y_{sp} - y + M C e$. Si $C = M^d$ est le vrai inverse de M , il vient naturellement $y = y_{sp}$.
3. **Erreur statique nulle.** Si le vrai modèle inverse statique, noté M_∞^d existe, si $C_\infty = M_\infty^d$, et si le système en boucle fermée est stable avec ce contrôleur, l'erreur statique est nulle pour des entrées constantes.
En prenant la limite à l'infini des équations (3.3) et (3.4), il vient : $e = y_{sp} - y_\infty + M_\infty C_\infty e$ et donc : $y_\infty = y_{sp}$.

L'ajout du filtre F augmente la robustesse aux erreurs de modélisation par une réduction appropriée du gain de la boucle de retour. En outre, si le contrôleur n'est pas parfait (modèle inexact), le système en boucle fermée peut être instable. Par l'introduction du filtre de robustesse F , le contrôle n'est plus «parfait», les signaux de commande sont adoucis, et la robustesse est accrue.

La difficulté du contrôle par modèle interne non linéaire réside dans la complexité d'obtention du modèle inverse. Deux solutions sont disponibles dans la littérature : soit l'écriture du modèle inverse se fait naturellement grâce à la structure même du modèle direct, soit des méthodes d'optimisation sont utilisées. Ainsi, la méthode de Newton est utilisée dans (Economou *et al.*, 1986).

Beaucoup de modèles peuvent être utilisées pour la structure IMC non linéaire : les modèles neuronaux (Hagan et Demuth, 1999), les modèles LOLIMOT (Local Linear Model Tree) (Fink et Nelles, 2001), ...

En conclusion, la commande par modèle interne présente de bonnes propriétés dans le cas linéaire et non linéaire pour des systèmes stables. Elle permet notamment d'obtenir une erreur statique nulle, même si le modèle est différent du processus. La

commande par modèle interne permet d'utiliser des modèles boîte blanche, boîte grise ou boîte noire. Une fois le processus modélisé, le seul effort réside dans le réglage du filtre augmentant la robustesse aux erreurs de modélisation. La commande par modèle interne sera utilisée dans le chapitre 4 pour le contrôle du papillon d'admission.

3.3 Commandes basées sur l'optimisation d'un critère

Soit un processus décrit par l'équation entrée-sortie de la forme :

$$y = f(u) \quad (3.6)$$

où $y \in \mathbb{R}^n$ est le vecteur de sortie et $u \in \mathbb{R}^p$ le vecteur de commande. Le problème est de trouver les commandes u minimisant la quantité I , appelé *critère* ou encore *fonction coût*, qui est fonction de u et y . La commande optimale d'un système sans contrainte additionnelle et sans condition terminale s'écrit alors (Borne *et al.*, 1990) :

$$\begin{aligned} \min_u I(y, u) \\ \text{soumis à : } y = f(u) \end{aligned} \quad (3.7)$$

Différentes approches, résumées à la figure 3.4 sont disponibles (Nelles, 2000). Ces méthodes d'optimisation peuvent être indifféremment utilisées pour la commande (Norgaard *et al.*, 2000) ou l'identification (Nelles, 2000).

Si le modèle est linéaire, des techniques d'optimisation linéaire seront utilisées : méthodes directes comme les moindres carrés, méthodes récursives comme les moindres carrés récursifs, méthodes itératives comme la programmation quadratique. Les méthodes récursives ne seront pas présentées ici.

Si le modèle est non linéaire, des techniques d'optimisation non linéaire, globales ou locales, seront utilisées. Seules les méthodes locales sans contraintes basées sur le gradient seront présentées ici.

3.3.1 Techniques d'optimisation linéaire

Les techniques d'optimisation linéaires considèrent le modèle (3.6) linéaire en les paramètres :

$$\hat{y} = \varphi^T \theta \quad (3.8)$$

où $\theta = [\varphi_1 \ \varphi_2 \ \dots \ \varphi_p]^T$ est le vecteur des paramètres à estimer, \hat{y} la prédiction et $\varphi = [\theta_1 \ \theta_2 \ \dots \ \theta_p]^T$ les régresseurs ou entrées.

On cherche à estimer les paramètres θ de la fonction linéaire $\hat{y} = \varphi^T \theta$, à partir du vecteur des N mesures ou observations $\underline{y} = [y(1) \ y(2) \ \dots \ y(N)]^T$ et de la matrice de regression X :

$$X = \begin{bmatrix} \varphi_1(1) & \varphi_2(1) & \dots & \varphi_p(1) \\ \varphi_1(2) & \varphi_2(2) & \dots & \varphi_p(2) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \varphi_1(N) & \varphi_2(N) & \dots & \varphi_p(N) \end{bmatrix} \quad (3.9)$$

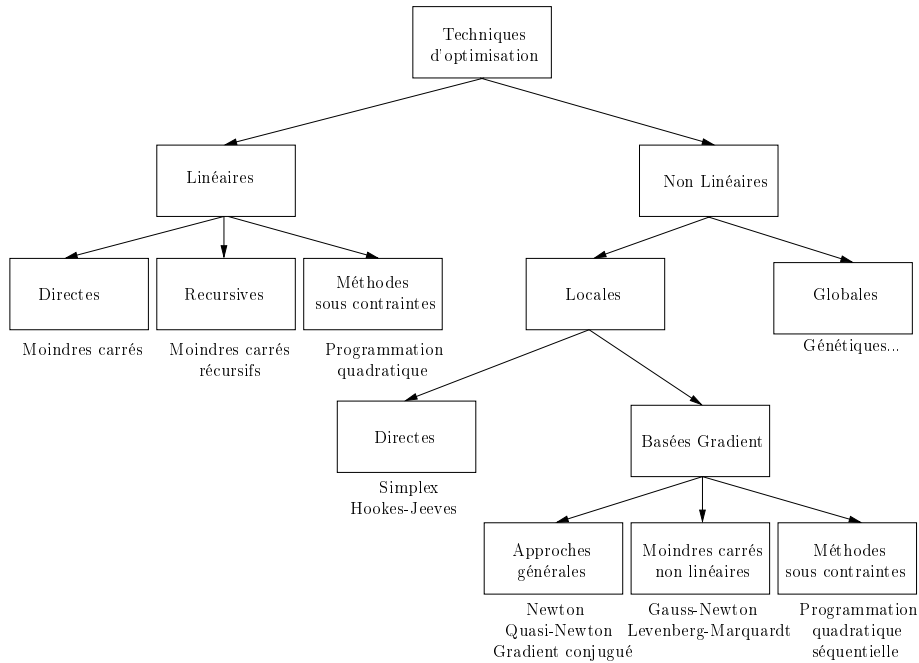


FIG. 3.4: Techniques d'optimisation

Le modèle se réécrit alors :

$$\hat{y} = X\theta \tag{3.10}$$

où $\hat{y} = [\hat{y}(1) \ \hat{y}(2) \ \dots \ \hat{y}(N)]^T$

Le critère I étant le plus souvent quadratique, nous ne présentons dans cette partie que la méthode des moindres carrés linéaires.

Méthodes des moindres carrés

A partir des écarts $e = y - \hat{y}$, la méthode des moindres carrés (*Least Squares*, LS) consiste à minimiser le critère I , appelé Somme des Carrés des Ecartés ou SCE (*Sum of Squared Error*, SSE) :

$$I = \sum_{i=1}^N e(i)^2 \tag{3.11}$$

Si $\underline{e} = [e_1 \ e_2 \ \dots \ e_p]^T = \underline{y} - \hat{\underline{y}}$, il vient alors :

$$I = \underline{e}^T \underline{e} = (\underline{y} - X\theta)^T (\underline{y} - X\theta) \tag{3.12}$$

On considère souvent une version normalisée par N du critère (3.11) appelée erreur quadratique moyenne (*Mean Squared Error*, MSE) :

$$I = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e(i)^2 \tag{3.13}$$

ou sa racine carrée (*Root Mean Squared Error*, RMSE) :

$$I = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N e(i)^2} \quad (3.14)$$

La fonction coût I (3.12) est une fonction parabolique en θ :

$$I = \theta^T H \theta - 2h^T \theta + 2h_0 \quad (3.15)$$

avec les termes quadratique : $H = X^T X$, linéaire $h = -X^T \underline{y}$ et constant $h_0 = \frac{1}{2} \underline{y}^T \underline{y}$.

Le critère I est minimal lorsque la dérivée du critère I est nulle :

$$\frac{\partial I}{\partial \theta} = X^T (\underline{y} - X\theta) = 0 \quad (3.16)$$

La solution des moindres carrés s'écrit alors :

$$\hat{\theta} = (X^T X)^{-1} X^T \underline{y} \quad (3.17)$$

Le problème du mauvais conditionnement du Hessien apparaît fréquemment lorsque le nombre de régresseurs est important. Une solution à ce problème est la régularisation qui consiste à ajouter le terme $\lambda |\theta|^2$ dans le critère (3.11) à minimiser :

$$\min_{\theta} \frac{1}{2} (\underline{e}^T \underline{e} + \lambda |\theta|^2) \quad (3.18)$$

ce qui conduit à la solution des moindres carrés régularisés :

$$\hat{\theta} = (X^T X + \lambda I)^{-1} X^T \underline{y} \quad (3.19)$$

La régularisation est largement utilisée pour régler le compromis biais-variance, donc l'erreur de généralisation, dans l'apprentissage de modèles non linéaires boîte noire, neuronaux en particulier.

La minimisation du critère (3.15) sous contraintes est appelée programmation quadratique (QP, *Quadratic Programming*).

Ces méthodes de moindres carrés linéaires seront utilisées dans la section 3.4.3 pour la commande prédictive linéarisée.

3.3.2 Techniques locales d'optimisation non linéaire

Dans cette section, on cherche à résoudre :

$$\min I = \min_{x \in \mathbb{R}^p} f(x) \quad (3.20)$$

avec $f : \mathbb{R}^p \rightarrow \mathbb{R}$ qui à tout vecteur $x = [x_1 \ x_2 \ x_3 \ \dots \ x_p]^T$, associe la valeur réelle $f(x)$. Le gradient de la fonction coût $f(x)$, c'est-à-dire sa dérivée première par rapport à x , sera noté $\nabla f(x)$ et son Hessien, c'est-à-dire la dérivée seconde par rapport à x , sera noté $\nabla^2 f(x)$.

Ce problème de minimisation sans contraintes se trouve fréquemment notamment dans la commande prédictive non linéaire (cf. §3.4.2).

Méthode newtonienne

La méthode de Newton consiste à remplacer, au voisinage d'un point courant x^k , la fonction f par son approximation quadratique :

$$q(x) = f(x^k) + \nabla f^T(x^k)(x - x^k) + \frac{1}{2}(x - x^k)^T \nabla^2 f(x^k)(x - x^k) \quad (3.21)$$

On prend alors comme point x^{k+1} le minimum de $q(x)$ lorsqu'il existe. Ceci ne peut être le cas que si $\nabla^2 f(x^k)$ est une matrice définie positive. La fonction $q(x)$ est alors strictement convexe et a un minimum unique x^{k+1} défini par $\nabla q(x^{k+1}) = 0$. Ceci conduit au système linéaire :

$$\nabla f(x^k) = -\nabla^2 f(x^k)(x^{k+1} - x^k) \quad (3.22)$$

La formule itérative de Newton s'écrit alors :

$$x^{k+1} = x^k - [\nabla^2 f(x^k)]^{-1} \nabla f(x^k) \quad (3.23)$$

Une propriété intéressante de la méthode est qu'elle converge en une seule itération lorsqu'elle est appliquée à une fonction quadratique strictement convexe. Pour une fonction quelconque, la méthode ne converge pas globalement si le point de départ est trop éloigné du point optimum et si la forme du critère est trop irrégulière. Il est possible d'ajouter le scalaire λ_k afin de remédier, au moins partiellement, à ces difficultés :

$$x^{k+1} = x^k - \lambda_k [\nabla^2 f(x^k)]^{-1} \nabla f(x^k) \quad (3.24)$$

Ce scalaire λ_k est choisi selon des méthodes décrites dans (Minoux, 1983).

Méthode quasi-newtonienne

Les méthodes quasi-newtoniennes utilisent une généralisation de la formule itérative de Newton (3.24) :

$$x^{k+1} = x^k - \lambda_k H_k \nabla f(x^k) \quad (3.25)$$

où H_k est une matrice définie positive, approximation de l'inverse du Hessien. Pour l'algorithme de Davidon, Fletcher et Powell (DFP), H_k est calculé par :

$$H_{k+1} = H_k + \frac{\delta_k \delta_k^T}{\delta_k^T \gamma_k} - \frac{H_k \gamma_k \gamma_k^T H_k}{\gamma_k^T H_k \gamma_k} \quad (3.26)$$

et pour l'algorithme de Broyden, Fletcher, GoldFarb, Shanno (BFGS) par :

$$H_{k+1} = H_k + \left[1 + \frac{\gamma_k^T H_k \gamma_k}{\delta_k^T \gamma_k} \right] \frac{\delta_k \delta_k^T}{\delta_k^T \gamma_k} - \frac{\delta_k \gamma_k^T H_k + H_k \gamma_k \delta_k^T}{\delta_k^T \gamma_k} \quad (3.27)$$

avec pour ces deux algorithmes :

$$\begin{cases} \delta_k = x^{k+1} - x^k \\ \gamma_k = \nabla f(x^{k+1}) - \nabla f(x^k) \end{cases} \quad (3.28)$$

Méthode des moindres carrés non linéaires

On trouve fréquemment à résoudre le problème de minimisation d'un critère quadratique (Bonnans *et al.*, 1997) :

$$f(x) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N g(x(i))^2 = \frac{1}{2} \underline{g}^T \underline{g} \quad (3.29)$$

avec $\underline{g} = [g(x(1)) \ g(x(2)) \ \dots \ g(x(N))]^T = [g(1, x) \ g(2, x) \ \dots \ g(N, x)]^T$
et $x(i) = [x_1(i) \ x_2(i) \ \dots \ x_p(i)]^T$.

Le jacobien de f noté $J(x)$ est donné par :

$$J(x) = \begin{bmatrix} \partial g(1)/\partial x_1 & \dots & \partial g(1)/\partial x_p \\ \vdots & & \vdots \\ \partial g(N)/\partial x_1 & \dots & \partial g(N)/\partial x_p \end{bmatrix} \quad (3.30)$$

Le gradient $\nabla f(x)$ de la fonction coût peut alors s'écrire :

$$\nabla f(x) = J^T(x)g(x) \quad (3.31)$$

et son Hessian $\nabla^2 f(x)$:

$$\nabla^2 f(x) = J^T(x)J(x) + S(x) \quad (3.32)$$

où $S(x)$ contient les dérivées secondes de $g(x(i))$.

Les algorithmes les plus populaires sont les méthodes de Gauss-Newton, de Levenberg-Marquardt et Full Newton-Levenberg-Marquardt.

Méthode de Gauss Newton Cette méthode consiste à prendre $S = 0$ dans l'équation (3.32). (3.24) donne alors :

$$x^{k+1} = x^k - \lambda^k (J^T(x^k)J(x^k))^{-1} J^T(x^k)f(x^k) \quad (3.33)$$

En pratique, l'inversion de la matrice $J^T(x^k)J(x^k)$ n'est pas faite explicitement, mais par résolution du système d'équations linéaires afin d'obtenir la direction de recherche p^k :

$$(J^T(x^k)J(x^k)) p^k = J^T(x^k)f(x^k) \quad (3.34)$$

Ce système d'équations peut être résolu par exemple avec la factorisation de Cholesky. Néanmoins, des problèmes surviennent quand la matrice $J^T(x^k)J(x^k)$ n'est pas bien conditionnée ou qu'elle est singulière. L'algorithme de Levenberg-Marquardt ci-dessous peut résoudre ces problèmes.

Méthode de Levenberg Marquardt Cette méthode, qui est une extension de l'algorithme de Gauss-Newton, consiste à régulariser l'équation (3.33) :

$$x^{k+1} = x^k - \lambda^k (J^T(x^k)J(x^k) + \alpha_k I)^{-1} J^T(x^k)f(x^k) \quad (3.35)$$

Tout comme dans l'algorithme de Gauss-Newton, l'inversion de la matrice n'est pas faite explicitement, mais en résolvant l'équation (3.36) par des techniques similaires :

$$(J^T(x^k)J(x^k) + \alpha_k I) p^k = J^T(x^k)f(x^k) \quad (3.36)$$

Méthode Full-Newton Levenberg Marquardt La régularisation introduite dans l'algorithme de Levenberg-Marquardt (3.35) peut aussi être appliquée au vrai Hessien $\nabla^2 f(x^k)$ dans la méthode de Newton (3.24), produisant alors l'algorithme Full-Newton Levenberg Marquardt :

$$x^{k+1} = x^k - \lambda^k (\nabla^2 f(x^k) + \alpha_k I)^{-1} J^T(x^k)f(x^k) \quad (3.37)$$

Cet algorithme est un bon compromis entre toutes les méthodes présentées pour un critère d'ordre faible (N et p petits) : vitesse de convergence, temps de calcul intéressant. Cette méthode sera d'ailleurs appliquée dans le chapitre 5 pour le contrôle des déphaseurs pour le moteur AC à cylindrée réduite. Les autres techniques d'optimisation non linéaires locales pourront être utilisées dans la commande prédictive non linéaire et seront utilisées dans le chapitre 4 pour le contrôle du turbocompresseur.

3.4 Commande prédictive à base de modèle

3.4.1 Principes généraux

Par *apprentissage*, par expérience, l'automobiliste sait que telle action sur l'accélérateur, sur le frein ou sur le volant modifie après un certain temps la vitesse et la position du véhicule. Connaissant l'inertie du véhicule, l'automobiliste a appris qu'il fallait *anticiper*, c'est-à-dire regarder, non pas au niveau des pare-chocs, mais suffisamment loin devant et qu'il ne fallait pas attendre d'être sur l'obstacle pour freiner. L'horizon que le conducteur choisit est donc *glissant* puisque le véhicule avance. Il sait que telle action produit tel effet et, en inversant la proposition, il sait quelle action appliquer pour obtenir tel *comportement*. Enfin, l'automobiliste agit selon ses propres *critères* de conduite (rapidité, consommation, etc. . .).

Ces constatations de bon sens constituent les principes fondamentaux de la commande prédictive à base de modèle (*Model Predictive Control*, MPC) appelée aussi commande à horizon glissant (*Receding Horizon Control*, RHC) (Boucher et Dumur, 1996) :

- connaissance du comportement du processus à piloter, formalisé par un modèle mathématique, et prédiction de ce comportement,
- projet de comportement désiré du processus, exprimé sous forme d'une trajectoire de référence,

- action par inversion de la relation {action \rightarrow effet} selon un critère (objectif), déterminée par une optimisation sous contraintes.

La commande prédictive à base de modèle linéaire repose sur des idées relativement anciennes et intuitives, mais n'a connu un réel essor en tant que technique de commande avancée que depuis le milieu des années quatre-vingt (Goodwin *et al.*, 2005; Camacho et Bordons, 2003). Cet essor s'est réalisé principalement selon deux axes privilégiés :

- la commande prédictive généralisée (GPC) de Clarke (Clarke *et al.*, 1987a; Clarke *et al.*, 1987b),
- la commande prédictive fonctionnelle (PFC) de Richalet (Richalet, 1993).

La figure 3.5 illustre le cas monovarié pour un modèle entrée-sortie, en temps discret. t est l'instant courant, t_e la période d'échantillonnage et, à partir de t , l'horizon de commande est t_c et l'horizon de prédiction est t_p . La commande prédictive se déroule donc en trois phases.

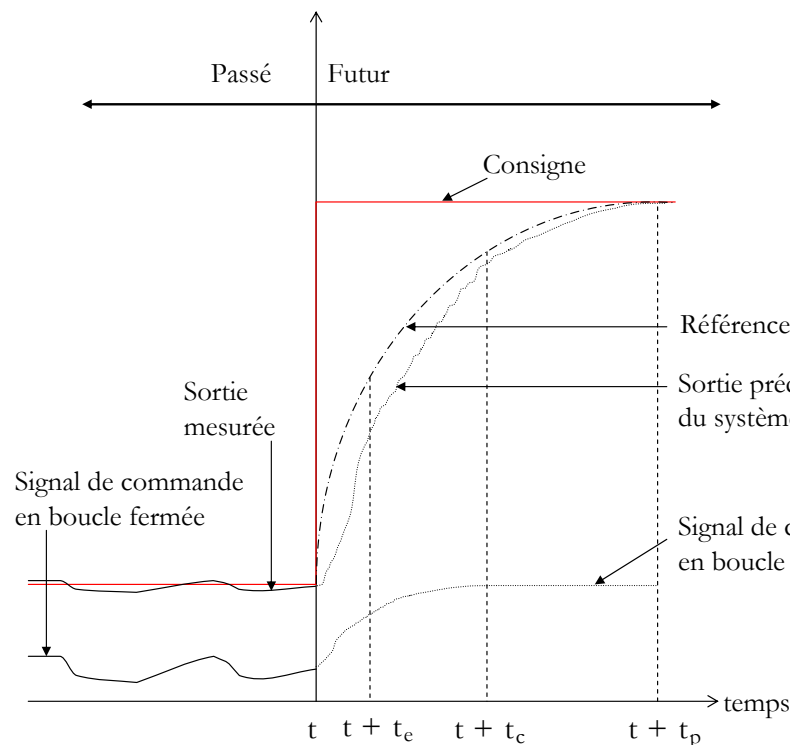


FIG. 3.5: Principe de la commande prédictive

Considérons maintenant un système multivariable à m sorties y_i , $i = 1, \dots, m$, et p entrées u_i , $i = 1, \dots, p$.

Première étape : prédiction

La première étape consiste en une prédiction de la sortie sur l'horizon t_p à partir des entrées (présentes et futures) et des sorties mesurées. Cette prédiction est faite grâce à un modèle boîte noire, boîte blanche ou boîte grise (voir chapitre 2), linéaire ou non linéaire, communément appelé modèle interne.

Deuxième étape : génération de la référence

La trajectoire de référence est celle qui est souhaitée pour la sortie du processus depuis sa valeur courante jusqu'à la valeur de consigne. Si la consigne est connue à l'avance, la trajectoire de référence se déduit à partir de la consigne future connue. En revanche, si la consigne n'est pas connue à l'avance, la trajectoire de référence se déduit à partir d'une consigne supposée constante. Dans tous les cas, il est possible d'avoir un modèle dit *de référence*.

Cette trajectoire *de référence* est initialisée à chaque instant sur la sortie du processus mesurée, ou estimée, assurant ainsi la fermeture de la boucle de rétroaction. La trajectoire de référence calculée à un instant donné diffère ainsi des trajectoires de référence antérieures. Cette différence vient du fait que le système est perturbé et que son modèle est imparfait, de sorte que la sortie prévue ne coïncide jamais avec la sortie effectivement obtenue.

Pour permettre une atténuation douce de l'erreur, une trajectoire exponentielle pourra être choisie pour chaque sortie :

$$y_i^{ref}(t+j) = y_i(t) + (y_i^{sp}(t) - y_i(t)) \left(1 - e^{-\frac{jt_e}{\tau}}\right) \quad (3.38)$$

où y_i^{sp} est la $i^{\text{ème}}$ consigne, y_i la $i^{\text{ème}}$ sortie du processus, y_i^{ref} la $i^{\text{ème}}$ sortie du modèle de référence, τ la constante de temps du transitoire désiré et t_e la période d'échantillonnage.

Cette trajectoire est généralement choisie pour plusieurs raisons.

- Elle est initialisée sur un seul point, le dernier mesuré ou estimé de la sortie du processus.
- Elle est facile à calculer en temps réel.
- Sa constante de temps τ fixe de façon explicite le temps de réponse en boucle fermée.

Troisième étape : minimisation

La dernière phase consiste en la minimisation d'une fonction coût I par rapport aux commandes $U(t)$ en prenant en compte les saturations :

$$\min_{U \in D} I \quad (3.39)$$

où D est le domaine de variation admissible pour la commande U et où

$$U(t) = \left\{ \begin{array}{ccc} u_1(t_{c1}) & \dots & u_1(t_{c21}) \\ \vdots & & \vdots \\ u_i(t_{c1}) & \dots & u_i(t_{c2i}) \\ \vdots & & \vdots \\ u_p(t_{c1}) & \dots & u_p(t_{c2p}) \end{array} \right\} \quad (3.40)$$

où t_{c1} est l'horizon minimal de contrôle et t_{c2i} l'horizon de contrôle maximal pour la $i^{\text{ème}}$ entrée.

Ce critère I est généralement la somme des carrés des erreurs entre la prédiction et le modèle de référence plus une énergie (ou une sollicitation) sur la commande (Boucher & Dumur, 1996) :

$$I(t, U(t)) = \sum_{i=1}^m \left(\sum_{j=t_{p1i}}^{t_{p2i}} [(y_i(t+j) - \hat{y}_i(t+j))^2] \right) + \sum_{i=1}^p \left(\rho_i \sum_{j=t_{c1}}^{t_{c2i}} [\Delta u_i(t+j-1)]^2 \right) \quad (3.41)$$

avec : t_{p1i}, t_{p2i} horizons de prédiction minimal et maximal pour la $i^{\text{ème}}$ sortie,
 t_{c1}, t_{c2i} horizons de contrôle minimal et maximal pour la $i^{\text{ème}}$ entrée,
 y_i^{ref} sortie du modèle de référence pour la $i^{\text{ème}}$ sortie,
 \hat{y}_i $i^{\text{ème}}$ sortie prédite,
 ρ_i coefficient de pondération sur la $i^{\text{ème}}$ commande,

et où $\Delta u_i(t+j-1) = u_i(t+j) - u_i(t+j-1)$ est la variation de la commande u_i entre les instants $t+j$ et $t+j-1$

Le problème (3.39), considéré ou non avec contraintes, peut être résolu par les méthodes évoquées à la figure 3.4.

Enfin, il faut noter de plus que seul le premier vecteur de commande $u_{t_{c1}} = [u_1(t_{c1}) \dots u_p(t_{c1})]$ est réellement appliquée au processus.

La commande prédictive est intéressante pour plusieurs raisons.

- Le concept est relativement intuitif. Le réglage de la commande est donc relativement facile et plus aisé que pour beaucoup d'autres schémas de commande.
- Le cas multivariable et/ou non linéaire peut très bien être traité.
- Les contraintes sont faciles à intégrer dans le calcul de la commande.
- La commande prédictive peut être utilisée pour contrôler de nombreux processus avec des dynamiques relativement simples ou très compliquées.

En revanche, la commande prédictive a certains inconvénients.

- Le calcul des lois de commande peut être lourd. La commande prédictive est donc majoritairement appliquée à des systèmes lents, c'est-à-dire à temps de calcul non limitant.
- La commande prédictive nécessite un modèle, qui peut être difficile à établir.

3.4.2 Commande prédictive non linéaire

Principe

En général, la commande prédictive non linéaire (*Non linear Model Predictive Control*, NMPC) est formulée comme un problème d'optimisation sous contraintes à résoudre en ligne. En considérant la classes des systèmes non linéaires avec des contraintes en entrée et en sortie, il est possible d'écrire :

$$y(t+1) = f(y(t), u(t)) \quad ; \quad y(0) = y_0 \quad (3.42)$$

avec :

$$u(t) \in U, \forall t \geq 0 \quad ; \quad y(t) \in Y, \forall t \geq 0 \quad (3.43)$$

qui peut aussi s'écrire :

$$u_{min} \leq u(t) \leq u_{max}, \forall t \geq 0 \quad ; \quad y_{min} \leq y(t) \leq y_{max}, \forall t \geq 0 \quad (3.44)$$

Une bonne introduction à la commande prédictive non linéaire est faite dans (Findeisen et Allgower, 2000).

Stabilité inhérente

Il existe une robustesse inhérente à la commande prédictive non linéaire à horizon fini pour les systèmes non linéaires affines en entrée, c'est-à-dire pour les systèmes décrits par l'équation :

$$y(t+1) = f(y(t)) + g(y(t)) u(t) \quad (3.45)$$

Cela a été démontré par l'optimalité inverse (Magni et Sepulchre, 1997) pour les systèmes à temps continu. En effet, une loi de commande prédictive non linéaire à horizon fini peut se ramener à une loi de commande prédictive non linéaire *modifiée* à horizon infini. La loi de contrôle hérite ainsi des propriétés de robustesse de la commande à horizon infini. Pour obtenir l'assurance de la stabilité de la commande, l'idée est de chercher à obtenir un horizon infini.

Schéma de commande prédictive non linéaire à horizon fini avec garantie de stabilité

Différentes approches sont utilisées en commande prédictive non linéaire qui reste un domaine avec un fort développement en recherche. Le problème de la commande prédictive non linéaire à horizon fini (*Finite Horizon Non linear Model Predictive Control*, FHN MPC) est défini par :

$$\min_u I(y(t), u) \quad (3.46)$$

soumis à :

$$\hat{y}(t+1) = f(\hat{y}(t), u(t)); \quad y(0) = y_0; \quad \hat{y}(t) = y(t) \quad (3.47)$$

avec :

$$u(t) \in U, \forall t \geq 0 \quad ; \quad \hat{y}(t) \in Y, \forall t \geq 0 \quad (3.48)$$

où :

$$I(y(t), u) = \sum_{\tau=t}^{t+t_p} F(y(\tau), u(\tau)) \quad (3.49)$$

Habituellement, la fonctionnelle F sous la somme est formulée comme :

$$\begin{aligned} F(\hat{y}, u) &= (\hat{y} - y_r)^T Q (\hat{y} - y_r) + (u - u_r)^T R (u - u_r) \\ &= \|\hat{y}\|_Q^2 + \|u\|_R^2 \end{aligned} \quad (3.50)$$

où y_r et u_r sont des trajectoires de référence. Cependant pour l'étude de stabilité il suffit de considérer $(y_r, u_r) = 0$. A cause de l'horizon fini impliqué en (3.49), la stabilité en boucle fermée ne peut être garantie en général, bien qu'elle puisse être obtenue pour des réglages adéquats des paramètres de la MPC. Il serait possible d'utiliser comme dans la commande LQG un horizon infini pour garantir la stabilité en boucle fermée. Cela engendrerait cependant un problème d'optimisation de dimension infinie ou élevée ce qui n'est pas souhaité.

Une contrainte inégalité peut alors être introduite :

$$\hat{y}(t + t_p) \in \Omega \quad (3.51)$$

où Ω est une région terminale qui constitue un domaine d'attraction pour le système non linéaire et un terme de pénalité terminale $E(\hat{y}(t + t_p))$ peut être ajouté dans la fonction coût :

$$I(\hat{y}(t), u) = \sum_{\tau=t}^{t+t_p} \left(\|\hat{y}(\tau)\|_Q^2 + \|u(\tau)\|_R^2 \right) + E(\hat{y}(t + t_p)) \quad (3.52)$$

Commande prédictive non linéaire à horizon quasi infini

Une extension de la solution précédente garantissant la stabilité en boucle fermée de la NMPC est l'utilisation de la commande prédictive non linéaire à horizon quasi infini (*Quasi Infinite Horizon Non linear Model Predictive Control*, QIHNMPC) (Chen et Allgower, 1998). Dans cette méthode, une région terminale de la forme de l'équation (3.51) et un terme de pénalité terminale $E(\hat{y}(t + t_p))$ sont ajoutés au problème standard de MPC. Dans cette méthode, on cherche à borner la fonction coût (3.52) par un critère à l'infini. En prenant comme terme de pénalité :

$$E(\hat{y}(t + t_p)) = \|\hat{y}(t + t_p)\|_P^2 \quad (3.53)$$

Le critère s'écrit :

$$I(y(t), u, t_p) = \sum_{\tau=t}^{t+t_p} \left(\|\hat{y}(\tau)\|_Q^2 + \|u(\tau)\|_R^2 \right) + \|\hat{y}(t + t_p)\|_P^2 \quad (3.54)$$

et en notant que $\|\hat{y}(t + t_p)\|_P^2$ borne le critère à l'infini (Chen et Allgower, 1998), c'est-à-dire :

$$\|\hat{y}(t + t_p)\|_P^2 \geq \sum_{\tau=t+t_p}^{\infty} \|\hat{y}(\tau)\|_Q^2 + \|u(\tau)\|_R^2 \quad (3.55)$$

En considérant le critère à horizon infini suivant :

$$I^\infty(y(t), u) = \sum_{\tau=t}^{\infty} \|\hat{y}(\tau)\|_Q^2 + \|u(\tau)\|_R^2 \quad (3.56)$$

Il vient :

$$\min_{\hat{u}} I^\infty(y(t), u) \leq \min_{\hat{u}} I(y(t), u, t_p) \quad (3.57)$$

La performance en boucle fermée sur un horizon infini est alors assurée. De plus, la stabilité est assurée alors que seulement un problème d'optimisation de dimension fini est résolu. Afin de calculer la région terminale, une procédure hors ligne est proposée (Findeisen et Allgower, 2000).

Il est important de noter que les temps de calcul avec la commande prédictive non linéaire à horizon quasi infini (QIHNMPC), bien que très inférieurs à cause de la commande prédictive non linéaire à horizon infini, sont encore trop importants pour pouvoir appliquer la QIHNMPC à des systèmes à faibles constantes de temps (comme les moteurs). Toutes les applications «temps réel» des commandes prédictives non linéaires ont été appliquées à systèmes lents (comme les colonnes à distiller avec une période d'échantillonnage de 30s ou plus). De plus, la commande prédictive à horizon quasi infini est appliquée avec une procédure hors-ligne, car le point de fonctionnement est unique (autour de 0). Dans le cas où la consigne change (souvent le cas dans le contrôle moteur), la procédure hors-ligne devient en-ligne et engendre une augmentation non négligeable du temps de calcul.

3.4.3 Commande prédictive linéarisée à horizon fini

Une solution afin d'appliquer la commande prédictive pour les systèmes rapides réside dans la linéarisation du modèle non linéaire en un modèle linéaire en chaque point de fonctionnement (Blet *et al.*, 2002). Cette section propose alors un schéma de commande prédictive applicable sur des systèmes non linéaires rapides.

Principe

Considérons le modèle non linéaire entrée/sortie SISO, en temps discret, suivant :

$$\hat{y}(t + 1) = f(y(t), u(t)) \quad (3.58)$$

Le principe est de linéariser le modèle non linéaire à chaque point de fonctionnement. Pour cela, les non linéarités doivent être relativement douces. Le développement de Taylor du modèle non linéaire, autour du point de fonctionnement (y_0, u_0)

s'écrit :

$$\hat{y}(t+1) \simeq f|_0 + \left. \frac{\partial f}{\partial y(t)} \right|_0 (y(t) - y_0) + \left. \frac{\partial f}{\partial u(t)} \right|_0 (u(t) - u_0) \quad (3.59)$$

Le modèle linéaire obtenu autour du point de fonctionnement (y_0, u_0) s'écrit alors :

$$\hat{y}(t+1) \simeq a_0 + b_0 y(t) + c_0 u(t) \quad (3.60)$$

avec :

$$\begin{aligned} a_0 &= f|_0 - \left. \frac{\partial f}{\partial y(t)} \right|_0 y_0 - \left. \frac{\partial f}{\partial u(t)} \right|_0 u_0 \\ b_0 &= \left. \frac{\partial f}{\partial y(t)} \right|_0 \\ c_0 &= \left. \frac{\partial f}{\partial u(t)} \right|_0 \end{aligned} \quad (3.61)$$

Le critère à minimiser s'écrit pour la commande prédictive avec $t_p = t_c$:

$$I = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{t_p-1} \left[(y(t+k) - y^{ref})^T Q (y(t+k) - y^{ref}) \right] + \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{t_p-1} \left[(u(t+k) - u_0)^T R (u(t+k) - u_0) \right] \quad (3.62)$$

Si t_p tend vers l'infini, alors le problème à résoudre est de type «Linéaire Quadratique» (LQ). Ce problème peut être résolu en écrivant les dérivées de l'hamiltonien par rapport à l'entrée et la sortie pour minimiser le critère (3.62) (Borne *et al.*, 1990). En faisant l'hypothèse que le système est stationnaire, la solution finale s'obtient par la résolution de deux équations dont l'une est l'équation de Ricatti discrète. Cette commande prédictive linéarisée à horizon infini assure alors la stabilité du schéma de commande. Cependant, comme l'horizon infini n'a pas réellement de sens pour un modèle linéarisé localement, la commande prédictive linéarisée à horizon fini est maintenant détaillée. Cette méthode permet d'obtenir de bonnes performances (temps de réponse, dépassement), mais la stabilité de ce schéma de commande n'a, pour le moment, pas été démontré.

Prédiction

A partir du modèle linéaire (3.60)-(3.61) SISO autour du point de fonctionnement, les prédictions s'écrivent alors :

$$\begin{aligned} \hat{y}(t+1) &= a_0 + b_0 y(t) + c_0 u(t) \\ \hat{y}(t+2) &= a_0 + b_0 \hat{y}(t+1) + c_0 u(t+1) \\ &= a_0 + b_0 a_0 + b_0^2 \hat{y}(t) + b_0 c_0 u(t) + c_0 u(t+1) \\ \hat{y}(t+l) &= \sum_{i=0}^{l-1} b_0^i a_0 + b_0^l \hat{y}(t) + \sum_{i=1}^l b_0^{l-i} c_0 u(t+i-1) \end{aligned} \quad (3.63)$$

Si l'horizon de commande t_c est strictement inférieur à l'horizon de prédiction t_p , les commandes supérieures à l'horizon de commande seront considérées constantes, c'est-à-dire : $u(t+i) = u(t+t_c)$ pour $i > t_c$.

Il vient alors :

$$\left\{ \begin{array}{l} \hat{y}(t+l) = \sum_{i=0}^{l-1} b_0^i a_0 + b_0^l \hat{y}(t) + \sum_{i=1}^l b_0^{l-i} c_0 u(t+i-1) \\ \text{Si } l \geq t_c \\ \hat{y}(t+l) = \sum_{i=0}^{l-1} b_0^i a_0 + b_0^l \hat{y}(t) + \sum_{i=1}^{t_c} b_0^{l-i} c_0 u(t+i-1) + \sum_{i=t_c+1}^l b_0^{l-i} c_0 u(t+t_c) \\ \text{Si } t_c < l \leq t_p \end{array} \right. \quad (3.64)$$

En écrivant les prédictions de la sortie $\hat{y}(t+i)$, $i = 1, \dots, t_p$, sous forme vectorielle, on obtient :

$$\hat{Y} = G + HU \quad (3.65)$$

avec :

$$\hat{Y} = [\hat{y}(t+1) \cdots \hat{y}(t+t_p)]^T \quad (3.66)$$

$$U = [u(t) \cdots u(t+t_c)]^T \quad (3.67)$$

et :

$$H = \begin{bmatrix} c_0 & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ b_0 c_0 & c_0 & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & c_0 & 0 \\ b_0^{t_c} c_0 & b_0^{t_c-1} c_0 & \cdots & b_0 c_0 & c_0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \sum_{i=t_c+1}^{t_p} b_0^{t_p-i} c_0 & b_0^{t_c-1} c_0 & \cdots & b_0 c_0 & c_0 \end{bmatrix} \quad (3.68)$$

$$G = \begin{bmatrix} a_0 + b_0 y(t) \\ a_0 + a_0 b_0 + b_0^2 y(t) \\ \vdots \\ a_0 \sum_{j=0}^{t_p-1} b_0^j + b_0^{t_p} y(t) \end{bmatrix} \quad (3.69)$$

Schéma de commande

Le critère à minimiser est le suivant :

$$I = \sum_{j=1}^{t_p} [(y^{ref}(t+j) - \hat{y}(t+j))]^2 + \rho \sum_{j=0}^{t_c} [u(t+j) - u(t+j-1)]^2 \quad (3.70)$$

où t_p est l'horizon de prédiction, t_c l'horizon de contrôle, y^{ref} la sortie du modèle de référence, \hat{y} la sortie prédite et ρ le coefficient de pondération sur la commande.

Ce critère s'écrit alors sous forme matricielle :

$$I = \left(\hat{Y} - Y^{ref} \right)^T \left(\hat{Y} - Y^{ref} \right) + \left(U^T \Gamma U - 2\beta^T U + r \right) \quad (3.71)$$

avec comme sortie du modèle de référence :

$$Y^{ref} = \left[y^{ref}(t+1) \cdots y^{ref}(t+t_p) \right]^T \quad (3.72)$$

$$\Gamma = \rho \begin{bmatrix} 2 & -1 & & 0 \\ -1 & \ddots & \ddots & \\ & \ddots & 2 & -1 \\ 0 & & -1 & 1 \end{bmatrix} \quad \beta = \rho \begin{bmatrix} u_0 \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} \quad r = \rho u_0^2 \quad (3.73)$$

Le critère s'écrit alors sous la forme :

$$\min_{U \in D} \frac{1}{2} U^T (H^T H + \Gamma) U + \left((G - Y^{ref})^T H - \beta^T \right) U \quad (3.74)$$

Ce critère, de forme quadratique, peut être résolu par deux méthodes (cf §3.3.1) :

- itérative, c'est-à-dire avec prise en compte des contraintes,
- directe, c'est-à-dire sans prise en compte des contraintes.

La méthode itérative, résolue par *programmation quadratique*, est appelée commande prédictive linéarisée sous contraintes (Constrained Linearised Predictive Control, CLPC)

La méthode directe ou analytique est obtenue en dérivant le critère I par rapport à l'entrée U : $\partial I / \partial U = 0$.

La solution U_{direct} obtenue est alors la suivante :

$$U_{direct} = (H^T H + \Gamma)^{-1} (\beta - H^T (G - Y^{ref})) \quad (3.75)$$

Afin de prendre en compte les contraintes, il est possible d'écrire la solution de la commande prédictive linéarisée saturée U_{sat} (*Saturated Linearised Predictive Control*, SLPC) :

$$\begin{cases} U_{sat} = u_{min} & \text{Si } U_{direct} \leq U_{min} \\ U_{sat} = u_{max} & \text{Si } U_{direct} \geq U_{max} \\ U_{sat} = U_{direct} & \text{Sinon} \end{cases} \quad (3.76)$$

3.5 Conclusion

Dans ce chapitre, trois méthodes de contrôle pour les systèmes rapides ont été proposées.

Tout d'abord, la commande par modèle interne (IMC) est une technique très intéressante car elle présente de bonnes propriétés dans le cas linéaire et non linéaire. Réservée aux systèmes stables, l'IMC permet de s'affranchir du réglage souvent long des régulateurs standards notamment pour les systèmes non linéaires. Cette commande sera appliquée au contrôle du collecteur pour un moteur AC turbocompressé dans le chapitre 4.

Ensuite, une commande basée sur l'optimisation d'un critère a été présentée. Elle permettra dans le chapitre 5 de contrôler une partie de la chaîne d'air du moteur à cylindrée réduite. Elle est aussi très utile pour la commande prédictive.

Enfin, la commande prédictive est une méthode générale permettant de résoudre de nombreux problèmes en automatique. Dans le cas non linéaire, elle pose des problèmes de temps de calcul pour les systèmes rapides résolus par linéarisation instantanée. Cette dernière technique, la commande prédictive linéarisée à horizon fini, sera utilisée dans les chapitres 4 et 5 pour le contrôle du turbocompresseur.

Chapitre 4

Application au contrôle d'un moteur turbocompressé

4.1 Introduction

Dans ce chapitre, les schémas de contrôle à base de modèles, décrits dans le chapitre 3, sont appliqués à un système rapide, le moteur à allumage commandé turbocompressé. Ce moteur a été introduit dans le chapitre 1 et les modèles associés ont été détaillés dans le chapitre 2.

Ce chapitre se propose de montrer l'intérêt d'utiliser des contrôles à base de modèles, gris clairs ou gris foncés, et de les appliquer au banc moteur pour le moteur à allumage commandé turbocompressé et en particulier pour la chaîne d'air. Cette dernière est fondamentalement un système complexe rapide non linéaire, multivariable avec saturations d'actionneurs.

Le contrôle par modèle interne va montrer un grand intérêt pour contrôler la pression collecteur via le papillon d'admission en utilisant aussi bien des modèles gris clairs que gris foncés.

Le contrôle prédictif, non classiquement utilisé en contrôle moteur, est une méthode idéale pour le contrôle du turbocompresseur, car il permet de prendre en compte les caractéristiques du système (non linéarités, saturations d'actionneurs). Cependant, la commande prédictive non linéaire est trop gourmande en calcul et doit être simplifiée. La linéarisation à chaque point de fonctionnement sera alors utilisée pour réduire le temps de calcul. La commande engendrée sera comparée à une commande complètement non linéaire. Enfin, couplée aux réseaux de neurones, elle permet d'obtenir une méthode générique de contrôle prenant en compte les non linéarités du système.

4.2 Description de l'application

Dans ce chapitre, nous allons donc appliquer les méthodes présentées dans les chapitres 2 et 3 au premier moteur de série dont l'objectif défini était le *downsizing* (cf. §1.3), le moteur MCC Smart. Ce moteur à 3 cylindres développe 88 Nm malgré

sa faible cylindrée de 599 cm³ grâce à la suralimentation par turbocompresseur. Ses caractéristiques sont décrites à la table 4.1. Les moyens expérimentaux utilisés pour cette application, notamment le système de prototypage rapide de contrôle moteur, sont décrits dans l'annexe A).

Alésage x Course	63.5 x 63mm
Nombre de cylindres	3 (en ligne)
Puissance Max (kW/HP)	40/55 à 5250 tr/min
Couple Max	88 Nm
Rapport de compression	10
Turbocompresseur	Géométrie fixe Garrett GT12
Soupapes	2 par cylindre
Distribution	Fixe
Injection	Indirecte multipoint

TAB. 4.1: Données du moteur Smart

. Les actionneurs à contrôler sur ce moteur sont :

- les bougies d'allumage,
- les injecteurs,
- la vanne de décharge du turbocompresseur, appelée *wastegate*,
- le papillon d'admission.

Le chapitre 1 a montré qu'une bonne gestion de la chaîne d'air (papillon commandable, turbocompresseur piloté, distribution variable, ...) était nécessaire pour le contrôle en couple (cf. §1.4.1). Dans ce chapitre, le contrôle des injecteurs, c'est-à-dire le contrôle de richesse, ne sera pas présenté. Cependant, il a été nécessaire de le synthétiser et de le régler, mais il ne sera pas présenté puisque sa structure est relativement classique (à base d'un prédicteur de masse d'air et d'un contrôleur PID). Il sera supposé performant et efficace. Le contrôle des bougies d'allumage est relativement simple puisque l'avance est fixée à son optimum (cf. §1.2.3).

La figure 4.1 détaille le contrôle de la chaîne d'air de la figure 1.13 pour le moteur à allumage commandé turbocompressé. Le superviseur reçoit le couple indiqué désiré et transmet au contrôle un compromis pollution, performance et consommation. Dans le cas du moteur à allumage commandé turbocompressé, le contrôle de la chaîne d'air doit donc gérer les deux actionneurs d'air :

- le papillon (section efficace d'ouverture en mm², S_{thr}),

- la vanne de décharge du turbocompresseur ou *wastegate* (pourcentage de fermeture, WG),

Dans cet exemple, le compromis ne sera pas réellement réalisé dans le superviseur mais dans le contrôle (par exemple, le papillon sera ouvert le plus possible : compromis uniquement sur la consommation)

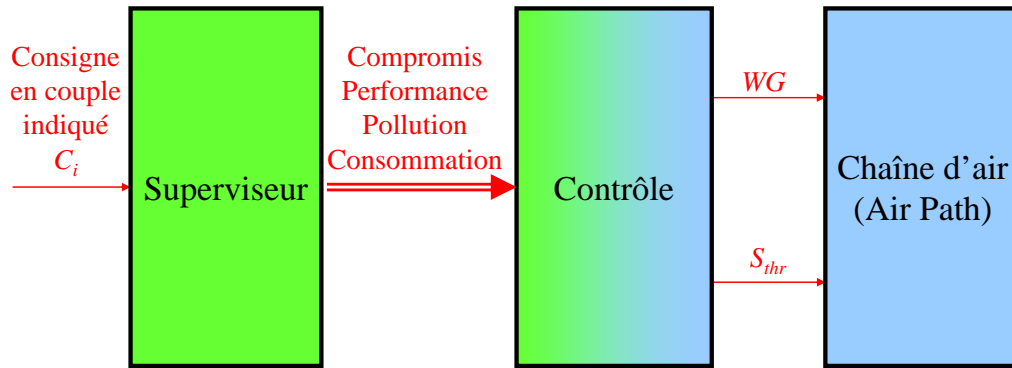


FIG. 4.1: Structure générale du contrôle de la chaîne d'air

Dans (Karnik *et al.*, 2005), le contrôle de ces actionneurs a été réalisé par retour d'état en utilisant les modèles présentés à la section 2.3. Cependant, ce contrôle, uniquement testé en simulation, ne réalise pas les deux fonctions suivantes. D'une part, lors d'un transitoire, la réponse la plus rapide doit être réalisée avec un papillon à pleine ouverture et une wastegate totalement fermée. D'autre part, en régime stabilisé le papillon doit être le plus ouvert possible pour diminuer les pertes par pompage et donc la consommation.

La bonne gestion du couple indiqué passe par un contrôle efficace de la masse d'air enfermée dans le cylindre, c'est donc le cœur du superviseur. En effet, à richesse 1 et à avance fixée à l'optimum, le couple indiqué C_i (1.5) est directement lié à la masse d'air enfermée dans le cylindre m_{air_cyl} à un régime N_e donné (cf. §2.3.1). Pour une consigne de couple C_{i_sp} , la consigne de masse d'air enfermée m_{air_sp} est donnée par l'inversion de l'équation (2.1) :

$$m_{air_sp} = f(C_{i_sp}, N_e) \quad (4.1)$$

Cette relation peut facilement se cartographier, c'est-à-dire se mettre sous forme d'une table à deux dimensions, comme le montre la figure 4.2.

La figure 4.3 détaille la structure du contrôle de la figure 4.1.

Tout d'abord, la consigne de masse d'air enfermée dans le cylindre m_{air_sp} est utilisée dans un modèle statique pour générer une consigne de pression collecteur p_{man_sp} (bloc 1, figure 4.3).

Ensuite, le contrôle de la chaîne d'air, dissocié en deux modules, est réalisé à l'aide des modèles présentés dans le chapitre 2 et des méthodes de contrôle proposées dans le chapitre 3.

Le premier module, c'est-à-dire le contrôle du collecteur via le papillon d'admission (bloc 2, figure 4.3), est détaillé dans la section 4.4. Il utilise les modèles de remplissage (cf. §2.3.2) et de pression collecteur (cf. §2.3.3) et le contrôle par modèle interne

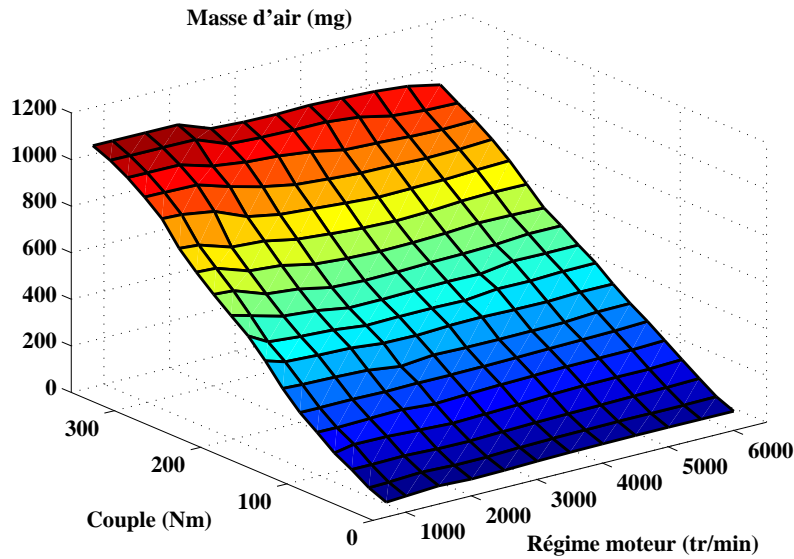


FIG. 4.2: Cartographie de la masse d'air (mg) en fonction du couple (Nm) et du régime moteur (tr/min)

(cf. §3.2).

Le deuxième module, c'est-à-dire le contrôle du turbocompresseur via la wastegate (bloc 3, figure 4.3), est détaillé dans la section 4.5. Il utilise un modèle neuronal (cf. §2.4.3) et le contrôle prédictif (cf. §3.4).

Cette décomposition du contrôle de la chaîne d'air en modules est possible car les dynamiques du turbocompresseur et du collecteur sont différentes. Le temps de réponse du turbocompresseur est au minimum le double du temps de réponse du collecteur.

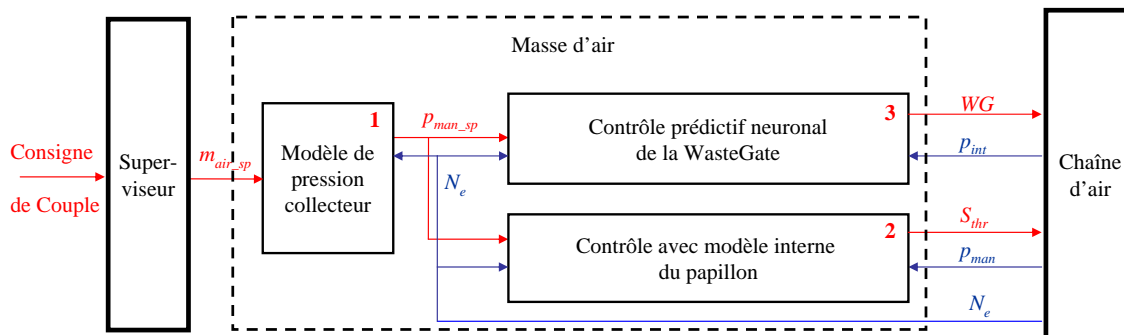


FIG. 4.3: Structure détaillée du contrôle de la chaîne d'air pour le moteur Smart

4.3 Modèle statique de pression collecteur

Dans cette section, qui correspond au bloc numéro 1 de la figure 4.3, l'objectif est de générer la consigne de pression collecteur et pour cela un modèle statique est

choisi.

Comme défini en (2.6), le modèle liant la masse d'air enfermée dans le cylindre m_{air_cyl} et la pression collecteur p_{man} s'écrit :

$$m_{air_cyl} = \eta_{vol}^{(p_{man}, T_{man})} \frac{p_{man} V_{cyl}}{r T_{man}} \quad (4.2)$$

où V_{cyl} est la cylindrée, T_{man} la température du collecteur et r la constante des gaz parfaits et où le remplissage est cartographié (2.7) en fonction du régime moteur N_e et de la pression collecteur p_{man} :

$$\eta_{vol} = f(N_e, p_{man}) \quad (4.3)$$

Le modèle donnant la pression collecteur à partir de (4.2) et (4.3) ne peut directement s'écrire, car l'expression $\eta_{vol}^{(p_{man}, T_{man})}(N_e, p_{man}) p_{man}$ n'est pas directement inversible.

Il est alors possible de modifier, dans l'expression (2.5), la masse d'air théorique :

$$\text{Masse d'air théorique}^{(p_{amb}, T_{man})} = \frac{p_{amb} V_{cyl}}{r T_{man}} \quad (4.4)$$

Le modèle liant la masse d'air dans le cylindre et la pression collecteur s'écrit alors :

$$m_{air_cyl} = \eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})}(N_e, p_{man}) \frac{p_{amb} V_{cyl}}{r T_{man}} \quad (4.5)$$

Ce modèle a aussi l'avantage de prendre en compte les variations de pression ambiante p_{amb} .

La relation (4.3) peut être inversée (figure 4.4) et le modèle de pression collecteur s'écrit :

$$p_{man} = f_{p_{man}}(N_e, \eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})}) \quad (4.6)$$

En combinant cette équation avec (4.5), le modèle de consigne de pression collecteur p_{man_sp} en fonction de la consigne de masse d'air m_{air_sp} s'écrit alors :

$$p_{man_sp} = f_{p_{man}} \left(N_e, \frac{m_{air_sp}}{p_{amb} V_{cyl} / r T_{man}} \right) \quad (4.7)$$

Dans cette relation, le régime N_e et la température T_{man} sont mesurées, les grandeurs r , V_{cyl} sont considérées constantes et la pression ambiante p_{amb} est mise à jour régulièrement (par exemple, à l'aide de la mesure de pression collecteur avec un moteur à l'arrêt).

4.4 Contrôle du papillon

Plusieurs solutions sont possibles pour le contrôle du papillon d'admission. L'objectif est d'amener la pression collecteur p_{man} à sa consigne p_{man_sp} par action sur le papillon d'admission (section S_{thr}). La consigne de pression collecteur est directement donnée de la relation (4.7). La solution retenue ici est le contrôle par modèle

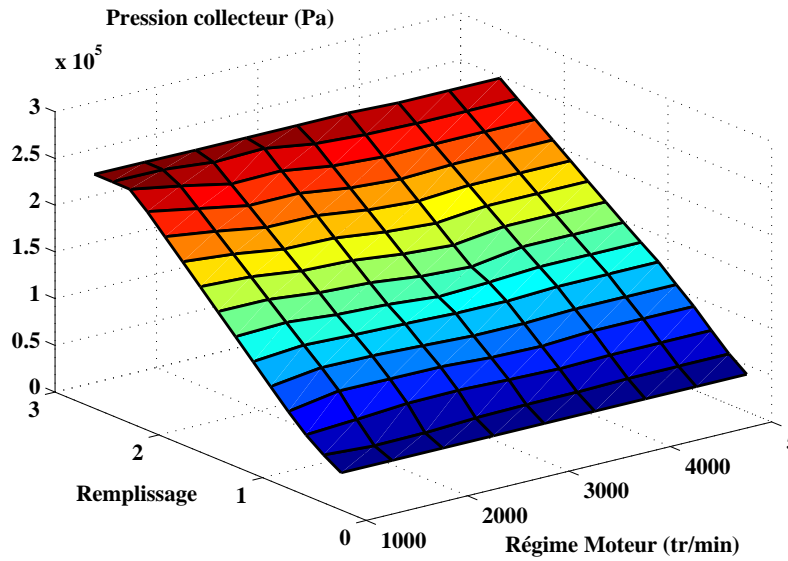


FIG. 4.4: Cartographie de la pression collecteur p_{man} (Pa) en fonction du remplissage $\eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})}$ et du régime moteur N_e (tr/min)

interne (cf. §3.2) pour sa facilité de réglage et ses bonnes performances. La figure 4.5 montre le schéma de contrôle du papillon d'admission.

Dans cette section, qui correspond au bloc 2 de la figure 4.3, le modèle direct, inverse et le filtre de robustesse seront tout d'abord décrits. Puis, le schéma général de contrôle du collecteur sera détaillé, faisant intervenir deux contrôleurs en série. Enfin, les résultats obtenus au banc moteur seront exposés et comparés à un correcteur conventionnel (PID).

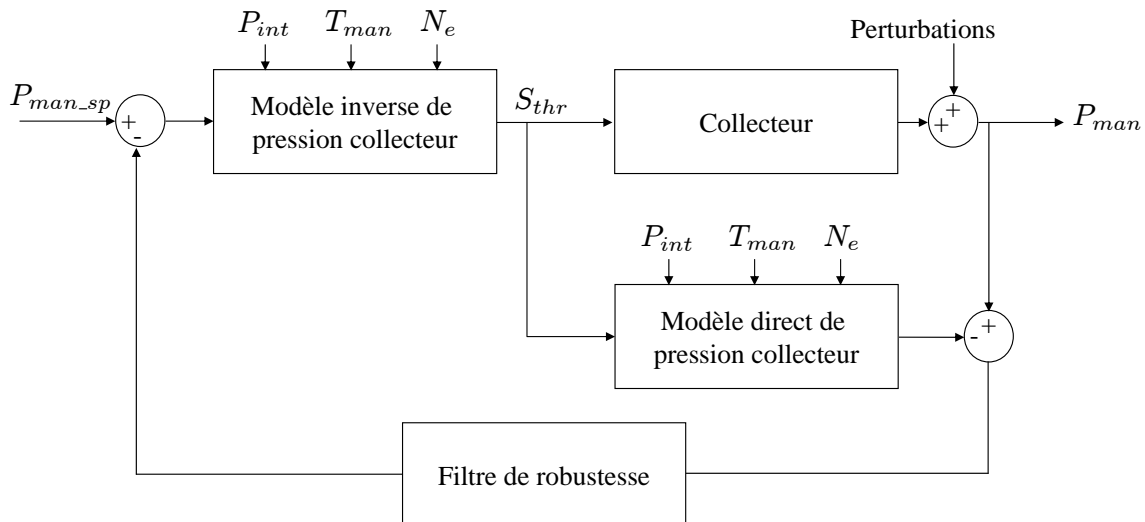


FIG. 4.5: Principe du contrôle du papillon par modèle interne

4.4.1 Modèle direct

Le modèle direct, c'est-à-dire de pression collecteur (cf. §2.3.3), est donné par la relation suivante :

$$\frac{dp_{man}}{dt} = \frac{rT_{man}}{V_{man}}(D_{thr} - D_{cyl}) \quad (4.8)$$

où T_{man} est la température dans le collecteur, V_{man} le volume du collecteur, r la constante des gaz parfaits et où le débit d'air entrant dans le cylindre D_{cyl} est calculé par :

$$D_{cyl} = \frac{n_{cyl}\eta_{vol}^{(p_{man}, T_{man})}V_{cyl}p_{man}N_e}{120rT_{man}} \quad (4.9)$$

et où le débit d'air passant à travers le papillon d'admission D_{thr} est calculé par :

$$D_{thr} = S_{thr}p_{int}f(T_{thr}, p_{man}/p_{int}) \quad (4.10)$$

où f est la fonction de Barré de Saint-Venant décrite à l'équation (2.20).

Ce modèle n'est pas utilisable directement et une phase de calibration est nécessaire. Tout d'abord, la cartographie de remplissage $\eta_{vol}^{(p_{man}, T_{man})}(N_e, p_{man})$ doit être déterminée. Pour cela, les points de fonctionnement du moteur sont balayés. Ensuite, la relation entre la section *efficace* du papillon S_{thr} et le pourcentage d'ouverture du papillon (mesuré au banc) doit être calculée. La section *efficace* du papillon S_{thr} est égale à la section *théorique* (géométrique) multipliée par un coefficient de débit. Ce dernier, proche de 1, varie en fonction du régime moteur et de la pression collecteur. La relation entre le pourcentage et la section *théorique* d'ouverture du papillon peut être calculée de manière géométrique (Moskwa, 1988). Cette relation fournit alors une cartographie une-dimension, comme le montre la figure 4.6.

En régime stabilisé, les équations statiques du modèle de pression collecteur (4.9) et (4.10) ainsi obtenues sont donc calibrées et validées afin d'obtenir des erreurs statiques inférieures à 3%. Ensuite, le modèle est validé en régime transitoire (4.8). La figure 4.7 montre que ce modèle donne d'excellents résultats en dynamique. Sur cet exemple, typique des résultats obtenus, le modèle est toujours quelques millisecondes en avance par rapport à la réalité, ce qui est avantageux pour anticiper les phénomènes.

4.4.2 Modèle inverse

Un modèle statique permet de simplifier la structure du contrôle sans la perturber (cf. la propriété d'erreur statique nulle de l'IMC, page (3.5)). Le modèle statique inverse s'écrit alors à partir du modèle direct en posant $\frac{dp_{man}}{dt} = 0$. L'équation (4.8) donne alors $D_{thr} = D_{cyl}$, ce qui permet d'écrire à partir de l'équation (4.10) :

$$S_{thr} = \frac{D_{cyl}}{p_{int}f(T_{thr}, p_{man}/p_{int})} \quad (4.11)$$

où D_{cyl} est calculé avec l'équation (4.9)

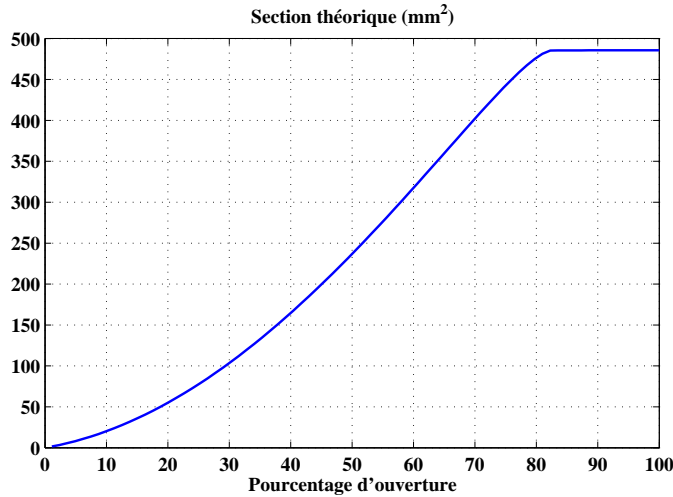


FIG. 4.6: Relation entre le pourcentage d'ouverture et la section théorique du papillon (mm²)

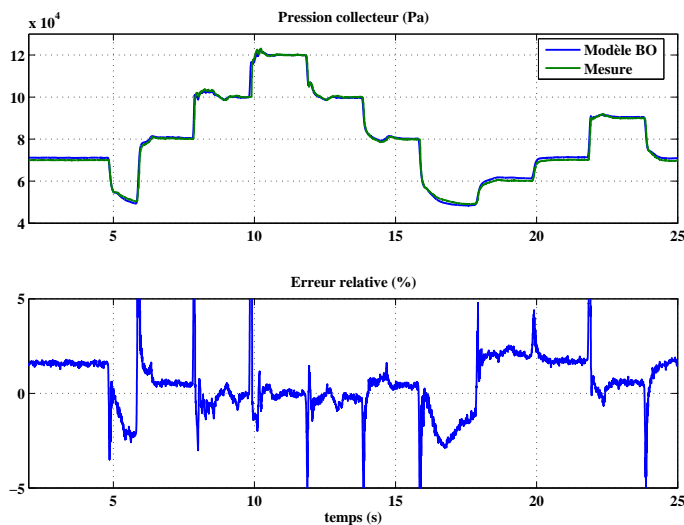


FIG. 4.7: Evolution du modèle de pression collecteur en réponse à des variations de papillon à 2500 tr/min

4.4.3 Filtre de robustesse

Le filtre de robustesse dans le schéma de contrôle de la figure 4.5 est le plus simple possible, donc du premier ordre. En continu, ce filtre, de gain statique unitaire, s'écrit :

$$F(s) = \frac{1}{1 + \tau s} \quad (4.12)$$

où τ est la constante de temps, qui règle la dynamique de la boucle de retour. Si τ est trop petit, la commande sera bruitée. Si τ est trop grand, le modèle sera presque en boucle ouverte.

4.4.4 Schéma général du contrôle

Le schéma général du contrôle du collecteur est présenté à la figure 4.8. Dans ce schéma, deux contrôleurs sont en cascade.

- Le contrôle de l'actionneur, le papillon d'admission, est réalisé à l'aide d'un contrôle PID et d'une table de prépositionnement. Il donne de bons résultats en terme de rapidité, temps de réponse et dépassement.
- Le contrôle de la pression collecteur est réalisé par modèle interne (IMC) (cf. figure 4.5). Il sera comparé en terme de performance au contrôle PID dans le paragraphe 4.4.5.

Cette structure de contrôle suppose donc que le contrôle local du papillon est performant et n'influe pas trop sur le contrôle de la pression collecteur.

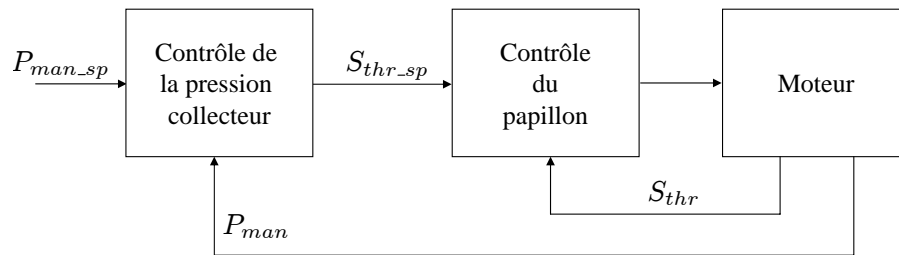


FIG. 4.8: Schéma de contrôle du collecteur

4.4.5 Résultats au banc moteur

Les figures 4.9 et 4.11 montrent deux exemples typiques de résultats obtenus au banc moteur pour le contrôle de la pression collecteur p_{man} . La commande par modèle interne y est comparé au contrôle PID à gains constants réglés sur un point de fonctionnement. Des échelons de consigne de pression collecteur p_{man_sp} (image du couple moteur) sont réalisés afin de tester ces contrôleurs. Le contrôle PID est toujours plus lent que le contrôle IMC avec un peu plus de dépassement. Ceci provient de la prise en compte naturelle par le contrôle IMC de la non linéarité du système par rapport au contrôle PID.

Les figures 4.10 et 4.12 montrent l'évolution correspondante de l'actionneur, le papillon, c'est-à-dire sa mesure S_{thr} et sa consigne S_{thr_sp} pour le contrôle IMC. L'évolution de l'actionneur pour le contrôle PID n'est pas montré ici car il n'apporte pas d'informations supplémentaires. En effet, pour les deux commandes PID et IMC, la commande du papillon S_{thr_sp} n'est pas bruitée. Sur ces figures, on note que le contrôle du papillon donne de bons résultats.

Le contrôle par modèle interne de la pression collecteur via le papillon d'admission donne de bons résultats :

- en terme de rapidité : temps de réponse à 90 % inférieur à 0.5 s,
- en terme de dépassement : en moyenne inférieur à 0.01 bar ou à 10 %, le plus fort dépassement égal à 20 % (par exemple, à 25 s sur la figure 4.10) est dû à une oscillation de pression de suralimentation,

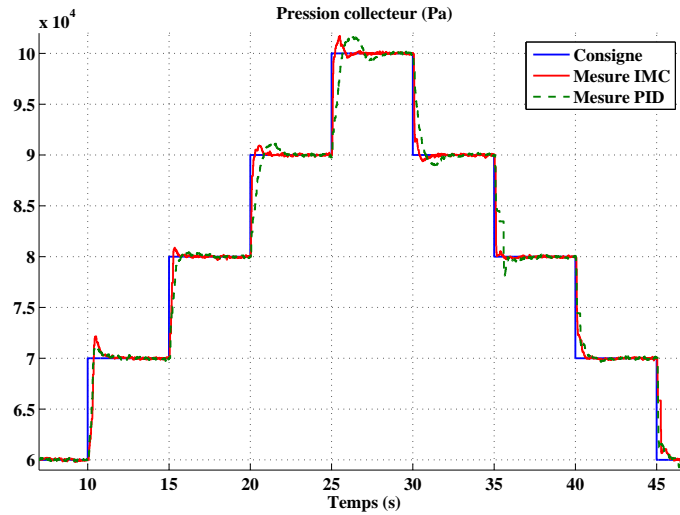


FIG. 4.9: Evolution de la pression collecteur (Pa) en fonction du temps (s) à 2000 tr/min, contrôlée par modèle interne (IMC) et par un contrôleur PID

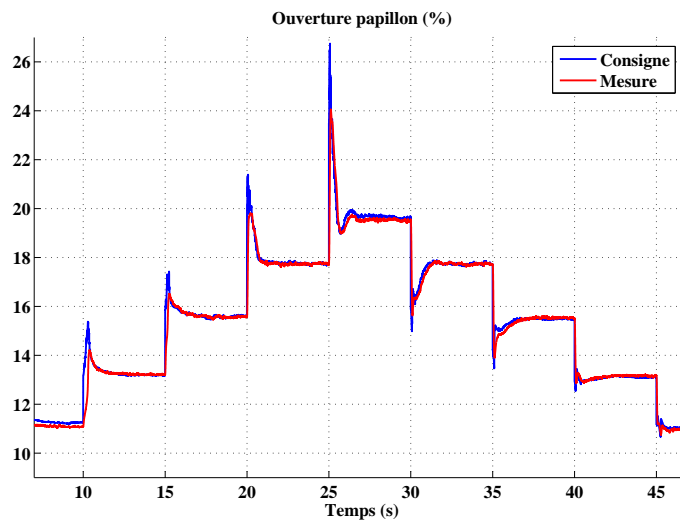


FIG. 4.10: Pourcentage d'ouverture du papillon en fonction du temps (s) à 2000 tr/min pour le contrôle par modèle interne (IMC)

- en terme de réglage : l'unique filtre est aisé à régler, car il est fonction de la dynamique du système ; la constante de temps a été fixée à 0.02 s, compromis entre une commande trop bruitée et une commande trop lente à réagir,
- en terme de stabilité : aucun problème de stabilité n'a été rencontré avec un filtre bien réglé,
- en terme d'erreur statique : il y a bien convergence entre la consigne et la mesure,
- en terme de sollicitation du papillon : le papillon n'est pas trop chahuté.

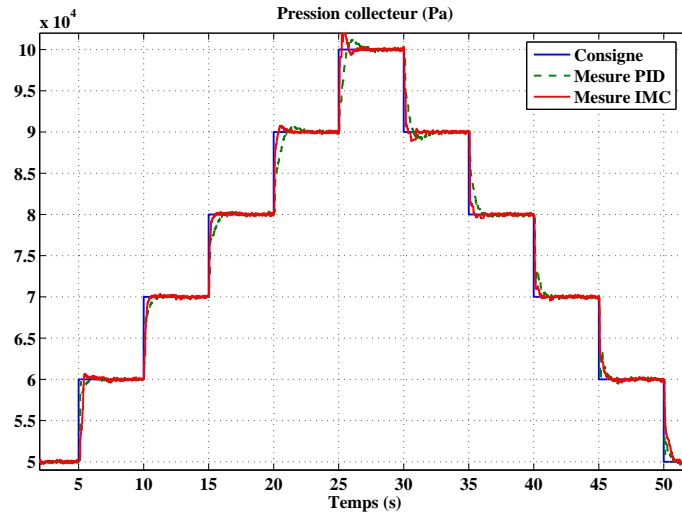


FIG. 4.11: Evolution de la pression collecteur (Pa) en fonction du temps (s) à 2500 tr/min, contrôlée par modèle interne (IMC) et par un contrôleur PID

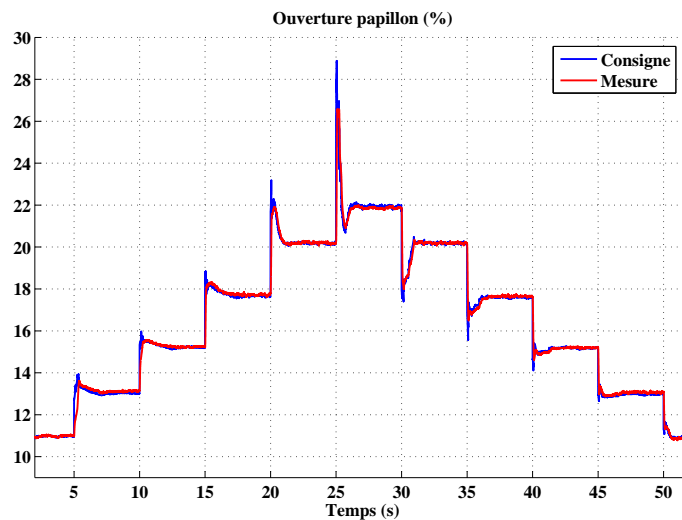


FIG. 4.12: Pourcentage d'ouverture du papillon en fonction du temps (s) à 2500 tr/min pour le contrôle par modèle interne (IMC)

Cette section a montré l'intérêt d'utiliser un contrôle par modèle interne dans le contrôle des motorisations, en prenant l'exemple du contrôle de la pression collecteur. Le schéma proposé, qui sera utilisé dans la section suivante, a été testé à plusieurs régimes au banc moteur. Même si aucune étude théorique de robustesse a été mise en place, une étude de robustesse a été réalisée et a consisté à faire varier : en simulation le bruit de mesure et les paramètres du modèle et du filtre ; au banc moteur le régime moteur pour une seule constante de temps du filtre.

4.5 Contrôle du turbocompresseur

Dans cette section, qui correspond au bloc numéro 3 de la figure 4.3, les caractéristiques du turbocompresseur seront tout d'abord décrites. Puis, le contrôle prédictive non linéaire correspondant le mieux aux caractéristiques de notre système, il sera choisie comme méthode de commande. Pour l'appliquer en temps réel, le modèle non linéaire est linéarisé en chaque point de fonctionnement. Les différentes méthodes de commande prédictive seront alors comparées. Puis le modèle de prédiction sera choisi, construit et validé selon les méthodes décrites dans le chapitre 2. En simulation, puis au banc moteur, la structure du contrôle sera testée et validée en montrant l'intérêt du modèle linéarisé. Enfin, un test de robustesse de la commande sera effectué avec un modèle de prédiction identifié en simulation.

4.5.1 Introduction

Le contrôle du turbocompresseur se fait par la vanne de décharge de la turbine, la *wastegate*. Il y a deux possibilités pour actionner cette vanne : pneumatique ou électrique.

La *wastegate* pneumatique est fixée à une membrane qui est soit poussée par une surpression soit tirée par une dépression. Dans le cas d'un moteur à allumage commandé, la source de dépression est la pression collecteur et la source de surpression est la pression de suralimentation (cf. figure 1.14). Par conséquent, la *wastegate* pneumatique n'est pas commandée lorsque la pression collecteur et la pression de suralimentation sont proches de la pression ambiante. Il y a donc une zone morte où la *wastegate* n'a aucun effet sur la pression de suralimentation. Une *wastegate* actionnée par un moteur électrique permet de pallier ce problème. Ses avantages sont la rapidité d'action et la possibilité d'agir à tout moment. Les intérêts de la *wastegate* pneumatique sont sa bonne résistance aux hautes températures et son faible coût. Seul le contrôle avec une *wastegate* pneumatique sera présenté dans cette partie.

Les caractéristiques du contrôle du turbocompresseur sont :

- variable manipulée ou actionneur : pourcentage de fermeture de la *wastegate* WG ,
- variable contrôlée : pression de suralimentation (bar) p_{int} ,
- contrainte sur l'actionneur : $WG_{min} \leq WG \leq WG_{max}$,
- système à temps de calcul limité,
- temps de réponse de l'actionneur assez grand,
- dynamique lente du turbocompresseur,

– système non linéaire.

La figure 4.13 montre les non linéarités statiques de la pression de suralimentation p_{int} en fonction du débit d'air D_{cyl} entrant dans le cylindre et de la wastegate WG . La variation de débit D_{cyl} est obtenue en faisant varier le régime moteur N_e variant de 1500tr/min à 3000tr/min. La non linéarité en régime moteur est comprise dans le débit d'air, puisque ce dernier est fonction du régime. Même si ce dernier est événementiel (au cycle et donc fonction du régime), la dynamique du turbocompresseur est temporelle (cf §2.3.4).

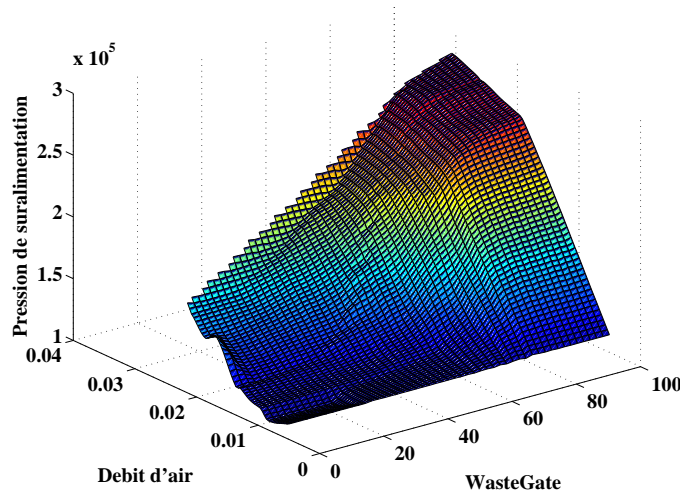


FIG. 4.13: Non linéarités statiques du turbocompresseur : p_{int} (en Pa) en fonction de WG (en %) et D_{cyl} (en kg/h)

Consigne de pression de suralimentation

Pour diminuer les pertes par pompage et augmenter le rendement, le papillon d'admission doit être le plus ouvert possible (cf. §1.2). Cela peut se faire en amenant la pression de suralimentation p_{int} à la pression collecteur p_{man} lorsque cela est possible, c'est-à-dire quand $p_{man} \geq p_{amb}$. La consigne de pression de suralimentation p_{int_sp} est donc fixée à la consigne de pression collecteur p_{man_sp} (4.7), car les pertes de charge du papillon à pleine ouverture ϵ , toujours inférieures à 0.04 bar, sont négligées :

$$p_{int_sp} = p_{man_sp} + \epsilon \approx p_{man_sp} \quad (4.13)$$

Le problème de relance du turbocompresseur, dû à sa forte inertie, a été évoqué au chapitre 1. Une première solution consiste à augmenter la consigne de pression de suralimentation conservant alors un papillon à moitié fermé (Eriksson *et al.*, 2002b). Ceci augmente les pertes par pompage et donc la consommation.

Une autre solution pour relancer le turbocompresseur consiste à dégrader l'avance à l'allumage, dégradant le rendement moteur, mais augmentant la température d'échappement T_{exh} et donc la puissance récupérée par la turbine P_{turb} , comme

le montre l'équation (2.26) du chapitre 2 qui est rappelée ici :

$$P_{turb} = D_{turb} c_p T_{exh} \eta_{turb} \left(\left(\frac{p_{exh}}{p_{amb}} \right)^{\frac{\gamma-1}{\gamma}} - 1 \right) \quad (4.14)$$

Cette technique n'est pas toujours avantageuse, car la perte de couple sur le vilebrequin n'est pas complètement regagnée par la turbine (Kleeberg *et al.*, 2006). Des essais seraient nécessaires pour calibrer cette méthode.

Résultats avec un contrôleur basique

Le contrôle basique PI de la wastegate engendre des dépassements sur la pression de suralimentation P_{int} (Wakeman et Wright, 1986; Muller *et al.*, 1991). Les figures 4.14 et 4.15 montrent un exemple typique de résultat obtenu par le contrôleur PI. Sur la figure 4.14, on note, entre 211 s et 223 s une différence entre la pression de suralimentation p_{int} et la consigne de pression collecteur p_{man_sp} . Cette différence correspond à un papillon faiblement ouvert (figure 4.15) entraînant des pertes de charge importantes contrairement à un papillon à pleine ouverture (par exemple, entre 224 s et 230 s).

Le fort dépassement de pression de suralimentation p_{int} autour de 203 s impose au papillon d'admission de se fermer afin de suivre la pression collecteur. Le fait que le papillon se ferme engendre des pertes par pompage (cf. §1.2). Ces résultats médiocres sont dus aux non linéarités statiques et à la dynamique du turbocompresseur. L'ajout du terme «dérivé» aurait largement pu limiter le premier dépassement sur le premier échelon, mais n'aurait pu empêcher sur le deuxième échelon une réponse «molle». De par la non linéarité, le changement de point de fonctionnement est la cause de ces deux réponses indicielles très différentes. Nous comparerons le schéma de commande développé dans cette section au contrôleur PID.

4.5.2 Choix de la commande

La commande doit permettre :

- d'anticiper le comportement du turbocompresseur et donc d'éviter les dépassements,
- de prendre en compte les non linéarités,
- de prendre en compte les saturations.

Au vu du chapitre 3, le schéma de contrôle le mieux adapté est la commande prédictive. Elle est très peu appliquée, en pratique, dans le contrôle des motorisations. Dans la littérature, on trouve cependant quelques applications de commande prédictive linéaire : pour les moteurs à injection directe (Sans, 2001) et pour le contrôle du ralenti (Hrovat, 1996). Dans (Gorinevsky *et al.*, 2003), la commande prédictive à base de modèles linéarisés est testée en simulation pour le contrôle de richesse sur un moteur avec déphaseurs égaux à l'admission et à l'échappement. Une commande prédictive linéaire mais avec des gains variants (*Gain scheduling MPC*) a été testée sur un moteur diesel pour le contrôle simultané de la vanne EGR et de la vanne agissant sur la géométrie de la turbine (Rückert *et al.*, 2004). Une commande prédictive neuronale linéarisée a été comparée à une commande prédictive neuronale itérative

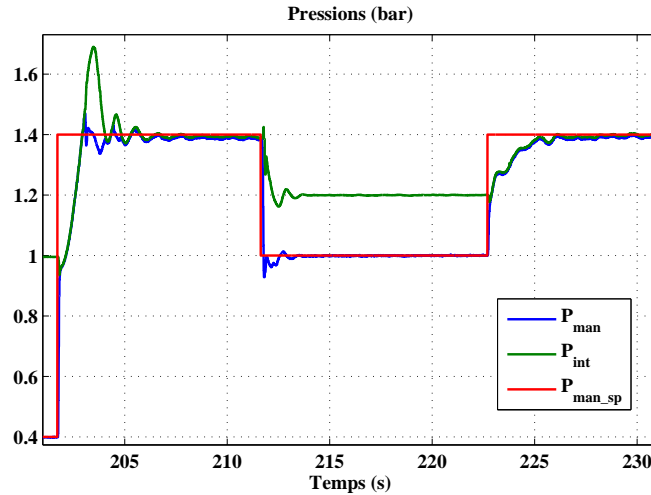


FIG. 4.14: Evolution au banc moteur de pressions (bar) avec un contrôle PI de la wastegate (p_{int} en vert, p_{man} en bleu, p_{man_sp} en rouge) à 2500 tr/min

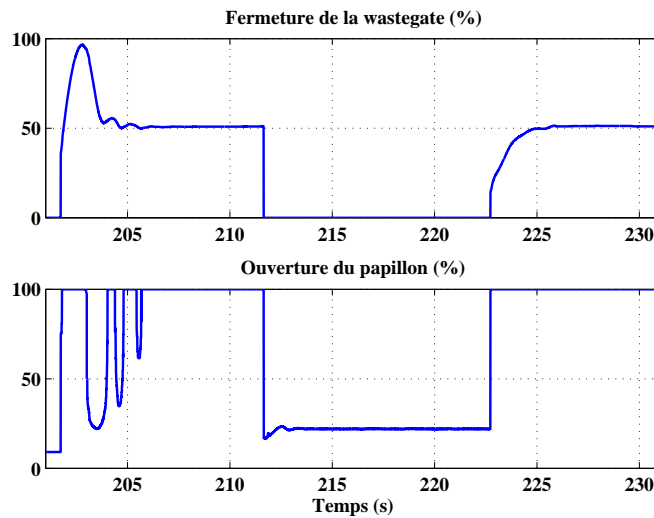


FIG. 4.15: Evolution au banc moteur des signaux des actionneurs d'air avec un contrôle PI de la wastegate (fermeture wastegate (%) en haut, ouverture papillon (%) en bas) à 2500 tr/min

pour le contrôle de richesse (Lennox *et al.*, 2001). La commande prédictive à base de modèles linéarisés montre dans cet exemple beaucoup d'avantages en terme de performance et temps de calcul.

4.5.3 Modèle de prédiction

Pour appliquer la commande prédictive au contrôle du turbocompresseur, un modèle de prédiction est nécessaire. Les caractéristiques du modèle complet du turbocompresseur peuvent être résumées ici (cf. §2.3.4) :

- non linéaire,
- difficile à dériver,

- impliquant des variables fondamentales non mesurées (régime turbo, débit wastegate, pression d'échappement),
- basé sur des cartographies «constructeurs» très pauvres en nombre de points et avec une zone de fonctionnement trop restreinte.

Pour toutes ces raisons, ce modèle n'est pas embarquable dans un contrôle moteur. En revanche, un modèle générique boîte gris foncé, en temps discret, peut prendre en compte naturellement les non linéarités. Un tel modèle n'implique pas la prise en compte de variables internes non mesurées. Son domaine de validité peut être étendu et fin. Il est aussi facile à dériver et sera donc choisi pour modéliser le turbocompresseur.

La construction de ce modèle de prédiction se déroule en plusieurs étapes (cf. chapitre 2). Tout d'abord, les entrées sont sélectionnées et les signaux d'entrée construits. Puis, la structure du modèle sera choisie, ainsi que sa période d'échantillonnage. Ensuite, la structure du modèle sera optimisée et enfin le modèle sera validé.

Choix des entrées

Le choix des entrées est basé sur des considérations physiques. Il est bien sûr nécessaire d'inclure dans le modèle la variable manipulée (wastegate WG) et la variable contrôlée (pression de suralimentation p_{int}). En outre, une variable joue un rôle prépondérant dans le modèle du turbocompresseur : le débit compresseur proche du débit d'air rentrant dans les cylindres D_{cyl} (cf. §2.3.4). Le modèle boîte gris foncé, en temps discret, peut donc s'écrire :

$$\hat{p}_{int}(t+1) = f(p_{int}(t), WG(t), D_{cyl}(t)) \quad (4.15)$$

où le débit D_{cyl} est donné par le modèle de remplissage (cf. §2.3.3) :

$$D_{cyl}(t) = \frac{n_{cyl} \eta_{vol}^{(p_{man}, T_{man})} (N_e(t), p_{man}(t)) V_{cyl} p_{man}(t) N_e(t)}{120 r T_{man}(t)} \quad (4.16)$$

Le modèle a une dynamique du premier ordre, la plus simple possible, mais suffisante pour décrire les phénomènes. La non linéarité en régime moteur N_e est prise en compte à travers la variable D_{cyl} (4.16).

Données d'identification

Pour générer les données d'identification, on fait varier le débit d'air traversant les cylindres D_{cyl} et la pression de suralimentation p_{int} en agissant sur le papillon S_{thr} et sur la wastegate WG .

La génération des signaux d'excitation pour l'identification des systèmes non linéaires est un problème difficile car les caractéristiques de ces signaux sont très dépendants des caractéristiques du système lui-même et des connaissances a priori éventuellement disponibles sur ce système. Il est souvent préconisé d'utiliser en entrée des Signaux Binaires Pseudo Aléatoires modulées en amplitude (APRBS) (cf. §2.4.1). De tels signaux sont des suites d'échelons dont l'amplitude et la durée sont uniformément distribués dans une certaine plage. Il faut s'assurer que ces signaux excitent le système aussi bien en amplitude qu'en fréquence.

Amplitude Comme il n'y a que deux actionneurs, il est facile de visualiser en trois dimensions le nombre de données générées en fonction des deux actionneurs : wastegate et papillon (figure 4.5.3). L'amplitude couvre donc complètement et uniformément le domaine de variation réaliste des variables manipulées.

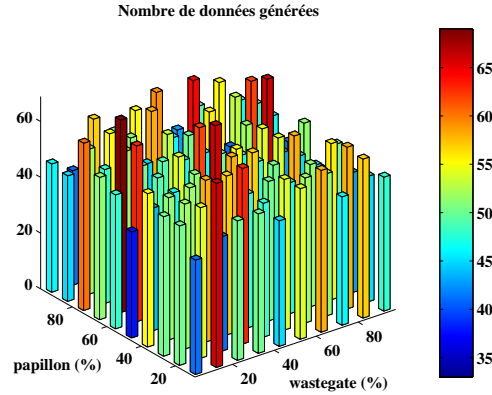


FIG. 4.16: Répartition uniforme des données d'apprentissage dans l'espace des entrées

Fréquence Le temps minimum préconisé de variation des signaux d'identification correspond à la constante de temps dominante du système (Nelles, 2000). Pour la pression de suralimentation, le temps de montée à 90% varie en fonction du régime moteur d'environ 1s à 3 s. Le temps minimum est alors choisi à 0.5 s et le temps maximum de 3.5 s. La figure 4.17 montre l'effet du temps minimum du signal d'une entrée (wastegate) sur la sortie du système (pression de suralimentation). Les données présentées dans cette figure ont été obtenues en simulation. Le signal d'entrée avec un temps minimum trop grand n'excite pas assez le système et le signal d'entrée avec un temps minimum trop petit ne permet pas au système d'aller au bout du domaine de variation.

Choix de l'architecture

Le modèle choisi est un réseau de neurones, en particulier le perceptron à une couche cachée noté f_{nn} , pour les raisons évoquées aux sections 2.4.3 et 2.3.4. Ce modèle peut être amélioré en lui ajoutant un terme intégral :

$$\hat{p}_{int}(t+1) = f_{nn}(p_{int}(t), WG(t), D_{cyl}(t)) + K_1 \sum_{j=0}^{j=t} (\hat{p}_{int}(j) - p_{int}(j)) \quad (4.17)$$

où K_1 est un gain à ajuster. Le terme intégral permet d'augmenter la robustesse du modèle vis-à-vis de l'usure du moteur, de la dérive de la wastegate, etc. . .

Choix de la période d'échantillonnage

Le choix de la période d'échantillonnage doit être validé par une étude fréquentielle. Il faut s'assurer qu'il n'y a ni sur-échantillonnage, conduisant à un modèle qui

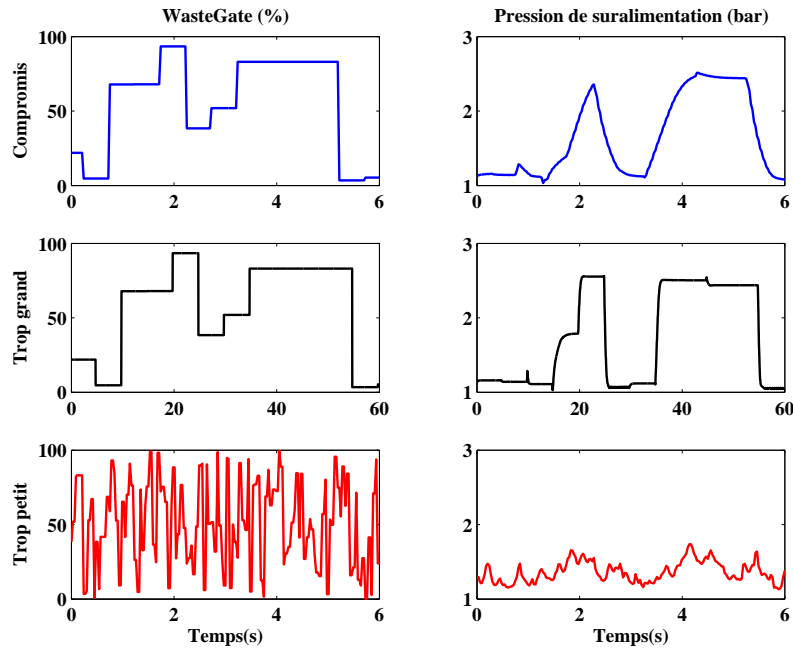


FIG. 4.17: Entrée (wastegate) et sortie (pression de suralimentation) du système avec différents temps minimum de signal d'entrée versus temps (secondes) : bien calibré (bleu, en haut), trop grand (noir, au milieu) et trop petit (rouge, en bas)

recopie simplement la valeur précédente, ni sous-échantillonnage, conduisant à un modèle non satisfaisant.

Le spectre d'un essai, obtenu au banc moteur, du signal de pression de suralimentation est présenté à la figure 4.18. La fréquence de coupure du capteur de pression de suralimentation est largement supérieure à la fréquence d'acquisition (1 kHz). On remarque que l'amplitude du spectre devient négligeable au delà de 10 Hz, est fortement atténué à partir de 2 Hz, mais remonte aux alentours de 7 Hz. La figure

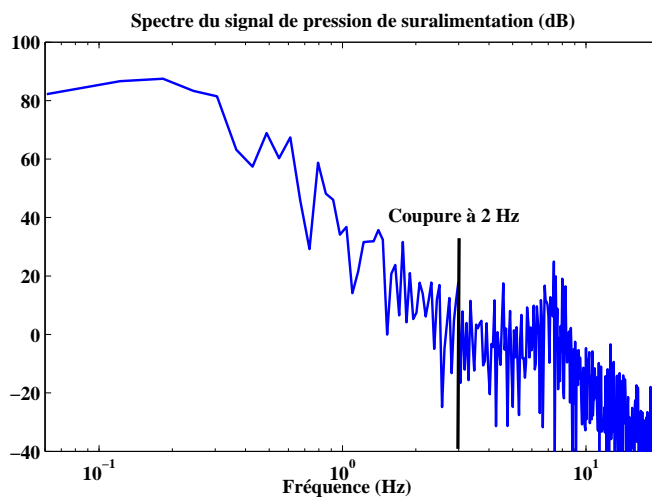


FIG. 4.18: Spectre (dB) du signal de pression de suralimentation versus fréquence (Hz)

4.19 compare, sur un exemple, le signal brut de pression et le signal lissé par un filtre passe bas de fréquence de coupure 2 Hz. Pour cela, la technique *zero-padding*, qui supprime totalement les fréquences supérieures à 2 Hz dans le spectre, puis reconstitue le signal temporel, est utilisée. On voit que la seule information perdue correspond au phénomène de pompage du turbocompresseur, apparaissant surtout aux faibles débits. Ce pompage, de fréquence environ égale à 7 Hz, n'est pas contrôlable par les actionneurs utilisés et ne sera pas modélisé.

Il est courant de prendre une fréquence d'échantillonnage comprise entre 5 et 25 fois la bande passante (Borne *et al.*, 1993), soit entre 10 Hz et 50 Hz. La période d'échantillonnage du modèle (4.15) est alors fixée à 0.03 s.

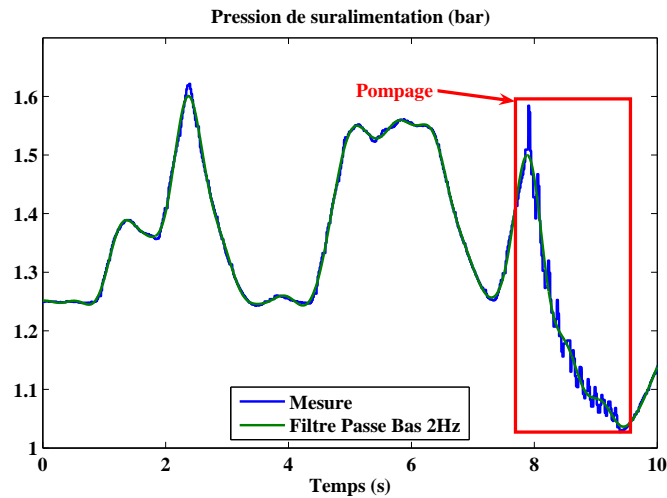


FIG. 4.19: Effet d'un filtre passe bas à 2 Hz sur la pression de suralimentation versus temps (secondes)

Apprentissage du modèle neuronal

L'apprentissage du modèle neuronal a été réalisé en utilisant la boîte à outils Matlab NNSYSID (Norgaard, 2000). Pour la prédiction à plusieurs pas, le modèle choisi est à erreur de sortie (Output Error, OE) :

$$\hat{p}_{int}(t+1) = f_{nn}(\hat{p}_{int}(t), WG(t), D_{cyl}(t)) \quad (4.18)$$

L'apprentissage du modèle neuronal a été effectué par minimisation de l'erreur quadratique moyenne MSE (3.13), avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt (cf. §3.3.2). L'apprentissage a été effectué pour des régimes de 1500, 2000, 2500, 3000 et 3500 tr/min pendant environ deux fois 150 s, correspondant à des essais moteur effectifs de 25 minutes. Des données de validation ont été créées pour les mêmes régimes moteur mais pendant 60 s, correspondant à des essais effectifs de 5 minutes. Ces essais de 30 minutes effectifs peuvent être réalisés pendant une demi-journée d'essais. La figure 4.20 montre les deux entrées du modèle (wastegate WG et le débit d'air D_{cyl}) pour une partie des données d'apprentissage à 2000 tr/min. Le seul

effort expérimental permettant d'obtenir directement un modèle sur le système est donc faible.

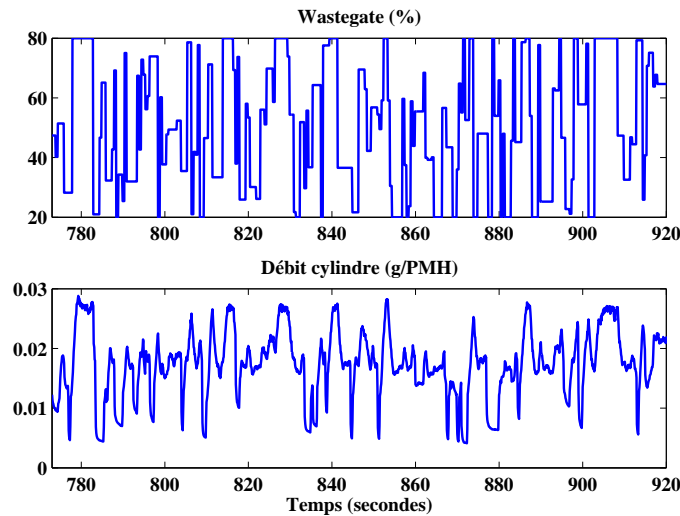


FIG. 4.20: Entrées du modèle : wastegate (haut, en %), débit (bas, en g par PMH) en fonction du temps en secondes sur les données d'apprentissage à 2000 tr/min

Optimisation de la structure

Le choix du nombre de neurones dans la couche cachée est basé sur l'examen de la Somme des Carrés des Erreurs de prédiction (SSE) (3.11), du critère BIC (2.71) et du critère FPE (2.72), sur les données d'apprentissage. Le nombre optimal de neurones correspond au minimum du critère FPE (ou BIC). La figure 4.5.3 montre que le choix de 5 neurones peut être retenu.

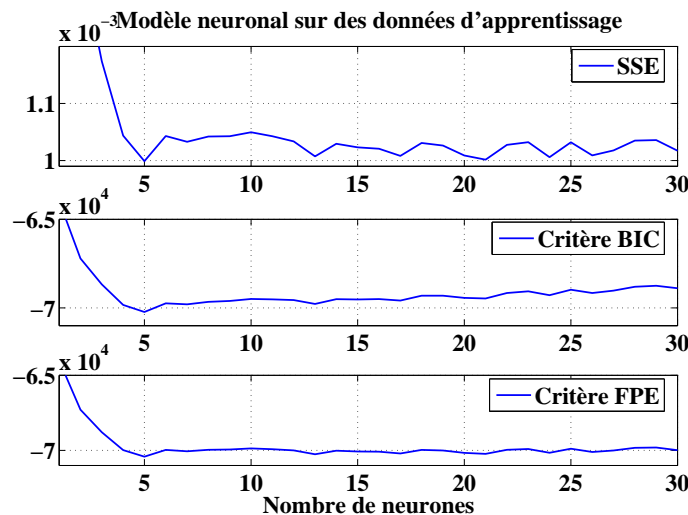


FIG. 4.21: Somme des Carrés des Ecart (haut), Critère BIC (milieu), et Critère FPE (bas) en fonction du nombre de neurones sur les données d'apprentissage

Validation

Valider un modèle neuronal passe par la visualisation, sur des données de validation, de l'erreur de prédiction et des corrélations.

Les données de validation sont générées, comme les données d'apprentissage, à l'aide d'APRBS uniformément distribués pour les deux actionneurs d'air : le papillon et la wastegate. Pour cela, le contrôle de richesse doit être très performant, car les variations des actionneurs sont brusques comme le montre la figure 4.22. Pour la dynamique du turbocompresseur, les variations de richesse (de l'ordre de 20%) sont considérées négligeables et n'ont pas été intégrées dans le modèle de prédiction.

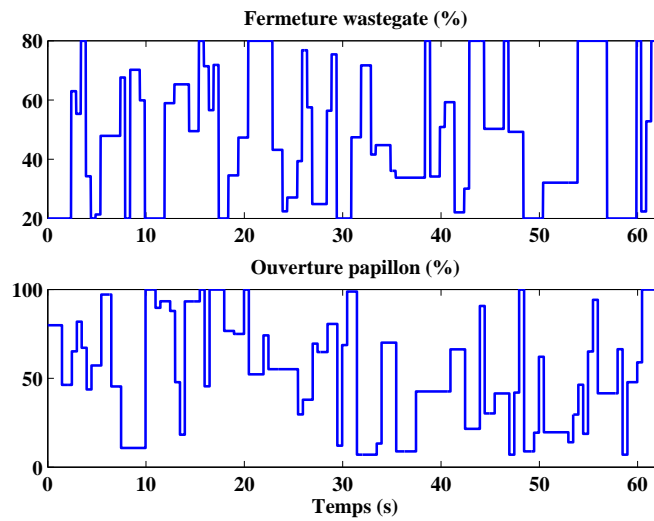


FIG. 4.22: Génération des données de validation sur banc moteur : wastegate (% , en haut), papillon (% , en bas) en fonction du temps (secondes)

L'erreur de prédiction sur des données de validation est satisfaisante pour le contrôle, comme le montre la figure 4.23. Elle ne dépasse pas 0.1 bar en transitoire et est nulle en moyenne. Les erreurs de prédiction les plus grandes sont dues au pompage du turbocompresseur non modélisé volontairement.

La figure 4.24 montre la fonction d'autocorrélation (2.66) des résidus en fonction du décalage. Pour des décalages non nuls, elle reste comprise dans l'intervalle de confiance.

On procède de la même manière pour les intercorrélations qui doivent être comprises dans des intervalles de confiance (cf §2.4.3). La figure 4.25 montre les fonctions d'intercorrélations (2.67) suivantes, numérotées de 1 à 6 : $\hat{r}_{uc}(\tau)$, $\hat{r}_{u^2\epsilon^2}(\tau)$, $\hat{r}_{u^2\epsilon}(\tau)$, $\hat{r}_{\epsilon\beta}(\tau)$, $\hat{r}_{\alpha\epsilon^2}(\tau)$ et $\hat{r}_{\alpha u^2}(\tau)$. Ces six fonctions d'intercorrélations et la fonction d'autocorrélation valident le choix de la période d'échantillonnage et l'adéquation de la structure du modèle au système.

4.5.4 Schéma de commande

On cherche à commander la pression de suralimentation p_{int} en agissant sur la fermeture de la wastegate WG . Le schéma de commande choisi est la commande

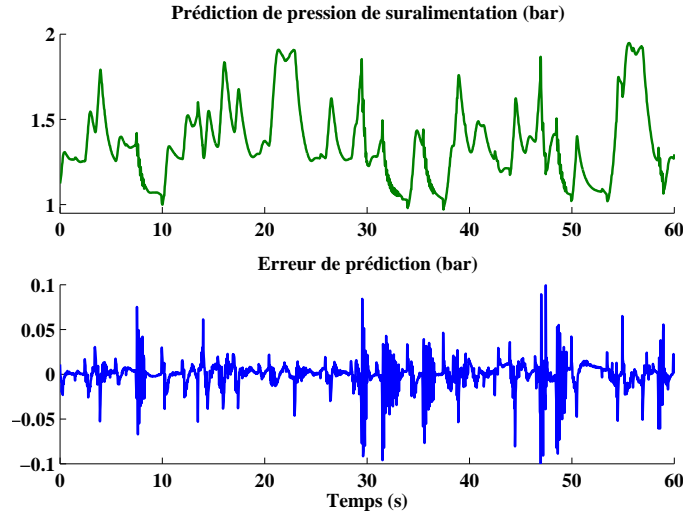


FIG. 4.23: Test du modèle neuronal sur des données de validation au banc moteur : pression (Pa, en haut) et erreur de prédiction (Pa, en bas) en fonction du temps (secondes)

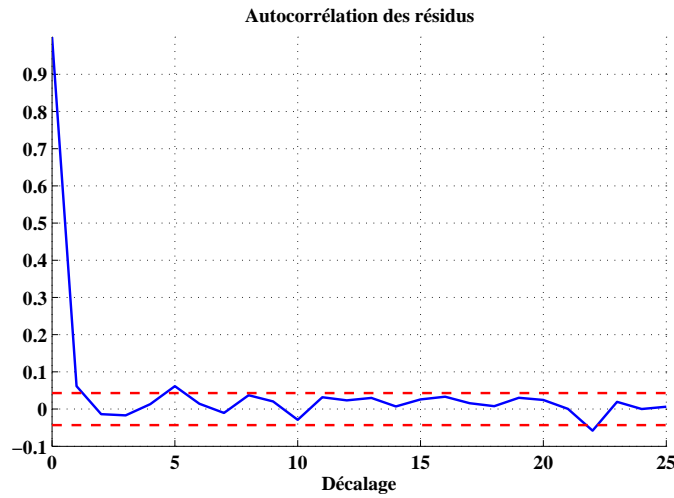


FIG. 4.24: Autocorrélation des résidus en fonction du nombre de décalage

prédictive neuronale qui s'écrit alors :

$$\min_{WG_{min} \leq WG \leq WG_{max}} I \quad (4.19)$$

avec :

$$I = \sum_{j=1}^{t_p} [p_{int_ref}(t+j) - \hat{p}_{int}(t+j)]^2 + \rho \sum_{j=0}^{t_p-1} [WG(t+j) - WG(t+j-1)]^2 \quad (4.20)$$

où p_{int_ref} est la sortie du modèle de référence calculé à partir de la consigne p_{int_sp} (4.13), ρ est le coefficient de pondération sur la commande, où les horizons de commande et de prédiction sont identiques et égaux à t_p et où la prédiction est donnée

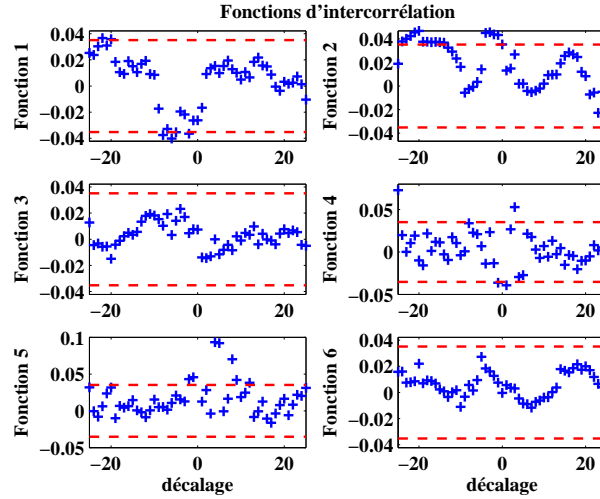


FIG. 4.25: Intercorrélation des résidus en fonction du nombre de décalage

par le modèle :

$$\hat{p}_{int}(t+1) = f_{nn}(p_{int}(t), WG(t), D_{cyl}(t)) \quad (4.21)$$

Ce schéma de commande, où le modèle de prédiction est non linéaire et la minimisation (4.19) est effectuée sous contrainte de saturation de l'actionneur, est appelé CENMPC (*Constrained Exact Nonlinear Model Predictive Control*). La minimisation sera réalisée avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt (cf. §3.3.2).

Le modèle (4.21) peut être linéarisé sur un point de fonctionnement moteur, afin d'obtenir un modèle linéaire en chaque point :

$$p_{int}(t+1) = a_t + b_t p_{int}(t) + c_t WG(t) \quad (4.22)$$

avec :

$$\begin{cases} a_t = f_{nn}|_0 - \frac{\partial f_{nn}}{\partial p_{int}}|_0 p_{int}(t_0) - \frac{\partial f_{nn}}{\partial WG}|_0 WG(t_0) \\ b_t = \frac{\partial f_{nn}}{\partial p_{int}}|_0 \\ c_t = \frac{\partial f_{nn}}{\partial WG}|_0 \\ f_{nn}|_0 = f_{nn}(p_{int}(t_0), WG(t_0), D_{cyl}(t_0)) \end{cases} \quad (4.23)$$

Le terme constant a_t prend en compte toutes les variables, le terme dérivé en $D_{cyl}(t_0)$ est négligé car non mesuré pour les prédictions futures.

En appliquant les résultats obtenus dans la section 3.4.3, et en utilisant le modèle (4.22)-(4.23) et le critère (4.20), il est possible d'appliquer alors :

- la commande prédictive linéarisée neuronale sous contraintes (CLMPC, *Constrained Linearised Model Predictive Control*) (3.74), où la minimisation sous contraintes sera réalisée par programmation quadratique (QP) (cf. §3.3.1),
- la commande prédictive linéarisée neuronale saturée (SLMPC, *Saturated Linearised Model Predictive Control*) (3.76), où la solution analytique du problème de minimisation sans contrainte est alors déduite puis saturée (cf. §3.4.3).

4.5.5 Résultats de simulation

Nous comparons sur le simulateur 0D-HF (cf. §2.3) développé en collaboration entre le LME et l'IFP, trois types de commande prédictive neuronale : non linéaire sous contraintes (CENMPC), linéarisée sous contraintes (CLMPC) et linéarisée saturée (SLMPC).

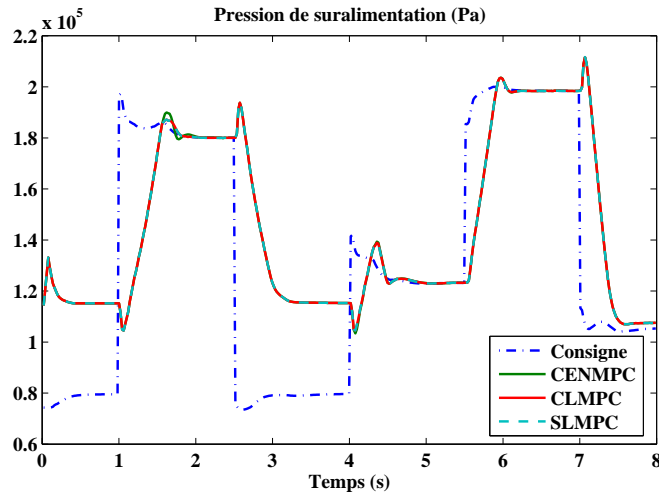


FIG. 4.26: Différentes solutions de commande prédictive : résultat en pression de suralimentation (p_{int} en Pa) versus temps (secondes) à 2000 tr/min

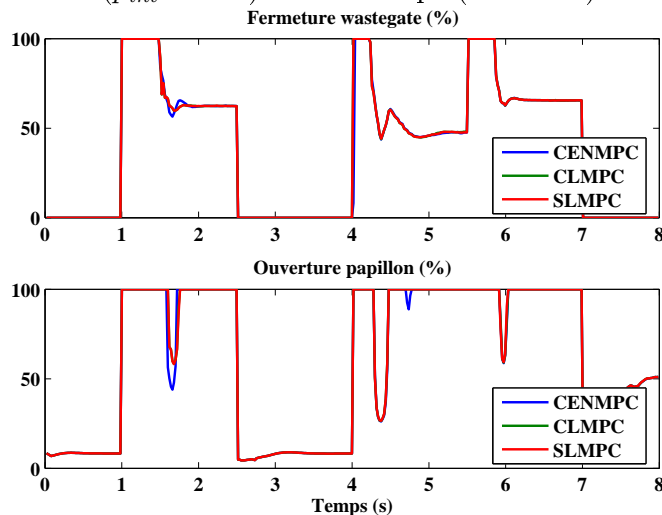


FIG. 4.27: Différentes solutions de commande prédictive : réponse de la wastegate (WG en %, en haut) et du papillon (S_{thr} en %, en bas) versus temps (secondes) à 2000 tr/min

La figure 4.26 montre la comparaison sur un scénario donné des trois solutions décrites précédemment en pression de suralimentation p_{int} . Entre 3 s et 4 s, la consigne de pression est inatteignable pour la pression de suralimentation (la wastegate est le plus ouverte possible). Cette différence sera compensée par le papillon. A 1 s et à 4 s, il y a un «undershoot» : la pression de suralimentation chute tout d'abord avant d'augmenter. Ce phénomène s'explique simplement par l'ouverture du papillon

égalisant ainsi les pressions amont p_{int} et aval p_{man} du papillon.

Les trois méthodes de contrôle donnent des résultats très proches en terme de performance, mais très différents en temps de calcul. En effet, sur le scénario de la figure 4.26, si le temps de calcul maximum de la méthode CENMPC est de 100%, le temps de calcul de la méthode CLMPC est de 4% et de la méthode SLMPC est de 0.06%. L'horizon de prédiction, identique pour les trois méthodes, a été réglé à 3 (soit 0.09s), ce qui capture la dynamique du système sans être trop coûteux en temps de calcul.

La figure 4.27 montre les signaux des actionneurs d'air (wastegate WG et papillon S_{thr}) correspondants. Le papillon revient bien à 100% d'ouverture lors d'une variation brusque de consigne de pression dans les trois cas. Les trois réponses sont similaires. Les actionneurs sont saturés comme il faut : lorsque la consigne de pression est inférieure à la pression atmosphérique, la wastegate est complètement ouverte (0% de fermeture) ; lors d'un transitoire montant, le papillon et la wastegate sont à 100% ; lorsque la consigne de pression est supérieure à la pression atmosphérique, le papillon est à 100% d'ouverture.

La méthode SLMPC, très avantageuse en terme de performance et de temps de calcul, est donc choisie. La figure 4.28 montre un exemple de résultats de pressions obtenu en simulation pour cette méthode : pression de suralimentation p_{int} , consigne p_{man_sp} , et pression collecteur p_{man} . La différence entre p_{int} et p_{man_sp} est compensée par le papillon pour obtenir la bonne pression collecteur p_{man} . La figure 4.29 montre les signaux des actionneurs d'air correspondants. Ces figures montrent un bon suivi de trajectoire : pas de dépassement, réponse la plus rapide possible tout en ayant un papillon le plus ouvert possible. Sur ces figures, on note que le système est multivariable et couplé et que le fait d'avoir décomposé la commande n'influe pas les résultats, mais simplifie largement le problème.

La figure 4.30 montre la variation des coefficients du prédicteur linéarisé (4.22) sur la simulation précédente :

$$p_{int}(t+1) = a_t + b_t p_{int}(t) + c_t WG(t) \quad (4.24)$$

où a_t est le coefficient constant, b_t est le coefficient sur la pression de suralimentation et c_t est le coefficient sur la wastegate. Ces coefficients changent en fonction du point de fonctionnement du moteur.

Cette figure 4.30, qui montre que les variations de coefficients du modèle linéarisé ne sont pas négligeables, valide l'utilisation du prédicteur linéarisé. En effet, la grosse variation du coefficient sur la wastegate prouve qu'une commande prédictive avec un modèle linéaire global ne donnerait pas de bons résultats. Celle-ci a d'ailleurs été testée et confirme cette hypothèse.

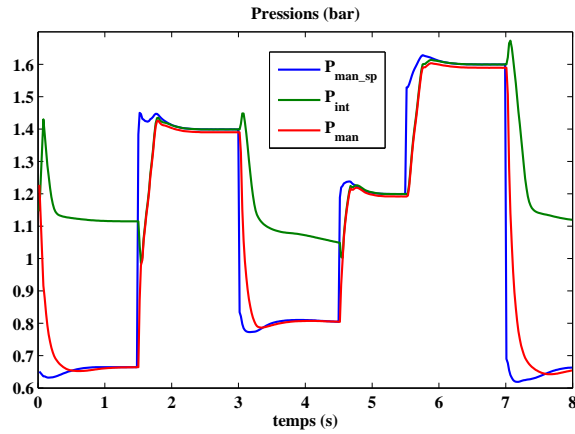


FIG. 4.28: Résultats de la commande prédictive en simulation : pressions en fonction du temps (secondes) à 2000tr/min

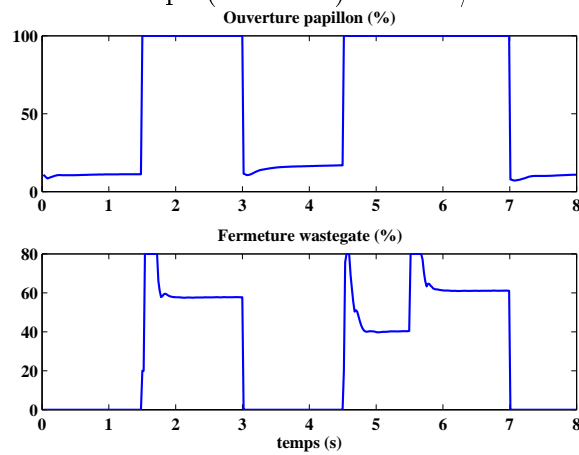


FIG. 4.29: Résultats de la commande prédictive en simulation : wastegate (% , en haut) et du papillon (% , en bas) en fonction du temps (secondes) à 2000tr/min

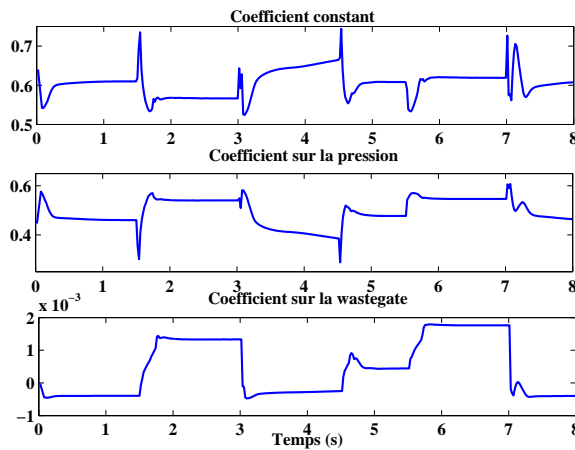


FIG. 4.30: Résultats de la commande prédictive en simulation : variations des coefficients du prédicteur linéarisé

4.5.6 Résultats au banc moteur

Pour les raisons évoquées précédemment, la stratégie de contrôle prédictif saturé SLMPC avec un modèle neuronal linéarisé est choisie pour le contrôle de la wastegate, au banc moteur, et comparée au contrôle PID (à gains constants). La figure 4.31 présente l'évolution des pressions (en Pa) à 2500 tr/min : consigne de pression collecteur p_{man_sp} , mesure de pression collecteur fournie par la commande SLMPC (p_{man} MPC), mesure de pression de suralimentation donnée par la commande SLMPC (p_{int} MPC) et par le contrôle PID (p_{int} PID). La figure 4.32 montre la réponse des actionneurs correspondant. Le modèle neuronal a été appris au banc moteur pour ces deux figures. Afin de montrer l'efficacité de ce schéma de commande, nous le comparons au contrôleur PID. La wastegate pour le contrôle MPC et PID ne se stabilise pas au même point, car les essais ont été réalisés sur deux jours différents (la wastegate a un peu dérivé).

Le contrôle de la pression de suralimentation via la wastegate avec le contrôle SLMPC donne de bons résultats :

- en terme de rapidité : temps de réponse à 90% inférieur à 1 s sur le premier échelon,
- en terme de dépassement : quasiment aucun,
- en terme de réglage : le coefficient normalisé de pondération sur la commande ρ a été fixé à 0.02 et la constante de temps du filtre sur la consigne a été fixée à 0.08 s ; quelques essais suffisent pour régler ces deux paramètres,
- en terme d'erreur statique : il y a bien convergence entre la consigne et la mesure,
- en terme de temps de calcul : inférieur à 100 μ s (sur un Pentium III 1GHz),
- en terme de sollicitation des actionneurs : le papillon s'ouvre au maximum et la wastegate n'est pas trop chahutée.

Afin de tester la robustesse de la commande, la commande prédictive SLMPC de la wastegate avec un modèle neuronal appris en simulation a été testée sur banc moteur. La figure 4.33 présente l'évolution des pressions (en Pa) à 2500 tr/min : consigne de pression collecteur p_{man_sp} , mesure de pression collecteur p_{man} , mesure de pression suralimentation p_{int} . La figure 4.34 montre la réponse des actionneurs correspondant à la figure 4.33. Par rapport à la commande prédictive avec un modèle appris sur le moteur, les résultats sont quasiment identiques. Elle est cependant beaucoup plus intéressante car elle permet de gagner du temps sur la phase d'apprentissage sur le banc moteur. Par rapport au contrôleur PID, elle permet d'obtenir moins de dépassements et un meilleur temps de réponse.

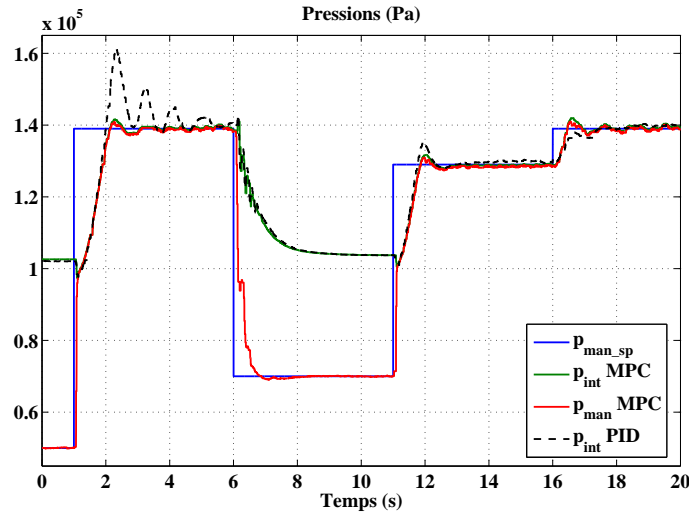


FIG. 4.31: Pressions contrôlées par une commande prédictive basée sur un modèle neuronal appris au banc moteur et comparaison avec un contrôleur PID à 2500 tr/min

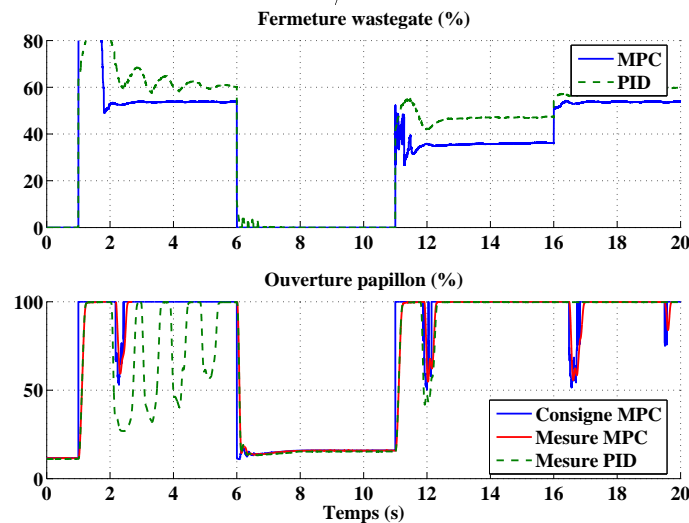


FIG. 4.32: Fermeture de la wastegate (en %, haut) et Ouverture du papillon (en %, bas) à 2500 tr/min avec une commande prédictive basée sur un modèle neuronal appris au banc moteur

Il est important de tester la commande à d'autres régimes moteur, car en fixant le régime moteur une non linéarité est fixée. Cette dernière est prise en compte dans le modèle de prédiction à travers le débit d'air D_{cyl} (4.15) et (4.16). Au banc moteur, la consigne de régime moteur est constante. En fait, comme le régime moteur varie lentement sur véhicule, les variations de régime ne sont pas effectuées classiquement au banc moteur.

La figure 4.35 présente l'évolution des pressions (en Pa) à un autre régime moteur (3000 tr/min) avec un modèle appris en simulation : consigne de pression collecteur p_{man_sp} , mesure de pression collecteur p_{man} , mesure de pression suralimentation

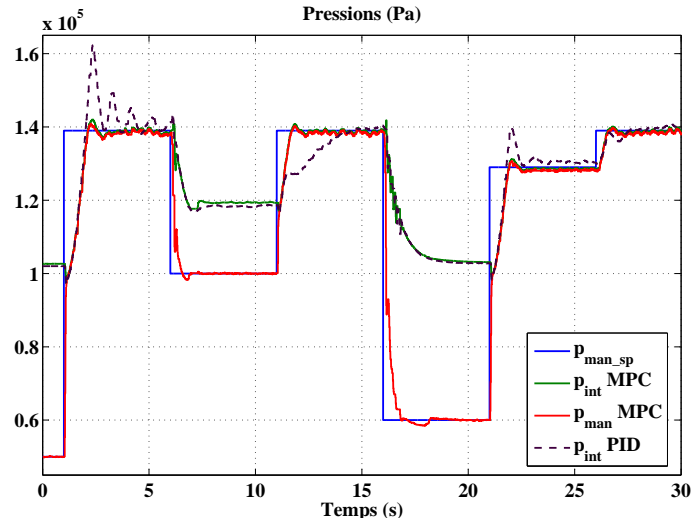


FIG. 4.33: Pressions (Pa) à 2500 tr/min contrôlées par une commande prédictive basée sur un modèle neuronal appris au banc simulation et par un contrôleur PID

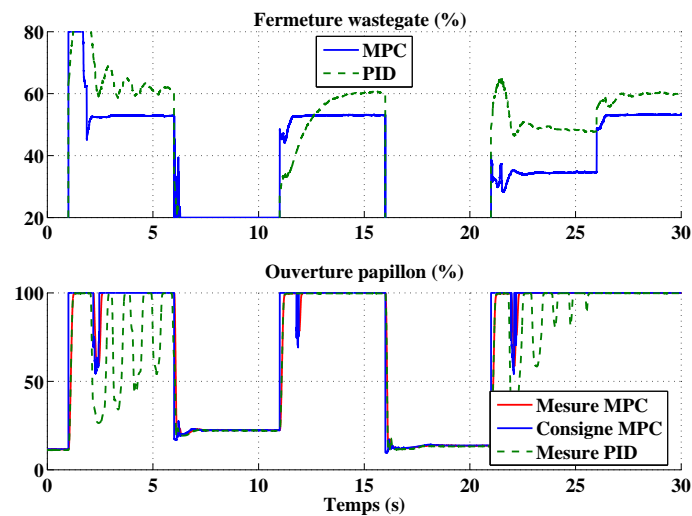


FIG. 4.34: Fermeture de la wastegate (en %, haut) et Ouverture du papillon (en %, bas) avec une commande prédictive basée sur un modèle appris en simulation et par un PID à 2500 tr/min

p_{int} . La figure 4.36 montre la réponse des actionneurs correspondant à la figure 4.35. Les résultats en terme de performance sont quasiment identiques à la commande prédictive avec un modèle appris sur le moteur.

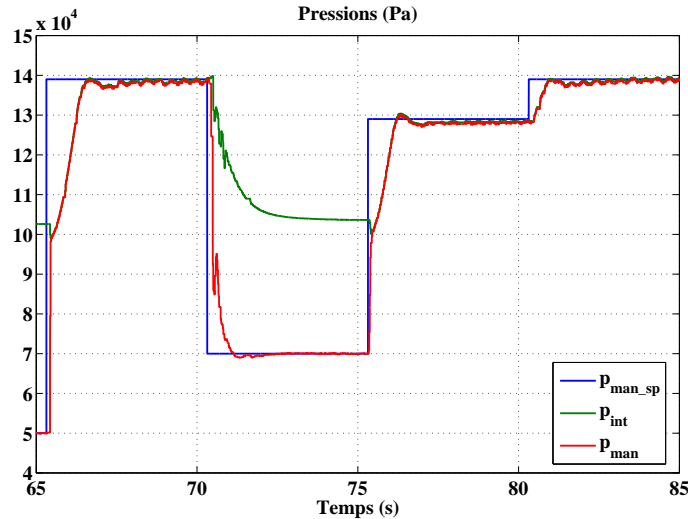


FIG. 4.35: Pressions (Pa) contrôlées par une commande prédictive basée sur un modèle appris en simulation à 3000 tr/min

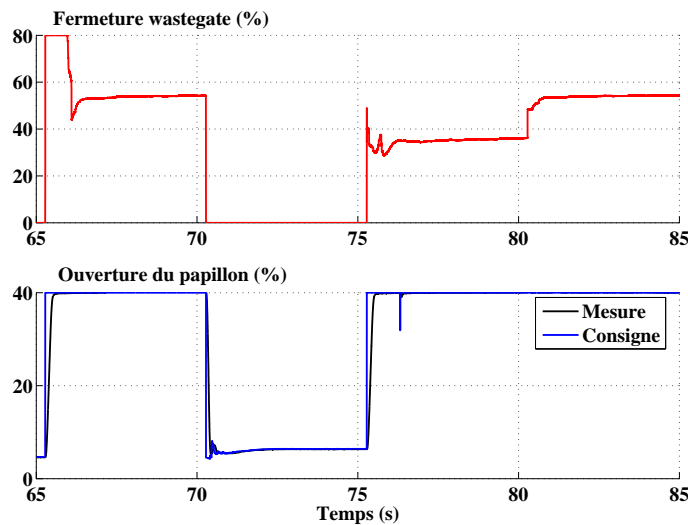


FIG. 4.36: Fermeture de la wastegate (en %, haut) et Ouverture du papillon (en %, bas) avec une commande prédictive basée sur un modèle appris en simulation à 3000 tr/min

4.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu qu'un contrôle en couple efficace passe par le contrôle de la masse d'air enfermée dans le cylindre. Cependant, comme celle-ci n'est pas mesurée, une variable intermédiaire est utilisée : la pression collecteur. Dans une première partie, la consigne de pression collecteur a été générée avec un modèle statique. Ensuite, le contrôle de la pression collecteur a été décomposé en deux modules : le contrôle du collecteur via le papillon d'admission et le contrôle du turbocompresseur via la wastegate. Cette décomposition permet d'obtenir une structure de contrôle moteur simple à régler et générique, i.e. indépendant du type de moteur à allumage commandé. Par exemple, l'ajout de déphaseurs d'arbre à cames

dans le prochain chapitre ne va pas changer la structure du contrôle moteur.

Le contrôle du collecteur a été réalisé par modèle interne. Celui-ci permet d'obtenir, pour un temps de calcul négligeable, des performances très satisfaisantes (temps de réponse, stabilité) tout en ayant un réglage aisé (filtre).

Le contrôle du turbocompresseur a été réalisé avec une commande prédictive neuronale linéarisée saturée. Celle-ci permet d'obtenir d'excellentes performances (temps de réponse, dépassement). La commande prédictive permet d'obtenir des réponses sans dépassement ; le modèle neuronal permet de prendre en compte les non linéarités avec une approche générique et rapide ; la linéarisation et la saturation permettent d'appliquer la commande en temps réel sans dégrader les performances. Deux méthodes ont été testées : l'une avec un modèle appris au banc moteur (coût expérimental relativement faible), et l'autre avec un modèle appris en simulation. Cette dernière permet donc de s'affranchir des essais tout en ayant des performances similaires à la première méthode.

D'une manière générale, ce chapitre a montré l'intérêt de commande avancées à base de modèles. Les modèles peuvent être gris clairs, comme dans la commande de la pression collecteur par modèle interne, ou gris foncés, comme dans la commande prédictive du turbocompresseur. Les schémas de commande présentés ont été comparés à un contrôle conventionnel (PID), ce qui montre leurs efficacités.

Chapitre 5

Application au contrôle d'un moteur turbocompressé à distribution variable

5.1 Introduction

Tout comme dans le chapitre précédent, les schémas de contrôle à base de modèles, décrits dans le chapitre 3, sont appliqués sur un système rapide, le moteur à allumage commandé turbocompressé à distribution variable. Celui-ci a été introduit dans le chapitre 1, et les modèles associés ont été détaillés dans le chapitre 2. La structure du contrôle de ce chapitre est l'extension du contrôle du moteur turbocompressé sans déphaseurs d'arbres à cames du chapitre précédent.

Le contrôle de l'application présentée ici, le moteur turbocompressé à distribution variable, n'est pas traité dans la littérature et est donc totalement nouveau. De plus, la structure de contrôle proposée est générique, simple à régler et peut être facilement transposée à d'autres moteurs à allumage commandé. Celle-ci se base sur des observateurs, indispensables pour le contrôle à cause du nombre de variable non mesurées. D'autre part, l'approche de *commande à base de modèles* n'est pas classiquement utilisée dans le contrôle des motorisations.

L'apport de ce chapitre réside dans la construction d'un cycle de développement générique pour le contrôle des motorisations, et en particulier pour ce moteur. Ce cycle va de l'étude de la littérature, en passant par une validation en simulation, jusqu'à l'application sur moteur et véhicule. Cette dernière phase est cruciale et permet de valider tout le schéma de contrôle.

Enfin, la prise en compte des phénomènes importants comme les gaz brûlés résiduels ou le balayage d'air de l'admission vers l'échappement permet d'envisager des stratégies de gestion moteur intéressantes et jusqu'alors impossibles.

5.2 Description de l'application

Le chapitre précédent a montré l'importance de contrôler la masse d'air enfermée dans le cylindre ainsi que deux méthodes associées pour la contrôler efficacement. Cependant, le moteur Smart n'est pas une illustration complète du *downsizing*, puisque sa technologie ne comporte ni de déphaseurs d'arbre à cames ni d'injection directe (cf. §1.3).

Le moteur *F5P-Ecosural* développé par l'IFP est une évolution du moteur essence à injection directe 1.8 L Renault F5P afin d'obtenir un *downsizing* efficace. Ce moteur à 4 cylindres développe 312 Nm malgré sa cylindrée de 1783 cm³ grâce à la suralimentation par turbocompresseur d'une part et à la distribution variable d'autre part. Ses caractéristiques sont décrites à la table 5.1. Les objectifs ambitieux de ce moteur sont de concurrencer en terme de performance une motorisation 6 cylindres en V atmosphérique 3 L développant 330 Nm, tout en ayant les émissions de CO₂ proches d'une motorisation diesel «common rail» 2,2 L développant 320 Nm, et des émissions polluantes inférieures aux normes Euro V. Les moyens expérimentaux de ce chapitre sont exposés dans l'annexe C.

Alésage x Course	82.7 x 83mm
Nombre de cylindres	4
Couple Max	312 Nm
Rapport de compression	10.5
Turbocompresseur	Géométrie fixe
Soupapes	4 par cylindre
Distribution	Déphaseurs de 40 °V à l'admission et à l'échappement
Injection	Directe multipoint

TAB. 5.1: Données du moteur F5P-Ecosural

Les actionneurs à contrôler sur ce moteur afin d'avoir un contrôle efficace sont :

- les injecteurs et la pompe de la rampe d'injection,
- les bougies d'allumage,
- la vanne de décharge du turbocompresseur ou *wastegate*,
- le papillon d'admission,
- le déphaseur d'arbre à cames à l'admission,
- le déphaseur d'arbre à cames à l'échappement.

Tout comme sur le moteur Smart, les efforts ont été concentrés sur le contrôle de la chaîne d'air, c'est-à-dire le contrôle du papillon, de la wastegate et des déphaseurs à l'admission et à l'échappement. Le contrôle de richesse (i.e. des injecteurs et de la pompe de la rampe d'injection), bien que très important ne sera pas présenté ici. Néanmoins, un observateur de masse d'air enfermée dans le cylindre, utile au contrôleur de richesse, sera détaillé. De même, la gestion de l'avance à l'allumage, bloc existant et prenant en compte la variation des gaz brûlés résiduels, ne sera pas non plus exposée.

Les sections 1.4.4 et 1.4.5 ont montré qu'il était nécessaire de contrôler les gaz brûlés résiduels pour maîtriser les émissions polluantes et de contrôler le balayage pour la relance du turbocompresseur. Le balayage et les gaz brûlés résiduels reposant sur le même phénomène d'écoulement, une seule variable est considérée, appelée Masse de Gaz Recirculés RGM (5.1). En outre, comme les gaz brûlés résiduels sont vidangés par le balayage d'air, ils peuvent être négligés en présence de balayage.

$$RGM = \begin{cases} \text{Masse gaz brûlés,} & \text{si Masse gaz brûlés} > \text{Masse air balayé} \\ -\text{Masse air balayé,} & \text{sinon} \end{cases} \quad (5.1)$$

La figure 5.1 montre la Masse de Gaz Recirculés RGM sur un point de fonctionnement moteur, c'est-à-dire à régime N_e et pression collecteur p_{man} donnés, en fonction des déphaseurs d'arbre à cames à l'admission VCT_{in} et à l'échappement VCT_{exh} . Cette figure montre la non inversibilité de la relation :

$$RGM = f(VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (5.2)$$

- Le contrôle de la chaîne d'air peut être décomposé en deux modules (figure 5.2) :
- le contrôle de la masse d'air enfermée dans le cylindre par action sur le papillon S_{thr} (section en mm^2) et la wastegate WG (fermeture en %),
 - le contrôle de la masse de gaz recirculés via les déphaseurs d'arbre à cames à l'admission VCT_{in} et à l'échappement VCT_{exh} (décalage en °Vilebrequin).

Le contrôle présenté ici est l'extension du contrôle du moteur Smart avec une distribution variable, c'est-à-dire avec une gestion supplémentaire des gaz brûlés résiduels et du balayage d'air de l'admission vers l'échappement. C'est un caractère important de cette structure de contrôle, et le fait d'être générique permet de le transposer rapidement d'un moteur à un autre.

La construction du superviseur est un problème difficile. La consigne de masse d'air est assez simple à déterminer, car elle est directement donnée par la consigne de couple indiqué (4.1) et le régime moteur. En revanche, la consigne en masse de gaz recirculés est difficile à déterminer, comme nous le verrons à la fin de ce chapitre, car elle représente un compromis entre la performance, la stabilité de combustion, les émissions polluantes et la consommation .

La figure 5.3 montre le schéma détaillé du contrôle de la chaîne d'air pour le moteur turbocompressé avec déphaseurs d'arbre à cames. Dans chaque bloc, le régime N_e intervient. Le contrôle se décompose en 5 blocs : 4 pour le contrôle de la masse d'air et 1 pour le contrôle de la masse de gaz recirculés.

Le contrôle de la masse d'air est décomposé en quatre modules numérotés de 1 à 4 sur la figure 5.3.

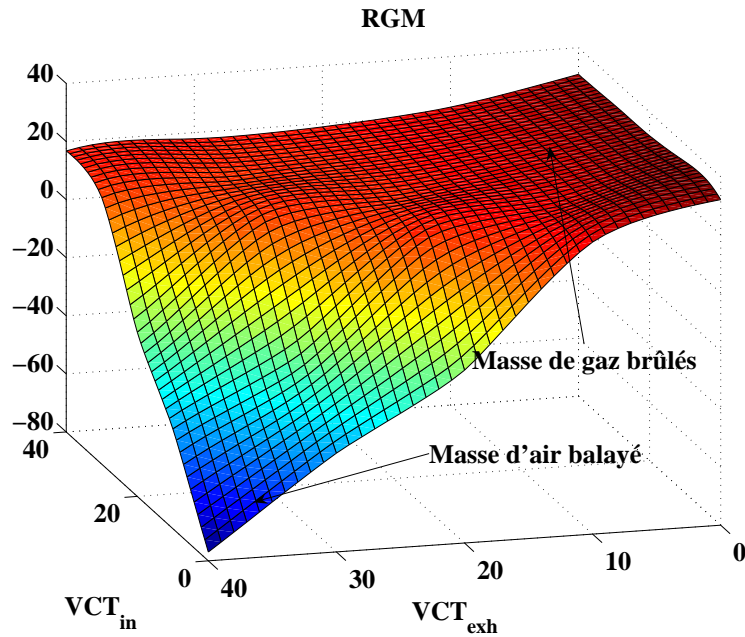


FIG. 5.1: Masse de Gaz Recirculés RGM (en mg) à un régime $N_e=2000$ tr/min et une pression collecteur $p_{man}=1.4$ bar en fonction des déphaseurs d'arbre à cames à l'admission VCT_{in} et à l'échappement VCT_{exh} ($^{\circ}V$)

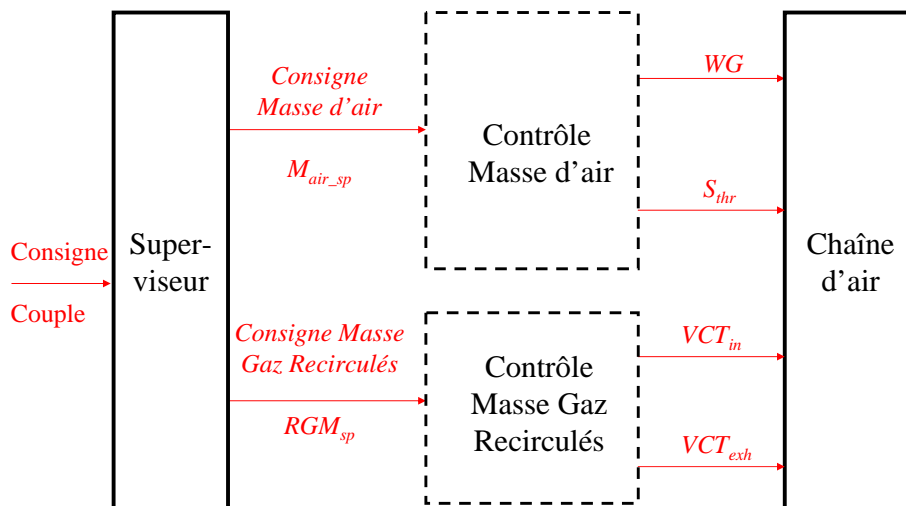


FIG. 5.2: Structure modulaire du contrôle de la chaîne d'air

1. Le bloc 1 est un observateur de masse d'air enfermée dans le cylindre \hat{m}_{air_cyl} servant au contrôle de richesse. Ce module calcule l'erreur Δm_{air} de l'estimateur boucle ouverte. L'observation est réalisée avec un modèle non linéaire statique et un filtre de Kalman, décrits dans la section 5.3.
2. Le bloc 2 traduit la consigne de pression collecteur p_{man_sp} à partir de la consigne de masse d'air m_{air_sp} (4.1), du régime moteur N_e et des déphaseurs VCT_{in} et VCT_{exh} . Cette consigne p_{man_sp} est calculée avec un modèle statique décrit dans la section 5.4.

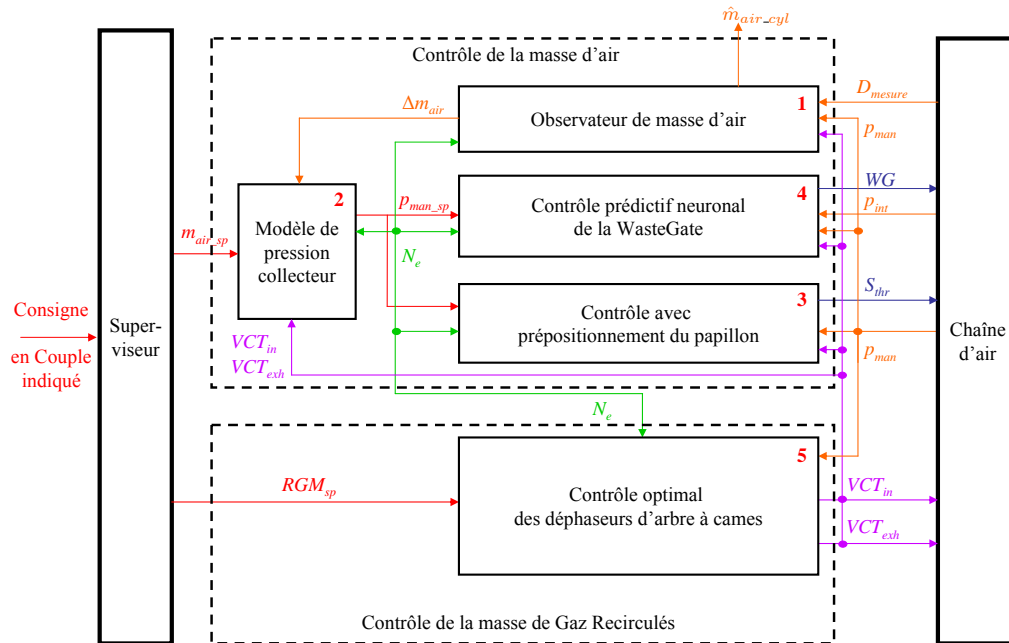


FIG. 5.3: Structure détaillée du contrôle de la chaîne d'air pour le moteur F5P-Ecosural

3. Le bloc 3 fait en sorte de rallier la pression dans le collecteur d'admission p_{man} à sa consigne via le papillon d'admission S_{thr} . Ce contrôle est réalisé avec un schéma de contrôle avec prépositionnement décrit dans la section 5.5.
4. Le bloc 4 gère le turbocompresseur, c'est-à-dire la pression de suralimentation p_{int} via la vanne de décharge de la turbine, la wastegate WG . En simulation, ce contrôle est réalisé avec un contrôle prédictif neuronal ayant la même structure que celui présenté dans le chapitre précédent. Il n'a pu être testé au banc moteur faute de temps et ne sera donc pas détaillé ici.

Le contrôle de la masse de gaz recirculés (bloc 5 sur la figure 5.3) consiste à gérer les déphaseurs d'arbre à cames. Comme on le verra dans la section 5.6, il est fonction du régime moteur N_e et de la pression collecteur p_{man} .

Le contrôle de la masse d'air et de la masse de gaz recirculés ne sont cependant pas découplés, car ils sont liés par les variables VCT_{in} , VCT_{exh} et p_{man} .

Un simulateur 0D HF du moteur F5P-Ecosural, modélisé avec le logiciel Amesim, a été recalé par rapport à des données expérimentales. Il est brièvement décrit dans l'annexe B. Ce simulateur est nécessaire car il permet :

- de réduire les essais au banc moteur,
- d'être exhaustif, les points de fonctionnement à réaliser sont très nombreux,
- de construire le contrôle moteur par la démarche décrite à la figure 2.1.

A partir de ce simulateur, tous les points de fonctionnement statiques du moteur sont balayés, les données recueillies seront appelées *données d'apprentissage*. Ces points sont «maillés», le régime N_e varie de 700 tr/min à 6000tr/min, la pression collecteur p_{man} de 0.25 bar à 2.4 bar, et les déphaseurs VCT_{in} et VCT_{exh} de 0° à 40° . Les points de fonctionnement impossibles ne seront pas réalisés. Les données

d'apprentissage comprennent 6900 points de fonctionnement.

Les tests de validation requièrent un jeu de données qui n'est pas utilisé en apprentissage mais couvrant la même gamme. Les points de fonctionnement des *données de validation* utilisées ici sont les 80 points de fonctionnement réalisés au banc moteur. D'une part, pour valider la structure de l'estimateur, des *données de validation de simulation* seront créées à partir du simulateur 0D-HF. D'autre part, pour tester l'estimateur en conditions réelles, des *données de validation de banc moteur* sont récupérées qui permettront à l'estimateur et au simulateur d'être comparés au banc moteur.

Le problème d'un estimateur (boucle ouverte) appris sur ce simulateur réside dans la différence qui peut subsister entre l'estimation et la vraie grandeur physique du banc moteur. Cette différence peut provenir de l'erreur intrinsèque du simulateur puisque la base d'apprentissage de l'estimateur repose sur des données de simulation. Plusieurs solutions sont alors possibles afin d'améliorer la précision de cet estimateur :

- reboucler l'estimateur et donc créer un observateur «boucle fermée»,
- améliorer la base d'apprentissage de l'estimateur, en retravaillant le simulateur,
- réapprendre le réseau de neurones sur les données de banc moteur tout en gardant la forme du réseau donnée par les données de simulation.

Nous testerons ici la première solution, c'est-à-dire le rebouclage de l'observateur, car il permet d'être robuste vis-à-vis des changements matériels, des conditions de fonctionnement ...

5.3 Observateur de masse d'air

Cette section correspond au bloc 1 de la figure 5.3.

L'estimateur de Masse d'air utilisé ici est basé sur les équations décrites à la section 2.3.2, rappelées ici :

$$m_{air_cyl} = \eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} \frac{p_{amb} V_{cyl}}{r T_{man}} \quad (5.3)$$

où m_{air_cyl} est la masse d'air enfermée dans le cylindre, T_{man} la température collecteur, p_{amb} la pression ambiante, V_{cyl} la cylindrée unitaire, r la constante des gaz parfaits, et où le remplissage $\eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})}$ est décrit par une fonction f statique :

$$\eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} = f(p_{man}, N_e, VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (5.4)$$

La fonction f sera réalisée soit par un modèle neuronal, soit par un polynôme, soit par un modèle polynomial linéaire en pression collecteur. Nous rebouclerons l'estimateur (5.3)-(5.4), en y intégrant l'erreur commise Δm_{air} . Cette erreur Δm_{air} sera calculée par un observateur, présenté après, bouclé en pression collecteur (Andersson, 2002) s'appuyant sur une mesure de débit.

Le calcul du débit rentrant dans les cylindres (2.17) est rappelé ici :

$$D_{cyl} = \eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} \frac{p_{amb} V_{cyl} N_e n_{cyl}}{r T_{man} 2 \times 60} \quad (5.5)$$

5.3.1 Modèles statiques

Dans cette section, nous cherchons à trouver le modèle le plus approprié pour représenter la fonction f de (5.4). Pour cela, un modèle neuronal, polynomial complet et enfin polynomial linéaire en pression collecteur seront présentés et comparés.

Modèle neuronal

Si la fonction f de l'équation 5.4 est déterminée par un modèle neuronal, le remplissage s'écrit :

$$\eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} = f_{nn}(p_{man}, N_e, VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (5.6)$$

Le choix du nombre de neurones de la couche cachée est réalisé en faisant varier le nombre de neurones et en visualisant la Somme des Carrés des Ecart, SCE (2.69), le critère BIC (2.71) et le critère FPE (2.72) (cf §2.4.3) sur les données d'apprentissage. Cependant, ces critères ont un sens seulement lorsque le nombre de données d'apprentissage est limité et que les données sont bruitées. Comme les nombreuses données d'apprentissage sont extraites à partir du simulateur, et donc sans bruit de mesure, nous choisissons d'utiliser ces critères sur les données de validation de banc moteur. La figure 5.4 montre l'évolution de la SCE, du critère BIC et du critère FPE en fonction du nombre de neurones. Le nombre de neurones est alors choisi à 6, conseillé par le critère BIC (le critère FPE préconisait 17 neurones).

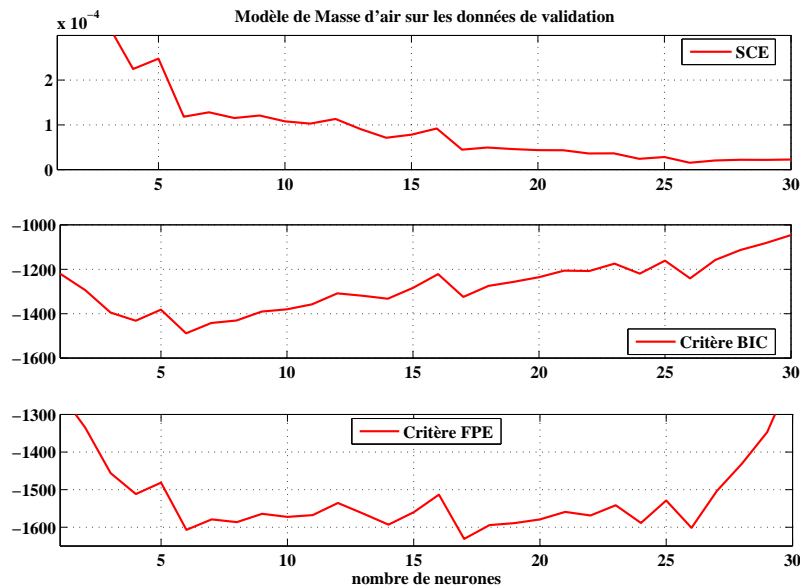


FIG. 5.4: Somme des Carrés des Ecart (haut), Critère BIC (milieu), et Critère FPE (bas) en fonction du nombre de neurones sur les données de validation de banc moteur

Sur les *données de validation de simulation*, le modèle neuronal donne de très bons résultats comme le montre la figure 5.5. L'erreur relative moyenne vaut 2.3 %. Les plus fortes erreurs relatives (12 %, 12 mg au point numéro 4) sont effectuées à basse charge et bas régime ($N_e=700$ tr/min et $p_{man}=0.25$ bar). Ceci provient du fait

que les phénomènes physiques à ces points de fonctionnement sont fortement non linéaires. La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne ou RMSE (3.14) vaut 9.4 mg et l'erreur relative moyenne vaut 2.36 %.

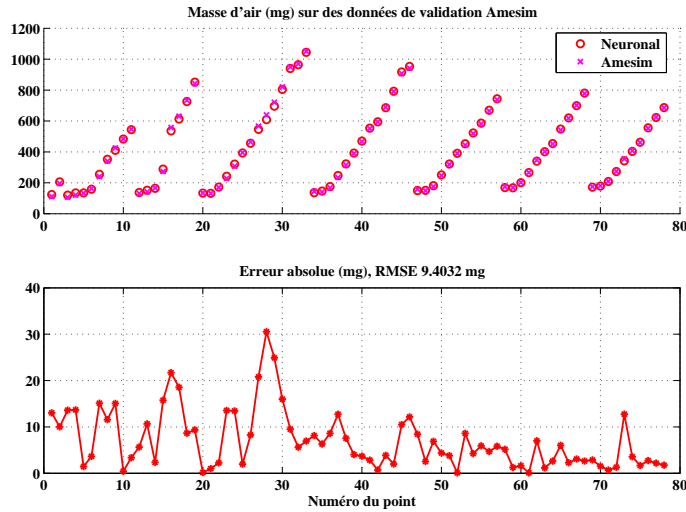


FIG. 5.5: Comparaison de la masse d'air du modèle neuronal et du simulateur Amesim sur des données de validation en fonction du numéro du point : masse d'air (haut, en mg) et son erreur absolue (bas, en mg)

En revanche, sur les données de validation du banc moteur, l'estimateur (5.6) commet de plus grosses erreurs, comme le montre la figure 5.6. L'estimateur donne ici de meilleurs résultats que le simulateur puisqu'il prend en compte la température collecteur, ce que ne fait pas le simulateur (il est autonome). En effet, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne ou RMSE (3.14) du simulateur (29.27 mg) est plus grande que celle de l'estimateur (26.55 mg). De même, l'erreur relative moyenne du simulateur (10.9 %) est plus grande que celle de l'estimateur (10.1 %).

La prise en compte de la température collecteur dans le modèle de masse d'air (5.3) est ainsi validée.

Modèle polynomial linéaire en pression collecteur

Il est possible de représenter le remplissage par le modèle (2.11) de (Jankovic et Magner, 2002) :

$$\eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} = f_1(N_e, VCT_{in}, VCT_{exh})p_{man} + f_2(N_e, VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (5.7)$$

où f_1 et f_2 sont des polynômes d'ordre 4.

Le modèle complet comporte 69 paramètres, le modèle réduit par regression pas à pas 43 paramètres (Draper et Smith, 1998). Ces modèles vont être comparés aux autres modèles statiques par la suite.

Modèle polynomial du remplissage

Il est possible de représenter le remplissage par un modèle polynomial :

$$\eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} = f_3(p_{man}, N_e, VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (5.8)$$

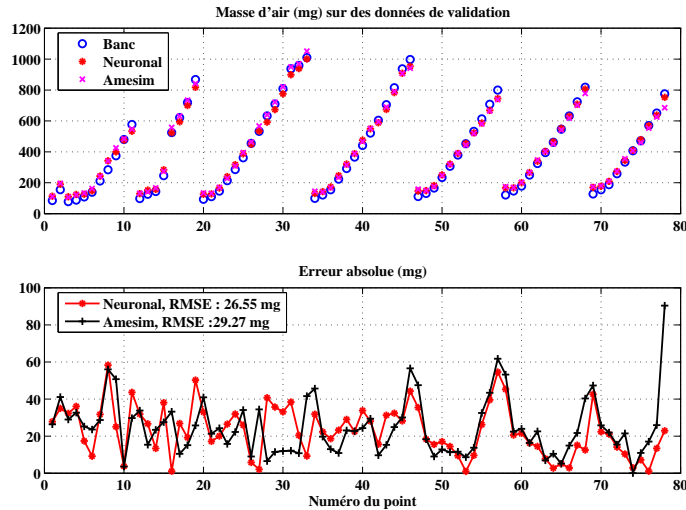


FIG. 5.6: Comparaison de la masse d'air du modèle neuronal, du simulateur Amesim et du banc moteur sur des *données de validation* en fonction du numéro du point : masse d'air (haut, en mg) et les erreurs absolues du modèle neuronal et du simulateur (bas, en mg)

où f_3 est un polynôme d'ordre 4.

Le modèle complet comporte 70 paramètres, le modèle réduit par regression pas à pas 58 paramètres. Ces modèles vont être comparés maintenant aux autres modèles statiques.

Comparaison des modèles statiques

Le tableau 5.2 compare la racine carrée des erreurs quadratiques moyennes ou RMSE (3.14) des modèles statiques présentés : le modèle neuronal à 6 neurones (5.6), le modèle linéaire en pression (5.7) développé dans (Jankovic et Magner, 2002) complet à 69 paramètres puis réduit à 43 paramètres et enfin un modèle polynomial du 4^{ème} degré (5.8) complet à 70 paramètres puis réduit à 58 paramètres.

Le meilleur modèle est donc le réseau de neurones car il contient moins de paramètres tout en ayant la RMSE la plus petite sur les données de validation (au banc moteur et en simulation). Cet exemple illustre la propriété de parcimonie des modèles neuronaux (cf. §2.4.3).

La figure 5.7 compare les trois modèles sur les données de validation. On note que ces trois modèles fournissent les mêmes tendances, ils commettent les erreurs (plus ou moins importantes en valeur) aux mêmes points.

Par la suite, le modèle neuronal sera utilisé comme modèle statique de la masse d'air enfermée.

5.3.2 Observateur bouclé en pression collecteur

Principe

L'observateur de masse d'air bouclé en pression est basé sur le bilan des débits dans le collecteur d'admission (cf. §2.3.3). Le débit entrant dans le collecteur D_{mesure}

RMSE (mg)	Données de validation de banc	Données de validation de simu	Données d'apprentissage	Nombre de coefficients
Modèle neuronal	28.49	9.36	10.39	37
Jankovic	30.67	15.66	15.73	69
Polynôme	28.87	9.88	9.6	70
Jankovic (réduit)	30.89	16.16	26.87	43
Polynôme (réduit)	30.36	14.02	24.99	58

TAB. 5.2: Comparaison des modèles statiques

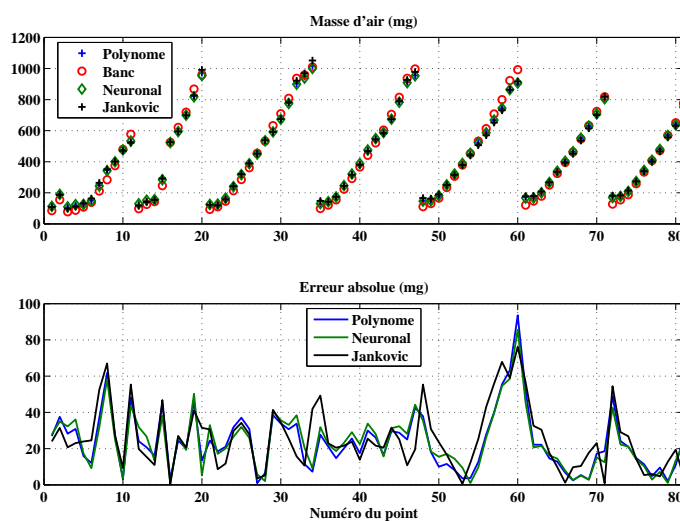


FIG. 5.7: Comparaison des modèles statiques de masse d'air (en haut, mg) et leurs erreurs absolues (en bas, mg) sur des données de validation de banc moteur en fonction du numéro du point : Polynôme (bleu), modèle neuronal (vert), Jankovic (noir)

peut être mesuré de deux manières :

- soit par la sonde de richesse en supposant la masse d'essence injectée connue,
- soit par le débitmètre d'air placé en amont du papillon, solution choisie ici.

Comme le montre la figure 5.8, deux débits sortent du collecteur : le débit d'air capturé dans le cylindre D_{cyl} et le débit d'air balayé de l'admission vers l'échappement D_{balaye} .

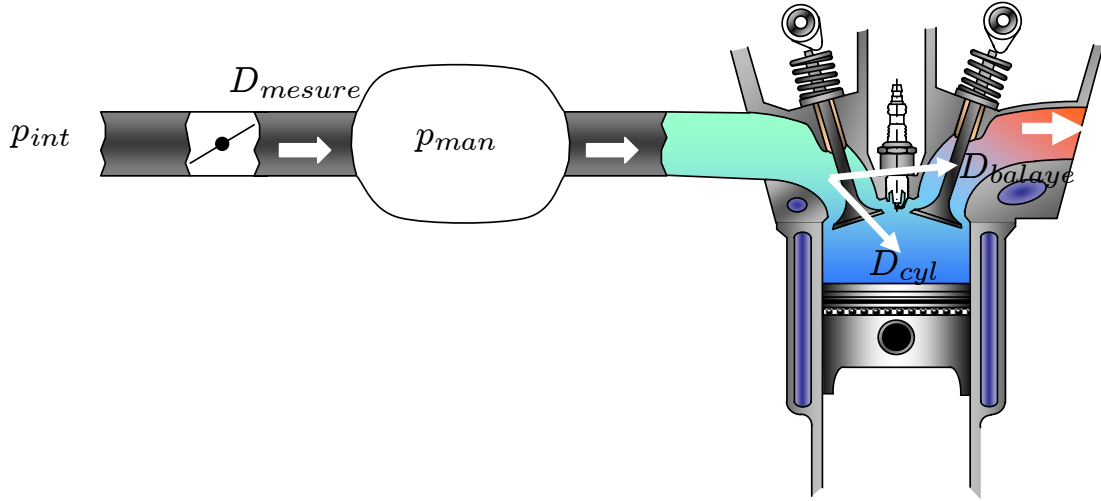


FIG. 5.8: Séparation des débits sortant du collecteur

Le bilan des débits au collecteur s'écrit :

$$\frac{dp_{man}}{dt} = \frac{rT_{man}}{V_{man}} (D_{mesure} - D_{cyl} - \Delta D_{cyl} - D_{balaye}) \quad (5.9)$$

où D_{cyl} est estimé par (5.5), ΔD_{cyl} est l'erreur commise par ce modèle, D_{balaye} est estimé par un modèle présenté dans le paragraphe 5.6.2 et D_{mesure} est mesuré par le débitmètre. En faisant l'hypothèse que l'erreur varie lentement, c'est-à-dire $\dot{\Delta D}_{cyl} = 0$, le modèle peut s'écrire sous forme d'état :

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BU \\ Y = CX \end{cases} \quad (5.10)$$

avec :

$$\begin{aligned} X &= \begin{pmatrix} p_{man} \\ \Delta D_{cyl} \end{pmatrix} \\ U &= \begin{pmatrix} D_{mesure} \\ D_{cyl} \\ D_{balaye} \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (5.11)$$

$$\begin{aligned} A &= \begin{pmatrix} 0 & -\frac{rT_{man}}{V_{man}} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \\ B &= \begin{pmatrix} \frac{rT_{man}}{V_{man}} & -\frac{rT_{man}}{V_{man}} & -\frac{rT_{man}}{V_{man}} \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \\ C &= (1 \ 0) \end{aligned}$$

Ensuite, le modèle (5.10)-(5.11) est discrétisé au PMH (cf. §2.3.3) pour donner la représentation d'état discrète suivante :

$$\begin{cases} X_{k+1} = A_d X_k + B_d U_k + w(k) \\ Y_k = C X_k + v(k) \end{cases} \quad (5.12)$$

où $A_d = A t_{pmh} + I$, $B_d = B t_{pmh}$ et t_{pmh} la période entre deux PMH admission : $t_{pmh} = \frac{2 \times 60}{N_e n_{cyl}}$. La mesure de débit étant très bruitée, le filtre de Kalman est choisi pour reboucler l'observateur (cf. §2.4.2). La variance du bruit de mesure a été identifiée à partir d'essais expérimentaux et la matrice de covariance des bruits d'état a été choisie diagonale et optimisée pour donner les meilleurs résultats.

L'état ΔD_{cyl} est intégré (i.e. multiplié par t_{pmh}) pour donner l'erreur en masse d'air Δm_{air} :

$$\Delta m_{air} = \Delta D_{cyl} \times t_{pmh} \quad (5.13)$$

L'estimateur rebouclé de masse d'air s'écrit alors :

$$\hat{m}_{air_cyl} = \eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} \frac{p_{amb} V_{cyl}}{r T_{man}} + \Delta m_{air} \quad (5.14)$$

où $\eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})}$ est déterminé par le modèle neuronal statique (5.6).

Résultats

L'observateur bouclé permet d'annuler l'erreur statique engendrée par le modèle statique neuronal. Cet observateur donne de bons résultats aussi bien sur banc moteur (figure 5.9) que sur banc à rouleaux (figure 5.10).

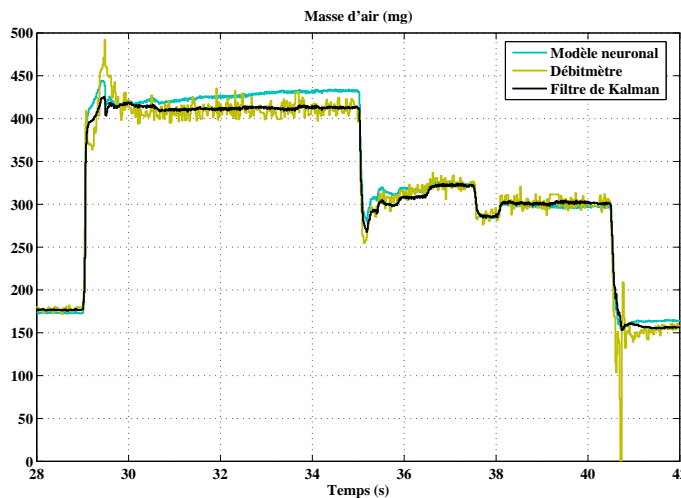


FIG. 5.9: Résultats du filtre de Kalman de masse d'air (mg) en fonction du temps au banc moteur

L'observateur, bouclé en pression collecteur et basé sur une mesure de débit, a été réalisé avec un modèle neuronal pour ses bonnes propriétés (et notamment la parcimonie) et un filtre de Kalman pour sa robustesse aux bruits. Il sera donc

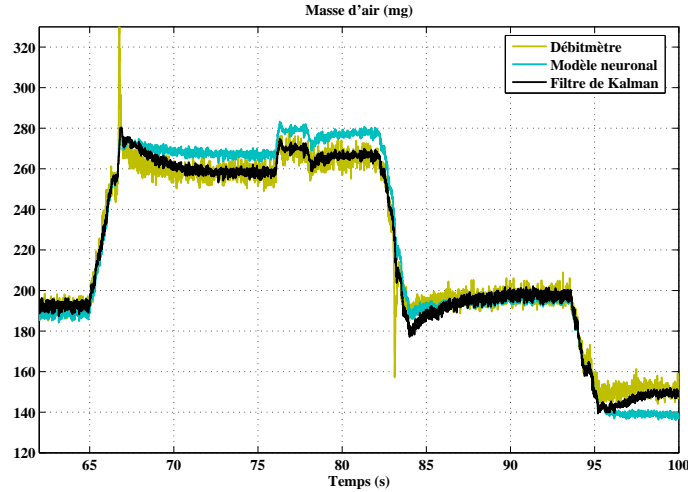


FIG. 5.10: Résultats du filtre de Kalman de masse d'air (mg) en fonction du temps (s) au banc à rouleaux (véhicule)

utilisé dans les essais pour déterminer la masse d'air enfermée dans le cylindre. Le principe général du contrôle de la masse d'air réside dans le rebouclage avec la pression collecteur p_{man} . Pour cela, la consigne de pression collecteur p_{man_sp} va être déterminée maintenant.

5.4 Modèle statique en pression collecteur

Dans cette section, qui correspond au bloc 2 de la figure 5.3, l'objectif est de générer la consigne de pression collecteur p_{man_sp} , prenant en compte les déphaseurs VCT_{in} et VCT_{exh} , et pour cela un modèle statique est choisi.

Dans le cas d'un moteur conventionnel (sans distribution variable), il existe une relation statique directe entre la masse d'air dans le cylindre et la pression collecteur :

$$p_{man} = f(m_{air}, N_e) \quad (5.15)$$

Dans le cas d'un moteur avec déphaseurs d'arbre à cames, la prise en compte des déphaseurs d'arbre à cames est essentielle. En effet, la relation masse d'air-pression collecteur n'est plus bijective. La figure 5.11 montre cette relation pour trois différentes positions de déphaseurs. On voit que la masse d'air peut différer de 50 mg pour une pression constante, correspondant à environ 20 Nm.

Pour déterminer la consigne de pression collecteur p_{man_sp} , un modèle statique neuronal est choisi et ce pour les raisons évoquées dans le paragraphe 5.4 pour le modèle de masse d'air :

$$p_{man_sp} = f_{nn}(\eta_{vol_sp}^{(p_{amb}, T_{man})}, N_e, VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (5.16)$$

où la consigne de remplissage $\eta_{vol_sp}^{(p_{amb}, T_{man})}$ est fonction de la consigne de masse d'air m_{air_sp} dans le cylindre :

$$\eta_{vol_sp}^{(p_{amb}, T_{man})} = \frac{m_{air_sp} r T_{man}}{p_{amb} V_{cyl}} \quad (5.17)$$

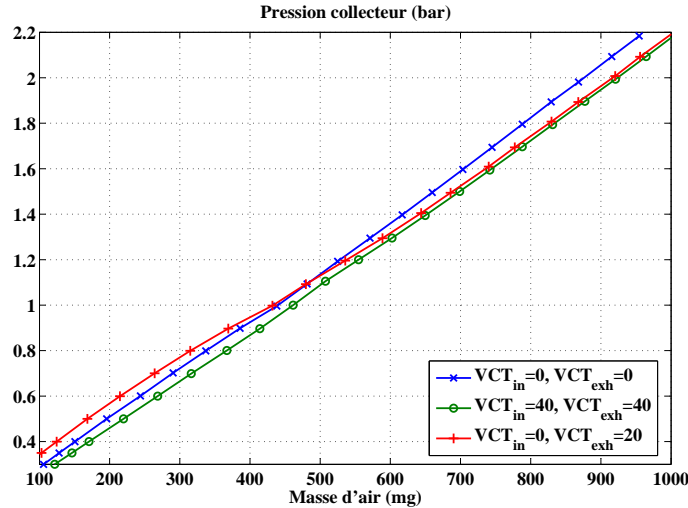


FIG. 5.11: Relation entre la Masse d'air et la pression collecteur pour trois exemples de position des déphaseurs à un régime moteur fixé

Le modèle neuronal (5.16) est identifié sur les *données d'apprentissage*, recueillies à partir du simulateur.

Il est nécessaire d'optimiser la structure interne du réseau en faisant varier le nombre de neurones de la couche cachée et en visualisant la Somme des Carrés des Ecartés SCE (2.69), le critère BIC (2.71) et le critère FPE (2.72) (cf §2.4.3) sur les données de validation de banc moteur (les critères BIC et FPE n'ont pas de sens sur les nombreuses données d'apprentissage sans bruit). La figure 5.12 montre l'évolution de la SCE, des critères BIC et FPE en fonction du nombre de neurones. Le critère BIC nous indique un réseau avec 6 neurones, mais avec une SCE trop importante. Le nombre de neurones est choisi à 13 pour un critère FPE minimum.

Sur les données de validation de simulation, le modèle en pression collecteur donne de bons résultats comme le montre la figure 5.13 puisque la RMSE vaut 0.0116 bar et l'erreur relative moyenne est inférieure à 1 %.

Sur les données de validation de banc moteur, le modèle en pression collecteur ne donne pas d'excellents résultats comme le montre la figure 5.14. L'erreur générée est encore importante puisque la RMSE vaut ici 0.058 bar et l'erreur relative moyenne vaut 6.8 %. Ceci provient de l'erreur résiduelle du simulateur Amesim.

Pour supprimer cette erreur, l'erreur Δm_{air} commise par l'estimateur de masse d'air est intégrée dans le modèle de pression collecteur (5.16) :

$$p_{man_sp} = f_{nn} \left((m_{air_sp} - \Delta m_{air}) \frac{rT_{man}}{p_{amb}V_{cyl}}, N_e, VCT_{in}, VCT_{exh} \right) \quad (5.18)$$

où l'erreur Δm_{air} est calculée via l'observateur bouclé de masse d'air enfermée (5.13).

Dans la section 5.8, nous testerons les trois méthodes :

- sans prise en compte des déphaseurs (5.15),
- avec prise en compte des déphaseurs, sans bouclage (5.16),
- avec prise en compte des déphaseurs, avec bouclage (5.18).

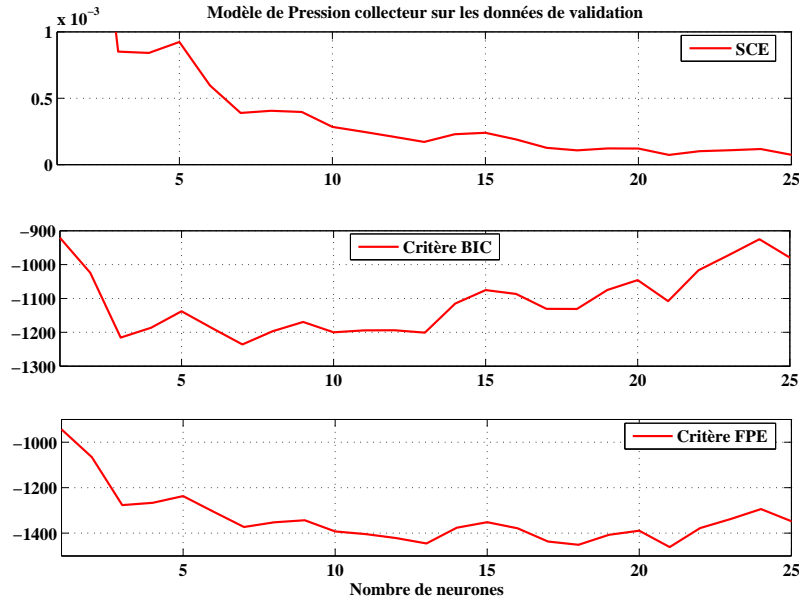


FIG. 5.12: Somme des Carrés des Ecartés (haut), Critère BIC (milieu), et Critère FPE (bas) en fonction du nombre de neurones, sur les données de validation de banc moteur

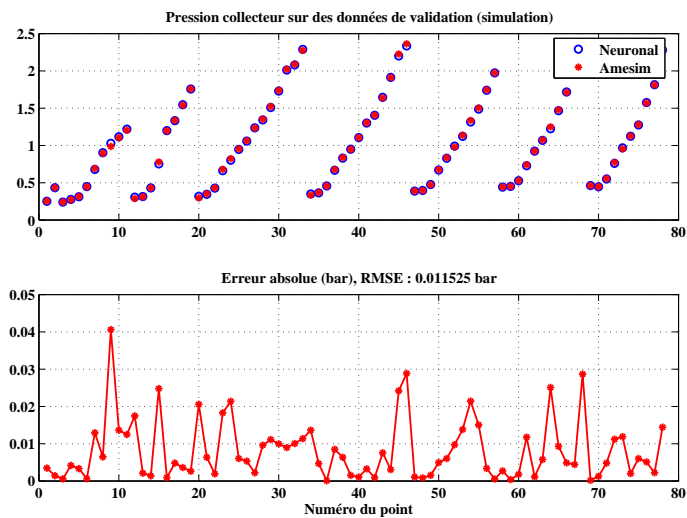


FIG. 5.13: Observation de la pression collecteur (bar) et son erreur sur des données d'apprentissage en fonction du numéro du point

La consigne de pression collecteur vient d'être déterminée. Nous allons maintenant détailler le contrôle du papillon d'admission qui permet de rallier la pression collecteur à sa consigne (en atmosphérique).

5.5 Contrôle du papillon d'admission

Le contrôle du collecteur d'admission, qui correspond au bloc 3 de la figure 5.3, est basé sur les équations de la section 2.3.3. La variable manipulée est la

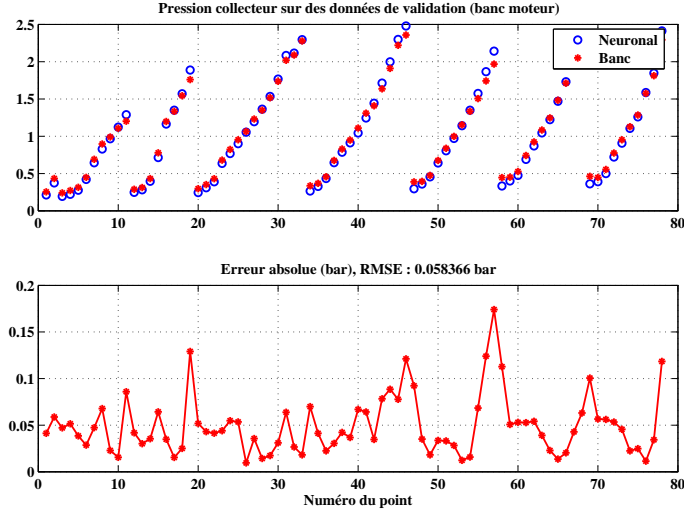


FIG. 5.14: Observation de la pression collecteur (bar) et son erreur sur des données de validation en fonction du numéro du point

section efficace du papillon d'admission (S_{thr}) et la variable contrôlée est la pression collecteur (p_{man}).

Le schéma de contrôle comprend un prépositionnement à l'aide d'un modèle physique. Ce dernier est une évolution du modèle inverse décrit à la section 4.4, avec prise en compte des déphaseurs d'arbre à cames.

Le modèle physique est basé sur l'égalité des débits entrant (D_{thr}) et sortant (D_{cyl}) du collecteur d'admission. Le papillon est essentiellement actif lorsque la pression collecteur est inférieure à la pression de suralimentation, et donc lorsqu'il n'y a pas, ou seulement peu, de balayage. Pour cela, le débit d'air balayé de l'admission vers l'échappement n'est pas considéré ici.

Le débit entrant dans le collecteur est modélisé par :

$$D_{thr} = S_{thr} p_{int} f(T_{man}, p_{man}/p_{int}) \quad (5.19)$$

où f est la fonction de Barré de Saint Venant décrite à l'équation (2.20). Le débit sortant du collecteur est modélisé par l'équation du remplissage :

$$D_{cyl} = \frac{n_{cyl} \eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} V_{cyl} p_{amb} N_e}{120r T_{man}} \quad (5.20)$$

où le remplissage est le modèle statique neuronal du paragraphe 5.3, rappelé ici :

$$\eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} = f_{nn}(p_{man}, N_e, VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (5.21)$$

L'égalité des débits donne par conséquent le modèle inverse :

$$S_{thr} = \frac{n_{cyl} \eta_{vol}^{(p_{amb}, T_{man})} V_{cyl} p_{amb} N_e}{120r T_{man} p_{int} f(T_{man}, p_{man}/p_{int})} \quad (5.22)$$

Ce modèle fournit le prépositionnement statique du papillon.

Ce modèle est calibré, tout comme dans le paragraphe 4.4, afin d'obtenir des erreurs statiques faibles. Cette phase de calibration comporte la détermination de la section de passage théorique du papillon (géométrique) et de son coefficient de débit.

Ce prépositionnement est efficace et donne de bons résultats, comme le montrent les essais décrits dans la section 5.8.

5.6 Contrôle des déphaseurs

Cette section, qui correspond au bloc numéro 4 de la figure 5.3, permet de contrôler les déphaseurs d'arbre à cames à l'admission VCT_{in} et à l'échappement VCT_{ech} à partir d'une consigne de masse de gaz recirculés RGM_{sp} .

(Stefanopoulou *et al.*, 1995) et (Gorinevsky *et al.*, 2003) ont développé un modèle moteur 0D-BF et un contrôle de richesse prenant en compte le déphaseur (égal à l'admission et à l'échappement), mais n'ont pas détaillé le contrôle du déphaseur d'arbre à cames.

(Stefanopoulou et Kolmanovsky, 1999) ont développé une gestion du déphaseur (égal à l'admission et à l'échappement) par un modèle de Hammerstein. Une cartographie statique y est suivie d'une dynamique linéaire du 1^{er} ordre, différente en fonction du point de fonctionnement (section papillon S_{thr} et régime moteur N_e , τ constante de temps). La figure 5.15 schématise le contrôle de ce déphaseur.

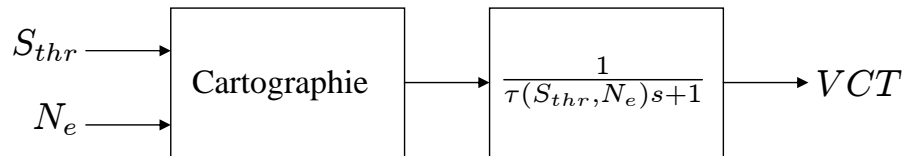


FIG. 5.15: Contrôle du déphaseur d'arbre à cames dans (Stefanopoulou, 1999)

Pour le moteur F5P-Ecosural, le déphasage de la distribution est indépendant à l'admission et à l'échappement. Les techniciens en charge du banc moteur ont alors cartographié les positions statiques «de référence» qui permettent d'obtenir un (des) compromis entre la consommation, les émissions polluantes, la stabilité de combustion et le couple :

$$VCT_{in} = f_{VCT_{in}}(m_{air}, N_e) \quad (5.23)$$

$$VCT_{exh} = f_{VCT_{exh}}(m_{air}, N_e) \quad (5.24)$$

Dans la section 5.9, on verra que ces cartographies de positions statiques «de référence» peuvent être améliorées en s'appuyant sur le schéma de contrôle présenté.

Dans cette section, la gestion des déphaseurs, indépendants à l'admission et à l'échappement, va être effectuée par l'intermédiaire d'une variable de haut niveau, la masse de gaz recirculés RGM (5.1). L'intérêt de contrôler les déphaseurs par une variable de haut niveau est de permettre de maîtriser :

- les émissions polluantes, en augmentant la masse de gaz brûlés résiduels (utile à mi-charge),

- la stabilité de combustion, en diminuant la masse de gaz brûlés résiduels (utile au ralenti ou à froid),
- la mise en action du catalyseur (en augmentant la température à l'échappement sans trop augmenter les émissions polluantes),
- le balayage et donc la relance du turbocompresseur.

5.6.1 Schéma de contrôle

La variable contrôlée est donc ici la masse de gaz recirculés RGM définie par l'équation (5.1), et les variables manipulées sont les déphaseurs d'arbre à cames indépendants à l'admission VCT_{in} et à l'échappement VCT_{exh} . Le schéma de contrôle repose sur la minimisation d'un critère quadratique prenant en compte les saturations des actionneurs :

$$\min_{\substack{0 \leq VCT_{in} \leq 40 \\ 0 \leq VCT_{exh} \leq 40}} J \quad (5.25)$$

avec :

$$J = \left(\widehat{RGM} - RGM_{sp} \right)^2 + \rho_1 \Delta VCT_{in}^2 + \rho_2 \Delta VCT_{exh}^2 \quad (5.26)$$

où \widehat{RGM} est l'estimation de la masse de gaz recirculés décrite plus loin, RGM_{sp} la consigne de masse de gaz recirculés, ΔVCT_{in} la variation du déphaseur admission, ΔVCT_{exh} la variation du déphaseur échappement, ρ_1, ρ_2 les poids.

Plusieurs options sont disponibles pour résoudre ce problème de minimisation. La méthode choisie est la méthode full-Newton Levenberg-Marquardt décrite dans le paragraphe 3.3.2. L'avantage d'une telle méthode est sa vitesse de convergence et son temps de calcul raisonnable pour des systèmes d'ordre réduit. La minimisation (Norgaard *et al.*, 2000) du critère J (5.26) pour déterminer $VCT = [VCT_{in}, VCT_{exh}]$ comprend dix étapes :

- ① Initialiser la séquence $VCT^{(0)} = [VCT_{in}^{(0)}, VCT_{exh}^{(0)}]$ pour calculer le critère $J[VCT^{(0)}]$. Initialiser λ et mettre $i = 0$.
- ② Calculer le gradient $G[VCT^{(i)}]$ et le Hessien $H[VCT^{(i)}]$.
- ③ Factorisation éventuelle de Cholesky sur la matrice $H[VCT^{(i)}] + \lambda I$. Si la matrice n'est pas définie positive, la factorisation n'est pas possible et poser $\lambda = 4\lambda$ puis aller à l'étape 2.
- ④ Déterminer la direction de recherche $f^{(i)}$ avec l'équation :
 $(H[VCT^{(i)}] + \lambda I) f^{(i)} = -G[VCT^{(i)}]$
- ⑤ Calculer $J[VCT^{(i)} + f^{(i)}]$ et le rapport $r^{(i)} = 2 \frac{J[VCT^{(i)}] - J[VCT^{(i)} + f^{(i)}]}{\lambda (f^{(i)})^T f^{(i)} - (f^{(i)})^T G[VCT^{(i)}]}$
- ⑥ Si $r^{(i)} > 0.75$, alors $\lambda = \lambda/2$ puis aller à l'étape 8,
- ⑦ Si $r^{(i)} < 0.25$, alors $\lambda = 2\lambda$ puis aller à l'étape 8,
- ⑧ Si $r^{(i)} > 0$, alors $VCT^{(i+1)} = VCT^{(i)} + f^{(i)}$ et $i = i + 1$
- ⑨ Si $\|VCT^{(i+1)} - VCT^{(i)}\| < \delta$ ou $i >$ nombre d'itérations, aller en 10. Sinon aller à l'étape 1.

⑩ Accepter la séquence $VCT^{(i)} = [VCT_{in}^{(i)}, VCT_{exh}^{(i)}]$ puis STOP

Cet algorithme d'optimisation sera résolu en ligne avec seulement deux itérations à cause du temps de calcul exigé.

Le schéma de contrôle proposé, c'est-à-dire la minimisation d'un critère quadratique en ligne, nécessite l'estimation de la masse de gaz recirculés \widehat{RGM} , puisque ni le balayage ni les gaz brûlés résiduels dans le cylindre ne sont mesurés.

5.6.2 Modèle de masse de gaz recirculés

Le modèle choisi afin de représenter la masse de gaz recirculés est un modèle non linéaire boîte noire, en particulier le perceptron à une couche cachée. Le modèle choisi est statique (suffisant pour modéliser les phénomènes) avec comme régresseurs des choix physiques et mesurables. Des choix judicieux pour modéliser la masse de gaz recirculés seraient : la pression cylindre, la pression à l'échappement, la température à l'échappement. Cependant, puisque ces variables ne sont pas mesurées en série, les choix pour les régresseurs se sont alors portés sur la pression collecteur p_{man} , le régime moteur N_e , et les deux déphaseurs VCT_{in} et VCT_{exh} qui influencent fortement la formation de gaz brûlés résiduels dans le cylindre et le balayage d'air. L'influence de la richesse sur les gaz brûlés résiduels n'est pas prise en considération puisqu'elle est supposée bien régulée. Cette hypothèse pourrait être remise en cause dans la suite des travaux. De même, l'influence de l'avance à l'allumage et de la température d'admission sur les gaz brûlés résiduels seront négligés. Le modèle neuronal choisi s'écrit alors :

$$\widehat{RGM} = f_{nn}(p_{man}, N_e, VCT_{in}, VCT_{exh}) \quad (5.27)$$

Le modèle neuronal permet d'avoir facilement les dérivées par rapport aux entrées. Ainsi, le gradient $G[VCT^{(i)}]$ et le Hessien $H[VCT^{(i)}]$ de la fonction coût, décrite précédemment, sont calculées à l'aide des dérivées premières (2.61) et secondes (2.62) du modèle neuronal.

Comme aucune mesure des gaz résiduels et du balayage non intrusive existe, la méthode la plus simple et la plus efficace consiste à utiliser des simulateurs HF 0D ou 1D. La validité des gaz brûlés résiduels par rapport à des mesures pour ces simulateurs a été montrée dans le paragraphe 2.3.5. Nous utiliserons ici le simulateur 0D HF validé dans l'annexe B.

Choix du nombre de neurones

Il est nécessaire d'optimiser la structure du réseau et de choisir le nombre de neurones de la couche cachée. Cette étape est faite en faisant varier le nombre de neurones, et en visualisant la Somme des Carrés des Ecart, SCE (2.69), le critère BIC (2.71) et le critère FPE (2.72) (cf §2.4.3) sur les données de validation de simulation. La figure 5.16 montre l'évolution de ces trois critères en fonction du nombre de neurones. Le choix du nombre de neurones se porte à 12 pour un critère FPE minimal.

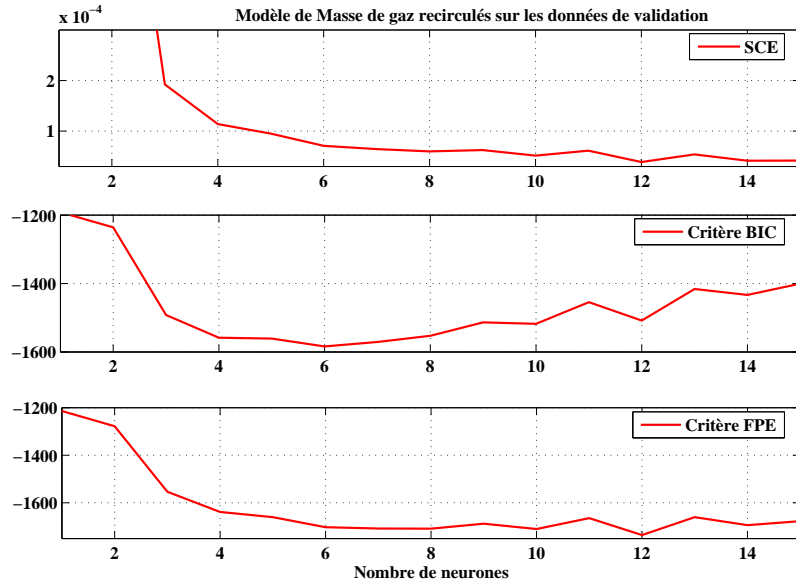


FIG. 5.16: Somme des Carrés des Ecarts (haut), Critère BIC (milieu), et Critère FPE (bas) en fonction du nombre de neurones sur les données de validation

Validation du modèle neuronal

La figure 5.17 montre l'estimation de la masse de gaz recirculés et son erreur absolue sur des données de validation en fonction du numéro du point. Ce modèle donne des résultats satisfaisants avec une RMSE environ égale à 4.8 mg et une erreur relative moyenne de 9.6%.

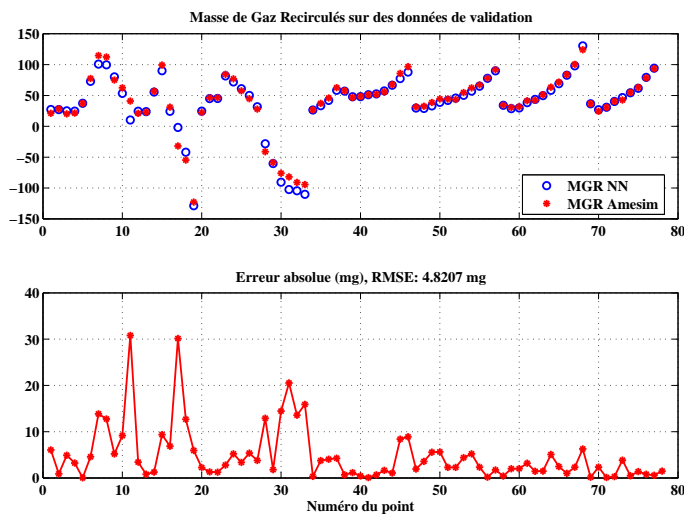


FIG. 5.17: Observation de la masse de gaz recirculés (mg) et son erreur sur des données d'apprentissage en fonction du numéro du point

5.6.3 Problématique

La figure 5.18 montre l'évolution, à un régime donné et pour deux iso- m_{air} et iso- RGM , du déphaseur à l'échappement VCT_{exh} (en $^{\circ}V$) en fonction du déphaseur à l'admission VCT_{in} (en $^{\circ}V$). Cette figure, obtenue en simulation pour des pressions collecteur différentes, montre qu'il existe plusieurs solutions pour une même masse d'air et une même masse de gaz recirculés. L'espace des solutions du contrôle de RGM se trouvent sur une droite :

$$VCT_{exh} = aVCT_{in} + b \quad (5.28)$$

où les coefficients a et b de la droite sont fonctions de la masse d'air m_{air} et de la masse de gaz recirculés RGM .

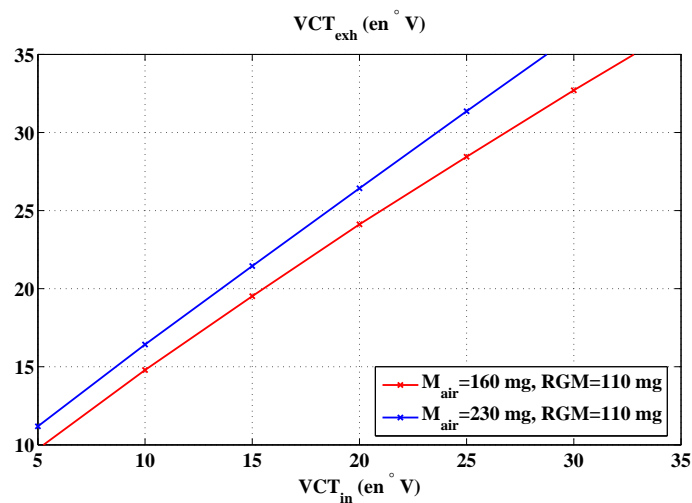


FIG. 5.18: Déphaseur à l'échappement VCT_{exh} (en $^{\circ}V$) en fonction du déphaseur à l'admission VCT_{in} (en $^{\circ}V$) pour deux masses d'air m_{air} et une masse de gaz recirculés RGM

Le contrôle doit prendre en compte le fait que ces solutions existent. Pour cela plusieurs gestions de RGM sont possibles pour l'algorithme d'optimisation (5.25) :

1. soit on laisse l'algorithme trouver tout seul une solution (la plus proche), qui est alors conservée. Il y a cependant un risque de tomber sur une solution non optimale (au sens des polluants). Dans le paragraphe 5.9.2, nous testerons ces différentes positions en terme de performance, consommation et de pollution.
2. soit on contraint l'algorithme sur une des positions des déphaseurs. Ceci peut être intéressant pour la mise en action du catalyseur en décalant par exemple l'ouverture de la soupape d'échappement.
3. soit on connaît un point de la droite (par exemple, les positions «de référence» des déphaseurs et la consigne de RGM associée). L'algorithme d'optimisation en donnant un autre, il est possible d'utiliser l'équation (5.28) pour réaliser tous les points de la droite. Dans le paragraphe 5.9.2, nous testerons ces différentes positions en terme de performance, de consommation et de pollution.

Sur le simulateur 0D-HF décrit dans l'annexe B, la structure du contrôle présenté à la figure 5.3 va être testée et validée à l'aide de la démarche décrite à la figure 2.2.

5.7 Résultats de simulation

Pour montrer l'intérêt de contrôler les gaz brûlés résiduels et le balayage pour la relance du turbocompresseur, on compare le schéma de contrôle proposé (5.25) à un contrôle classique par cartographie (5.23). Pour les deux stratégies de contrôle des déphaseurs («contrôle proposé» et «carto»), les figures 5.19 à 5.24 montrent un exemple typique de résultats obtenus en simulation pour un transitoire de couple à 2000 tr/min.

La figure 5.19 détaille le couple indiqué (en Nm); la figure 5.20 l'évolution de la masse d'air fournie par le simulateur; la figure 5.21 la consigne de pression collecteur, la pression de suralimentation p_{int} et la pression collecteur p_{man} (en Pa); la figure 5.22 l'évolution de la wastegate; la figure 5.23 l'évolution de la consigne et de l'estimation de masse de gaz recirculés RGM , et de la masse de gaz brûlés résiduels donnée par le simulateur (mg); la figure 5.24 l'évolution des déphaseurs à l'admission et à l'échappement (en °V). L'évolution du papillon d'admission n'a volontairement pas été exposée pour simplifier la visualisation des courbes, il est à pleine ouverture pendant tout le transitoire de charge.

Sur cet exemple, obtenu sur un simulateur 0D HF, les constatations suivantes peuvent être faites.

- La stratégie de contrôle proposée permet d'améliorer nettement le temps de réponse en couple du moteur (figure 5.19), par l'augmentation du temps de réponse en masse d'air (figure 5.20).
- Pour les deux schémas de commande, le contrôle prédictif neuronal linéarisé pour le contrôle de la pression de suralimentation via la wastegate permet d'obtenir de très bons résultats en terme de temps de réponse et de dépassement (figure 5.21) et que l'actionneur n'est pas chahuté (figure 5.22).
- Le contrôle de RGM via les déphaseurs donne de bons résultats et il n'y a pas d'erreur statique entre la consigne et l'estimation (figure 5.23). La consigne de RGM est tout d'abord positive correspondant à une masse de gaz résiduels puis négative correspondant à une masse d'air balayé. La masse de gaz brûlés résiduels (donnés par le simulateur) avec le schéma de contrôle par cartographie augmentent dans le transitoire (entre 0.8 s et 1.6 s) alors qu'avec le schéma de contrôle proposé les gaz brûlés résiduels n'augmentent pas. Le fait de limiter l'accroissement des gaz brûlés résiduels pendant le transitoire a permis d'augmenter la masse d'air dans le cylindre et donc d'augmenter le couple indiqué.
- Le schéma de contrôle par cartographie positionne les déphaseurs à leur valeur finale (figure 5.24), tandis qu'avec le schéma de commande proposé, la distribution décroise puis croise dans le transitoire : la soupape d'admission s'ouvre d'abord plus tard, puis plus tôt et la soupape d'échappement se ferme plus tôt puis plus tard. C'est ce phénomène qui a permis de diminuer largement les gaz brûlés résiduels dans le transitoire (et donc le couple).

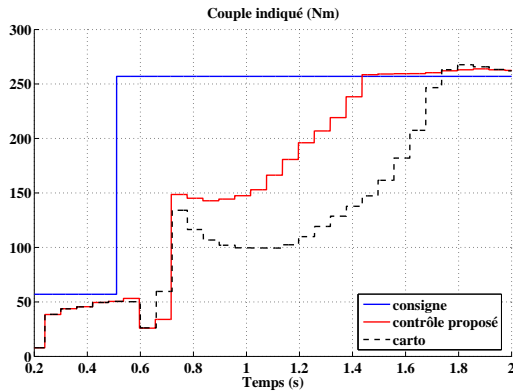


FIG. 5.19: Couple indiqué (Nm) en fonction du temps (s)

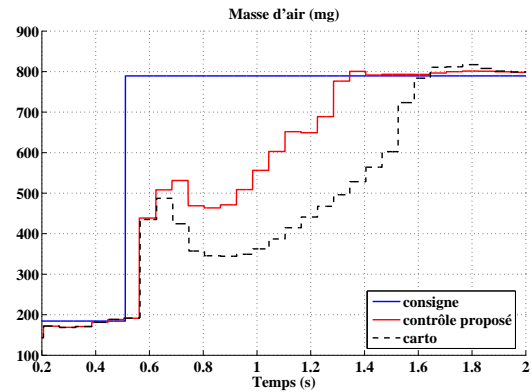


FIG. 5.20: Masse d'air (mg) en fonction du temps (s)

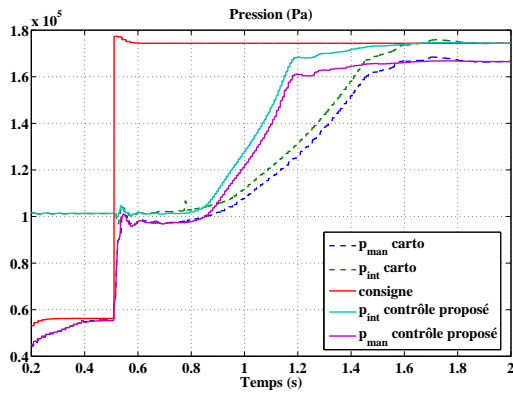
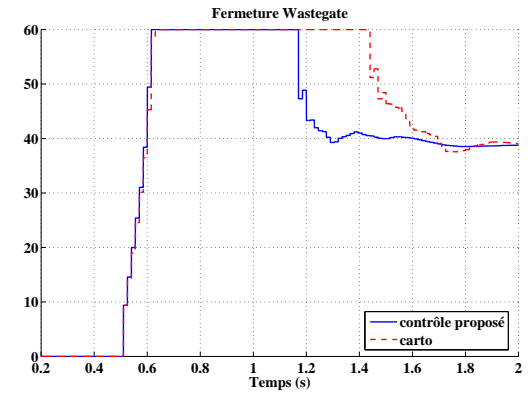
FIG. 5.21: Pression collecteur p_{man} (Pa) et de suralimentation p_{int} (Pa) en fonction du temps (s)

FIG. 5.22: Fermeture wastegate (%) en fonction du temps (s)

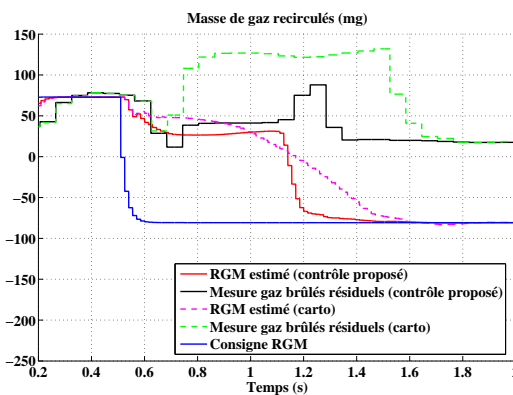


FIG. 5.23: Masse de Gaz Recirculés (mg) en fonction du temps (s)

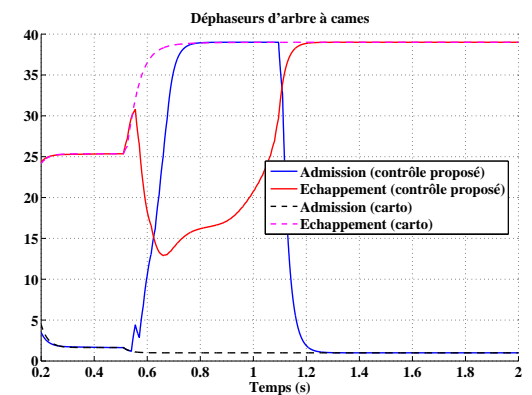


FIG. 5.24: Déphaseurs d'arbre à cames (°V) en fonction du temps (s)

5.8 Résultats dynamiques au banc moteur

Pour tester la validité du contrôle présenté à la figure 5.3, qui découple masse d'air et masse de gaz recirculés, deux tests vont être réalisés. Premièrement, le contrôle

doit être capable de garder le couple constant pour toute la plage (utile) des déphaseurs (paragraphe 5.8.1). C'est un test de sensibilité du contrôle en couple par rapport à une variation de masse de gaz recirculés. Cela est très important puisque dans les transitoires les déphaseurs varient beaucoup, et que la position des déphaseurs avec un moteur froid et un moteur chaud doit être différente. Deuxièmement, le contrôle sera testé sur des variations de couple (paragraphe 5.8.2). C'est un test de sensibilité du contrôle en masse de gaz recirculés par rapport à une variation de couple. Les résultats présentés ici ont été obtenus au banc moteur à 2000 tr/min et sont des exemples typiques des résultats obtenus.

5.8.1 Iso-couple

Le premier test, i.e. avec une consigne de couple constante, est réalisé en faisant varier la consigne de masse de gaz recirculés (et donc les déphaseurs). Afin de montrer l'intérêt de la prise en compte des déphaseurs et du rebouclage pour la consigne de pression collecteur, trois essais ont été réalisés :

Essai 1 sans prise en compte des déphaseurs dans la consigne de pression (5.15) ; ce test est détaillé de la figure 5.25 à 5.30,

Essai 2 avec prise en compte des déphaseurs, mais avec prise en compte de l'erreur Δm_{air} (5.16) ; ce test est détaillé de la figure 5.31 à 5.36,

Essai 3 avec prise en compte des déphaseurs et avec prise en compte de l'erreur Δm_{air} (5.18) ; ce test est détaillé de la figure 5.37 à 5.42,

Essai 1

Ce test, réalisé avec une consigne de pression constante (5.15), montre l'importance de la prise en compte des déphaseurs. Il est détaillé de la figure 5.25 à 5.30.

La figure 5.25 montre l'évolution du couple indiqué (Nm) et sa consigne ; la figure 5.26 l'évolution de la masse d'air observée (5.14) \hat{m}_{air_cyl} (en mg) et sa consigne ; la figure 5.27 l'évolution de la richesse et sa consigne ; la figure 5.28 l'évolution de la pression collecteur et sa consigne ; la figure 5.29 l'évolution de la masse de gaz recirculés (RGM en mg) et sa consigne (RGM_{sp} en mg) ; la figure 5.30 l'évolution des déphaseurs d'arbre à cames à l'admission et à l'échappement (mesure et consigne).

Sur cet essai, obtenu au banc moteur, les constatations suivantes peuvent être faites.

- Le couple indiqué (figure 5.25) n'est pas constant, puisqu'il varie de plus de 30 Nm (soit $\pm 40\%$ de variation), l'objectif de régulation n'est donc pas atteint. Ceci est dû à une masse d'air (figure 5.26) qui varie de plus de 60 mg (soit $\pm 20\%$ de variation), l'objectif de régulation n'est donc pas atteint.
 - La richesse est très perturbée (figure 5.33), principalement à cause de la variation de masse d'air.
 - Le contrôle en RGM donne de bons résultats (figure 5.29). Il y a cependant des écarts entre la consigne RGM_{sp} et l'estimation RGM (par exemple, le dépassement à 6 s) dus aux écarts réalisés par le contrôleur local du déphaseur à l'admission (figure 5.30).
-

- Le couple indiqué (figure 5.25) est «bruité» entre 21 s et 27 s, ce sont des instabilités de combustion dues à une masse de gaz brûlés résiduels (figure 5.29) importante par rapport à la masse d'air enfermée dans le cylindre (figure 5.26).

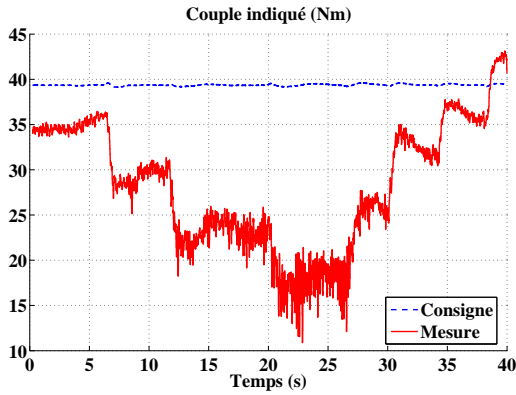


FIG. 5.25: Couple indiqué (Nm) en fonction du temps (s)

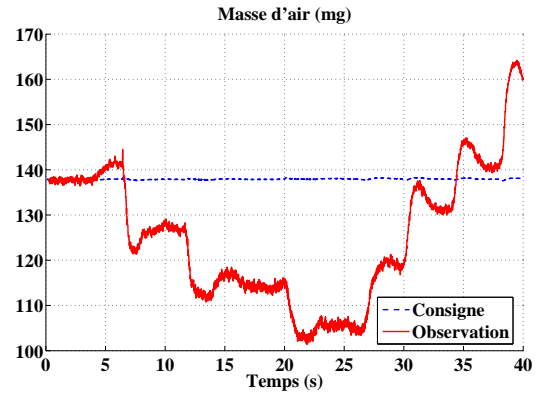


FIG. 5.26: Masse d'air (mg) en fonction du temps (s)

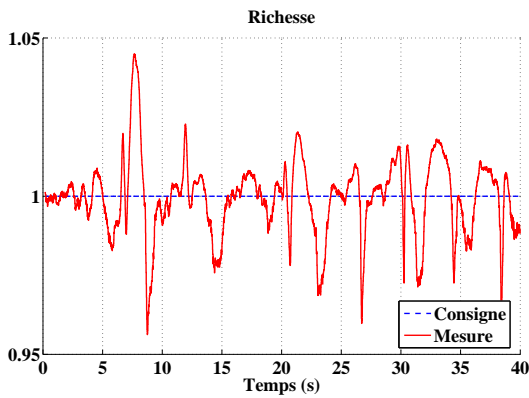


FIG. 5.27: Richesse en fonction du temps (s)

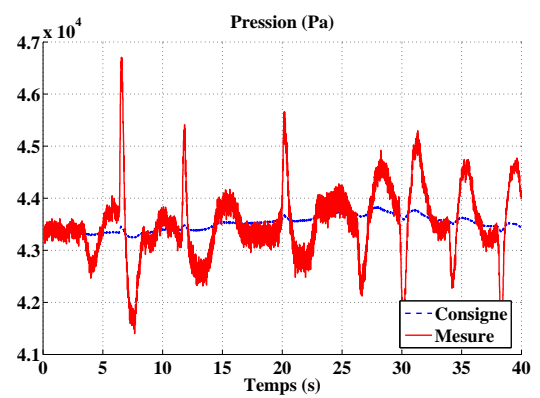


FIG. 5.28: Pression collecteur (Pa) en fonction du temps (s)

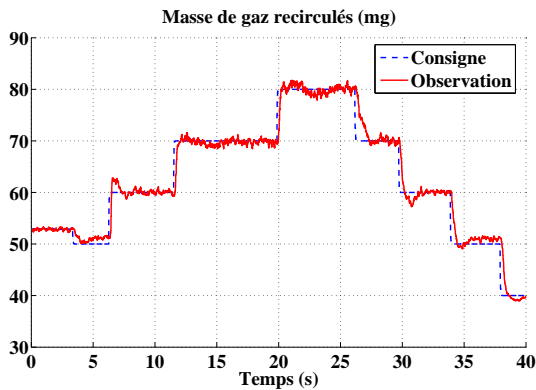


FIG. 5.29: Masse de Gaz Recirculés (mg) en fonction du temps (s)

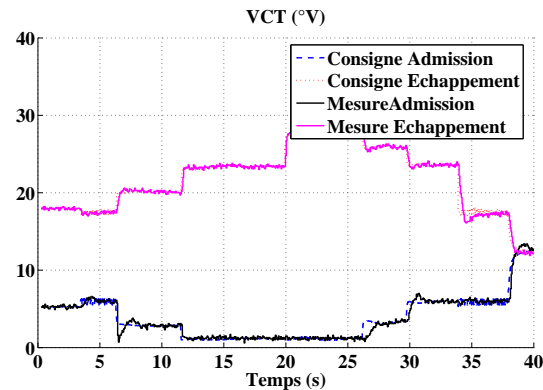


FIG. 5.30: Déphaseurs d'arbre à cames ($^{\circ}$ V) en fonction du temps (s)

Essai 2

Ce test est réalisé avec une consigne de pression fonction des déphaseurs (5.16). Il est détaillé de la figure 5.31 à 5.36.

La figure 5.31 montre l'évolution du couple indiqué (Nm) et sa consigne ; la figure 5.32 l'évolution de la masse d'air observée (5.14) m_{air} (en mg) et sa consigne ; la figure 5.33 l'évolution de la richesse et sa consigne ; la figure 5.34 l'évolution de la pression collecteur et sa consigne ; la figure 5.35 l'évolution de la masse de gaz recirculés (RGM en mg) et sa consigne (RGM_{sp} en mg) ; la figure 5.36 l'évolution des déphaseurs d'arbre à cames à l'admission et à l'échappement (mesure et consigne).

Sur cet essai, obtenu au banc moteur, les constatations suivantes peuvent être faites.

- Le couple indiqué (figure 5.31) est presque constant, puisqu'il varie de moins de 7 Nm (soit $\pm 9\%$ de variation), la régulation est largement améliorée mais l'objectif n'est pas complètement atteint. Ceci est dû à la masse d'air dans le cylindre (figure 5.32) qui varie d'environ 10 mg (soit environ $\pm 3.5\%$ de variation), l'objectif de régulation est presque atteint. Cependant, il subsiste une erreur statique entre la consigne et l'observation de masse d'air engendrée par la consigne de pression collecteur en boucle ouverte.
- Le contrôle de la pression collecteur (figure 5.34) par action du papillon donne de bons résultats en terme de temps de réponse et de dépassement ceci grâce au prépositionnement décrit à la section 5.5.
- La régulation de richesse (figure 5.33) est moins perturbée que précédemment puisque la masse d'air varie moins.
- Les écarts entre la consigne RGM_{sp} et l'estimation RGM (par exemple, l'erreur statique entre 30 s et 32 s) (figure 5.35) sont dus aux écarts réalisés par le contrôleur local du déphaseur à l'admission (figure 5.36).

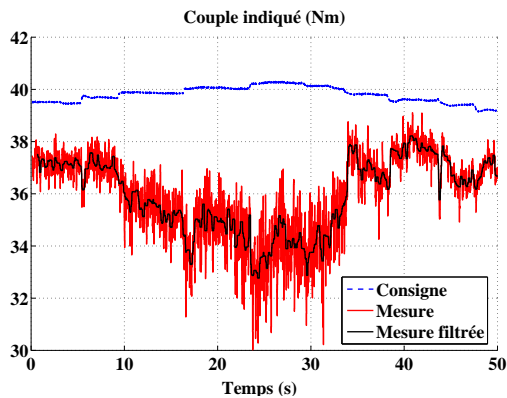


FIG. 5.31: Couple indiqué (Nm) en fonction du temps (s)

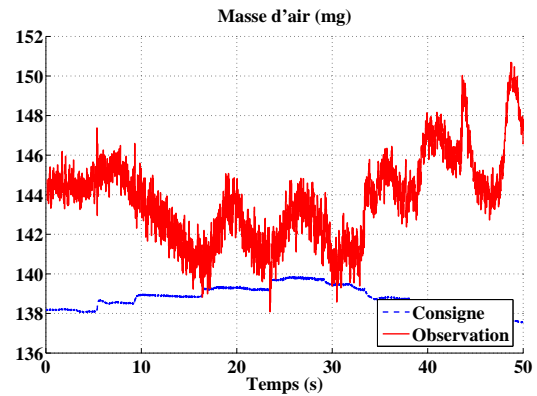


FIG. 5.32: Masse d'air (mg) en fonction du temps (s)

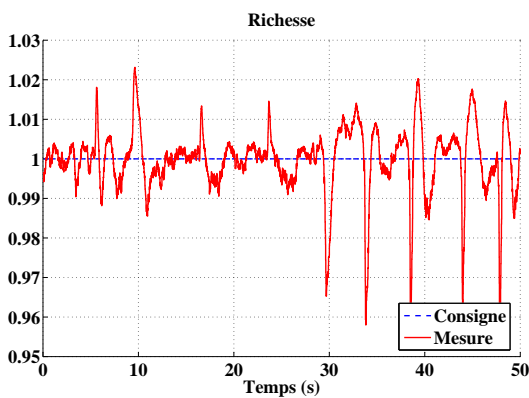


FIG. 5.33: Richesse en fonction du temps (s)

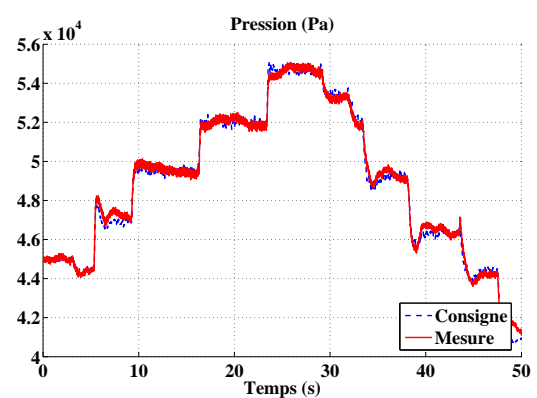


FIG. 5.34: Pression collecteur (Pa) en fonction du temps (s)

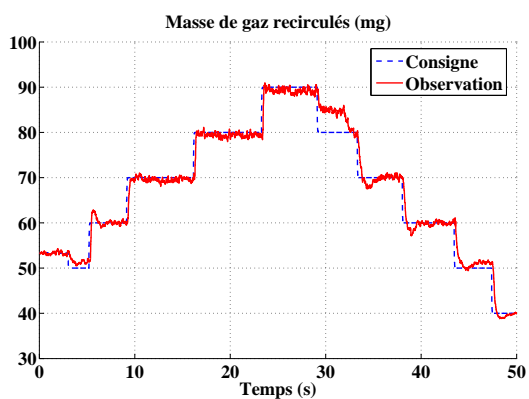


FIG. 5.35: Masse de Gaz Recirculés (mg) en fonction du temps (s)

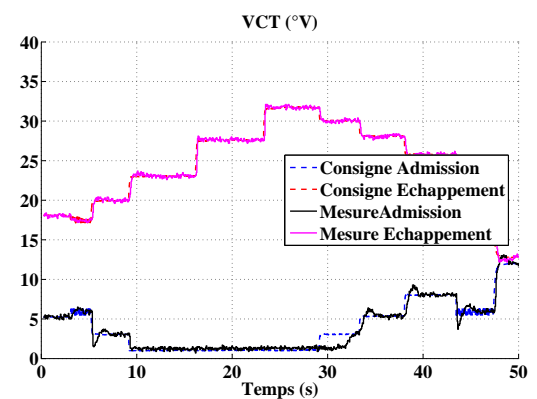


FIG. 5.36: Déphaseurs d'arbre à cames (°V) en fonction du temps (s)

Essai 3

Ce test est effectué avec une consigne de pression fonction des déphaseurs avec prise en compte de l'erreur de modèle Δm_{air} (5.18). Il est détaillé de la figure 5.37 à 5.42.

La figure 5.37 montre l'évolution du couple indiqué (Nm) et sa consigne ; la figure 5.38 l'évolution de la masse d'air observée (5.14) m_{air} (en mg) et sa consigne ; la figure 5.39 l'évolution de la richesse et sa consigne ; la figure 5.40 l'évolution de la pression collecteur et sa consigne ; la figure 5.41 l'évolution de la masse de gaz recirculés (RGM en mg) et sa consigne (RGM_{sp} en mg) ; la figure 5.42 l'évolution des déphaseurs d'arbre à cames à l'admission et à l'échappement (mesure et consigne).

Sur cet essai, obtenu au banc moteur, les constatations suivantes peuvent être faites.

- Le couple indiqué (figure 5.37) est presque constant, puisqu'il varie de moins de 4 Nm (soit $\pm 5\%$ de variation), la régulation est encore améliorée. Ceci est dû à une masse d'air dans le cylindre presque constante (figure 5.38), puisqu'elle varie d'environ 6 mg (soit environ $\pm 2\%$ de variation), l'objectif de régulation est donc atteint. Il ne subsiste plus d'erreur statique entre la consigne et l'observation de masse d'air. Cependant, une erreur statique subsiste entre la consigne et la mesure de couple. Ceci provient d'un défaut de calibration de la cartographie donnant la consigne de masse d'air.
- La régulation de richesse (figure 5.39) est presque autant perturbée que dans le test précédent.

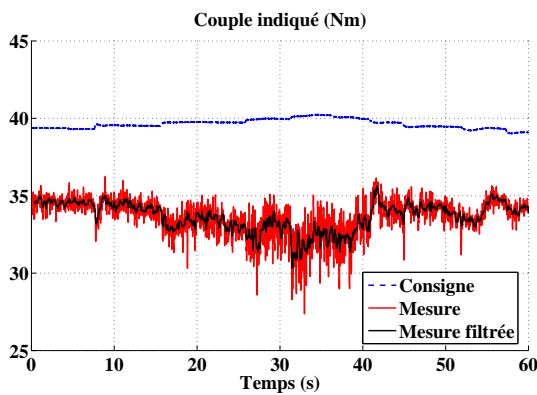


FIG. 5.37: Couple indiqué (Nm) en fonction du temps (s)

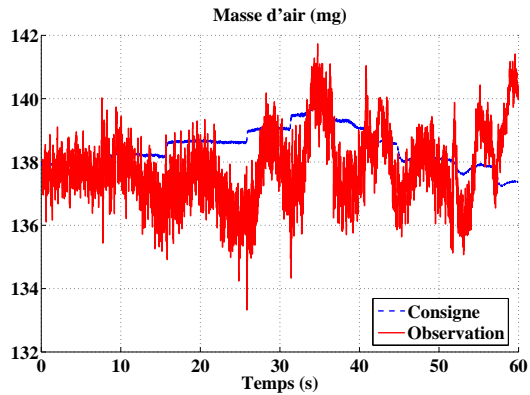


FIG. 5.38: Masse d'air (mg) en fonction du temps (s)

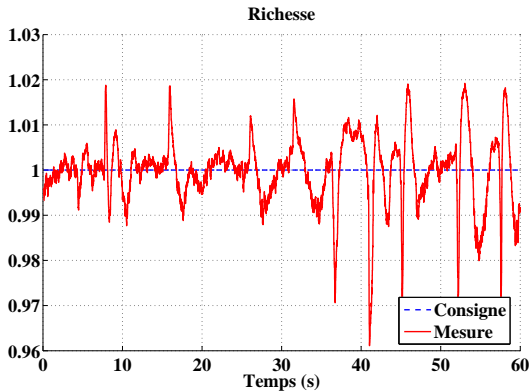


FIG. 5.39: Richesse en fonction du temps (s)

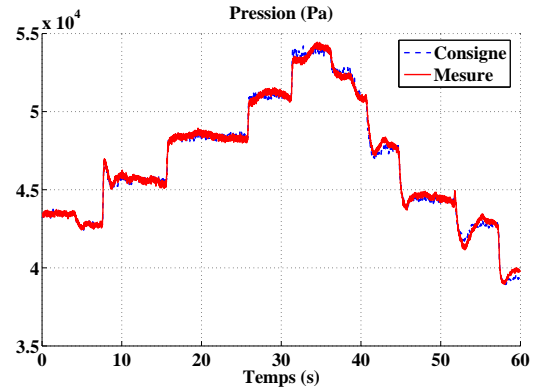


FIG. 5.40: Pression collecteur (Pa) en fonction du temps (s)

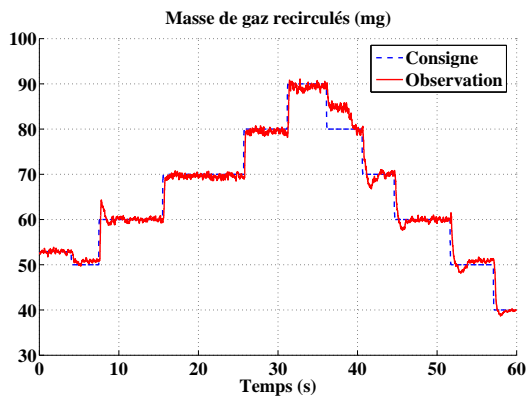


FIG. 5.41: Masse de Gaz Recirculés (mg) en fonction du temps (s)

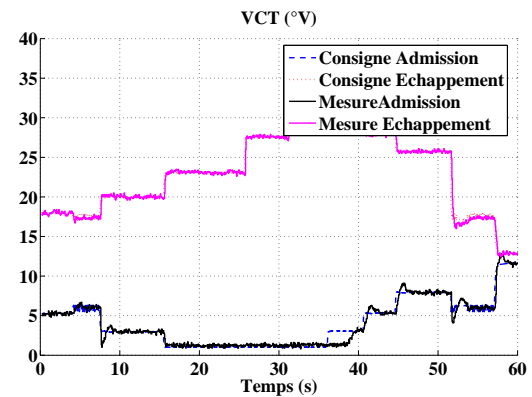


FIG. 5.42: Déphaseurs d'arbre à cames (°V) en fonction du temps (s)

Sur ces essais, on note que les améliorations apportées pour le contrôle de la masse d'air enfermée dans le cylindre permettent de supprimer complètement l'erreur statique engendrée par la consigne de pression collecteur en boucle ouverte et d'obtenir le couple presque constant avec des positions de déphaseurs différentes. Ce test de robustesse de la commande en couple par rapport à des variations de gaz brûlés résiduels donne d'excellents résultats. Ce schéma de commande permet d'envisager à iso-couple une optimisation des polluants via la masse de gaz recirculés, comme nous le verrons dans la section 5.9.

5.8.2 Variation de couple

Le deuxième test, qui permet de tester la sensibilité de la commande en masse de gaz recirculés par rapport à des variations de couple, consiste à faire un fort transitoire de couple. Pour cela, deux essais, typiques des résultats obtenus, sont montrés ici :

1. un transitoire de couple effectif partant de 10 Nm jusqu'à 210 Nm,
2. un transitoire de couple effectif partant de 50 Nm jusqu'à 250 Nm.

Dans ces essais, deux stratégies de contrôle des déphaseurs sont comparées :

- par l'intermédiaire de la variable RGM (5.25) («contrôle RGM»), c'est le schéma de contrôle proposé,
- par l'intermédiaire d'une cartographie statique (5.23) («contrôle carto»), c'est un schéma de contrôle classique.

Transitoire de couple : 10 Nm → 210 Nm

Un fort transitoire, de 10 Nm à 210 Nm, est détaillé de la figure 5.43 à 5.48.

La figure 5.43 montre l'évolution du couple indiqué (Nm) ; la figure 5.44 l'évolution de la masse d'air observée \hat{m}_{air} (mg) ; la figure 5.45 l'évolution de la richesse et sa consigne ; la figure 5.46 l'évolution de la pression collecteur et sa consigne (Pa) (la pression de suralimentation a volontairement été omise pour plus de lisibilité) ; la figure 5.47 l'évolution de la masse de gaz recirculés et de sa consigne (mg) ; la figure 5.48 les mesures des déphaseurs à l'admission et à l'échappement ($^{\circ}V$) (les consignes ont volontairement été omises pour plus de lisibilité).

Sur cet essai, obtenu au banc moteur à 2000 tr/min, les constatations suivantes peuvent être faites.

- La consigne de couple indiqué C_i est supérieure à la consigne de couple effectif C_e à cause des frottements (1.6).
 - La stratégie de contrôle par l'intermédiaire de la variable RGM permet d'augmenter le couple (figure 5.43) entre 1.6 s et 2.7 s par rapport à la stratégie de contrôle par l'intermédiaire d'une cartographie statique. On note aussi un couple négatif aux alentours de 1.5 s, dû à une mauvaise régulation de richesse, inférieure à 0.85 à 1.5 s (figure 5.45).
 - La masse d'air enfermée dans le cylindre suit correctement la consigne (figure 5.44), mais dépend fortement du contrôle de la pression collecteur. Par exemple, le dépassement aux alentours de 3 s est dû au dépassement de la pression collecteur (figure 5.46). La stratégie de contrôle par l'intermédiaire de la variable RGM permet d'augmenter la masse d'air entre 1.6 s et 2.7 s (ce qui augmente le couple) par rapport à la stratégie de contrôle par l'intermédiaire d'une cartographie statique.
 - Il y a un dépassement en pression collecteur entre 3 s et 3.5 s (figure 5.46), qui provient du contrôleur, basé sur une commande PID, implanté au banc moteur qui ne permet pas d'empêcher les dépassements. L'implantation du contrôle prédictif, vu en simulation, pour le contrôle de la pression de suralimentation aurait permis de supprimer ce dépassement, mais il n'a pu être implanté faute de temps.
 - La consigne de RGM est tout d'abord positive correspondant à une masse de gaz brûlés résiduels, puis négative correspondant à une masse d'air balayé (figure 5.47). La stratégie par l'intermédiaire de la variable RGM permet de supprimer le dépassement en masse de gaz brûlés résiduels entre 1.6 s et 2.2 s par rapport à la stratégie de contrôle par l'intermédiaire d'une cartographie statique. Cette dernière positionne les déphaseurs à leur valeur finale alors que la stratégie par l'intermédiaire de la variable RGM prend en compte le transitoire de pression collecteur.
-

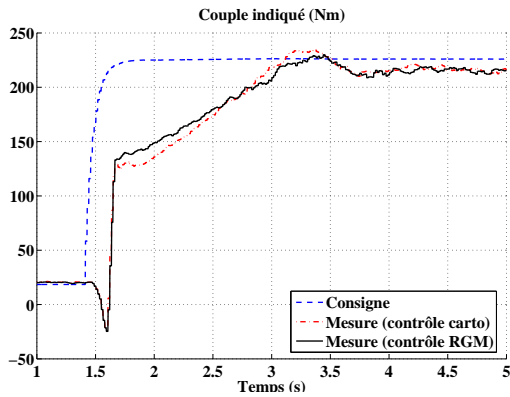


FIG. 5.43: Couple indiqué (Nm) en fonction du temps (s)

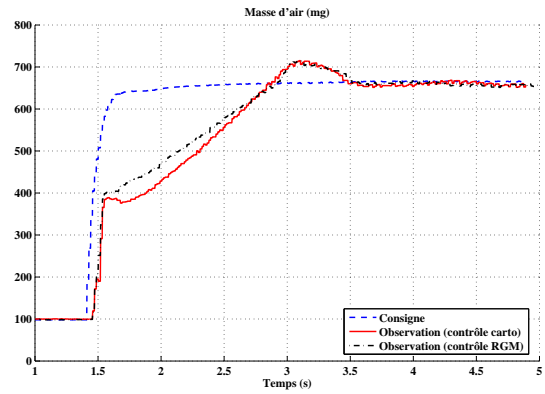


FIG. 5.44: Masse d'air (mg) en fonction du temps (s)

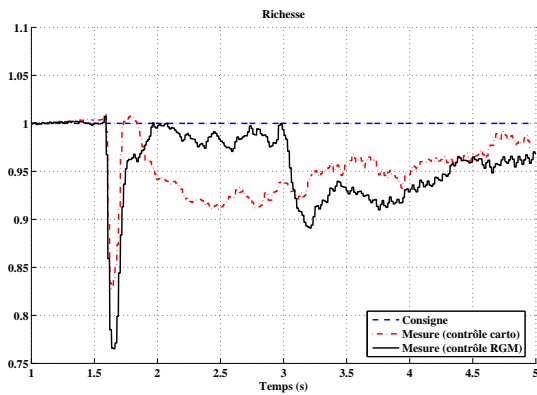


FIG. 5.45: Richesse en fonction du temps (s)

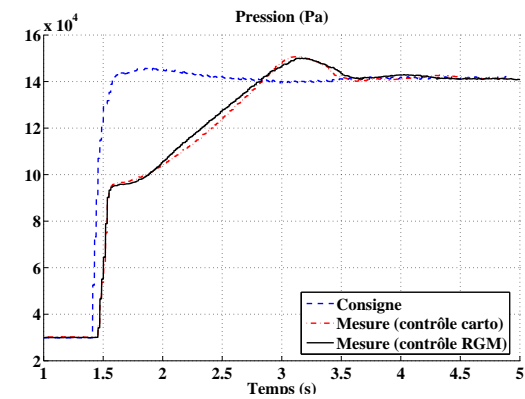


FIG. 5.46: Pression collecteur (Pa) en fonction du temps (s)

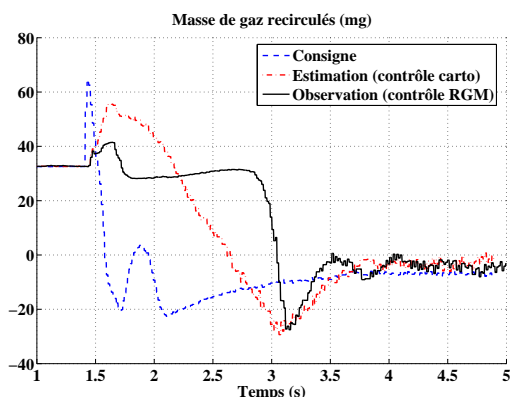


FIG. 5.47: Masse de Gaz Recirculés (mg) en fonction du temps (s)

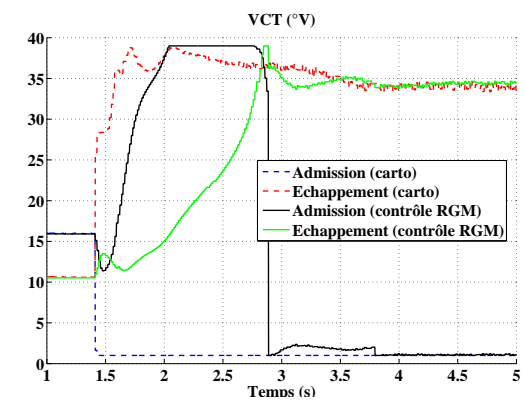


FIG. 5.48: Déphaseurs d'arbre à cames (°V) en fonction du temps (s)

Transitoire de couple : 50 Nm \rightarrow 250 Nm

Un autre fort transitoire, de 50 Nm à 250 Nm, est détaillé de la figure 5.49 à 5.48.

La figure 5.49 montre l'évolution du couple indiqué (Nm) ; la figure 5.50 l'évolu-

tion de la masse d'air observée \hat{m}_{air} (mg) ; la figure 5.51 l'évolution de la richesse et sa consigne ; la figure 5.52 l'évolution de la pression collecteur et sa consigne (Pa) ; la figure 5.53 l'évolution de la masse de gaz recirculés et de sa consigne (mg) ; la figure 5.54 les mesures des déphaseurs à l'admission et à l'échappement.

Sur cet essai, obtenu au banc moteur à 2000 tr/min, les constatations suivantes peuvent être faites.

- Le contrôle réagit comme dans l'essai précédent et les constatations de l'essai précédent restent valables.
- La stratégie de contrôle par l'intermédiaire de la variable RGM permet d'augmenter le couple entre 2.3 s et 3.2 s par rapport à la stratégie de contrôle par l'intermédiaire d'une cartographie statique. Ceci est dû à l'augmentation de la masse d'air enfermée dans le cylindre. On note aussi un couple négatif aux alentours de 2.2 s, dû à une mauvaise régulation de richesse (figure 5.51).
- La consigne de RGM est tout d'abord positive correspondant à une masse de gaz brûlés résiduels, puis largement négative correspondant à une forte masse d'air balayé. La stratégie par l'intermédiaire de la variable RGM permet de supprimer une faible remontée entre 2.4 s et 2.6 s de la masse de gaz brûlés résiduels par rapport à la stratégie de contrôle par l'intermédiaire d'une cartographie statique. En outre, la nouvelle stratégie permet de prendre en compte le phénomène le plus important, soit le balayage, soit les gaz brûlés résiduels. En effet, lorsque le balayage devient plus important que les gaz brûlés résiduels (vers 3.3 s), alors le contrôle choisi naturellement le balayage.

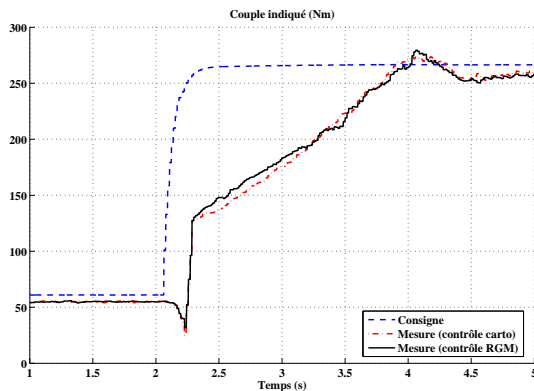


FIG. 5.49: Couple indiqué (Nm) en fonction du temps (s)

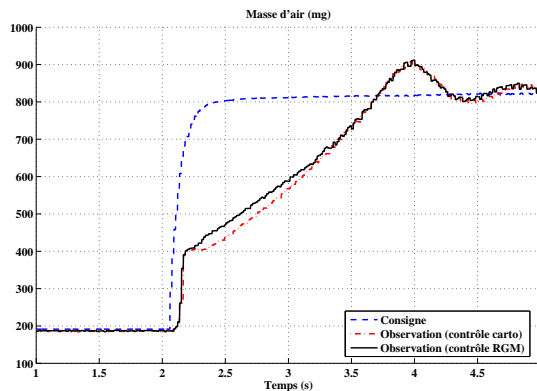


FIG. 5.50: Masse d'air (mg) en fonction du temps (s)

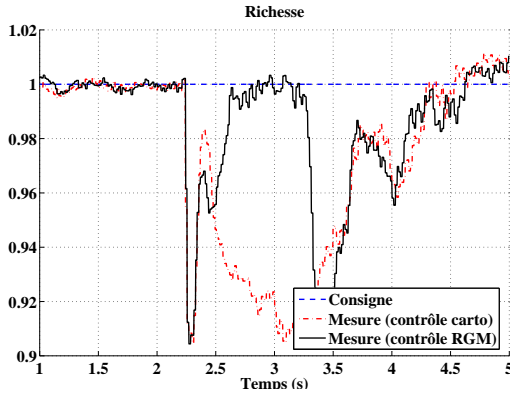


FIG. 5.51: Richesse en fonction du temps (s)

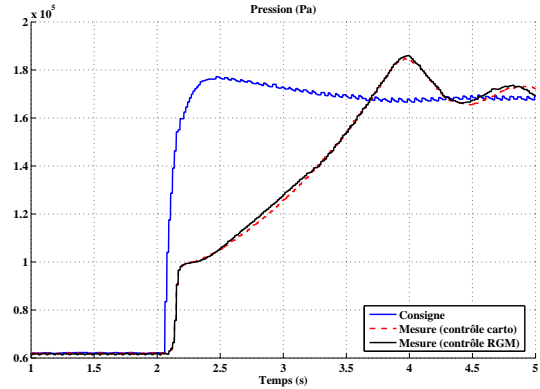


FIG. 5.52: Pression collecteur (Pa) en fonction du temps (s)

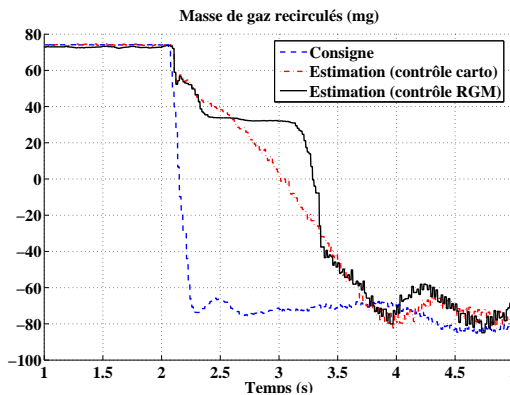


FIG. 5.53: Masse de Gaz Recirculés (mg) en fonction du temps (s)

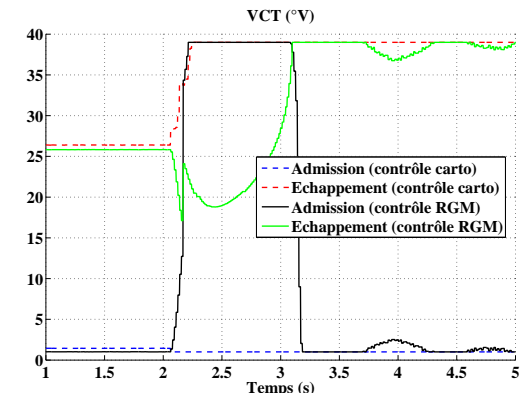


FIG. 5.54: Déphaseurs d'arbre à cames (°V) en fonction du temps (s)

Ces essais ont montré que le schéma de commande permet de découpler le contrôle en couple et le contrôle en masse de gaz recirculés. D'une part, cela permet d'améliorer le temps de réponse en couple du moteur turbocompressé, en diminuant dans le transitoire le taux de gaz brûlés résiduels et en augmentant le débit d'air balayé. D'autre part, le contrôle permet de réaliser des points à iso-performance en faisant varier la masse de gaz brûlés résiduels (influant sur les polluants). Cet outil sera très utile pour optimiser le fonctionnement du moteur et donc pour déterminer le superviseur. Nous allons donc maintenant tester cette possibilité en régime stabilisé.

5.9 Résultats statiques au banc moteur

Nous avons montré dans les sections précédentes que le schéma de contrôle présenté était capable de réaliser des points de fonctionnement moteur à iso-couple, avec différentes positions de déphaseurs en manipulant la masse de gaz recirculés. Il est donc maintenant possible de faire des essais à iso-masse d'air en augmentant le taux de gaz brûlés résiduels et ainsi regarder l'effet sur les polluants (§5.9.1). En outre, parmi les points avec une même masse d'air dans le cylindre et une même masse de gaz brûlés résiduels, y-a-t-il des points avec un meilleur compromis que d'autres

(§5.9.2) ? C'est donc un problème de gestion de trajectoire et de superviseur : quelle est la meilleure consigne à donner au contrôle ?

5.9.1 Augmentation du taux de gaz brûlés résiduels à iso-masse d'air

L'essai présenté ici consiste à augmenter le taux de gaz brûlés résiduels avec une masse d'air enfermée dans le cylindre constante et de regarder l'effet sur les polluants, la consommation, la température à l'échappement, ... L'essai décrit à la table 5.3 a été réalisé à 1000 tr/min avec une richesse fixée à 1 à la sonde lambda.

L'essai numéro 2 est le point «de référence» donné par la cartographie statique, qui a été réglé par un opérateur de banc comme le meilleur compromis. Nous allons voir si ce choix est judicieux. Cet essai peut être considéré comme une première phase d'optimisation du moteur.

Sur cet essai, on constate que l'augmentation du taux de gaz brûlés résiduels est réalisée par croisement de la distribution pilotée. Le croisement est défini pour une levée des soupapes de 0.7 mm. Le point 5 est un point avec une combustion trop instable dû à un taux de gaz brûlés résiduels trop important, n'est donc pas intéressant, et ne doit pas être considéré dans la suite.

Le point 4 est le point avec le plus de PMI, réalisé grâce à des pertes par pompage moindres (la pression collecteur p_{man} y est d'ailleurs plus forte) sans dégradation de la combustion. Ce point est aussi le point avec la consommation (CSE) la plus faible et les émissions de dioxydes d'azote, d'hydrocarbures et de monoxydes d'azote les plus faibles. En outre, ce point est avec la température d'échappement la plus élevée, ce qui est intéressant pour la mise en action du catalyseur. Ce point semble donc être le meilleur des 5 points réalisés. Il remet en cause le point 2, donné par la cartographie statique des points «de référence».

5.9.2 Iso-gaz brûlés résiduels et iso-masse d'air

L'essai présenté ici consiste à garder constant le taux de gaz brûlés résiduels et la masse d'air enfermée dans le cylindre, tout en variant la distribution sur la droite des solutions en RGM (5.28). On regarde alors l'effet sur les polluants, la consommation, la température à l'échappement, ... Cet essai, décrit à la table 5.4, a été réalisé à 1500 tr/min avec une richesse fixée à 1 à la sonde lambda, une avance à l'allumage constante et un taux de gaz brûlés résiduels égal à 0.29.

L'essai numéro 2 est le point «de référence» donné par la cartographie statique, qui a été réglé par un opérateur de banc comme le meilleur compromis. Nous allons voir si ce choix est judicieux. Cet essai peut être considéré comme la deuxième phase d'optimisation du moteur, car il influe moins sur la production de polluants.

Sur cet essai, le point numéro 1 semble être le meilleur des 6 points réalisés, la PMI y est la plus élevée, la consommation CSE y est la plus réduite avec les émissions polluantes (NO_x , CO et HC) les plus petites. Cependant, la température à l'échappement T_{exh} y est la plus basse ce qui n'est pas avantageux pour la mise en

Numéro de l'essai	1	2	3	4	5
VCT_{in} (°V)	28	17	14	11	9
VCT_{exh} (°V)	9	9	12	15	17
Croisement à 0.7 mm (°V)	-18	-7	-1	5	9
Taux de gaz résiduels	0.21	0.26	0.30	0.35	0.38
PMI (bar)	1.69	1.75	1.82	1.84	1.75
HC (ppm)	6714	6418	5508	4847	4255
CO (%)	0.82	0.79	0.73	0.67	0.66
NOx (ppm)	978	959	570	269	97
CSE (g/kWh)	576.9	544.8	520.6	505.3	547.7
T_{exh} (° C)	361	365	371	381	400
p_{man} (bar)	0.315	0.335	0.355	0.376	0.397
m_{air} (mg)	113	113	114	113	113
Richesse (5 gaz)	1.023	1.021	1.019	1.017	1.015

TAB. 5.3: Essai statique d'augmentation du taux de gaz brûlés résiduels et à iso-masse d'air

action du catalyseur. Pour cette mise en action, le point 6 pourrait être choisi.

Ces deux essais, ayant été réalisés seulement à faible régime, à faible charge et avec un moteur chaud, ne sont pas représentatifs de tout le domaine de fonctionnement du moteur. Ces seuls essais ne sont pas suffisants pour faire des conclusions plus générales. Cependant, ils ouvrent des voies de recherche à explorer. Ils sont une première étape dans la construction du superviseur de la figure 5.3 et donc dans l'optimisation du moteur. L'étape suivante sera donc de construire le superviseur qui optimisera à iso-couple la consigne de masse de gaz recirculés pour obtenir le meilleur compromis consommation-pollution. Les consignes de masse de gaz recirculés seront alors différentes en fonction de l'état du moteur : à chaud, à froid, etc. . .

Numéro de l'essai	1	2	3	4	5	6
VCT_{in} (°V)	2	5	9	15	20	25
VCT_{exh} (°V)	9	14	19	26	32	38
Croisement à 0.7 mm (°V)	8	10	11	12	13	14
PMI (bar)	2.86	2.82	2.79	2.77	2.77	2.76
HC (ppm)	3975	4052	4118	4118	4087	4087
CO (%)	0.70	0.71	0.73	0.73	0.74	0.80
NOx (ppm)	605	691	744	808	809	788
CSE (g/kWh)	379.8	384.5	390.8	392.6	391.7	392.0
T_{exh} (° C)	478	483	489	494	495	496
p_{man} (bar)	0.478	0.464	0.449	0.441	0.438	0.439
m_{air} (mg)	143	142	142	142	142	142
Richesse	1.012	1.012	1.012	1.012	1.012	1.011

TAB. 5.4: Essai statique à iso-taux de gaz brûlés résiduels et à iso-masse d'air

5.10 Résultats sur véhicule

Le moteur F5P-Ecosural, présenté à la table 5.1, est installé dans une berline haut de gamme, la *Renault VelSatis*. Le schéma de contrôle, testé et validé au banc moteur, est implanté sur ce véhicule. Le calculateur installé est un GEC (*Generic Electronic Controller*) développé par FH Electronics¹ qui permet d'avoir un outil de prototypage de contrôle embarquable sur véhicule.

Nous montrons ici un exemple typique des résultats obtenus avec ce véhicule au banc à rouleaux sur le cycle européen normalisé (*New European Driven Cycle*, NEDC). L'exemple choisi est une partie du cycle extra-urbain partant de 0 km/h à 70 km/h. Le nombre de variable à visualiser pour un seul essai étant trop important, le choix s'est porté sur : la pédale d'accélérateur (figure 5.55), la vitesse du véhicule (figure 5.56), le couple indiqué (figure 5.57), le régime moteur (figure 5.58), la masse d'air enfermée dans le cylindre (figure 5.59), la masse de gaz recirculés (figure 5.60).

¹www.fhelectronics.com

On voit sur ces figures que la pédale d'accélérateur (figure 5.55) donne directement la consigne du couple indiqué (figure 5.57). Des changements de rapport de boîte de vitesses sont effectués à 823, 835, 843 et 859 s et c'est donc pour cela que la pédale d'accélérateur est relâchée à ces instants et que le couple est négatif. Le couple indiqué suit relativement bien sa consigne et sans dépassement puisque le suivi de masse d'air enfermée dans le cylindre m_{air} (figure 5.59) est effectué avec peu de dépassement et un temps de réponse satisfaisant. Cependant, des erreurs statiques sont constatées au dessus de 110 Nm (de 10 Nm environ) dû à une mauvaise calibration du débitmètre.

Enfin, le suivi en masse de gaz recirculés RGM (figure 5.60) est tout à fait satisfaisant. Les écarts entre la consigne et la mesure de RGM sont dus aux écarts entre la consigne et la mesure des déphaseurs (admission et échappement).

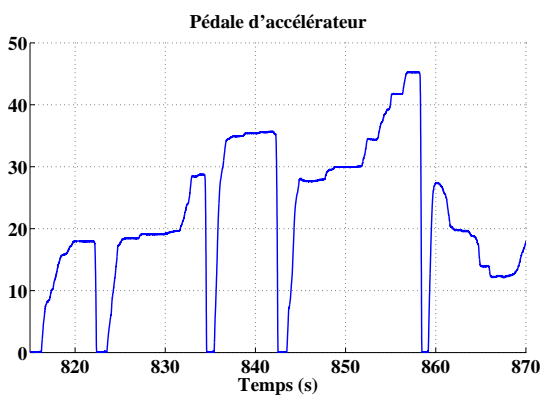


FIG. 5.55: Pédale d'accélérateur (%) en fonction du temps (s)

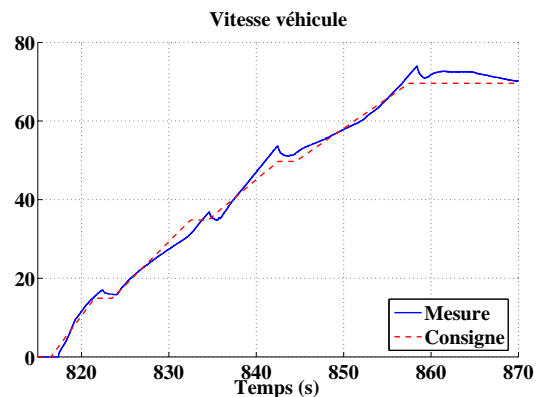


FIG. 5.56: Vitesse véhicule (km/h) en fonction du temps (s)

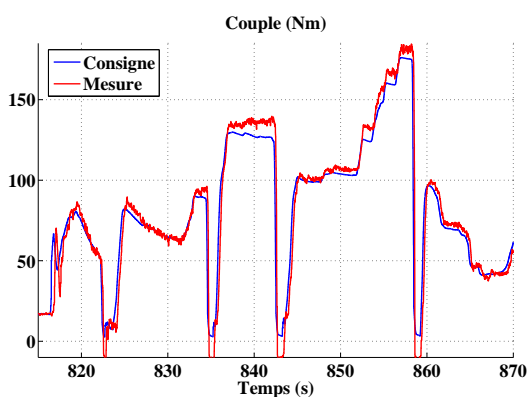


FIG. 5.57: Couple indiqué (Nm) en fonction du temps (s)

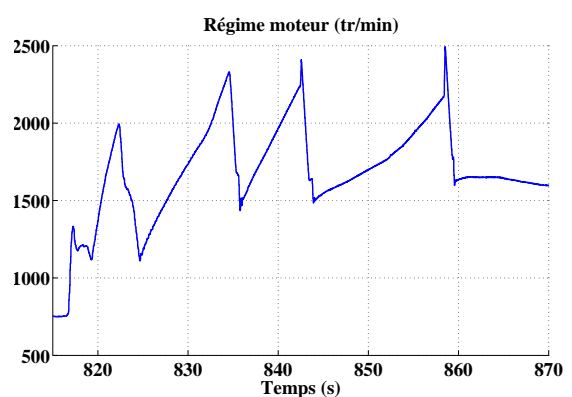


FIG. 5.58: Régime moteur (tr/min) en fonction du temps (s)

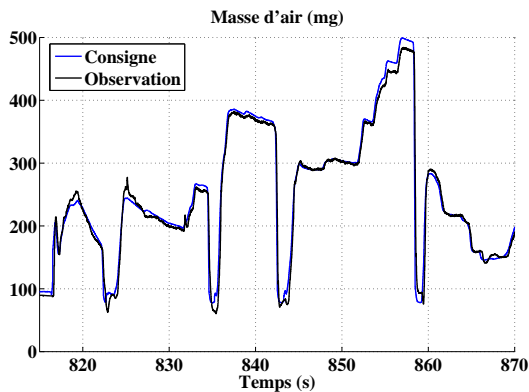


FIG. 5.59: Masse d'air (mg) en fonction du temps (s)

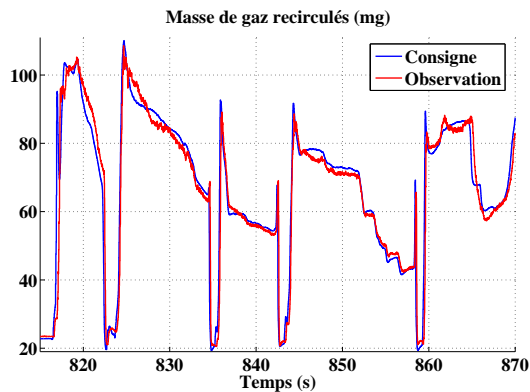


FIG. 5.60: Masse de Gaz Recirculés (mg) en fonction du temps (s)

5.11 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons vu que le contrôle en couple du moteur à essence turbocompressé avec déphaseurs d'arbres à cames pouvait se décomposer en deux modules : le contrôle en couple par le biais de masse d'air enfermée dans le cylindre et le contrôle des polluants par le biais de la masse de gaz recirculés (combinaison de la masse de gaz brûlés résiduels et de la masse d'air balayé).

La masse d'air, non mesurée, a été modélisée par un estimateur neuronal qui s'est avéré être un choix judicieux, car il permet d'obtenir une bonne estimation tout en ayant un nombre de paramètres réduits. Le problème de cet estimateur réside dans la différence qui subsiste entre son estimation et la «vraie» valeur obtenue au banc moteur, dû à l'apprentissage du modèle à partir du simulateur. Pour cela, un observateur, par filtre de Kalman, a été proposé. Bouclé sur une mesure de pression collecteur et basé sur une mesure de débit, il permet de supprimer cette erreur statique.

La consigne de pression collecteur a été générée avec un modèle statique neuronal. Le contrôle de la pression collecteur via le papillon a été réalisé à l'aide d'un modèle prenant en compte les déphaseurs. La commande prédictive neuronale linéarisée est clairement une voie d'amélioration pour le contrôle du turbocompresseur. Le contrôle des déphaseurs se base sur la minimisation d'un critère quadratique de l'erreur entre une estimation et une consigne de masse de gaz recirculés qui prend aussi en compte la sollicitation des actionneurs. Le schéma de contrôle a d'abord été testé en simulation, puis au banc moteur et enfin sur véhicule. Comparé à un contrôle basé sur des cartographies statiques, il permet de mieux gérer les transitoires de couple et donne de bons résultats en terme de temps de réponse.

Le schéma de commande proposé permettra d'optimiser le point de fonctionnement à iso-couple, en choisissant la meilleure consigne de masse de gaz recirculés. Les essais statiques au banc moteur ont montré que de nouvelles possibilités étaient offertes pour diminuer les émissions polluantes et optimiser le rendement du moteur. Cette optimisation conduira alors à trouver les trajectoires que doit fournir le superviseur.

Conclusion

Du fait des nouvelles normes européennes de pollution et des engagements des constructeurs en terme d'émissions de CO_2 , la recherche et développement dans le domaine automobile s'est orientée vers une combinaison de technologies existantes et récentes (turbocompresseur, distribution variable, injection directe) donnant naissance au *downsizing*. Ce concept soulève des problèmes ouverts de modélisation, de contrôle et de supervision avec les phénomènes de balayage d'air et de gaz brûlés résiduels. Cette thèse s'inscrit dans la recherche du compromis performance-consommation-pollution et concerne le contrôle en couple d'un moteur turbocompressé à distribution variable. Ce sujet, très peu traité dans la littérature en particulier jusqu'à l'application réelle sur moteur et véhicule, est pluridisciplinaire (automatique et énergétique). Il implique le recours à des méthodes très variées et un travail d'équipe notamment lors des longues phases d'essais.

Ce mémoire a exposé un cycle de développement générique des applications pour le contrôle des systèmes rapides non linéaires, et en particulier pour le moteur à allumage commandé. Les différentes étapes vont de l'étude de la littérature correspondante jusqu'à l'application sur moteur et véhicule en passant par une phase de simulation. Le problème réside dans le fait que le moteur est un système complexe, non linéaire, rapide, avec saturations d'actionneurs. Les techniques usuelles de contrôle, cartographies statiques et contrôle PID, ne suffisent plus pour exploiter le potentiel du moteur et des techniques évoluées, telles que le contrôle à base de modèle, ont été utilisées. Les modèles pour le contrôle sont aussi bien physiques qu'identifiés à partir de données (par exemple, le modèle neuronal).

La méthodologie employée pour contrôler la chaîne d'air fut de décomposer le contrôle en modules interconnectés résumés ci-dessous : contrôle du papillon, du turbocompresseur et des déphaseurs d'arbre à cames. Cette décomposition a permis d'obtenir une structure de contrôle moteur simple à régler et générique, c'est-à-dire indépendante du type de moteur à allumage commandé. Le fait de décomposer en modules et de passer par des variables internes comme la masse d'air enfermée dans le cylindre, la masse de gaz brûlés résiduels et la masse d'air balayé confère au schéma de contrôle un caractère très générique tout en proposant une structure simple.

Le commande du papillon, par modèle interne, basé sur les équations de la physique, donne pour un temps de calcul négligeable, des performances très satisfaisantes (temps de réponse, stabilité) tout en ayant un réglage aisé. Comparée à un contrôle PID, cette méthode montre d'excellents résultats car elle prend naturellement en compte les non linéarités du système.

La commande du turbocompresseur est plus complexe, car elle doit anticiper le comportement de la pression de suralimentation (et donc éviter les dépassements), prendre en compte les non linéarités du système et les saturations de l'actionneur. Le schéma de contrôle qui a été jugé le mieux adapté est la commande prédictive non linéaire. Celle-ci pose cependant des problèmes de temps de calcul pour les systèmes rapides. Pour pallier ces problèmes, la commande prédictive neuronale linéarisée saturée a été développée et comparée à une commande prédictive non linéaire exacte : le modèle neuronal prend en compte globalement les non linéarités avec une approche générique et rapide ; la linéarisation et la saturation permettent d'appliquer la commande en temps réel sans dégrader les performances. La stabilité et la robustesse de la commande prédictive, problème difficile en non linéaire, ont été implicitement traitées. Un premier schéma utilise un modèle identifié sur banc moteur (coût expérimental relativement faible) et la commande a été validée expérimentalement sur l'ensemble du domaine de fonctionnement. Un deuxième schéma utilise un modèle de prédiction identifié en simulation et permet de s'affranchir des essais d'identification tout en ayant de très bonnes performances.

La commande des déphaseurs d'arbre à cames a été synthétisée à l'aide d'une variable de haut niveau, la masse de gaz recirculés, qui combine la masse de gaz brûlés résiduels et la masse d'air balayé. Le schéma de commande, original, se base sur la minimisation, en temps réel, d'un critère quadratique d'erreur entre une estimation réalisée par un modèle neuronal et une consigne de masse de gaz recirculés. Le critère à minimiser prend aussi en compte la sollicitation des actionneurs. Le contrôle de ces phénomènes physiques a permis d'améliorer le temps de réponse en couple du moteur turbocompressé.

En outre, pour chaque modèle neuronal utilisé dans le contrôle, une démarche de modélisation a été mise en place utilisant des critères d'information et diverses corrélations pour valider la structure et les paramètres. Ces modèles neuronaux ont permis d'étendre les cartographies statiques en deux dimensions, en prenant en compte par exemple les déphaseurs d'arbre à cames. Enfin, l'erreur intrinsèque du modèle boucle ouverte de masse d'air a été corrigée par filtre de Kalman bouclé en pression collecteur et basé sur une mesure de débit.

L'objectif de la thèse, le contrôle en couple d'un moteur turbocompressé à distribution variable, a été atteint et même dépassé. En effet, le schéma de contrôle proposé découple le contrôle en couple et le contrôle des polluants. Ainsi, ce schéma permet de contrôler le couple par le biais de masse d'air enfermée dans le cylindre. Mais il permet également d'optimiser le point de fonctionnement à iso-couple, en utilisant d'abord la meilleure consigne de masse de gaz recirculés puis en calculant la meilleure position des déphaseurs pour cette consigne. Pour la déterminer, une étude approfondie de l'influence, sur le couple, la consommation et les polluants, de la masse d'air enfermée, des gaz brûlés résiduels et surtout de la masse d'air balayé pourrait être réalisée à l'aide de mesures expérimentales et de modèles physiques.

Les premiers essais au banc moteur, réalisés en ce sens, ont bien montré que de nouvelles possibilités étaient offertes pour diminuer les émissions polluantes et optimiser le rendement du moteur.

Cette optimisation, au niveau du superviseur, pourra se baser sur un critère intégral sur un cycle de sollicitation (par exemple, le cycle normalisé). Pour cela, les objectifs (par exemple, consommation-pollution ou performance) devront être clairement définis et des outils (observateurs d'espèces dans le cylindre voire directement de polluants) seront nécessaires. Ce superviseur pourra alors ensuite définir les trajectoires dynamiques des variables de haut niveau : masse d'air, masse de gaz brûlés, masse d'air balayée, richesse, avance à l'allumage, ...

Bibliographie

- Alippi, C., C. de Russis et V. Piuri (2003). A neural network based control solution to air fuel ratio control for automotive systems. *IEEE Transactions on Systems, man, and cybernetics*.
- Andersson, P. (2002). Intake Air Dynamics on a Turbocharged SI-Engine with Wastegate. PhD thesis. Linköping University. Suède.
- Arsie, I., C. Pianese et G. Rizzo (1998). Enhancement of control oriented engine models using neural network. In : *Proc. 6th IEEE Mediterranean Conf. on Control Systems*. Alghero. pp. 465–471.
- Arsie, I., F. Marotta, C. Pianese et G. Rizzo (2000). Identification of spark ignition engine models based on neural network via experimental design techniques. In : *Proc. 12th IFAC SYSID 2000 Symposium on System Identification*. Santa Barbara, USA. pp. 621–626.
- Ayoubi, M. (1998). Comparison between the dynamic multi-layered perceptron and the generalised hammerstein model for experimental identification of the loading process in diesel engines. *Control Engineering Practice* **6**(2), 271–279.
- Beaumont, A.J. et A.M. Frith (1994). Adaptive control of transient air-fuel ratio using neural networks. In : *27th International Symposium on Automotive Technology and Automation (ISATA)*. Aachen, Germany.
- Beham, M., et D.L. Yu (2004). Modeling a variable valve timing spark ignition engine using different neural networks. *Proc. Instn Mech. Engrs* **218**, 1159–1171.
- Blet, N., D. Megias, J. Serrano et C. De Prada (2002). Nonlinear MPC versus MPC using on-line linearization- a comparative study. In : *15th Triennial World Congress*. Barcelana, Spain.
- Bloch, G. et T. Denoeux (2003). Neural networks for process control and optimization. *ISA Transaction* **42**, 39–51.
- Bloch, G., Y. Chamailard, G. Millerieux et P. Higelin (2003). Neural prediction of cylinder air mass for afr control in si engine. In : *13th IFAC Symposium on System Identification*. Rotterdam, The Netherlands. pp. 473–478.
- Bonnans, J.F., J.C. Gilbert, C. Lemaréchal et C. Sagastizàbal (1997). *Optimisation Numérique : Aspects théoriques et pratiques*. Springer.
- Borne, P., G. Dauphin-Tanguy, J.P. Richard, F. Rotella et I. Zambettakis (1990). *Commande et Optimisation des processus*. Technip. Paris.
- Borne, P., G. Dauphin-Tanguy, J.P. Richard, F. Rotella et I. Zambettakis (1993). *Analyse et régulation des processus industriels, Tome 2 : Régulation numérique*. Technip. Paris.

- Boucher, P. et D. Dumur (1996). *La commande prédictive*. Technip. Paris.
- Camacho, E.F et C. Bordons (2003). *Model Predictive Control*. second edition. Springer.
- Chen, H. et C. Allgower (1998). A Quasi-Infinite Horizon Nonlinear Model Predictive Control scheme with guaranteed stability. *Automatica* **34**(10), 1205–1217.
- Chen, S. et S.A. Bilings (1992). Neural networks for nonlinear dynamic system modelling and identification. *International Journal of Control* **56**(2), 319–346.
- Chevalier, A., M. Müller et E. Hendricks (2000). On the validity of mean value engine models during transient operation. *SAE Technical Papers*, n° 2000-01-1261.
- Clarke, D.W., C. Mohtadi et P.S. Tuffs (1987a). Generalized Predictive Control - Part I. The basic algorithm. *Automatica* **23**, 137–148.
- Clarke, D.W., C. Mohtadi et P.S. Tuffs (1987b). Generalized Predictive Control - Part II. Extensions and interpretations. *Automatica* **23**, 149–160.
- Corde, G. (1996). La commande hiérarchisée pour le contrôle moteur : Application au moteur à soupapes électromagnétiques. Thèse de doctorat. Université de Caen. France.
- Corde, G. (2002). *Contrôle commande de la voiture*. Chap. Le contrôle moteur. G. Gissinger, N. Le Fort Piat edition. Hermès. Paris.
- Corriou, J.P (2004). *Process Control Theory and Applications*. Springer.
- De Larminat, P. (1993). *Commande des systèmes linéaires*. Hermès. Paris.
- De Nicolao, G., R. Scattolini et C. Siverio (1996). Modelling the volumetric efficiency of ic engines : parametric, non-parametric and neural techniques. *Ind. Eng. Process Des. Dev* **4**(10), 1405–1415.
- Draper, N. et H. Smith (1998). *Applied Regression Analysis*. third edition edition. John Wiley and Sons, Inc.
- Dreyfus, G. (2002). *Réseaux de neurones - Méthodologies et applications*. Eyrolles. Paris.
- Economou, C.G., M. Morari et B.O Palsson (1986). Internal Model Control 5. Extensions to Nonlinear Systems. *Ind. Eng. Process Des. Dev* **25**, 403–411.
- Erdogmus, D., A. Umut Genc et J.C. Principe (2002). A neural network perspective to extended luenberger observers. *Trans. Institute of Measurement and Control* **35**(2), 10–16.
- Eriksson, L., L. Nielsen, J. Brugard, J. Bergstrom, F. Pettersson et P. Andersson (2002a). Modeling of a turbocharged SI engine. *Annual Reviews in Control* **26**, 129–137.
- Eriksson, L., S. Frei, C. Onder et L. Guzzella (2002b). Control and optimization of turbocharged spark ignited engines. In : *IFAC 15th Triennial World Congress*. Barcelona, Spain.
- Findeisen, R. et C. Allgower (2000). A Nonlinear Model Predictive Control Scheme for the Stabilization of Setpoint Families. *Quarterly Journal on Automatic Control* **41**(1), 37–45.
-

- Fink, A. et O. Nelles (2001). Nonlinear internal model control based on local linear neural networks. In : *Proceedings of the 2001 IEEE Systems, Man, and Cybernetics Conference*.
- Fox, J.W., W.K. Cheng et J.B. Heywood (1993). A Model for Predicting Residual Gas Fraction in Spark-Ignition Engines. *SAE Technical Papers*, n° 931025.
- Frei, S.A., L. Guzzella, C.H. Onder et C. Nizzola (2004). Improved dynamic performance of turbocharged SI engine vehicles due to clutch actuation. In : *Proceedings of the IFAC Symposium on Advances in Automotive Control, AAC04*. pp. 226–231.
- Garcia, C.E. et M. Morari (1982). Internal model control - a unifying review and some new results. *Ind. Eng. Process Des. Dev* **21**(2), 308–323.
- Giansetti, P. (2005). Contrôle moteur à allumage commandé - Estimation / prédiction de la masse et de la composition du mélange enfermé dans le cylindre. Thèse de doctorat. Université d'Orléans. Orléans.
- Giansetti, P., G. Colin, P. Higelin et Y. Chamailard (2006). Residual gas fraction measurements and computation. *International Journal Of Engine Research*. accepté.
- Giansetti, P., P. Higelin, Y. Chamailard et A. Charlet (2005). Residual gas fraction measurement in spark ignition engines. *7th International Conference on Engines for Automobile*.
- Golovatai-Schmidt, E., D. Schwarzenhaland, U. Geigerand M. Haas et M. Scheidt (2004). Technologies for variable valve trains, a contribution to modern SI engine. *CONAT*.
- Goodwin, G.C., M.M. Seron et J.A. De Dona (2005). *Constrained Control and Estimation*. Springer.
- Gorinevsky, D., J. Cook et G. Vukovich (2003). Nonlinear predictive control of transients in automotive variable cam timing engine using nonlinear parametric approximation. *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control* **125**, 429–438.
- Guibert, P. (2005). *Modélisation du cycle moteur - Moteurs à allumage commandé*. Vol. BM2511. Techniques de l'ingénieur.
- Guzzella, L. et C.H. Onder (2004). *Introduction to Modeling and control of Internal Combustion Engine Systems*. Springer.
- Haber (1985). Nonlinearity tests for dynamic processes. In : *Proceedings of the seventh IFAC Symposium*. Pergamon Press.
- Hafner, M., M. Schuler Mand O. Nelles et R. Isermann (2000). Fast neural networks for diesel engine control design. *Control Engineering Practice* **8**(11), 1211–1221.
- Hagan, M.T. et H.B. Demuth (1999). Neural networks for control. In : *Proceedings of the 1999 American Control Conference*. San Diego, CA. pp. 1642–1656.
- Haley, P.J., D. Soloway et B. Gold (1999). Real time adaptative control using Neural Generalized Predictive Control. In : *Proceedings of the American Control Conference*. San Diego, CA.

- Hassibi, B. et D.G. Stork (1993). Second derivatives for network pruning : optimal brain surgeon. In : *Advances in Neural Information Processing Systems. Proceedings of the 1992 Conference*. San Mateo, CA. pp. 164–171.
- Henson, M.A. et D.E. Seborg (1991). An Internal Model Control Strategy for Non-linear Systems. *AIChE Journal* **37**(7), 1065–1081.
- Heywood, J.B. (1988). *Internal Combustion Engines Fundamentals*. McGraw Hill. Paris.
- Higelin, P. (2002). *Contrôle commande de la voiture*. Chap. Le groupe motopropulseur. G. Gissinger, N. Le Fort Piat edition. Hermès. Paris.
- Hong, H., G.B Parvate-Patil et B. Gordon (2004). Review and analysis of variable valve timing strategies - eight ways to approach. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers* **218**, 1179–1200.
- Howlett, R.J., MM. de Zoysa, S.D. Walters et P.A. Howson (1999). Neural network techniques for monitoring and control of internal combustion engines. In : *Int. Symp. on Intelligent Industrial Automation*. Genova, Italy. pp. 621–626.
- Hrovat, D. (1996). MPC-based idle speed control in ic engines. In : *Proc. FISITA*. Prague, CZ. pp. 1–10.
- Hunt, K.J., D. Sbarbaro, R. Zbukowski et P.J. Gawthrop (1992). Neural networks for control systems - a survey. *Automatica* **28**(6), 1083–1112.
- Jaine, T. (2004). Simulation zéro-dimensionnelle de la combustion dans un moteur Diesel à injection directe. Thèse de doctorat. Université d'Orléans, France. France.
- Jankovic, M. et S.W. Magner (2002). Variable cam timing : Consequences to automotive engine control design. In : *15th triennial IFAC World Congress*. Barcelona, Spain.
- Jankovic, M., F. Frischmuth, A. Stefanopoulou et J.A. Cook (1998). Torque management of engines with variable cam timing. *IEEE control systems* **18**, 34–42.
- Karnik, A.Y., J.H. Buckland et J.S. Freudenberg (2005). Electronic throttle and wastegate control for turbocharged gasoline engine. In : *American Control Conference*. Portland, OR, USA. pp. 4434–4439.
- Kleeberg, H., D. Tomazic, O. Lang et K. Habermann (2006). Future potential and development methods for high output turbocharged direct injected gasoline engines. *SAE Technical Paper*, n°2006-01-0046.
- Lairi, M. (1998). Identification et Commande Neuronales de Systèmes Non Linéaires - Application à un Système de Sustentation Magnétique. Thèse de doctorat. Université Henri Poincaré, Nancy I. France.
- Landau, I.D. (1998). *Identification des systèmes*. Hermès. Paris.
- Lang, O., J. Geiger, K. Habermann et M. Wittler (2005). Boosting and Direct Injection - Synergies for futures gasoline engines. *SAE Technical Paper*, n° 2005-01-1144.
- Le Berr, F., M. Miche, G. Colin, G. Le Sollic et F-A Lafossas (2006). Modelling of a turbocharged SI engine with variable camshaft timing for engine control purposes.
-

- Lecoïnte, B. et G. Monnier (2003). Downsizing a gasoline engine using turbocharging with direct injection. *SAE Technical Paper*, n°2003-01-0542.
- Leduc, P., B. Dubar, A. Ranini et G. Monnier (2003). Downsizing of gasoline engine - an efficient way to reduce CO_2 emissions. *Oil & Gas Science and Technology* **58**(1), 115–127.
- Lennox, B., G.A. Montague, A.M. Frith, C. Gent et V. Bevan (2001). Industrial application of neural networks : an investigation. *Journal of Process Control* **11**, 497–507.
- Lenz, U. et D. Schroeder (1996). Artificial intelligence for combustion engine control. *SAE Technical Paper*, n°960328.
- Leonhardt, S., C. Ludwig et R. Schwarz (1995). Real-time supervision for diesel engine injection. *Control Engineering Practice* **3**(7), 1003–1010.
- Ljung, L. (1987). *System Identification - Theory for user*. Prentice Hall, Englewood Cliffs.
- Magni, L. et R. Sepulchre (1997). Stability margins of Nonlinear Receding Horizon Control via inverse optimality. *Systems & Control Letters* **32**, 241–245.
- Majors, M., J.A. Stori et D. Cho (1994). Neural network control of automotive fuel injection systems. *IEEE Control Systems Magazine* **14**(3), 31–36.
- Marko, K. A. (1990). Neural network application to diagnostics and control of vehicle control systems. In : *NIPS* (R. Lippmann, J. E. Moody et D. S. Touretzky, Eds.). pp. 537–543.
- Mille, D. (2003). Downsizing moteurs essence : enjeux et perspectives. *Conférence CNAM/SIA*.
- Minoux, M. (1983). *Programmation mathématique - Tome 1*. Dunod.
- Moraal, P. et I. Kolmanovsky (1999). Turbocharger modeling for automotive control applications. *SAE Technical Paper*, n° 1999-01-0908.
- Moskwa, J. (1988). Automotive engine modeling for real time control. PhD thesis. University of Michigan. USA.
- Muller, H.M., S. Unland et W. Haming (1991). Electronic boost pressure and knock control system for si engines with turbo charger. In : *Eighth International Conference on Automotive Electronics*. pp. 43–47.
- Muller, M., E. Hendricks et S. Sorenson (1998). Mean value modelling of turbocharged spark ignition engines. *SAE Technical Paper*, n° 980784.
- Nelles, O. (2000). *Nonlinear System Identification*. Springer.
- Norgaard, M. (2000). Neural network based system identification toolbox ver 2.. Technical Report 00-E-891. Department of Automation, Technical University of Denmark.
- Norgaard, M., O. Ravn, N.K. Poulsen et L.K. Hansen (2000). *Neural Networks for Modelling and Control of Dynamic Systems*. Springer.
- Peron, L. (2001). Capteurs et stratégies d'estimation/prédiction pour les nouvelles générations de contrôle moteur. Thèse de doctorat. Université d'Orléans, France.

- Puskorius, G. V. et L.A. Feldkamp (1993). Automotive engine idle speed control with recurrent neural networks. In : *Proceedings of the American Control Conference*. San Francisco, CA. pp. 311–316.
- Ranini, A. et G. Monnier (2001). Turbocharging a gasoline direct injection engine. *SAE Technical Papers*, n° 2001-01-0736.
- Rückert, J., F. Richert, A. Schlosser, D. Abel, O. Herrmann, S. Pischinger et A. Pfeifer (2004). A model based predictive control boost pressure and egr rate in a heavy duty diesel engine. In : *Proceedings of 1st IFAC Symposium on Advances in Automotive Control*. University of Salerno, Italy.
- Richalet, J. (1993). *Pratique de la commande prédictive*. Hermès. Paris.
- Richalet, J., A. Rault, J.L. Testud et J. Papon (1978). Model Predictive Heuristic Control : Applications to industrial processes. *Automatica* **14**, 413–428.
- Rivals, I. et L. Personnaz (2003). Neural-network construction and selection in non-linear modeling. *IEEE Transactions on Neural Networks* **14**(4), 804–819.
- Rumelhart, D.E. et J.L. McClelland (1986). Parallel distributed processing. pp. 4249–4254.
- Saint-Donat, J., N. Bhat et T.J. McAvoy (1991). Neural net based model predictive control. *International Journal of Control* **54**(6), 1453–1468.
- Sans, M. (2001). Application des techniques de commande prédictive au contrôle moteur d’automobile à injection directe. *Journées Automatique et Automobile*.
- Sjöberg, J., Q. Zhang, L. Ljung, Benveniste A., B. Delyon, P.Y. Glorennec, H. Hjalmarsson et A. Juditsky (1995). Nonlinear black-box modeling in system identification : a unified overview. *Automatica* **31**(12), 1691–1724.
- Soloway, D. et P.J. Haley (1996). Neural Generalized Predictive Control : A newton raphson implementation. In : *Proceedings of the IEEE International Symposium on Intelligent Control*. pp. 277–281.
- Soltic, P. (2000). Part load optimized si engine systems. Technical Report 13942. ETH Zurich.
- Stefanopoulou, A. (1996). Modeling and Control of Advanced Technology Engines. PhD thesis. University of Michigan. US.
- Stefanopoulou, A.G. et I. Kolmanovsky (1999). Analysis and control of transient torque response in engines with internal exhaust gas recirculation. *IEEE Transactions on Control Systems Technology* **7**(5), 555–565.
- Stefanopoulou, A.G., J.A. Cook, J.S. Freudenberg, J.W. Grizzle, M. Haghgooeie et P.S. Szpak (1995). Modelling and control a spark ignition engine with variable cam timing. In : *American Control Conference*. Seattle. pp. 2576–2581.
- Stefanopoulou, A.G., J.A. Cook, J.W. Grizzle et J.S. Freudberg (1998). Control-oriented model of a dual equal variable cam timing spark ignition engine. *ASME J. Dynamical Systems, Measurements and Control* **120**, 257–266.
- Talon, V. (2004). Modélisation 0-1D des Moteurs à allumage commandé. Thèse de doctorat. Université d’Orléans, France.
-

- Tan, Y. et M. Saif (2000). Neural-networks-based nonlinear dynamic modeling for automotive engines. *Neurocomputing* **30**, 129–142.
- Trapy, J. (2000). *Moteur à allumage commandé*. Vol. BM2540. Techniques de l'ingénieur - Traité Génie Mécanique.
- Wakeman, R.J. et D.O. Wright (1986). Closed loop turbocharger control with wastegate functions. *SAE Technical Paper*, n° 860487 pp. 131–135.
- www.mathworks.com (2006a). Neural network toolbox web site.
<http://www.mathworks.com/products/neuralnet/>.
- www.mathworks.com (2006b). Xpc target web site.
<http://www.mathworks.com/products/xpctarget/>.

Annexe A

Annexe - Moyens expérimentaux du chapitre 4

Les moyens expérimentaux mis en place sur le moteur Smart, et notamment le système de prototypage rapide de contrôle, se décompose en plusieurs modules (figure A.1).

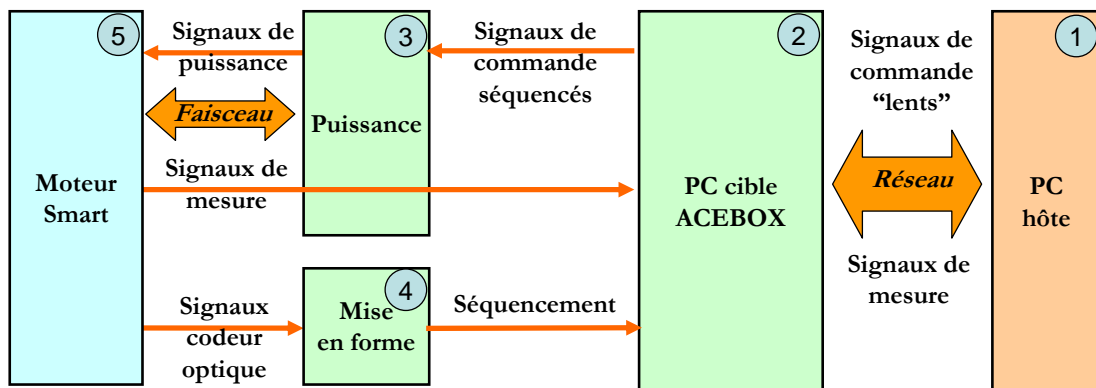


FIG. A.1: Système de prototypage rapide de contrôle utilisé sur le moteur Smart

1. Un PC hôte : c'est un PC qui récupère les données à acquérir et qui donne les consignes générales données par l'utilisateur (par exemple une consigne de couple) au PC cible. Sur ce PC est installé un logiciel (Omere) qui permet de communiquer par un réseau TCP-IP au PC cible. Sur la figure A.2, on peut voir une copie d'écran de ce logiciel d'interface Homme-Machine.

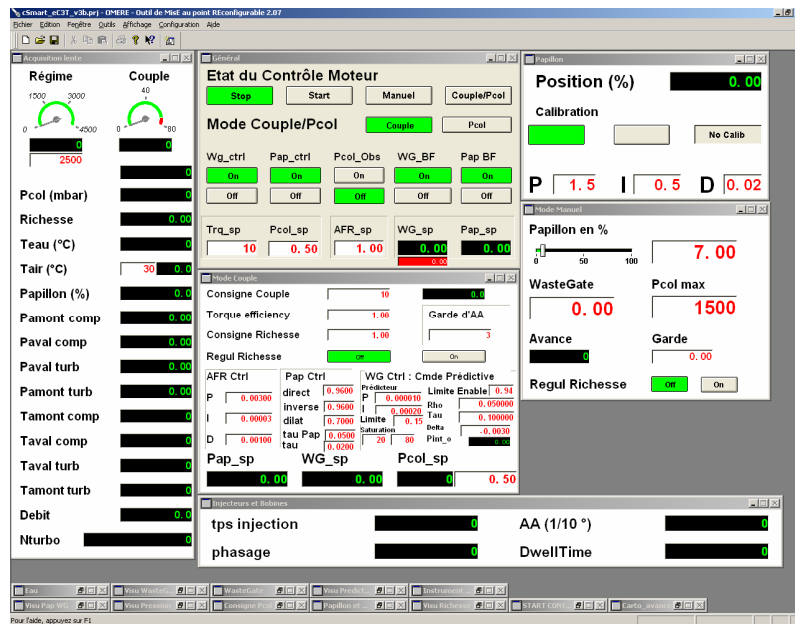


FIG. A.2: Copie d'écran du logiciel Omere installé sur le PC hôte permettant de contrôler le PC cible

2. Un PC cible : c'est un classique PC industriel, appelé ACEBOX (Automotive Control Embedded Based On Xpctarget), dans lequel des cartes IFP ont été installées. Ces cartes permettent de générer des signaux de commande du moteur séquencés (injection, allumage, papillon, etc ...) tout en récupérant les signaux de mesure. Le système d'exploitation de ce PC est XpcTarget (www.mathworks.com, 2006b). Le fichier à télécharger dans le PC cible a été généré avec la boîte à outils Matlab-RTW (*Real Time Workshop*) à partir d'un modèle de contrôle créé sous Matlab-Simulink (figure A.3). Dans le contrôle moteur proprement dit, il sera utilisé uniquement les mesures suivantes :

- pression et température collecteur,
- régime moteur,
- position du papillon,
- richesse,
- température d'eau,
- pression de suralimentation,
- séquencement (top PMH).

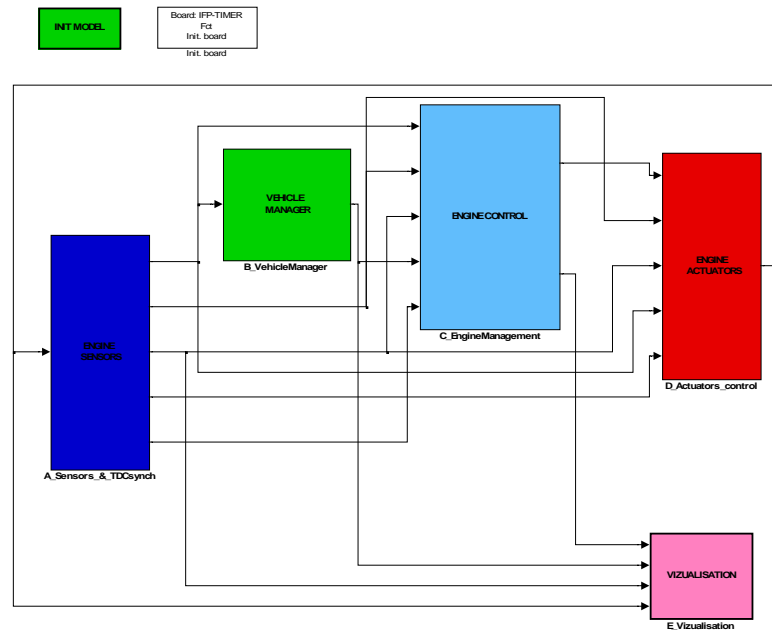


FIG. A.3: Copie d'écran du fichier de contrôle Matlab-Simulink permettant de générer l'algorithme de contrôle

3. Une interface de puissance : elle transforme les signaux de commande donnés par la ACEBOX en signaux de puissance et met en forme les signaux de mesure. Cette interface envoie les signaux de commande au moteur à travers un faisceau moteur (figure A.4) et récupère certains signaux utilisés dans le contrôle moteur.

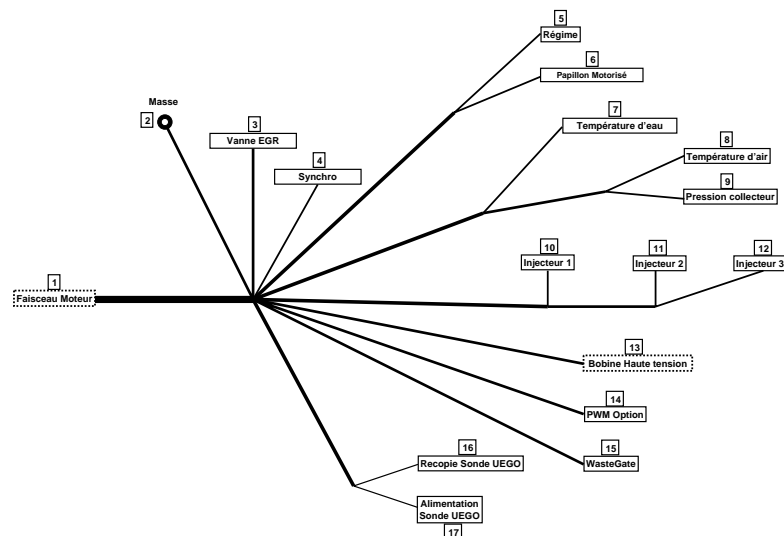


FIG. A.4: Faisceau moteur installé sur le moteur Smart

4. Séquencement : il est réalisé par un codeur optique qui récupère les informations du vilebrequin (PMH, régime moteur, degré vilebrequin) afin de séquencer le contrôle moteur.

5. Moteur Smart : pour se donner une idée des moyens expérimentaux mis en œuvre, une photo du banc moteur avec son système de prototypage rapide de contrôle est représenté à la figure A.5. Sur ce moteur il est possible de faire l'acquisition rapide des signaux de pression cylindre et l'acquisition lente des signaux suivants :
- pression et température collecteur,
 - régime moteur,
 - position du papillon,
 - richesse (sonde proportionnelle),
 - pression et température d'huile,
 - pressions et températures en amont et en aval de la turbine et du compresseur,
 - régime du turbocompresseur,
 - séquençement (PMH de chaque cylindre),
 - couple moyen (mesuré à l'aide du frein),
 - débit d'air à l'admission,
 - pression et température à l'échappement,
 - pression et température d'huile,
 - pression et température d'eau, ...

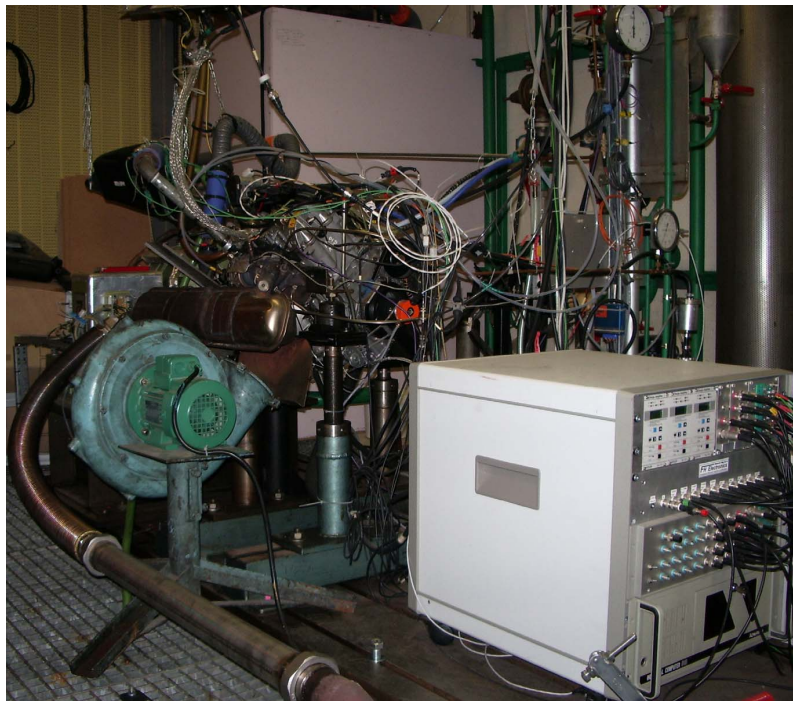


FIG. A.5: Photo du banc moteur Smart installé au Laboratoire de Mécanique et d'Energétique

Annexe B

Annexe - Simulateur 0D du moteur F5P

Dans cet annexe, le principe du simulateur 0D du moteur F5P est tout d'abord brièvement décrit. Puis, le modèle moteur est validé par rapport à des essais statiques expérimentaux. Enfin, le simulateur est validé sur des essais dynamiques.

B.1 Description

IMAGINE et l'Institut Français du Pétrole se sont associés pour co-développer sous AMESim 3 bibliothèques dédiées à la simulation moteur et véhicule :

- IFP Drive, dédiée à la simulation d'architectures véhicule,
- IFP Engine, dédiée à la simulation haute-fréquence des moteurs thermiques,
- IFP Exhaust, dédiée à la simulation des organes de post-traitement.

L'approche de modélisation retenue dans AMESim est basée sur la théorie du Bond Graph (Talon, 2004) qui se structure autour d'un échange de puissances entre les différentes parties du système étudié. En particulier, chaque mécanisme physique à modéliser est décrit en associant séquentiellement trois représentations physiques élémentaires : la capacité, la résistance et l'inertie. Les bibliothèques utilisées dans la construction du modèle moteur F5P sont essentiellement la bibliothèque IFP Engine représentée à la figure B.1.

Le modèle moteur est ensuite assemblé à l'aide des blocs de la librairie IFP Engine de la figure B.2. Les caractéristiques du modèle Amesim sont les suivantes :

- haute fréquence,
- 0D avec prise en compte de l'inertie des gaz dans les tubulures,
- mélange de 3 fluides : air, essence, gaz neutres,
- mélange homogène et instantané des gaz.

L'avantage du logiciel Amesim est sa possibilité de simuler le contrôle moteur séparément dans un autre logiciel, par exemple sous Matlab-Simulink. Le logiciel Amesim, qui simule le moteur, est résolu selon son propre solveur avec un pas variable. Le logiciel Matlab-Simulink, qui simule le contrôle moteur, est aussi résolu selon son propre solveur mais avec un pas fixe. Les deux logiciels cosimulent alors ensemble avec des «rendez-vous» prédéfinis comme le montre la figure B.3.

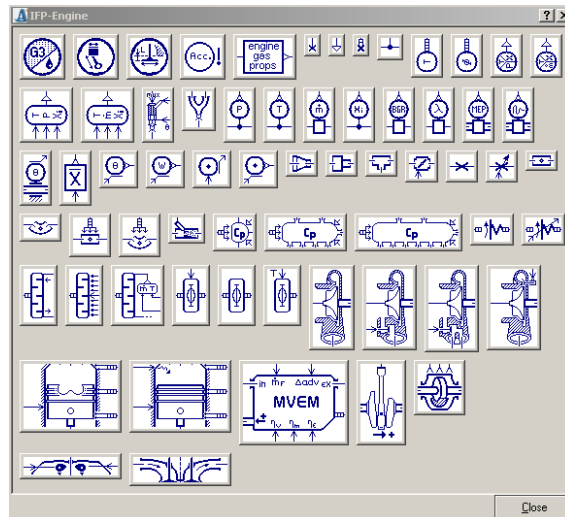


FIG. B.1: Librairie Engine

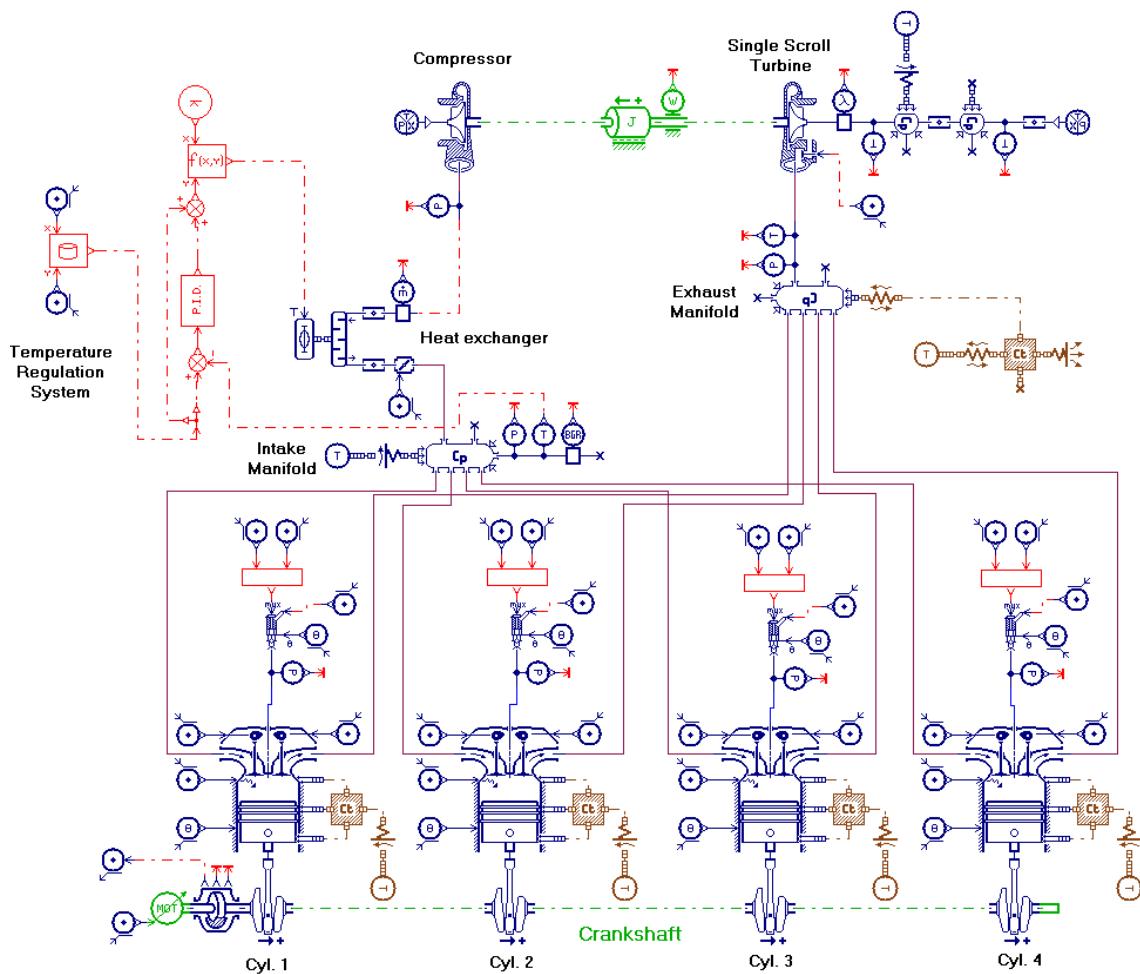


FIG. B.2: Modèle Amesim utilisé

Une fois la construction du modèle moteur effectuée ainsi que les sous-modèles pour chaque bloc choisis (par exemple, un modèle de Wiebe (Heywood, 1988) pour

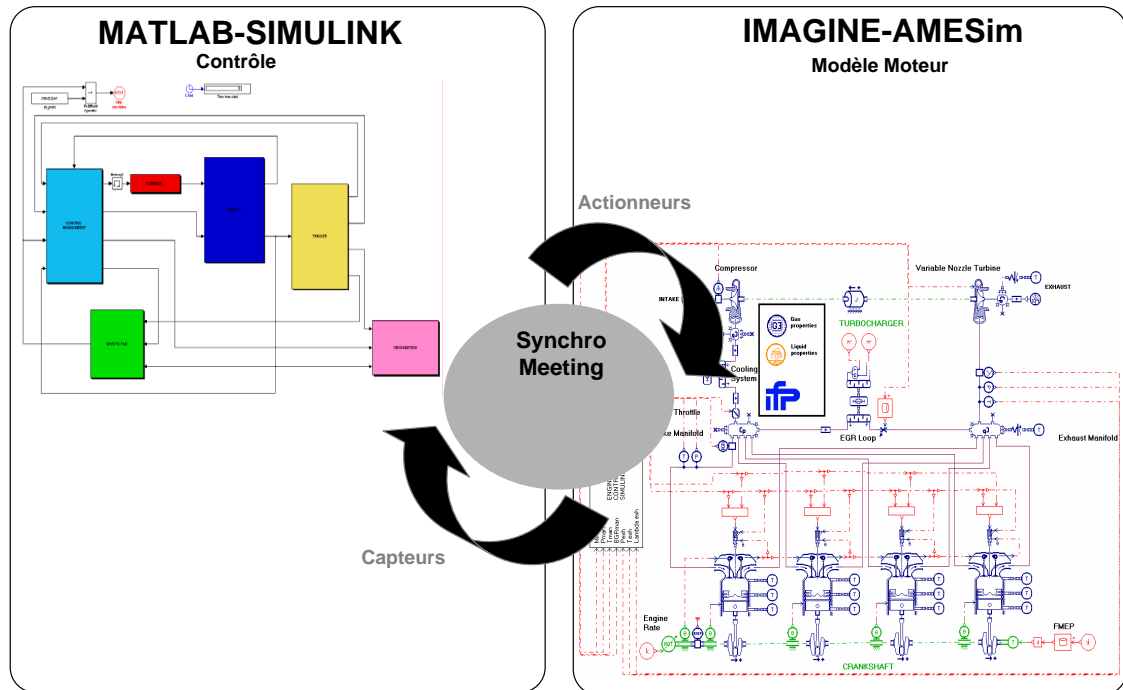


FIG. B.3: Cosimulation entre Matlab-Simulink et Amesim

la pression dans le cylindre), le modèle moteur doit être recalé par rapport à des essais expérimentaux. Le modèle a été calibré à l'IFP par Fabrice Le Berr.

B.2 Validité par rapport à des essais

Le modèle, ainsi calibré, est validé par rapport à des données expérimentales (Le Berr *et al.*, 2006).

Le modèle de pression dans le cylindre est tout d'abord calibré. Le modèle donne des bons résultats pour la pression dans le cylindre pour différents points de fonctionnement moteur comme le montre la figure B.4.

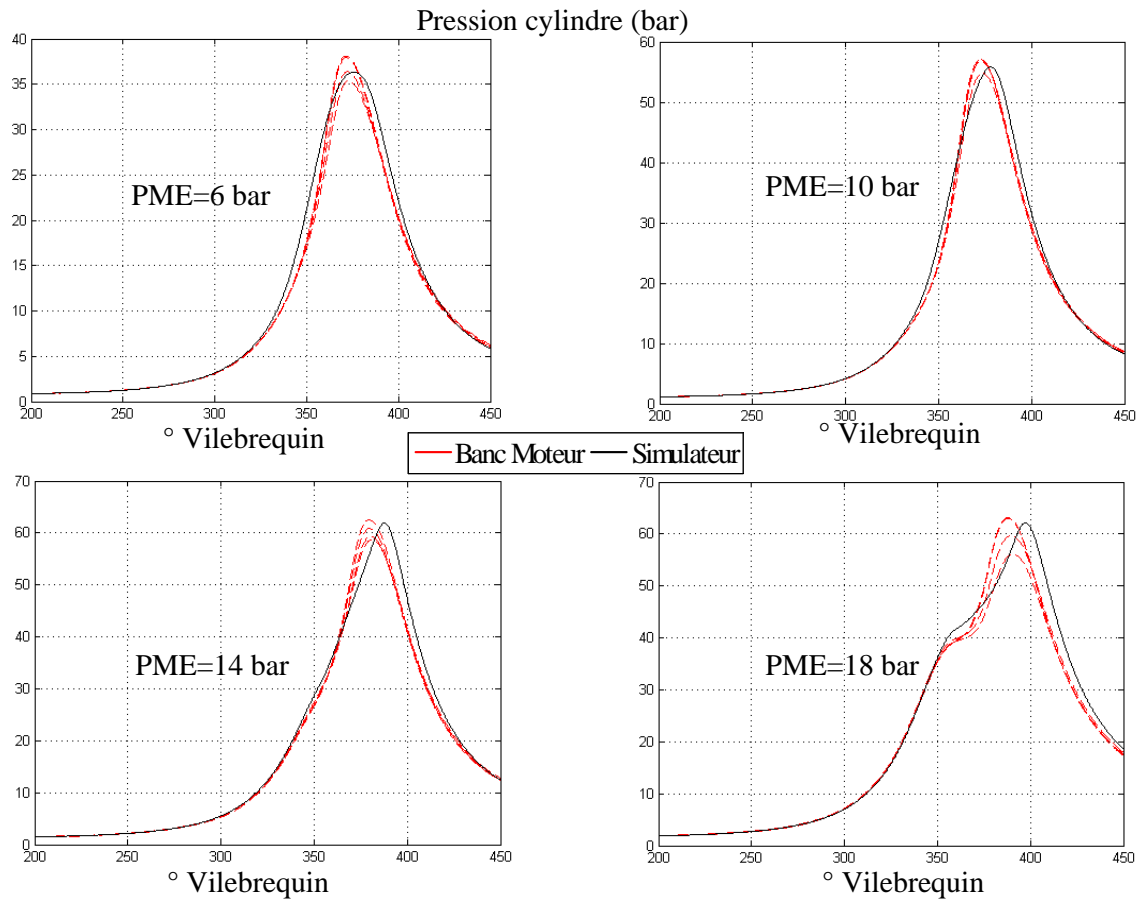


FIG. B.4: Pression cylindre P_{cyl} en fonction de l'angle Vilebrequin

B.2.1 Algorithme de recherche des points statiques

Afin de représenter le fonctionnement global du moteur, un algorithme de contrôle, permettant d'obtenir les points statiques du simulateur, a été réalisé. Celui-ci consiste à faire varier chacune des variables d'entrée du simulateur, attendre que le point de fonctionnement obtenu soit stable ou réalisable, enregistrer le point courant et passer au suivant. La figure B.5 schématise cet algorithme. Le tableau des points de fonctionnement du moteur à réaliser est défini en régime moteur N_e , en pression dans le collecteur d'admission P_{man} , et en déphasage à l'admission VCT_{in} et à l'échappement VCT_{exh} .

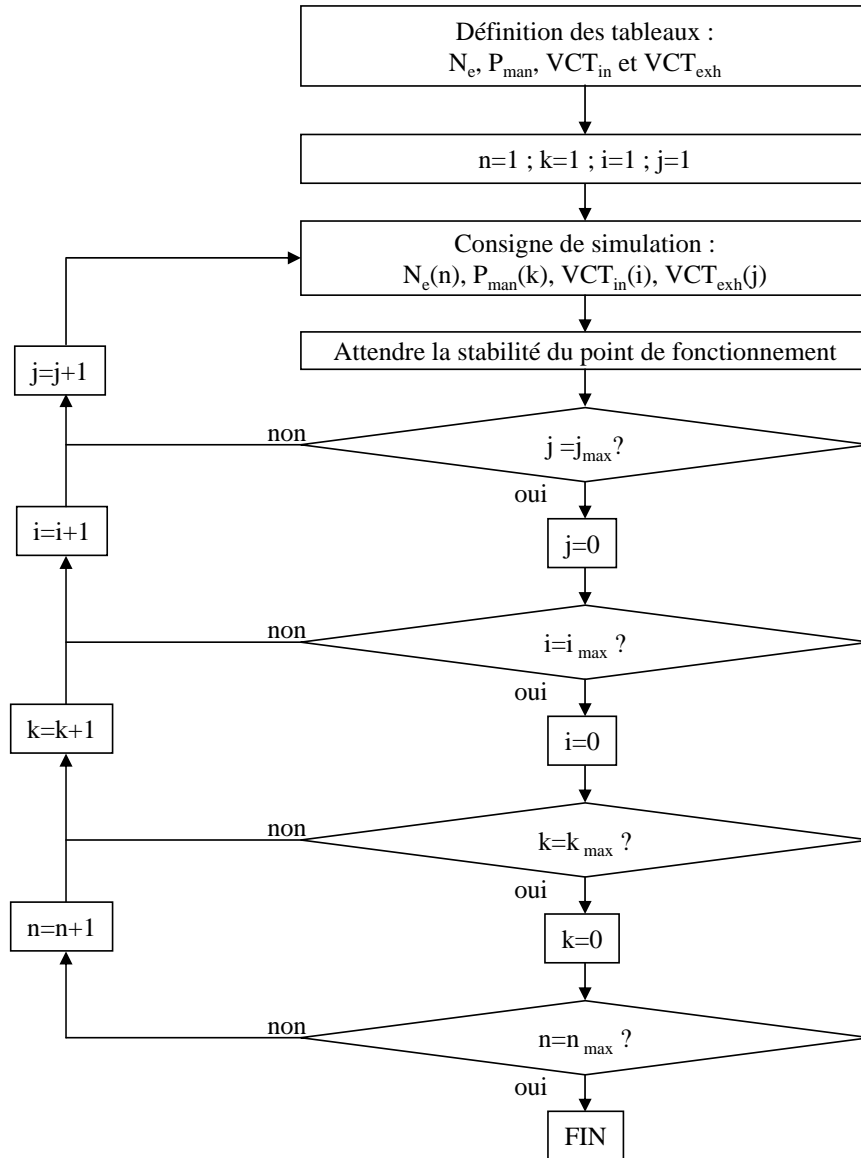


FIG. B.5: Algorithme d'obtention de la base d'apprentissage statique

B.2.2 Validité en stabilisé

Les essais qui permettent de valider le modèle par rapport au banc moteur comprennent 81 points. Sur ces points, la pression collecteur varie de 0.2 bar à 2.5 bar (figure B.6) et le régime moteur varie de 700tr/min à 5500tr/min (figure B.7).

La figure B.8 montre l'évolution du débit d'air au banc moteur et en simulation, ainsi que l'erreur absolue et l'erreur relative. On constate que le débit est correctement modélisé puisque la racine carré de l'erreur quadratique moyenne ou RMSE (3.14) est inférieure à 4kg/h et que l'erreur relative moyenne est environ de 10 %. Cependant, des erreurs sont importantes (40%) surtout aux pressions inférieures à 0.5bar. Ces erreurs proviennent des hypothèses de modélisation, i.e. mélange homogène et instantané.

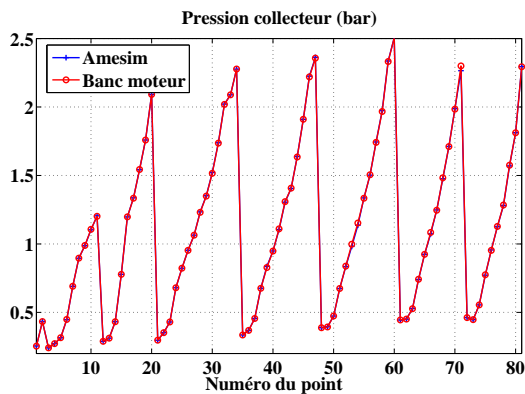


FIG. B.6: Pression dans le collecteur d'admission P_{man} (bar) en fonction du numéro du point

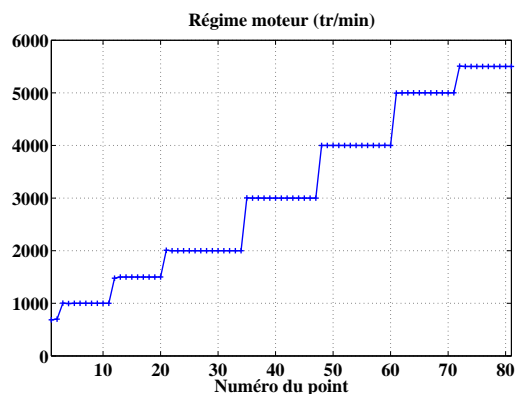


FIG. B.7: Régime moteur (tr/min) en fonction du numéro du point

La figure B.9 montre l'évolution de la PMI (1.4) au banc moteur et en simulation, ainsi que l'erreur absolue et l'erreur relative entre le simulateur et le banc moteur. On constate que la PMI est correctement modélisée puisque la RMSE est inférieure à 0.9 bar et que l'erreur relative moyenne est inférieure à 20 %. Cependant, comme pour le débit, des erreurs sont trop importantes ($>100\%$) surtout aux pressions inférieures à 0.5bar.

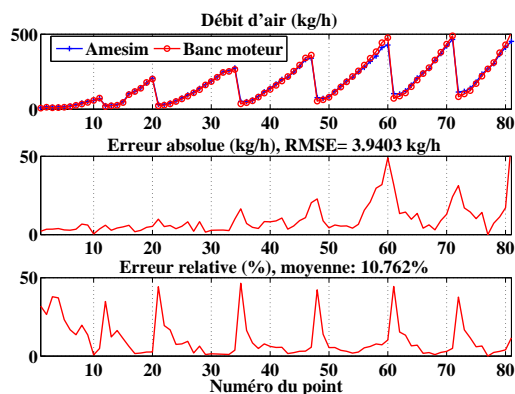


FIG. B.8: Débit d'air (kg/h) en fonction du numéro du point

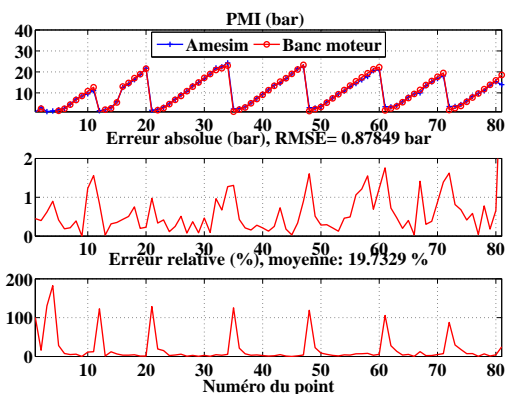


FIG. B.9: Pression Moyenne Indiquée PMI (bar) en fonction du numéro du point

Les figures B.10 et B.11 montrent l'évolution de la pression et de la température à l'échappement au banc moteur et sur simulateur. La modélisation de ces conditions thermodynamiques à l'échappement est tout à fait satisfaisante.

La figure B.12 montre l'évolution du régime du turbocompresseur au banc moteur et sur simulateur. Cette figure montre que la modélisation du turbocompresseur est excellente. Cependant, des problèmes sont rencontrés à très faible régime du à

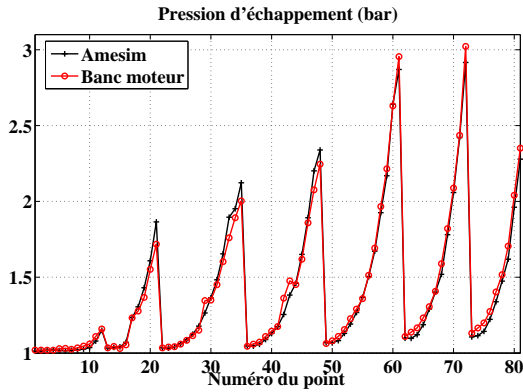


FIG. B.10: Pression dans le collecteur d'échappement P_{exh} (bar) en fonction du numéro du point

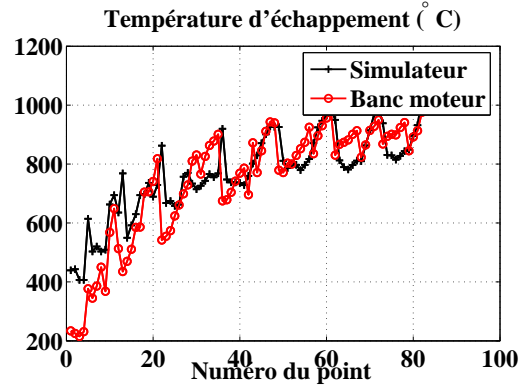


FIG. B.11: Température à l'échappement T_{exh} ($^{\circ}$ C) en fonction du numéro du point

l'extrapolation des champs de la turbine et du compresseur (cf. §2.3.4).

La figure B.13 montre l'évolution de la température dans le collecteur d'admission au banc moteur et sur simulateur. On constate que cette température est correctement modélisée puisque la RMSE est inférieure à 10 $^{\circ}$ C et que l'erreur relative moyenne est inférieure à 2.4 %.

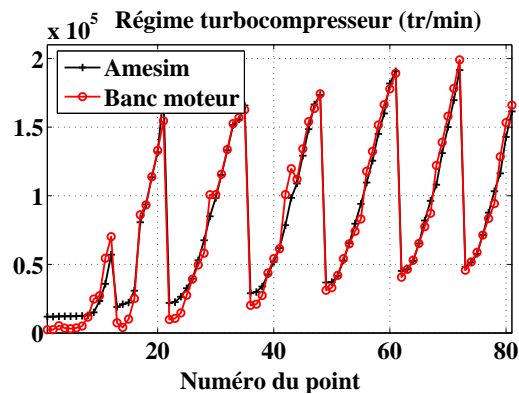


FIG. B.12: Régime du turbocompresseur N_{turb} (tr/min) en fonction du numéro du point

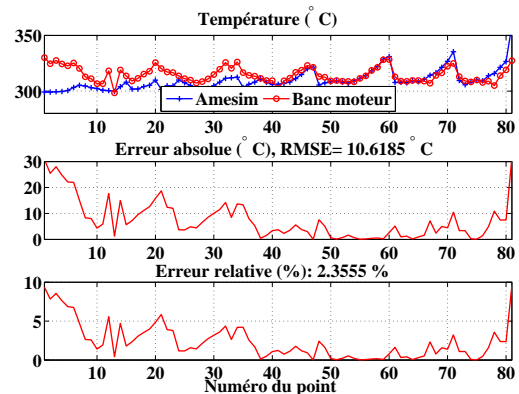


FIG. B.13: Température dans le collecteur d'admission T_{man} ($^{\circ}$ C) en fonction du numéro du point

B.2.3 Validité en transitoire

La figure B.14 montre l'évolution de la pression collecteur (Pa) pour le simulateur et le banc moteur en fonction du temps (s) sur une variation de consigne de couple. La figure B.15 montre l'évolution du régime du turbocompresseur (tr/min) pour le simulateur et le banc moteur en fonction du temps (s) sur une variation de consigne de couple. La modélisation du moteur sur des variations de couple est donc représentatif de la réalité.

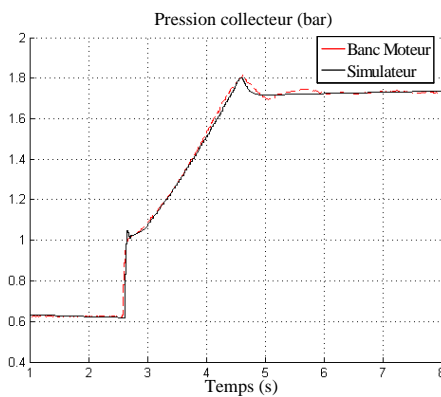


FIG. B.14: Evolution de la pression collecteur (Pa) pour le simulateur et le banc moteur en fonction du temps (s) sur une variation de consigne de couple

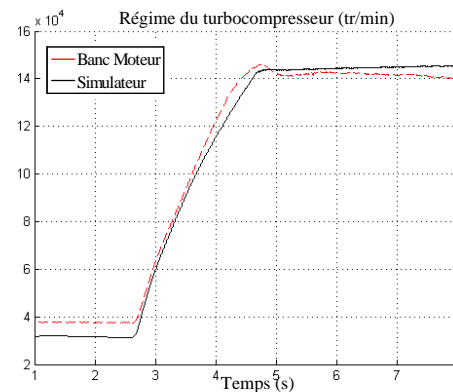


FIG. B.15: Evolution du régime du turbocompresseur (tr/min) pour le simulateur et le banc moteur en fonction du temps (s) sur une variation de consigne de couple

B.3 Conclusion

Le modèle a donc été testé sur des essais statiques et dynamiques et donne des résultats représentatifs de la réalité. Des améliorations seraient à apporter dans la modélisation statique du débit d'air et de la pression moyenne indiquée. Représentatif, ce simulateur va permettre d'identifier des modèles statiques gris clairs de la masse d'air enfermée (cf §5.3), de la pression collecteur (cf §5.4), de la masse de gaz brûlés résiduels et de la masse d'air balayée de l'admission vers l'échappement (cf §5.6).

Annexe C

Annexe - Moyens expérimentaux du chapitre 5

Pour cette application, le moteur installé au banc moteur et dans le véhicule est un moteur à allumage commandé turbocompressé avec des déphaseurs d'arbres à cames à l'admission et à l'échappement. Par rapport au moteur Renault-F5P à injection directe essence, l'Institut Français du Pétrole a installé un turbocompresseur mono scroll, des conduits, un collecteur et des pistons spécifiques comme le montre la figure C.1.

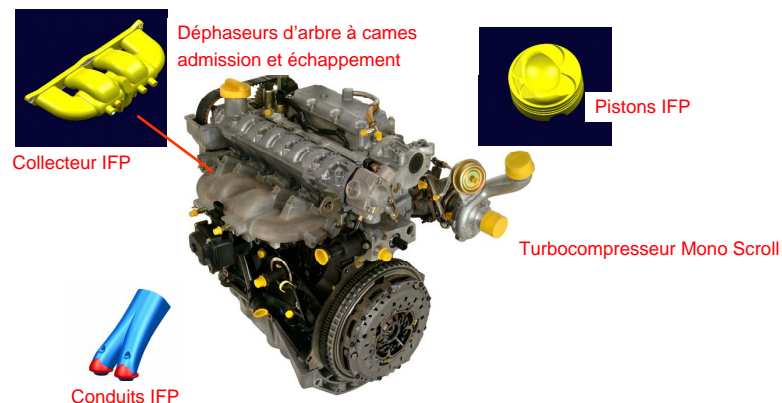


FIG. C.1: Photo du moteur installé au banc moteur et dans le véhicule avec ses caractéristiques principales

Au banc moteur, une évolution du système de prototypage de l'annexe A a été installée. L'acquisition de ce système permet d'obtenir entre autres les signaux suivants :

- pression et température dans le collecteur d'admission,
- débit d'air à l'admission,
- pressions cylindre (qui permettent de calculer le couple indiqué),
- température en amont et en aval du catalyseur,
- richesse à l'échappement et au catalyseur,
- pressions et températures à l'échappement,
- pression et température de suralimentation,

- pression dans le rail du système d'injection,
- températures d'huile et d'eau,
- position du papillon d'admission,
- position des déphaseurs d'arbre à cames,
- régime moteur, PMH,
- régime du turbocompresseur.

Pour le contrôle moteur proprement dit, seules certaines mesures seront utilisées, les autres servant pour la calibration ou pour analyser le système.

Un système de prototypage rapide de contrôle est disponible aussi sur le véhicule. Le schéma de principe est décrit à la figure C.2. Ce système comprends entre autre :

- un réseau CAN et un réseau TCP-IP,
- un GEC (*Generic Electronic Controller*) réalisé par FH Electronics,
- un micro PC dans lequel est installé XpcTarget,
- un ordinateur portable dans lequel est installé une interface Homme-Machine Omere.

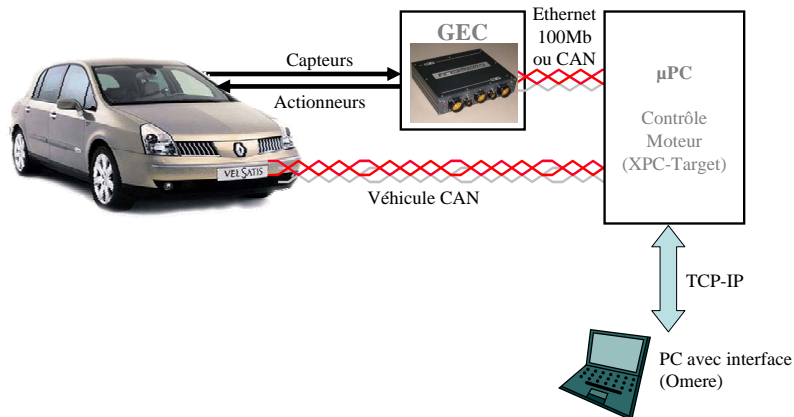


FIG. C.2: Schéma de principe du système de prototypage rapide de contrôle implanté sur le véhicule

Tout ce système est alors installé dans le véhicule Renault VelSatis photographié aux figures C.3 et C.4.



FIG. C.3: Photo du véhicule VelSatis



FIG. C.4: Photo du moteur implanté dans le véhicule VelSatis

Index

A

AirPath	37
Autocorrelation.....	73
Avance Allumage	26

B

Balayage	40
Barré de St-Venant	53

C

Catalyseur.....	34
Chaîne d'air	37
Cliquetis	27
Commande Prédicatif	
Principe	90
Commande Prédicative	
Linéaire	91
Linéarisée	96
Non Linéaire	94
Compresseur	55
Contrôle	
Couple	36
Déphaseurs.....	149
Modèle Interne	80
Moteur	36
Papillon	105, 147
Prédicatif.....	90
Couple	
Effectif	25
Indiqué	25, 48
Critère	
AIC	74
BIC	74
FPE.....	75
Cycle	
4 temps	22
Beau de Rochas	22
Cycle Moteur.....	22
Cylindrée réduite.....	31

D

Distribution variable.....	29, 149
Downsizing.....	31

F

Filtre de Kalman	68
Full-Newton Levenberg Marquardt.....	90

G

Gauss-Newton.....	89
Gaz	
Brûlés	38
Brûlés résiduels...38, 58, 135, 151	
Résiduels	38, 58

I

IMC	
Linéaire	81
Non Linéaire	83
Principe	80
Injection	
Directe	23, 26
Indirecte	23, 26
Monopoint.....	26
Multipoint.....	26
Intercorrélation.....	73

L

Levenberg-Marquardt.....	90
--------------------------	----

M

Modèle	
Boîte blanche.....	45
Boîte Grise	45
Boîte Noire	45
Interne	80
nNeuronal	68
Pression Collecteur...52, 104, 145	
Modèles	
Gris foncés.....	45, 64

-
- Linéaires 66
 - Moindres carrés 86, 89
 - Moteur
 - Allumage commandé.....22
 - N**
 - Neurone 69
 - Newton 88
 - Normes de pollution 21
 - O**
 - Optimisation
 - Linéaire 85
 - Non Linéaire 87
 - Techniques 85
 - P**
 - Perceptrons Multi Couches 70
 - Pertes par Pompage 31
 - Placements de pôles 67
 - Point
 - Mort Bas 22
 - Mort Haut 22
 - Pompage (pertes) 25, 31
 - Pouvoir Combustible 24
 - Pression
 - Moyenne de Frottements 26
 - Moyenne Effective 25
 - Moyenne Indiquée 25
 - Q**
 - Quasi-Newton 88
 - R**
 - Remplissage 50
 - Richesse 23, 28, 30, 41
 - Réseaux de neurones 68
 - Résiduels 38, 58
 - Résidus 73
 - S**
 - Sigmoïde 68
 - Système
 - Monovariante 79
 - Multivariante 79
 - Rapide 79
 - T**
 - Travail
 - Indiqué 24
 - Turbine 56
 - Turbocompresseur 31, 53
 - V**
 - Variable
 - Contrôlée 79
 - Manipulée 79
-

Résumé

Le contrôle des moteurs à allumage commandé est devenu capital pour satisfaire la législation sur les émissions polluantes tout en garantissant un bon agrément de conduite et une consommation réduite.

Le *downsizing*, c'est-à-dire la réduction de la cylindrée du moteur, est une des voies prometteuses pour réduire la consommation de carburant et les émissions de CO_2 qui en découlent. Combinant plusieurs technologies existantes telles que la turbocompression et la distribution variable, le downsizing est un exemple typique des problèmes rencontrés dans le contrôle des motorisations : systèmes non linéaires avec saturations d'actionneurs ; nombreuses grandeurs physiques importantes non mesurables ; temps de calcul limité ; objectifs du contrôle (consommation, pollution, performance) souvent concurrents.

Une démarche de modélisation et de contrôle à base de modèle (par modèle interne et prédictif) pour ces systèmes est alors proposée et appliquée au contrôle de la chaîne d'air du moteur à essence à cylindrée réduite. Des estimateurs, physiques et génériques, sont construits pour la masse d'air dans le cylindre, la masse de gaz brûlés résiduels et la masse d'air balayé de l'admission vers l'échappement.

L'architecture complète et générique du contrôle en couple pour le moteur à allumage commandé turbocompressé à déphaseurs d'arbre à cames a été testée en simulation puis expérimentalement (sur moteur et véhicule). Ces essais ont alors montré que de nouvelles possibilités étaient offertes pour diminuer les émissions polluantes et optimiser le rendement du moteur.

Mots clefs : Contrôle moteur - Systèmes rapides non linéaires - Moteur à allumage commandé - Downsizing - Turbocompresseur - Distribution variable - Gaz brûlés résiduels - Contrôle par modèle interne - Contrôle prédictif - Réseaux de neurones

Abstract

*Control of fast non linear systems
Application to a turbocharged SI engine with variable valve timing*

Spark ignition engine control has become a major issue for the compliance with emissions legislation while ensuring driving comfort.

Engine downsizing is one of the promising ways to reduce fuel consumption and resulting CO_2 emissions. Combining several existing technologies such as supercharging and variable valve actuation, downsizing is a typical example of the problems encountered in Spark Ignited (SI) engine control : nonlinear systems with saturation of actuators ; numerous major physical phenomena not measurable ; limited computing time ; control objectives (consumption, pollution, performance) often competing.

A methodology of modelling and model-based control (internal model and predictive control) for these systems is also proposed and applied to the air path of the downsized engine. Models, physicals and generics, are built to estimate in-cylinder air mass, residual burned gases mass and air scavenged mass from the intake to the exhaust.

The complete and generic engine torque control architecture for the turbocharged SI engine with variable camshaft timing was tested in simulation and experimentally (on engine and vehicle). These tests show that new possibilities are offered in order to decrease pollutant emissions and optimize engine efficiency.

Keywords : Engine Control - Fast non linear systems - Spark ignited engine - Downsizing - Turbocharger - Variable valve timing - Residual burned gases - Internal model control - Predictive control - Neural networks

Discipline : Energétique - Spécialité : Mécanique des Fluides Energétique Thermique et Combustion

Laboratoire de Mécanique et d'Energétique
Polytech' Orléans
8, rue Léonard de Vinci
45072 ORLEANS cedex 2