



HAL
open science

Optimisation du contrôle de la chaîne de traction des véhicules automobiles

Guillaume Colin

► **To cite this version:**

Guillaume Colin. Optimisation du contrôle de la chaîne de traction des véhicules automobiles. Automatique / Robotique. Université d'Orléans, 2013. tel-00917564

HAL Id: tel-00917564

<https://theses.hal.science/tel-00917564>

Submitted on 12 Dec 2013

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

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

Optimisation du contrôle de la chaîne de traction des véhicules automobiles

Habilitation à Diriger des Recherches

Soutenue publiquement le 5 décembre 2013

Université d'Orléans
(spécialité Energétique)

par

Guillaume Colin

Composition du jury

<i>Rapporteurs :</i>	Thierry-Marie Guerra	Professeur à l'Université de Valenciennes
	Alain Oustaloup	Professeur à l'Institut Polytechnique de Bordeaux
	Olivier Sename	Professeur à l'Université de Grenoble
<i>Examineurs :</i>	Gérard Bloch	Professeur à l'Université de Lorraine
	Yann Chamaillard	Professeur à l'Université d'Orléans
	Lars Eriksson	Professeur à l'Université de Linköping
	Janan Zaytoon	Professeur à l'Université de Reims

Remerciements

Je tiens en tout premier lieu à remercier Yann et Gérard de m'avoir demandé tous les jours : « Alors cette HDR elle avance ? ». Merci à eux pour leur soutien, leurs conseils, leur patience bref leur amitié !

Je remercie les professeurs Alain Oustaloup, Olivier Sename et Thierry-Marie Guerra d'avoir accepté d'être mes rapporteurs et Janan Zaytoon et Lars Eriksson d'avoir accepté d'être examinateurs.

Je remercie de tout cœur mes thésards pour leur contribution à l'avancement de ces travaux. Sans André, Maxime, Chao, Jamil, Pierre, Thomas et Abderrahim je n'aurais jamais pu faire tout ça (quoique ☺) !

J'en profite pour faire un clin d'œil à mes deux collègues du GAF, Namour et Chacha, qui ont chacun beaucoup apporté !

Je tiens également à témoigner ma gratitude aux collègues de l'axe ECM et ESA du laboratoire et de Polytech. Mentions spéciales pour Benoit, Kristan et Julien !

Je suis profondément reconnaissant envers mes collègues du monde académique (Patrick, Gilles, Sorin, Lino, ...) et industriel (Vincent, Ahmed, Michel, ...) qui, à travers leurs discussions scientifiques, ont donné beaucoup plus de consistance à ce travail.

Je tiens également à associer à ces remerciements famille et amis qui m'ont été d'un soutien constant et spécialement Emilie, Lucie et Timothée !

Bref, merci à tous !

à *Emilie*

Table des matières

Organisation générale

VII

Chapitre 1

Curriculum vitae détaillé

1.1	Curriculum vitae	1
1.1.1	Etat civil	1
1.1.2	Déroulement de la carrière	1
1.2	Résumé des activités de recherche	2
1.2.1	Introduction	2
1.2.2	Encadrements - partenariats	3
1.2.3	Production scientifique	4
1.2.4	Participation à des jurys de thèses - relecture	10
1.3	Activités d'enseignement	10
1.3.1	Résumé	10
1.3.2	Détails des enseignements	11
1.4	Responsabilités administratives	12
1.4.1	Pédagogie	12
1.4.2	Recherche	13
1.5	Conclusion	14

Chapitre 2

Activités de recherche

2.1	Introduction	15
2.2	Supervision : approche optimale	20
2.2.1	Introduction	20
2.2.2	Résolution du problème d'optimisation énergétique	22
2.2.3	Gestion de l'énergie pour un moteur hybride pneumatique	28

2.2.4	Gestion prédictive de l'énergie	32
2.2.5	Gestion optimale de l'énergie prenant en compte le confort	37
2.2.6	Gestion de l'énergie pour un véhicule hybride rechargeable	41
2.2.7	Prise en compte d'autres contraintes dans la loi de gestion d'énergie	44
2.2.8	Conclusion	45
2.3	Commande : approche robuste ou prédictive	47
2.3.1	Introduction	47
2.3.2	Commande robuste d'un moteur à allumage commandé	49
2.3.3	Commande robuste d'un moteur à allumage par compression	54
2.3.4	Commande prédictive non linéaire d'un moteur à allumage commandé	59
2.3.5	Conclusion	62
2.4	Observation : approche polytopique	64
2.4.1	Introduction	64
2.4.2	Application à l'observation de la masse d'air enfermé	67
2.4.3	Application à l'observation de la température au cœur d'une batterie	70
2.4.4	Conclusion	76
2.5	Conclusion	77

Chapitre 3

Projet de Recherche

3.1	Commande optimale globale multi-critère	80
3.2	Commande prédictive et robuste	81

Bibliographie	83
----------------------	-----------

Organisation générale

Ce mémoire se décompose en trois parties principales suivies d'une bibliographie et d'une annexe.

La première partie, intitulée *Curriculum vitae détaillé*, résume mon état civil, mes diplômes et qualifications, mes activités de recherche, mes activités d'enseignement et enfin mes responsabilités administratives. Cette première partie récapitule notamment la liste de mes publications dans la section 1.2.3.

La deuxième partie intitulée *Activités de recherche* présente plus en détail mes activités de recherche, en particulier dans le cadre de l'optimisation du contrôle de la chaîne de traction des véhicules automobiles. Trois volets principaux sont abordés : la supervision avec une approche optimale, la commande avec une approche robuste ou prédictive, et l'observation des systèmes Linéaires à Paramètres Variants (LPV) avec une approche polytopique.

Enfin, mon *projet de recherche* est présenté dans une troisième et dernière partie.

Chapitre 1

Curriculum vitae détaillé

1.1 Curriculum vitae

1.1.1 Etat civil

Guillaume COLIN

Né le 18 octobre 1980 à Metz

Nationalité française

Marié, 2 enfants

- Emploi actuel : Maître de Conférences - Université d'Orléans
- Section CNU : 61^{ème} - Génie informatique, automatique et traitement du signal
- UFR d'affectation : Polytech Orléans - Université d'Orléans
- Laboratoire d'accueil : Laboratoire Pluridisciplinaire de Recherche en Ingénierie des Systèmes, Mécanique, Energétique (PRISME, EA 4229)
- Thématique de recherche : Automatique et Automobile
- Axe de recherche : Modélisation et analyse des systèmes complexes pour la synthèse de commandes et d'observateurs. Application principale : contrôle du groupe moto-propulseur

1.1.2 Déroulement de la carrière

Depuis 2011 : Titulaire de la Prime d'Excellence Scientifique (PES)

Depuis sept. 2007 : Maître de Conférences à l'Université d'Orléans - Laboratoire PRISME EA4229 (Laboratoire Pluridisciplinaire de Recherche en Ingénierie des Systèmes, Mécanique, Energétique), dans l'axe thématique Energie Combustion Moteur (ECM)

2007 : Qualification aux fonctions de Maître de Conférences pour les sections CNU 62^{ème} Energétique et 61^{ème} Automatique

2006-2007 : Attaché Temporaire d'Enseignement et de Recherche (ATER) à l'Université d'Orléans - Laboratoire de Mécanique et d'Energétique (LME)

2003-2006 : Allocataire Moniteur de Recherche. Thèse de Doctorat de l'Université d'Orléans, spécialité Energétique (mention très honorable), soutenue le 12 octobre 2006 - Laboratoire de Mécanique et d'Energétique (LME) en collaboration avec l'Institut

Français du Pétrole (IFP)

Contrôle des systèmes rapides non linéaires - Application au moteur à allumage commandé turbocompressé à distribution variable

<http://tel.archives-ouvertes.fr/tel-00110228/>

Membres du jury :

Pr. A. Charara	Rapporteur	Université de Techn. de Compiègne
Pr. P. Rochelle	Rapporteur	Université Paris X Nanterre
Pr. G. Bloch	Directeur de thèse	Université H. Poincaré Nancy 1
Pr. P. Higelin	Directeur de thèse	Université d'Orléans
Dr. Y. Chamaillard	Examineur	Université d'Orléans
Dr. G. Corde	Examineur	Institut Français du Pétrole

2002-2003 : DEA Contrôle, Signaux et Communication (Major de promotion, mention Très Bien) - Université H. Poincaré Nancy 1. Stage à Institut Français du Pétrole (IFP) : Optimisation de la dynamique d'air d'un moteur à essence suralimenté

1998-2003 : Ecole Supérieure des Sciences et Technologies de l'Ingénieur de Nancy (ESSTIN), option Automatique (Major de promotion) - Université H. Poincaré Nancy 1

Juin 1998 : Baccalauréat S (spécialité mathématiques, mention Bien) - Metz

1.2 Résumé des activités de recherche

1.2.1 Introduction

Mes activités de recherche s'inscrivent au sein du Laboratoire Pluridisciplinaire de Recherche en Ingénierie des Systèmes, Mécanique, Energétique (PRISME) de l'Université d'Orléans dans l'axe Energie Combustion Moteur (ECM), dans l'objectif d'associer des compétences en énergétique et en automatique pour améliorer la gestion de l'énergie du groupe moto-propulseur. Mes activités de recherche peuvent se résumer en ces mots clefs :

Energétique : Gestion de l'énergie - Efficacité énergétique - Moteurs à combustion interne - Véhicules hybrides

Automatique : Commande - Observation - Systèmes non linéaires - Contrôle optimal - Contrôle prédictif - Commande robuste - Systèmes LPV

Dans ce cadre, j'ai participé à l'encadrement de 7 thèses (4 en cours et 3 soutenues). Dans la plupart des cas, j'ai construit le projet avec Yann Chamaillard, définissant le sujet, cherchant le financement, le candidat et éventuellement les partenaires. J'ai alors pu contractualiser nombre de ces travaux avec notamment PSA Peugeot Citroën, Renault, Bosch ...

1.2.2 Encadrements - partenariats

Encadrement	Nombre	Pourcentage cumulé
Thèses soutenues ¹	3	160 %
Thèses en cours	4	180 %
Masters soutenus	6	450 %

1.2.2.1 Thèses de doctorat

- Thomas Miro-Padovani : Gestion énergétique globale de véhicules électrifiés optimale et respectueuse (batterie, agrément, environnement). Encadrement à 60% sous la direction de Yann Chamaillard. En cours depuis le 01/05/2012.
- Pierre Michel : Optimisation énergétique des architectures de motorisation hybrides sous contrainte de minimisation des émissions polluantes. Encadrement à 30% sous la direction de Yann Chamaillard et Gérard Bloch. En cours depuis le 12/03/2012.
- Abderrahim Lamara : Régulation de bancs d'essais haute dynamique associée aux nouveaux besoins de simulation de situations de roulage véhicule. Encadrement à 30% sous la direction de Alain Oustaloup et Yann Chamaillard. En cours depuis le 05/03/2012.
- Jamil El Hadeff : Méthode quasi-systématique pour la modélisation et le contrôle de moteurs essence turbocompressés : Commande prédictive non linéaire explicite basée sur un modèle physique. Encadrement à 60% sous la direction de Yann Chamaillard. 01/01/2011 - 22/01/2014.
- Chao Deng : Synthèse unifiée de commandes robustes pour la chaîne d'air des moteurs à combustion interne. Encadrement à 70% sous la direction de Yann Chamaillard. 01/09/2009 - 14/06/2013.
- Maxime Debert : Conception de stratégies optimales en temps réel de répartition des flux d'énergies thermique et électrique dans un véhicule hybride. Encadrement à 60% sous la direction de Yann Chamaillard. 01/10/2008 - 09/11/2011.
- André Ivanco : Evaluation des stratégies de commande d'un véhicule hybride pneumatique. Encadrement à 30% en co-tutelle sous la direction de Yann Chamaillard et Jiri Bila. 02/10/2006 - 15/12/2009.

1.2.2.2 Stages de master recherche

- Abderrahim Lamara : Commande robuste multivariable. Application à la réduction des émissions polluantes d'un moteur diesel turbocompressé. Encadrement à 50% avec Patrick Lanusse (Université de Bordeaux). 2011.
- Pierre Michel. Influence de l'hybridation électrique d'un véhicule essence sur les émissions polluantes. Encadrement à 50 % avec Alain Charlet. 2011.
- Youness Benyagoub. Commande robuste pour les systèmes non linéaires. Application au moteur à allumage commandé turbocompressé. Encadrement à 100%. 2009.

1. Le nombre de thèses soutenues passera à 4 et le pourcentage à 220% en janvier 2014 suite à la soutenance de thèse de Jamil El Hadeff

- Maxime Debert : Modélisation et dimensionnement d’une batterie de traction pour véhicule hybride. Encadrement à 100%. 2008.
- Abdellah Louzimi. Commande robuste multivariable. Application à la réduction des émissions polluantes d’un moteur diesel turbocompressé. Encadrement à 100%. 2008.
- Naïma Mahmoud : Observateur de masse d’air et de pression pour un moteur turbocompressé à allumage commandé, injection directe et distribution variable. Encadrement à 50% avec Yann Chamaillard. 2005.

1.2.2.3 Partenariats universitaires français et étrangers

- Supelec Paris avec Sorin Olaru et Pedro Rodriguez-Ayerb : commande prédictive explicite (depuis 2012), partenariat dans le cadre de la thèse de J. El Hedef et d’une future thèse avec Renault en co-direction,
- ETH Zurich avec Lino Guzzella : gestion de l’énergie des véhicules hybrides (depuis 2008), partenariat dans le cadre de la thèse de M. Debert,
- Centre de Recherche en Automatique de Nancy (CRAN) avec Gérard Bloch : modèles neuronaux dans la commande, observateur polytopique (depuis 2003), partenariat dans le cadre de plusieurs thèses (P. Michel, A. Ivanco),
- Laboratoire de l’Intégration du Matériau au Système (IMS) de Bordeaux avec l’équipe Crone de Alain Oustaloup et en particulier Patrick Lanusse : commande robuste des moteurs à combustion interne (depuis 2006), partenariat dans le cadre d’un contrat avec Bosch et d’une thèse (A. Lamara),
- Laboratoire d’Automatique de Mécanique et d’Informatique industrielles et Humaine (LAMIH) de Valenciennes avec l’équipe de Thierry Marie-Guerra et en particulier Jimmy Lauber : contrôle d’un moteur à allumage commandé par une approche logique floue de type Takagi-Sugeno (thèse de D. Khiar, 2004-2007).

Les collaborations industrielles sont détaillées dans la section 1.4.2.

1.2.3 Production scientifique

Mes recherches ont été valorisées par un chapitre de livre, 17 articles dans des revues internationales, 31 communications dans des conférences internationales avec actes, 9 communications dans des conférences nationales et 3 brevets déposés dont un international. J’ai aussi été invité à Pékin en août 2013 au congrès NEV-DSC (International Symposium of Electric Vehicles).

1.2.3.1 Chapitres de livres

1. G. Bloch, F. Lauer, G. Colin, On learning machines for engine control (2008), in D. Prokhorov (Ed.), Computational Intelligence in Automotive Applications, Studies in Computational Intelligence, Springer, 132 : 125-144. DOI :10.1007/978-3-540-79257-4_8.

1.2.3.2 Articles dans des revues internationales à facteur d'impact avec comité de lecture

1. M. Debert, G. Colin, G. Bloch, Y. Chamaillard (2013), An observer looks at the cell temperature in automotive battery packs, *Control Engineering Practice*, 21 (8) : 1035-1042, August. DOI : 10.1016/j.conengprac.2013.03.001.
2. M. Debert, T. Miro Padovani, G. Colin, Y. Chamaillard, L. Guzzella (2012), Implementation of comfort constraints in dynamic programming for hybrid vehicle energy management, *International Journal of Vehicle Design*, 58(2/3/4) : 367-386. DOI : 10.1504/IJVD.2012.047392.
3. P. Brejaud, P. Higelin, A. Charlet, G. Colin, Y. Chamaillard (2011), Convective Heat Transfer in a Pneumatic Hybrid Engine, *Oil and Gas Science and Technology*, September. 66(6) : 1035-1051. DOI : 10.2516/ogst/2011121.
4. G. Colin, Y. Chamaillard, B. Bellicaud (2011). Robust control for the air path of a downsized engine, *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D, Journal of Automobile Engineering*, 225(7) : 930-943, July. DOI : 10.1177/0954407011401503.
5. A. Ivanco, G. Colin, Y. Chamaillard, A. Charlet, P. Higelin (2010), Energy Management Strategies for a Pneumatic-Hybrid Engine Based on Sliding Window Pattern Recognition, *Oil and Gas Science and Technology*, 65(1) : 179-190, November. DOI : 10.2516/ogst/2009045.
6. G. Colin, G. Bloch, Y. Chamaillard, F. Anstett (2009), Two air path observers for turbocharged SI engines with VCT, *Control Engineering Practice*, 17(5) : 571-578, May. DOI : 10.1016/j.conengprac.2008.10.001.
7. G. Bloch, F. Lauer, G. Colin, Y. Chamaillard (2008), Support vector regression from simulation data and few experimental samples, *Information Sciences*, 178(20) : 3813-3827, October. DOI : 10.1016/j.ins.2008.05.016.
8. D. Khiar, J. Lauber, T-M. Guerra, T. Floquet, G. Colin, Y. Chamaillard (2008), Turbocharged SI engine modelling and control strategy, *International Journal of Vehicle Design*, 48(3/4) : 255-270. DOI : 10.1504/IJVD.2008.022579.
9. G. Colin, Y. Chamaillard, G. Bloch, G. Corde (2007), Neural control of fast nonlinear systems - Application to a turbocharged SI engine with VCT, *IEEE Transactions on Neural Networks*, 18(4) : 1101 - 1114, July. DOI : 10.1109/TNN.2007.899221.
10. G. Colin, Y. Chamaillard, G. Bloch, A. Charlet (2007), Exact and linearised neural predictive control - a turbocharged SI engine example, *Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control*, 129(4) : 527-534, July. DOI : 10.1115/1.2745881.
11. P. Giansetti, G. Colin, P. Higelin, Y. Chamaillard (2007), Residual gas fraction measurements and computation. *International Journal of Engine Research*. 8(4) : 347-364, August. DOI : 10.1243/14680874JER00407.
12. D. Khiar, J. Lauber, T. Floquet, G. Colin, T.M. Guerra, Y. Chamaillard (2007), Robust Takagi-Sugeno fuzzy control of a spark ignition engine. *Control Engineering Practice*, 15 (12) : 1146-1456, December. DOI : 10.1016/j.conengprac.2007.02.003.

13. G. Le Sollicec, F. Le Berr, G. Colin, G. Corde, Y. Chamaillard (2007), Engine control of a downsized spark ignited engine : from simulation to vehicle, *Oil and Gas Science and Technology*, 62(4) : 555-572, July. DOI : 10.2516/ogst :2007057.

1.2.3.3 Autres articles dans des revues internationales avec comité de lecture

1. J. El Hadeif, G. Colin, Y. Chamaillard, V. Talon (2012), Physical-Based Algorithms for Interpolation and Extrapolation of Turbocharger Data Maps, *SAE International Journal of Engines*, 5(2) : 363-378, April. DOI :10.4271/2012-01-0434.
2. P. Brejaud, P. Higelin, A. Charlet, G. Colin, Y. Chamaillard (2011), One Dimensional Modeling and Experimental Validation of Single Cylinder Pneumatic Combustion Hybrid Engine, *SAE International Journal of Engines*, 4(2) : 2326-2337, September. DOI : 10.4271/2011-24-0074.
3. G. Le Sollicec, F. Le Berr, G. Corde, G. Colin (2007), Downsized SI Engine Control : a Torque-Based Design from Simulation to Vehicle. *SAE International Journal of Engines*, 116(3) : 1003-1015, April. DOI : 10.4271/2007-01-1506.
4. G. Colin, Y. Chamaillard, G. Bloch, G. Corde, A. Charlet (2006), Linearized neural predictive control - a turbocharged SI engine application. *SAE International Journal of Engines*, 114 (3) : 101-108, February, DOI : 10.4271/2005-01-0046.

1.2.3.4 Conférences internationales avec comité de lecture

1. J. El Hadeif, P. Janas, G. Colin, Y. Chamaillard, Vincent Talon (2013), Geometry-Based Compressor Data-Maps Prediction. *SAE Technical Paper 2013-01-0933* (SAE World Congress, Detroit, USA, April 16-18)
2. J. El Hadeif, G. Colin, Y. Chamaillard, Vincent Talon (2013), Neural Model for Real-Time Engine Volumetric Efficiency Estimation, *11th International Conference on Engines and Vehicles (ICE, Capri, Italy, September 15-19)*
3. J. El Hadeif, Sorin Olaru, Pedro Rodriguez-Ayerbe, G. Colin, Y. Chamaillard, Vincent Talon (2013), Explicit Nonlinear Model Predictive Control of the Air Path of a Turbocharged Spark-Ignited Engine, *IEEE Multi-Conference on Systems and Control (MSC, Hyderabad, India, August 28-30)*
4. J. El Hadeif, G. Colin, Y. Chamaillard, Sorin Olaru, Pedro Rodriguez-Ayerbe, Vincent Talon (2013), Explicit-Ready Nonlinear Model Predictive Control for Turbocharged Spark-Ignited Engines, *7th IFAC Symposium on Advances in Automotive Control (AAC, Tokyo, Japan, September 4-7)*
5. T. Miro-Padovani, M. Debert, G. Colin, Y. Chamaillard (2013), Optimal Energy Management Strategy including Battery Health through Thermal Management for Hybrid Vehicles, *7th IFAC Symposium on Advances in Automotive Control (AAC, Tokyo, Japan, September 4-7)*
6. P. Michel, A. Charlet, G. Colin, Y. Chamaillard, G. Bloch, C. Nouillant (2013), Pollution constrained optimal energy management of a gasoline-HEV, *SAE Technical Paper 2013-24-0083*, *11th International Conference on Engines and Vehicles (ICE, Capri, Italia, September 15-19)*

7. P. Michel, A. Charlet, G. Colin, Y. Chamaillard, C. Nouillant, G. Bloch (2012), Energy Management of HEV to Optimize Fuel Consumption and Pollutant Emissions, 11th International Symposium on Advanced Vehicle Control (AVEC12, Seoul, Korea, September).
8. J. El Hadeif, G. Colin, Y. Chamaillard, V. Talon (2012), Turbocharged SI Engine Model for Control, 11th International Symposium on Advanced Vehicle Control (AVEC12, Seoul, Korea, September).
9. C. Deng, G. Colin, Y. Chamaillard, D. Nelson-Gruel (2012), Sequential Robust Control of the MIMO Air Path of a Diesel Engine, 2nd International Conference on Systems and Control (Marrakech, Morocco, June).
10. C. Deng, G. Colin, Y. Chamaillard, D. Nelson-Gruel (2012), A Robust Methodology to Control the Air Path of a Diesel Engine, 38th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society (IECON12, ÉTS, Montréal, Canada, October).
11. A. Lamara, G. Colin, P. Lanusse, Y. Chamaillard, A. Charlet (2012), Decentralized robust control-system for a non-square MIMO system, the air-path of a turbocharged Diesel engine, 2012 IFAC Workshop on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modeling (ECOSM, IFP, Rueil-Malmaison, France, October).
12. J. El Hadeif, G. Colin, Y. Chamaillard, V. Talon (2012), New Physics-Based Turbocharger Data-Maps Extrapolation Algorithms : Validation on a Spark-Ignited Engine, 2012 IFAC Workshop on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modeling (ECOSM, IFP, Rueil-Malmaison, France, October).
13. J. El Hadeif, G. Colin, Y. Chamaillard, V. Talon (2012), Physical-Based Algorithms for Interpolation and Extrapolation of Turbocharger Data Maps, SAE World Congress, 2012-01-0434 (Detroit, USA, April).
14. G. Colin, P. Lanusse, A. Louzimi, Y. Chamaillard, C. Deng, D. Nelson-Gruel (2011), Multi-SISO Robust Crone Design for the Air Path Control of a Diesel Engine, IFAC World Congress 2011 (Milan, Italy, August).
15. G. Colin, G. Bloch, Y. Chamaillard, A. Ivenco (2010), A real time neural energy management strategy for a hybrid pneumatic engine, Advances in Automotive Control (IFAC-AAC 2010, Munich, Germany, July).
16. M. Debert, G. Colin, Y. Chamaillard, L. Guzzella, A. Ketfi-cherif, B. Bellicaud (2010), Predictive energy management for hybrid electric vehicles - Prediction horizon and battery capacity sensitivity, Advances in Automotive Control (IFAC-AAC 2010, Munich, Germany, July).
17. M. Debert, G. Colin, Y. Chamaillard, A. Ketfi-cherif, M. Mensler, L. Guzzella (2010), Energy Management of a High Efficiency Hybrid Electric Automatic Transmission, SAE World Congress, 2010-01-1311 (Detroit, USA, April).
18. G. Colin, Y. Chamaillard (2009), Robust and PI control for throttle control, Throttle Control Benchmark for the 2009 IFAC Workshop on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modeling (ECOSM, Rueil-Malmaison, France, November-December).

19. M. Debert, G. Colin, M. Mensler, Y. Chamaillard, L. Guzzella (2008), Li-ion battery models for HEV simulator, Advances in Hybrid Powertrains (Les Rencontres Scientifiques de l'IFP, Rueil-Malmaison, France, November)
20. G. Colin, Y. Chamaillard, B. Bellicaud (2008), Compromis consommation et performance pour le contrôle d'un moteur turbocompressé, Conférence Internationale Francophone en Automatique (CIFA'08, Bucharest, Romania, September)
21. G. Bloch, F. Lauer, G. Colin, Y. Chamaillard (2007), Combining experimental data and physical simulation models in Support Vector learning, 10th Int. Conf. on Engineering Applications of Neural Networks (EANN, Hellas, Thessaloniki, August).
22. P. Giansetti, G. Colin, Y. Chamaillard, P. Higelin (2007), Two Observers for in-cylinder mass estimation using cylinder pressure measurements, Advances in Automotive Control (IFAC-AAC, Monterey, USA, August).
23. G. Colin, P. Giansetti, Y. Chamaillard, P. Higelin (2007), In-Cylinder Mass Estimation Using Cylinder Pressure, Internal Combustion Engines (ICE, Capri, Italy, September).
24. G. Le Sollic, F. Le Berr, G. Corde, G. Colin (2007), Downsized SI Engine Control : a Torque-Based Design from Simulation to Vehicle. SAE World Congress, 2007-01-1506 (Detroit, USA, April).
25. D. Khiar, J. Lauber T-M. Guerra, T. Floquet, G. Colin, Y. Chamaillard (2007), Control strategy design for a turbocharged SI engine, European Control Conference (ECC'07, Kos, Greece, July).
26. D. Khiar, J. Lauber, T. Floquet, T-M Guerra, Y. Chamaillard, G. Colin, (2006), Nonlinear modelling and control approach for a turbocharged SI engine, 32nd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, (IECON'06, Paris, France, November).
27. D. Khiar, J. Lauber, T. Floquet, T-M Guerra, G. Colin, Y. Chamaillard (2006), Observateur à entrée inconnue pour l'estimation du couple instantané. Contrôle moteur à allumage commandé d'un moteur essence, Conférence Internationale Francophone en Automatique (CIFA, Bordeaux, France, May-June).
28. F. Le Berr, M. Miche, G. Colin, G. Le Sollic, F. Lafossas (2006), Modelling of a Turbocharged SI Engine with Variable Camshaft Timing for Engine Control. SAE Powertrain and Fluid Systems Conference and Exhibition, 2006-01-3264 (Toronto, Canada, October).
29. G. Le Sollic, G. Colin, F. Le Berr, G. Corde, 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, Rueil-Malmaison, France, October).
30. G. Colin, Y. Chamaillard, G. Bloch, G. Corde, A. Charlet (2005), Linearized neural predictive control - a turbocharged SI engine application, SAE World Congress 2005-01-0046 (Detroit, USA, April).
31. G. Colin, Y. Chamaillard, G. Bloch, G. Corde, A. Charlet (2004), Exact and linearised neural predictive control - a turbocharged SI engine example. International

Conference on Advances in Vehicle Control and Safety (AVCS2004, Bergoggi, Italy, October).

1.2.3.5 Conférences nationales

1. J. El Hadeif, G. Colin, Y. Chamaillard, S. Olaru, P. Rodriguez, V. Talon (2012), Commande prédictive non linéaire de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé turbocompressé, Journées Automatique et Automobile, GTAA du GdR MACS (Valenciennes, France, November).
2. P. Michel, G. Colin, A. Charlet, Y. Chamaillard, Cédric Nouillant (2012), Influence de l'hybridation électrique d'un véhicule essence sur les émissions polluantes, Journées Automatique et Automobile, GTAA du GdR MACS (Paris, France, May).
3. G. Colin, P. Lanusse, A. Louzimi, Y. Chamaillard, C. Deng, D. Nelson-Gruel (2011), Utilisation d'une commande robuste dans une approche modèle en contrôle moteur, Journées Automatique et Automobile, GTAA du GdR MACS (Bordeaux, France, July).
4. P. Lanusse, P. Melchior, R. Malti, J. Sabatier, G. Colin, Y. Chamaillard (2011), Outils logiciels pour la synthèse de régulateurs robustes CRONE. Application au contrôle de la chaîne d'air du moteur diesel. Séminaire du GT MOSAR (Paris, France, January).
5. M. Debert, G. Colin, Y. Chamaillard, L. Guzzella, A. Ketfi-cherif, B. Bellicaud (2010), Gestion d'énergie prédictive pour un véhicule hybride électrique - Influence de l'horizon de prédiction et de la taille de la batterie, Journées Automatique et Automobile, GTAA du GdR MACS (Mulhouse, France, May).
6. G. Colin, 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, (JNMACS, Lyon, France, November).
7. G. Colin, Y. Chamaillard, G. Bloch, A. Charlet, G. Corde (2005), Turbocharged SI engine control : a neural approach. Journées Automatique et Automobile, GTAA du GdR MACS (Bordeaux, France, November).
8. J. Lauber, D. Khier, G. Colin, T-M. Guerra, Y. Chamaillard, T. Floquet (2005), Commande en couple d'un moteur thermique. Journées Automatique et Automobile, GTAA du GdR MACS (Bordeaux, France, November).
9. G. Bloch, G. Colin, Y. Chamaillard (2003), Contrôle moteur et réseaux de neurones. Journées Automatique et Automobile, GTAA du GdR MACS (Bordeaux, France, November).

1.2.3.6 Brevets

1. M. Debert, A. Ketfi-Chérif, G. Colin et Y. Chamaillard (2013), Méthode pour estimer la température au cœur d'une cellule de batterie, WO 2013038109, FR 2980307, déposé le 15/09/2011 et publié le 22/03/2013.

2. M. Debert, G. Colin et Y. Chamaillard (2013), Pilotage du facteur d'équivalence énergétique pour une stratégie optimale de gestion des flux d'énergies thermique et électrique dans un véhicule hybride, non public.
3. J. El Hadeif, V. Talon, G. Colin et Y. Chamaillard (2013), Procédé de régulation basé sur une approche formelle d'un turbocompresseur assisté par une machine électrique, non public.

1.2.4 Participation à des jurys de thèses - relecture

J'ai été membre examinateur de jury des trois thèses que j'ai co-encadrées :

- C. Deng : Synthèse Unifiée de Commandes Robustes pour la Chaîne d'Air des Moteurs à Combustion Interne, thèse dirigée par Yann Chamaillard et soutenue le 14/06/2013.
- M. Debert : Conception de stratégies optimales en temps réel de répartition des flux d'énergies thermique et électrique dans un véhicule hybride, thèse dirigée par Yann Chamaillard et soutenue le 09/11/2011.
- A. Ivanco : Evaluation des stratégies de commande d'un véhicule hybride pneumatique, thèse dirigée par Yann Chamaillard, en co-tutelle avec l'université de Prague, et soutenue le 15/12/2009.

J'ai été contacté à plusieurs occasions pour relire des publications pour des revues internationales ou nationales :

- Control Engineering Practice (CEP),
- ASME Journal of Dynamic Systems, Measurement and Control,
- Oil Gas Science and Technology (OGST),
- International Journal of Systems Science,
- Journal of Zhejiang University-SCIENCE A,
- IEEE Transactions on Control Systems Technology (TCST),
- Journal of Systems Science and Systems Engineering,

mais également des communications pour des congrès internationaux ou nationaux :

- IEEE Conference on Decision and Control (CDC) en 2013,
- American Control Conference (ACC) en 2013,
- IFAC Workshop on Advances in Automotive Control (AAC) en 2007, 2010 et 2013,
- IFAC World Congress en 2011,
- New Trends in Engine Control Simulation and Modelling (ECOSM) en 2006 et 2009,
- Advances in Hybrid Powertrains en 2008,
- Asian Control Conference en 2009,
- Conférence Internationale Francophone en Automatique (CIFA) en 2008 et 2012.

1.3 Activités d'enseignement

1.3.1 Résumé

Mes activités d'enseignement ont débuté en 2003 dans le cadre de mon monitorat à l'enseignement supérieur à l'école d'ingénieurs Polytech Orléans de l'Université d'Or-

léans. Puis j'ai été recruté en tant qu'Attaché Temporaire d'Enseignement et de Recherche (ATER) en 2006 à Polytech Orléans. Depuis 2007, je suis Maître de Conférences à l'Université d'Orléans, au sein de Polytech Orléans. Mes enseignements ont toujours traité, dans des proportions variables, d'automatique, informatique, traitement du signal et contrôle appliqué au véhicule ou au moteur à combustion interne. En tant que Maître de Conférences, mon service est de l'ordre de 250h-300h (équivalent TD) depuis 2007.

Plus précisément, sur ces trois dernières années, mon service était réparti comme le montre la table 1.1.

Module	2010-2011	2011-2012	2012-2013
Traitement du signal	54	56	27
Automatique Avancée			10
Informatique	48	28	28
TP moteur	16	16	16
Contrôle moteur et véhicule hybride	50	50	48
Control and simulation of powertrains		36	68
TP d'Automatique	16	16	16
Suivi de projets 4A, 5A	98	32	29
Suivi de stages, Tutorats	17	17	21
Total	299	251	263

TABLE 1.1 – Service d'enseignement sur ces trois dernières années (équivalent TD)

En plus des enseignements à Polytech Orléans, j'ai dispensé avec Yann Chamailard en 2010, puis en 2011, une formation de 14h sur le contrôle des systèmes dans la société Volvo Trucks pour des techniciens et des ingénieurs.

D'autre part, je dispense un cours magistral de 4h intitulé *Introduction à la modélisation pour le contrôle moteur* pour les étudiants de 5^{ème} année de l'ENSEIRB-MATMECA depuis 2010 et j'enseigne un module de 16h intitulé *Contrôle moteur et véhicule hybride* pour les étudiants de 5^{ème} année de l'ESSTIN depuis 2011.

Enfin, j'enseigne à l'IFP School (Ecole Nationale Supérieure du Pétrole et des Moteurs, ENSPM) depuis 2010 dans deux cadres :

- des projets sur le dimensionnement et la gestion d'énergie des véhicules hybrides électriques pour le Master Véhicule et Transports Durables (15h par an),
- des travaux dirigés dans un module Contrôle moteur pour l'option Motorisations (12h par an).

1.3.2 Détails des enseignements

Je détaille ici quatre modules dont je suis responsable à Polytech Orléans.

Introduction au traitement du signal en 2^{ème} année

Dans ce module de 56h, je dispense 12h de Cours Magistraux (CM), des Travaux Dirigés (TD), des Devoirs Surveillés ainsi que des Devoirs à la Maison. A l'issue du module, les élèves-ingénieurs sont capables d'échantillonner un signal, de réaliser une transformée de Fourier discrète et d'en connaître les limites, de caractériser un

bruit, de filtrer et interpoler un signal à l'aide de la transformée de Fourier, d'utiliser les polynômes pour lisser et interpoler, et enfin de calculer une transformée en Z.

Contrôle moteur et véhicule hybride en 5^{ème} année

Dans ce module de 64h, je dispense 8h de CM, 4h de TD ainsi que 16h de Travaux Pratiques (TP) dont certains sont dispensés sur banc d'essais moteur et véhicule. A l'issue du module, les élèves-ingénieurs maîtrisent les systèmes de contrôle moteur, les stratégies et le matériel (capteurs, actionneurs, contrôleurs) associé. Ils savent procéder à la mise au point des stratégies actuelles de contrôle des moteurs à combustion interne, et réalisent des travaux pratiques sur banc d'essai, d'organes ou en simulation. Enfin, ils sont en mesure de faire un bilan d'énergie sur un véhicule hybride électrique et sont capables de générer une loi de gestion d'énergie.

TP d'automatique en 5^{ème} année

Dans ce module de 28h, je dispense 16h de TP. Les élèves-ingénieurs pratiquent et mettent en œuvre l'identification et la commande dans le cadre d'applications réelles : moteur à courant continu (position et vitesse), vanne de recirculation des gaz d'échappement dans les moteurs à combustion interne, vanne papillon des gaz des moteurs à essence, régulation de niveau d'eau, caténaire de train.

Informatique en 4^{ème} année

Dans ce module de 48h, je dispense 28h de CM/TD. A l'issue du module, les élèves-ingénieurs connaissent les principes de la programmation orientée objet, maîtrisent les fondamentaux du langage Visual Basic et sont capables de proposer une stratégie de programmation afin de répondre à un problème donné. C'est ainsi qu'à la fin, ils programment un mini-logiciel en Visual Basic Application (VBA) sous Excel.

1.4 Responsabilités administratives

1.4.1 Pédagogie

Elu au conseil de gestion de Polytech Orléans depuis 2011

Responsable adjoint de l'option TEAM de Polytech Orléans depuis 2012

Dans l'option TEAM² (Technologies en Energie, Aéronautique et Motorisations), j'ai en charge la responsabilité des projets étudiants et je participe aux différentes réunions et aux conseils d'orientation où il est décidé de l'évolution de la spécialité.

Responsable adjoint du master international AESM depuis 2012

Le Master AESM³ (Automotive Engineering for Sustainable Mobility) est cohabilité par Polytech Orléans et l'ISAT (Institut Supérieur de l'Automobile et des Transports). Il a été accrédité par le ministère français de la recherche et l'éducation pour 5 ans en septembre 2012. Ce Master, totalement enseigné en anglais, vise à préparer

2. <http://www.univ-orleans.fr/polytech/options-de-la-sp%C3%A9cialit%C3%A9-m%C3%A9canique-%C3%A9nergie-%C3%A9tique-mat%C3%A9riaux-m%C3%A9catronique>

3. <http://www.univ-orleans.fr/polytech/master-automotive-engineering-sustainable-mobility>

les étudiants à une carrière professionnelle (industrie ou recherche) avec une large connaissance de l'ingénierie automobile et des développements récents (propulsion hybride, véhicule électrique, bio-matériaux, gestion de flotte ...).

Correspondant pour Polytech Orléans du Master VTD depuis 2011

Le master VTD⁴ (Véhicule et Transports Durables), option Electrification et Propulsion Automobile (EPA), est cohabilité par l'IFP School, l'ENS Cachan, Supelec et Centrale Paris. Polytech Orléans est un partenaire associé actif de ce master et des étudiants de Polytech Orléans en suivent ces enseignements (environ 3 par an). Je prépare la carte pédagogique de ces étudiants et suis le correspondant auprès du responsable du master.

Responsable de six modules d'enseignement de Polytech Orléans

- Projet en 4^{ème} année - spécialité TEAM (60 étudiants),
- Projet en 5^{ème} année - spécialité TEAM (60 étudiants),
- Introduction au traitement du signal en 2^{ème} année (module de 56h, 80 étudiants),
- TP d'automatique en 5^{ème} année (parcours métier Systèmes Automatisés, module de 28h, 15 étudiants),
- Control and on-board diagnosis en première année du Master AESM (module de 50h, 15 étudiants),
- Contrôle moteur et véhicule hybride en 5^{ème} année (module de 64h, 15 étudiants).

1.4.2 Recherche

Correspondant pour l'Université d'Orléans de la SIA

La SIA (Société des Ingénieurs de l'Automobile) structure le réseau des ingénieurs et de l'ensemble des personnes intéressées par l'industrie automobile. L'Université d'Orléans en est membre et j'en suis le correspondant. Nous avons, par ailleurs, réalisé en 2011 un guide des formations pour la filière automobile en région Centre avec le pôle automobile de la région Centre.

Contrats industriels

- J'ai participé à la mise en place et/ou à la réalisation de sept contrats industriels (418k€), dont six portant sur l'accompagnement de thèse ou master (voir §1.2.2).
- Contrat PRISME/Renault, accompagnement de la thèse de Thomas Miro-Padovani, 2012-2015 (45k€),
 - Contrat PRISME/PSA, accompagnement de la thèse de Pierre Michel, 2012-2015 (140k€),
 - Contrat PRISME-IMS⁵/D2T, accompagnement de la thèse de Abderrahim Lammara, 2012-2015 (45k€),
 - Contrat PRISME/Renault, accompagnement de la thèse de Jamil El Hadeff, 2011-2014 (45k€),
 - Contrat PRISME/PSA, accompagnement du stage de Pierre Michel, 2011 (45k€),

4. <http://www.satit.ens-cachan.fr/VTD/epa.html>

5. Laboratoire de l'Intégration du Matériau au Système, Université de Bordeaux

- Contrat PRISME/Renault, accompagnement de la thèse de Maxime Debert, 2008-2011 (58k€),
- Contrat PRISME-IMS/Bosch (Stuttgart). Commande de la chaîne d'air d'un moteur à combustion interne, 2006-2011 (40k€),

Membre du Groupe de Travail Automatique et Automobile

Depuis sa création, en 2003, sous l'impulsion d'Alain Oustaloup, j'ai participé au groupe de travail *Automatique et Automobile* du GdR MACS. Dans ce cadre, j'ai réalisé ou participé ainsi que mes doctorants à plusieurs présentations (voir §1.2.3).

1.5 Conclusion

Après l'obtention de mon diplôme d'ingénieur et de mon DEA en 2003, j'ai réalisé une thèse de doctorat en énergétique à l'Université d'Orléans soutenue en octobre 2006. Après une année d'ATER, j'ai été nommé en 2007 Maître de Conférences à l'Université d'Orléans où j'ai intégré le Laboratoire PRISME. Je suis titulaire de la Prime d'Excellence Scientifique depuis 2011.

Ma thématique de recherche est la modélisation et l'analyse des systèmes complexes pour la synthèse de commandes et d'observateurs avec application au contrôle du groupe moto-propulseur. J'ai notamment co-encadré 7 thèses (340 % de taux d'encadrement). Mes recherches ont été valorisées par 1 chapitre de livre, 17 articles de revues, 40 communications et 3 brevets. J'ai participé à la mise en place et/ou à la réalisation de sept contrats industriels (418k€).

Mon enseignement, débuté en 2003 en tant que moniteur, a toujours été et reste encore constitué principalement de cours de traitement du signal, d'automatique, de contrôle de systèmes de l'automobile et d'informatique. En plus de mes activités d'enseignement à Polytech Orléans, je dispense des formations à l'extérieur (société Volvo Trucks, ENSEIRB-MATMECA, ESSTIN, IFP School). Mes responsabilités et implications administratives sont diverses et touchent l'enseignement à Polytech Orléans et la recherche au sein du Laboratoire PRISME.

Enfin, ma thématique, aussi bien en enseignement qu'en recherche, est pluridisciplinaire, fructueuse, intéressante, avec de liens forts avec l'industrie automobile. Elle concerne le traitement de problèmes complexes susceptibles d'avancées théoriques et de répercussions sur la mobilité des personnes et les ressources énergétiques.

Chapitre 2

Activités de recherche

Le lien automatique-énergétique a toujours eu une place prépondérante dans mes activités de recherche et ce depuis le début de ma carrière. En effet, mes études d'ingénieur et de master se sont tout d'abord focalisées sur l'automatique et donc sur l'analyse et la commande de systèmes. Ensuite, les premières applications de ma thèse se sont concentrées sur le domaine de l'énergétique. C'est ainsi que j'ai obtenu les deux qualifications en 61^{ème} et en 62^{ème} section pour un poste de maître de conférences. Les problématiques que j'ai rencontrées sont donc souvent pluridisciplinaires, incluant aussi bien de l'énergétique que de l'automatique. D'un côté, un automaticien optimisera correctement un système énergétique que si ce dernier est bien compris. Inversement, un énergéticien n'obtiendra la quintessence de son système que si ce dernier est correctement contrôlé. Il est donc nécessaire de maîtriser ces deux domaines. Bien entendu, il faut traiter les aspects fondamentaux de manière indépendante de l'application et c'est d'ailleurs ce que je m'efforcerai de montrer au cours de ce chapitre. L'application principale que je traiterai ici concerne le domaine de l'automobile, qui est pour l'automaticien une source presque inépuisable de problèmes complexes à résoudre.

2.1 Introduction

La mobilité a toujours été un enjeu majeur pour l'Homme. La découverte du pétrole a considérablement changé le paysage et a favorisé cette mobilité. Depuis la création de la première automobile à la fin du 19^{ème} siècle, les véhicules ont largement évolué pour devenir de plus en plus performants, de moins en moins polluants, tout en ayant une consommation limitée. Cependant, cette amélioration n'est pas suffisante au regard de l'évolution légitime des populations émergentes vers la mobilité. Il est alors nécessaire de proposer des solutions alternatives réduisant l'impact du déplacement. En regardant le problème dans sa globalité (Figure 2.1), trois étapes apparaissent pour décrire la conversion de l'énergie. Tout d'abord, le véhicule a besoin d'une énergie primaire qui peut être diverse : potentiel d'énergie chimique contenue dans les chaînes hydrocarbonées d'origine fossile, radiation solaire pour produire de l'électricité ou de la biomasse, énergie radioactive pour produire de l'électricité, ... Cette énergie primaire est convertie en une énergie

transportable en toute sécurité, c'est la transformation « puits au réservoir ». Dans un deuxième temps, elle est convertie par le système de propulsion en énergie mécanique qui est emmagasinée par le véhicule sous forme d'énergie cinétique ou potentielle, c'est la transformation « réservoir au véhicule ». La troisième transformation énergétique « véhicule aux kilomètres » est déterminée par les paramètres du véhicule et le profil de roulage. Evidemment, toutes ces conversions ne sont pas parfaites et donnent lieu à des pertes d'énergie. La conversion énergétique du « puits au réservoir » n'est pas abordée ici car elle relève essentiellement de l'industrie des procédés et des centrales de production d'électricité. Évidemment, il s'agit d'un poste non négligeable de participation aux émissions de polluants et de gaz à effet de serre des véhicules. Ce mémoire se concentre donc plus sur les conversions « réservoir au véhicule » et « véhicule aux kilomètres ».

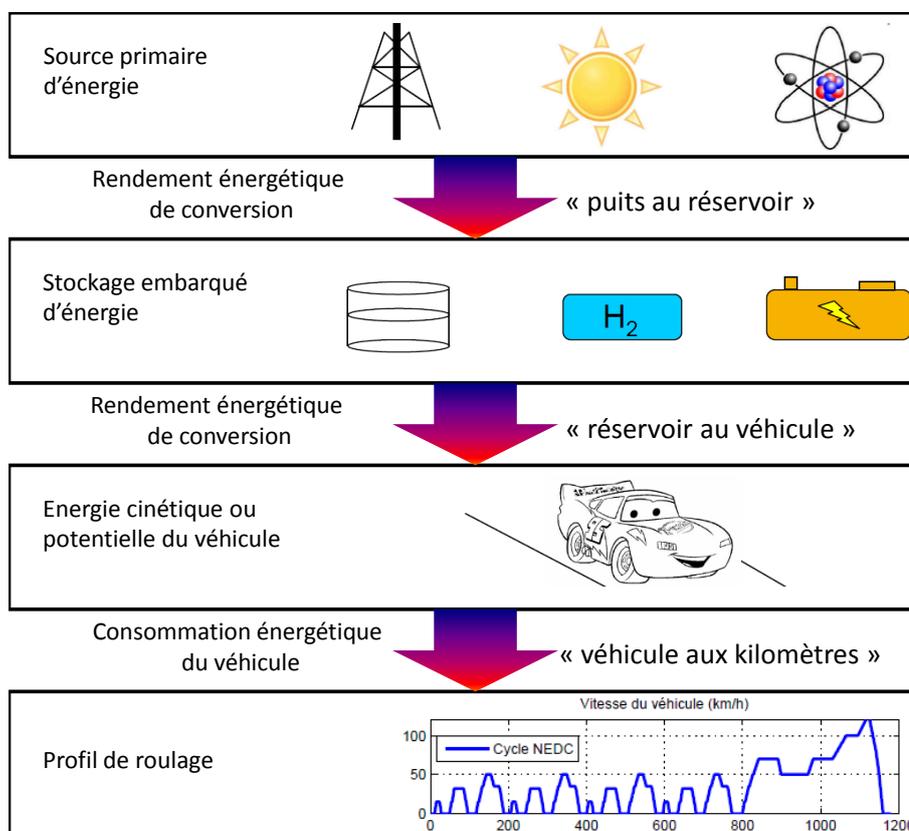


FIGURE 2.1 – Les principales conversions énergétiques du déplacement automobile [Guzzella et Onder, 2004]

Les normes de réduction des émissions polluantes actuelles et futures, européennes ou mondiales, et les engagements des constructeurs automobiles en termes de dioxyde de carbone imposent de continuer les efforts de recherche et développement, notamment sur l'ensemble des éléments participant à la motricité du véhicule, appelé *chaîne de traction* ou groupe moto-propulseur (GMP).

Dans ce cadre, l'hybridation des véhicules est une des voies prometteuses pour réduire la consommation de carburant et les émissions de CO_2 qui en découlent. Par définition, un véhicule est hybride s'il fait appel à plusieurs sources d'énergie distinctes pour se mouvoir,

avec au moins une source d'énergie réversible. Ainsi, pour un véhicule hybride électrique, la chaîne de traction comprend :

- un moteur thermique avec ses accessoires (capteurs, actionneurs, calculateurs ...),
- une transmission (boîte de vitesses, embrayage, pont ...),
- une ou plusieurs machines électriques avec leurs accessoires (batterie, électronique de puissance, calculateurs, ...).

La chaîne de traction des véhicules doit être contrôlée sous les contraintes d'intégration du GMP au sein du véhicule, les exigences, explicites et implicites, du conducteur (consommation, agrément de conduite) et les contraintes environnementales (gaz à effet de serre, pollution, bruit). Les enjeux, spécificités, difficultés et contraintes du contrôle GMP, détaillées dans [Guzzella et Onder, 2004, Kiencke et Nielsen, 2005, Corde, 2002] pour les GMP conventionnels et dans [Guzzella et Sciarretta, 2005] pour les GMP hybrides, sont résumées ici. L'architecture de la chaîne de traction, combinant des technologies courantes ou plus récentes, augmente le nombre de degrés de liberté et ceci rend nettement plus complexe la gestion complète du groupe moto-propulseur.

Avec l'avènement de l'électronique et de l'informatique embarquées, l'automatique avancée 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 la chaîne de traction est un système complexe, multivariable, non linéaire, rapide, avec saturations d'actionneurs. En outre, de nombreuses grandeurs physiques importantes ne sont pas mesurées et des observateurs/estimateurs doivent être mis en place. Enfin, le temps de calcul est limité, et, les objectifs du contrôle (consommation, pollution, performance) sont souvent concurrents, nécessitant un compromis.

Le contrôle GMP, détaillé à la Figure 2.2, peut être implanté avec une structure hiérarchisée et modulaire : superviseur, commande dynamique et observateurs. Le superviseur interprète la demande du conducteur, qui fixe via les pédales d'accélérateur et de frein la consigne en motricité du véhicule, et prend en compte l'agrément de conduite en lui associant des contraintes (émissions et consommation). Le superviseur cherche à optimiser les différentes sources d'énergie disponibles. La commande du GMP doit suivre dynamiquement les consignes de couple demandées par le superviseur en agissant sur les actionneurs en se basant sur les mesures et estimations disponibles. Dans le superviseur et la partie commande dynamique, les contraintes de consommation, de pollution, d'agrément de conduite sont prises en compte. Enfin, le bloc observateur est utile pour estimer les mesures qui ne sont pas disponibles.

Mes travaux de recherche et d'encadrement concernent tous l'optimisation du groupe moto-propulseur selon trois thèmes : stratégie globale optimale, commande dynamique robuste ou prédictive, estimation d'état :

- stratégie globale optimale : stratégies de gestion de l'énergie d'un véhicule hybride électrique (thèses de Maxime Debert, Thomas Miro-Padovani et Pierre Michel) et stratégies de commande d'un véhicule hybride pneumatique (thèse d'André Ivanco),
- commande dynamique robuste ou prédictive : commande robuste de la chaîne d'air

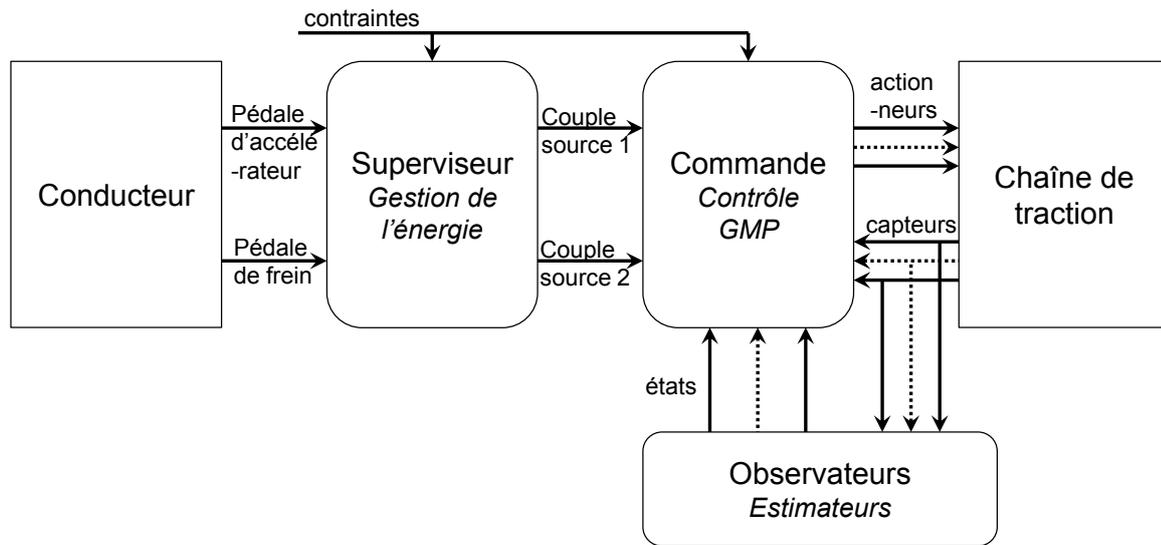


FIGURE 2.2 – Schéma général du contrôle de la chaîne de traction des véhicules

- d'un moteur à combustion interne (thèses de Chao Deng et Abderrahim Lamara, masters d'Abdellah Louzimi et Youness Benyagoub) et commande prédictive de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé (thèse de Jamil El Hadeff),
- estimateurs d'états (thèses de Maxime Debert et Jamil El Hadeff, master de Naïma Mahmoud).

Concernant ces trois thèmes, les verrous scientifiques et techniques suivants étaient identifiés :

- Supervision : obtenir une stratégie générique à sous-optimalité minimale, prenant en compte les contraintes du système, et l'appliquer en temps réel. Réduire la complexité et utiliser les prédictions disponibles.
- Commande : avoir une méthodologie générique de commande robuste ou prédictive partant du cahier des charges jusqu'à l'application réelle pour des systèmes non linéaires multivariables carrés ou non. Définir une méthode quasi-systématique de conception d'une loi de commande robuste ou prédictive en fonction des performances visées.
- Observation : Estimer avec une méthode générique les états d'un système non linéaire en prenant en compte le bruit de mesure.

Ce chapitre est donc découpé en trois parties.

La première partie traite de la supervision, c'est-à-dire de la gestion globale de l'énergie du véhicule. Dans le cas du véhicule hybride pneumatique, il s'agit de choisir le meilleur mode de traction. Dans le cas du véhicule hybride électrique, il faut exploiter intelligemment le degré de liberté apporté par l'électrification du véhicule. Dans ces deux cas, le but est de définir une stratégie permettant de minimiser la consommation sous des multiples contraintes d'état (de charge pour la batterie ou de pression pour le réservoir d'air), de

pollution, d'agrément. Les commandes dites optimales ou prédictives sont utilisées.

Dans une deuxième partie, le contrôle en couple du moteur thermique est développé et appliqué sur système réel, plus particulièrement le contrôle de la chaîne d'air. Pour le moteur à allumage commandé (essence) comme pour le moteur à allumage par compression (diesel), une méthodologie de commande robuste sera tout d'abord mise en œuvre. Elle présente l'avantage de résulter d'une conception claire et bien définie, de prendre en compte les variations du système et d'aboutir à un contrôleur simple à mettre en place. Puis, une commande prédictive non linéaire explicite basée sur un modèle physique sera appliquée au moteur essence.

Enfin, dans une troisième partie, l'observation de variables non mesurées est présentée et appliquée sur des données réelles. Par choix et pour leur caractère générique, des observateurs polytopiques sont conçus pour des systèmes Linéaires à Paramètres Variants (LPV). Ils sont appliqués à deux variables non mesurées essentielles : la masse d'air enfermé dans le cylindre pour un moteur à allumage commandé turbocompressé à distribution variable et la température interne d'une batterie d'un véhicule électrifié.

2.2 Supervision : approche optimale

2.2.1 Introduction

Le profil de vitesse d'un véhicule a une grande influence sur sa consommation de carburant et sur ses différentes émissions (gaz à effet de serre et polluants). Ainsi, le législateur a défini des cycles de conduite pour homologuer les véhicules, mais permettant aussi de comparer les véhicules entre eux. Par exemple, le cycle de normalisation européen (New European Driving Cycle, NEDC, Figure 2.3) permet de déterminer les émissions et la consommation des véhicules pour le marché européen. Ces cycles de normalisation n'étant souvent pas représentatifs d'un roulage réel, un conducteur n'obtiendra a priori pas les résultats de la norme. D'autres cycles de conduite peuvent alors être utilisés comme les cycles ARTEMIS (Figure 2.3) [André, 2004] plus réalistes des conditions réelles de conduite (embouteillage, urbain, routier, autoroutier).

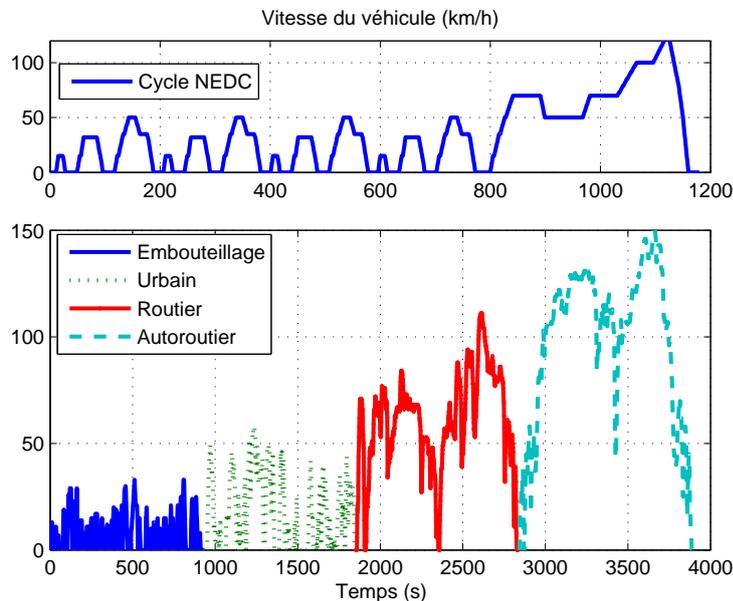


FIGURE 2.3 – Cycles de conduite classiques – Vitesse du véhicule (km/h) en fonction du temps (s) : NEDC (haut) et ARTEMIS (bas)

Pour valider le comportement des stratégies en extrapolation, des cycles aléatoires de conduite peuvent être créés. Ainsi, dans [Ivanco *et al.*, 2009], des cycles de conduite (Figure 2.4) sont construits à partir de caractéristiques statistiques des cycles ARTEMIS et de chaînes de Markov. Tout d'abord, des matrices de transition, cartographiant le comportement statistique du cycle à produire, sont construites. Une matrice de transition contient, pour une vitesse de véhicule donnée, la probabilité de passage d'une accélération à une autre. La construction du cycle est alors itérative et utilise alors un nombre aléatoire uniformément réparti entre 0 et 1 pour générer la vitesse du véhicule à l'instant d'après à partir de l'instant courant.

Sur un cycle de conduite, il faut exploiter de manière intelligente les différents organes

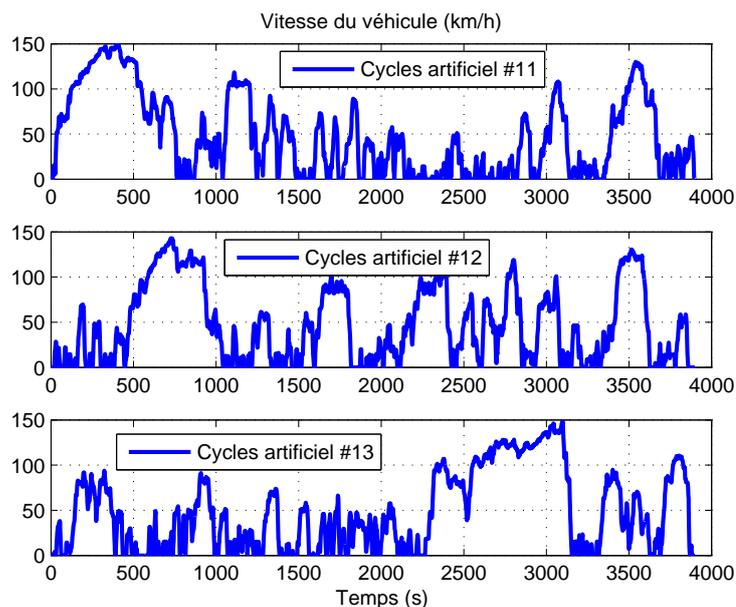


FIGURE 2.4 – Exemples de cycles artificiels créés à partir des caractéristiques statistiques d’un cycle combinant les cycles ARTEMIS

du véhicule pour optimiser un critère, comme les émissions de CO_2 . Pour un véhicule hybride disposant de plusieurs organes de traction, la répartition du couple demandé par le conducteur⁶ permet de diminuer la consommation de carburant. Évidemment, il ne suffit pas de minimiser la consommation et/ou les émissions à chaque instant pour obtenir la solution optimale sur l’ensemble du parcours.

La plupart du temps, l’optimisation énergétique des véhicules hybrides consiste à minimiser le carburant consommé au cours de la mission [Sciarretta *et al.*, 2004a, Sciarretta et Guzzella, 2007, Rousseau *et al.*, 2006, Rousseau *et al.*, 2008, Delprat *et al.*, 2004, Barsali *et al.*, 2004]

$$J = \int_{t_0}^{t_f} \dot{m}_f(\mathbf{u}(t), t) dt, \quad (2.1)$$

où $\dot{m}_f(\mathbf{u}(t), t)$ est la consommation instantanée du véhicule et où \mathbf{u} est le vecteur de commande, comme par exemple la répartition électrique/thermique.

Il est possible d’ajouter des termes pour minimiser les émissions de polluants [Johnson *et al.*, 2000, Michel *et al.*, 2012], les arrêts et démarrages du moteur thermique [Rousseau, 2008, Opila *et al.*, 2008], les changements de rapports de boîte [Opila *et al.*, 2008, Debert *et al.*, 2012]. D’une façon générale, la fonction coût s’écrit

$$J = \int_{t_0}^{t_f} L(\mathbf{u}(t), t) dt, \quad (2.2)$$

où $L(\mathbf{u}(t), t)$ est la fonction coût instantanée représentative du critère choisi.

6. La pédale d’accélérateur est interprétée comme une consigne en couple.

Dans le cas du véhicule hybride électrique, la solution qui minimise le critère (2.2) est un mode purement électrique où l'énergie est directement prélevée à la batterie. Malheureusement, l'énergie récupérée par le freinage récupératif ne permet pas, en général, de maintenir l'état de charge \mathbf{x} de la batterie. La fonction coût doit donc intégrer une contrainte d'état final qui garantit un état de charge minimum à la fin de la mission

$$J = \Phi(\mathbf{x}(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} L(\mathbf{u}(t), t) dt, \quad (2.3)$$

où $\Phi(\mathbf{x}(t_f))$ est une fonction de pénalité qui peut être choisie pour que l'état de charge final soit égal à l'état de charge initial $\mathbf{x}(t_f) = \mathbf{x}(t_0)$ [Delprat *et al.*, 2004, Rousseau *et al.*, 2008]. De plus, l'état de charge de la batterie \mathbf{x} étant directement impacté par le contrôle choisi, il est nécessaire de respecter sa dynamique : $\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$.

2.2.2 Résolution du problème d'optimisation énergétique

La gestion de l'énergie est donc un problème de contrôle optimal à horizon fini respectant la dynamique du système et soumis à une contrainte d'état final. Les m variables de commande seront notées sous la forme d'un vecteur $\mathbf{u} \in U \in \mathbb{R}^m$ et les n états du système notés $\mathbf{x} \in X \in \mathbb{R}^n$, avec X et U des espaces vectoriels normés. Le contrôle optimal minimise une fonctionnelle $J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \in \mathbb{R}$ avec une dynamique du système régie par :

$$\dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}),$$

où $(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \mapsto f(\mathbf{x}, \mathbf{u})$ est une fonction de classe \mathcal{C}^1 . De plus, la condition initiale est imposée $\mathbf{x}(t_0) = \mathbf{x}_0$.

Le problème d'optimisation primal se résume donc à :

$$P_0(\mathbf{x}, \mathbf{u}) : \begin{cases} \min_{\mathbf{u} \in U} J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \text{s.c. } \dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{x}(t_0) = \mathbf{x}_0, \end{cases} \quad (2.4)$$

avec un critère à minimiser de la forme

$$X \times U \ni (\mathbf{x}, \mathbf{u}) \mapsto J(\mathbf{x}, \mathbf{u}) = \Phi(\mathbf{x}(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) dt, \quad (2.5)$$

où $\mathbf{x} \mapsto \Phi(\mathbf{x}(t))$ et $(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t) \mapsto L(\mathbf{x}, \mathbf{u}, t)$ sont de classe \mathcal{C}^1 .

Pour résoudre ce problème, il est nécessaire de connaître l'ensemble du parcours. Le parcours et les conditions de roulage du véhicule n'étant pas connus à l'avance, la solution optimale du problème (2.4) établit la référence atteignable par le véhicule sur un parcours donné. Les algorithmes correspondants sont le plus souvent classés dans une approche hors-ligne, car ils ne peuvent aujourd'hui être embarqués dans les véhicules, même si, avec une optimisation sur le temps de calcul, ils peuvent être utilisés en-ligne (par exemple dans une approche prédictive cf. §2.2.4, p. 32). Outre l'aspect référence atteignable, ils donnent des informations sur le comportement de la commande optimale, que l'on pourra par exemple essayer de reproduire.

Deux grandes méthodes ont été développées pour résoudre le problème (2.4), une méthode purement numérique : la programmation dynamique [Sunström *et al.*, 2008, Wu *et al.*, 2002, Lin *et al.*, 2001, Rousseau, 2008, Guzzella et Sciarretta, 2005, Back, 2005, Debert *et al.*, 2010b] et une méthode analytique dite du problème dual équivalent [Delprat, 2002, Dubray, 2002, Scordia, 2004, Guzzella et Sciarretta, 2005]. Ces deux méthodes sont présentées ci-après. Des méthodes moins classiques ont été proposées comme un algorithme utilisant le recuit simulé [Delprat, 2002] ou encore des méthodes de tir [Rousseau, 2008].

2.2.2.1 Commande optimale numérique : la programmation dynamique

Une des méthodes permettant d'obtenir la solution optimale du problème d'optimisation (2.4) est la programmation dynamique [Bertsekas, 2000]. C'est une méthode itérative fondée sur le principe énoncé par Richard Bellman « *Une suite de décisions est optimale si, quel que soit l'état et l'instant considérés sur la trajectoire qui lui est associée, les décisions ultérieures constituent une suite optimale de décisions pour le sous problème dynamique ayant cet état et cet instant comme conditions initiales* » [Bellman, 1957].

Notons :

$$V(\mathbf{x}_t, t) := \min J(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t). \quad (2.6)$$

Le principe énoncé par Bellman découle du théorème suivant

Théorème 1. *Soient $t \in [t_0, t_f[$ et $\mathbf{x}_t \in \mathbb{R}^n$ donnés. Alors pour tout réel $r \in [t, t_f]$*

$$V(\mathbf{x}_t, t) = \min_{\mathbf{u} \in \mathcal{U}} \left\{ \int_t^r L(\mathbf{x}(\tau), \mathbf{u}(\tau), \tau) d\tau + V(\mathbf{x}(r), r) \right\}. \quad (2.7)$$

La structure de l'algorithme est alors relativement simple. Tout d'abord, le problème est discrétisé, c'est-à-dire maillé de Δt le temps t_k , de $\Delta \mathbf{x}$ les états $\mathbf{x}(t_k) = \mathbf{x}_k$ et de Δu les entrées \mathbf{u}_k . Puis, en procédant de façon rétrograde à partir de l'état final en t_f , l'algorithme calcule le coût de passage d'un état donné à un autre jusqu'à ce que la boucle arrive à l'état initial en t_0 . Enfin, il suffit de simuler la commande précédemment stockée dont la trajectoire possède le plus faible coût (trajectoire optimale).

Définition du coût final $V(\mathbf{x}, t_f)$

- **Boucle temporelle rétrograde pour $t_k = t_f : -\Delta t : t_0$**
- **Boucle sur l'état pour $\mathbf{x}_k = \mathbf{x}_{min} : \Delta \mathbf{x} : \mathbf{x}_{max}$**
 - trouver $\mathbf{u}^*(\mathbf{x}_k, t_k) = \arg \min_{\mathbf{u}_k \in U_k} \{ \Delta t L(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, t_k) + V(\mathbf{x}_k + \Delta t f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k), t_k + 1) \}$
- **Fin de la boucle sur l'état**
- **Fin de la boucle temporelle**

Un modèle quasi-statique du véhicule est nécessaire pour le calcul de la commande ayant le plus faible coût pour passer d'un état donné à un autre, c'est-à-dire l'algorithme qui trouve u^* tel que

$$\mathbf{u}^*(\mathbf{x}_k, t_k) = \arg \min_{\mathbf{u}_k \in U_k} \{ \Delta t L(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k, t_k) + V(\mathbf{x}_{k+1}, t_k + 1) \}. \quad (2.8)$$

La Figure 2.5 représente le principe de fonctionnement de l'algorithme de programmation dynamique pour un seul état, l'axe horizontal représente le temps, l'axe vertical l'état. Suite aux boucles temporelles et sur l'état (x est l'état de charge pour un hybride électrique), l'algorithme simule l'ensemble des commandes (ellipse pointillée verte), pour ne retenir que la trajectoire optimale (rouge) et attribuer le coût de la trajectoire optimale en ce point $V(\mathbf{x}_k, t_k)$. Généralement, la commande appliquée en un point donné pendant

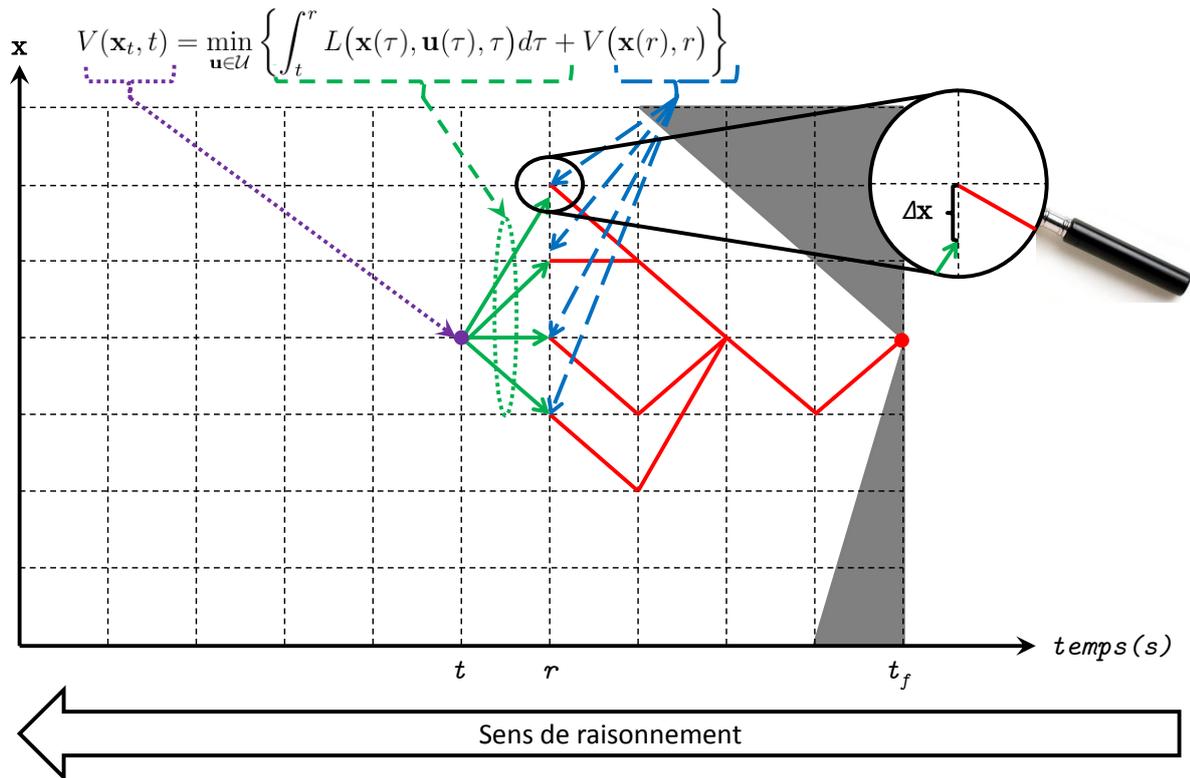


FIGURE 2.5 – Principe de fonctionnement de l'algorithme de programmation dynamique

un pas de temps ne correspond pas exactement à un état discrétisé du système (Δx) [Guzzella, 2007]. L'algorithme procède donc à une interpolation linéaire de la fonction coût (une autre méthode consiste à utiliser le plus proche voisin). Il faut veiller à ce que l'espace d'état soit maillé suffisamment finement pour minimiser les erreurs d'interpolation.

La programmation dynamique permet de réduire la complexité de résolution et donc le temps de calcul, car elle évite le calcul de l'ensemble des possibilités en éliminant les chemins non optimaux. Sa complexité $O(N p^n q^m)$, où N est le nombre d'itérations temporelles, p et q représentent les nombres d'états et de contrôles discrétisés possibles, croît exponentiellement avec le nombre de variables d'états n et le nombre de variables de contrôle m . En pratique, cette méthode est appliquée pour des problèmes ayant un nombre limité d'états et de variables de contrôle.

2.2.2.2 Commande optimale analytique : Principe du Maximum de Pontriaguine (PMP)

La programmation dynamique n'est pas la seule méthode pour résoudre le problème d'optimisation dynamique de gestion d'énergie (2.4). On peut ainsi définir un problème dual ayant la même solution que le problème primal et résoudre un problème simple de minimisation d'une fonctionnelle en intégrant la contrainte et la fonction coût dans une même fonction. Le principe est très intéressant pour une utilisation embarquée sur véhicule.

On introduit l'Hamiltonien associé au problème (2.4)

$$H(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \boldsymbol{\lambda}(t), t) = L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) + \boldsymbol{\lambda}(t)^T f(\mathbf{x}, \mathbf{u}), \quad (2.9)$$

où $\boldsymbol{\lambda}$ est le facteur de Lagrange (ou état adjoint) associé à l'état \mathbf{x} .

En regroupant les trois conditions de stationnarité $\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}}, \frac{\partial}{\partial \mathbf{u}}, \frac{\partial}{\partial \boldsymbol{\lambda}}$, il vient le problème aux deux bouts correspondant au problème d'optimisation (2.4)

$$P'_0(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \left\{ \begin{array}{l} \dot{\mathbf{x}} = f(\mathbf{x}, \mathbf{u}) \\ \mathbf{x}(t_0) = \mathbf{x}^0 \\ \dot{\boldsymbol{\lambda}}^T = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t) \\ \boldsymbol{\lambda}(t_f)^T = \frac{\partial}{\partial \mathbf{x}(t_f)} \Phi(\mathbf{x}(t_f)) \\ \text{où } \mathbf{u} \text{ est solution de } \frac{\partial H}{\partial \mathbf{u}} = 0, \end{array} \right. \quad (2.10)$$

Pour résoudre ce problème il faut éliminer \mathbf{u} des équations par la résolution de $\frac{\partial H}{\partial \mathbf{u}} = 0$. Pour prendre en compte par exemple les limitations des organes de traction, une contrainte $C(\mathbf{u}, t) \leq 0$ sur la variable de contrôle \mathbf{u} est introduite. La résolution est basée sur le principe du maximum énoncé par Lev Pontriaguine [Pontriaguine *et al.*, 1974]

Théorème 2. *Principe du maximum de Pontriaguine : Soient $\mathbb{R} \supset [t_0, t_f] \ni t \rightarrow (\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*, \boldsymbol{\lambda}^*)(t) \in \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^m \times \mathbb{R}^n$ optima du problème (2.10) avec la contrainte $C(\mathbf{u}, t) \leq 0$. Pour tout $t \in [t_0, t_f]$,*

$$H(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}^*, t) \geq H(\mathbf{x}^*, \mathbf{u}^*, \boldsymbol{\lambda}^*, t). \quad (2.11)$$

Le problème est alors résolu simplement par :

$$\mathbf{u}^*(t) = \arg \min_{\mathbf{u} \in U} H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}^*, t). \quad (2.12)$$

Une des difficultés réside dans l'obtention du vecteur de paramètres de Lagrange optimal $\boldsymbol{\lambda}^*(t)$. Cependant, grâce au lien entre la programmation dynamique et le principe du maximum de Pontriaguine démontrable via l'équation d'Hamilton-Jacobi-Bellman (HJB) (voir la thèse de Maxime Debert), il est possible dans certaines conditions d'estimer $\boldsymbol{\lambda}^*(t)$ grâce à la programmation dynamique.

2.2.2.3 Commandes sous-optimales

Les algorithmes utilisés dans les véhicules, classés généralement dans une approche en-ligne, cherchent toujours à minimiser le problème (2.4) mais ne disposent pas de toutes les informations nécessaires pour le résoudre de façon optimale. Ils sont donc sous-optimaux et de nombreux développements ont été proposés pour améliorer leur performance. Dans la littérature, de nombreuses stratégies ont été développées :

- **Contrôle heuristique.** Cette stratégie est certainement la plus basique et la plus simple à mettre en œuvre. Elle est fondée sur des règles préétablies de répartition de couple en fonction de la vitesse, du couple demandé et de l'état de charge [Guzzella et Sciarretta, 2005, Rahman *et al.*, 2002, Ivanco, 2009, Delprat, 2002, Vaccaro et Villaci, 2004, Forgez *et al.*, 2000].
- **ECMS (Equivalent Consumption Minimisation Strategy).** La stratégie ECMS est fondée sur l'approche duale de la commande optimale présentée précédemment. Elle propose de piloter les variables de commande par un facteur de pondération entre le coût de l'énergie électrique et le coût de l'énergie thermique. Son lien étroit avec la théorie du contrôle optimal en fait l'une des stratégies les plus appréciées et l'une des plus efficaces [Paganelli *et al.*, 2002, Guzzella et Sciarretta, 2005, Delprat, 2002, Sciarretta et Guzzella, 2007, Sciarretta *et al.*, 2004b]. Son utilisation en-ligne est aussi très facile. En effet, trouver la commande optimale solution du problème de gestion d'énergie (2.4) est équivalent à trouver à chaque instant la commande minimisant le problème dual

$$H(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), \boldsymbol{\lambda}(t), t) = L(\mathbf{x}(t), \mathbf{u}(t), t) + \boldsymbol{\lambda}(t)^T f(\mathbf{x}, \mathbf{u}).$$

Pour un hybride électrique, l'expression précédente est réduite sous forme de puissance, facilement interprétable

$$H_{eq}(\mathbf{u}(t), \boldsymbol{\lambda}(t), t) = P_f(\mathbf{u}(t), t) + \mathbf{s}(t)^T P_e(\mathbf{u}, t), \quad (2.13)$$

où $P_f(\mathbf{u}(t), t) = H_{PCI} \dot{m}_f(\mathbf{u}(t), t)$ est la puissance thermique contenue dans le carburant avec H_{PCI} le pouvoir calorifique inférieur du carburant et $\dot{m}_f(\mathbf{u}(t), t)$ le débit de carburant, et $P_e(\mathbf{u}, t) = -\dot{\mathbf{x}}(\mathbf{u}, t) \cdot OCV \cdot Q_{max}$ est la puissance électrique de la batterie avec OCV la tension du circuit à vide (Open Circuit Voltage) et Q_{max} la capacité nominale de la batterie. Il vient pour le facteur d'équivalence

$$\mathbf{s}(t) = -\boldsymbol{\lambda}(t) \cdot \frac{H_{PCI}}{OCV \cdot Q_{max}}.$$

Ce facteur, sous l'hypothèse $\dot{\boldsymbol{\lambda}} \approx 0$, est une simple constante dépendante du cycle de conduite (valide sous certaines hypothèses et démontré à partir de l'équation $\dot{\boldsymbol{\lambda}}^T = -\frac{\partial}{\partial \mathbf{x}} H(\mathbf{x}, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}, t)$ de (2.10)). Pour s'assurer d'un maintien d'état de charge de la batterie dans des plages convenables, de nombreux auteurs proposent de piloter ce facteur d'équivalence en fonction de l'état de charge [Sciarretta *et al.*, 2004a, Guzzella, 2007, Chasse *et al.*, 2009] pour un hybride électrique ou en fonction de la pression du réservoir [Ivanco *et al.*, 2010] pour un hybride pneumatique. Dans [Johannesson, 2009, Ambühl *et al.*, 2007], les auteurs proposent d'utiliser les résultats de

la programmation dynamique pour calculer la valeur du multiplicateur de Lagrange. C'est une stratégie intéressante qui sera étudiée au §2.2.3.

- **A-ECMS (Adaptative-ECMS)**. Cette stratégie est fondée sur la stratégie ECMS avec une adaptation à la situation [Mussardo *et al.*, 2005, Jeanneret et Markel, 2004, Ivanco *et al.*, 2010]. Les auteurs utilisent des fenêtres temporelles sur les conditions passées pour appliquer un algorithme de reconnaissance de forme à l'aide d'une chaîne de Markov [Jeon *et al.*, 2002, Ivanco, 2009]. En fonction de la situation reconnue, le facteur d'équivalence de l'ECMS est modifié. Cette stratégie donne des meilleurs résultats qu'un simple algorithme ECMS mais, comme tout algorithme fondé sur des données statistiques, sa robustesse en cas d'évènements non prévus⁷ peut être délicate. C'est aussi une stratégie intéressante qui sera étudiée au §2.2.3.
- **T-ECMS (Telemetric-ECMS)**. Cette stratégie est fondée sur la stratégie ECMS avec prise en compte d'informations télémétriques [Sciarretta *et al.*, 2004b]. Le système de navigation peut fournir, par exemple, des informations sur le profil altimétrique du parcours et cette information peut être utilisée pour mieux employer l'énergie disponible dans la batterie [Ambühl et Guzzella, 2009].
- **MPC (Model Predictive Control)**. Cette stratégie de contrôle prédictif à base de modèle nécessite des instruments permettant de prédire les situations futures (Lidar, système de navigation, communication véhicule à véhicule, ...) et une bonne capacité de calcul. Dans des cas applicatifs simples de micro hybride, le modèle embarqué peut être réduit permettant l'utilisation d'algorithmes comme la programmation quadratique nécessitant peu de temps de calcul [Koot *et al.*, 2005]. Lorsque l'application est plus lourde et non modélisable par un modèle simple, l'optimisation peut se faire à l'aide d'un algorithme de programmation dynamique sur un horizon glissant [Back *et al.*, 2002, Back *et al.*, 2004, Back, 2005, Debert *et al.*, 2010a]. Il sera nécessaire de tester sa sensibilité aux erreurs de prédiction. C'est une stratégie intéressante qui sera développée au §2.2.4.
- **Modèle boîte noire**. Cette approche utilise une base d'apprentissage issue d'algorithmes hors-ligne pour estimer la commande optimale en-ligne via des modèles boîte noire, comme les réseaux de neurones [Scordia, 2004, Colin *et al.*, 2010]. Cette approche donne des résultats intéressants lorsque la situation de roulage reste proche de la situation apprise. Il est clair que la base d'apprentissage doit couvrir l'ensemble des situations qu'un véhicule puisse rencontrer au cours de son utilisation. C'est une stratégie intéressante qui sera utilisée au §2.2.3.
- **SDP (Stochastic Dynamic Programming)**. Cette stratégie est très appréciée outre atlantique [Lin, 2004, Lin *et al.*, 2004, Tate, 2007, Kolmanovsky *et al.*, 2002]. Elle utilise la programmation dynamique stochastique, c'est-à-dire qu'elle utilise le principe de Bellman mais en estimant de manière stochastique le futur coût. Tout comme la stratégie utilisant les modèles boîte noire, c'est la qualité de la base d'apprentissage du modèle stochastique qui fait la performance de l'algorithme. Contrairement à la programmation dynamique classique, la programmation dynamique stochastique ne requiert pas de temps de calcul élevé, mais de la mémoire.

7. c'est-à-dire sortant des conditions rencontrées dans la base de données d'apprentissage

Des applications différentes de ces techniques sont présentées ci-après. La première, concernant l'hybridation pneumatique du moteur à combustion interne, est liée à la thèse de André Ivanco [Ivanco *et al.*, 2010, Colin *et al.*, 2010]. La deuxième, concernant l'hybridation électrique, est liée aux thèses de Maxime Debert (cf §1.2.2) [Debert *et al.*, 2008, Debert *et al.*, 2010a, Debert *et al.*, 2010b, Debert *et al.*, 2012, Debert *et al.*, 2013], de Thomas Miro-Padovani [Miro-Padovani *et al.*, 2013] et de Pierre Michel [Michel *et al.*, 2012, Michel *et al.*, 2013].

2.2.3 Gestion de l'énergie pour un moteur hybride pneumatique

Plusieurs concepts ont été proposés pour améliorer l'efficacité globale des moteurs à combustion interne et donc leurs impacts environnementaux. Parmi eux, le moteur hybride pneumatique diffère significativement de la configuration hybride électrique par le stockage de l'énergie (utilisation de l'air comprimé à la place de l'énergie électrique).

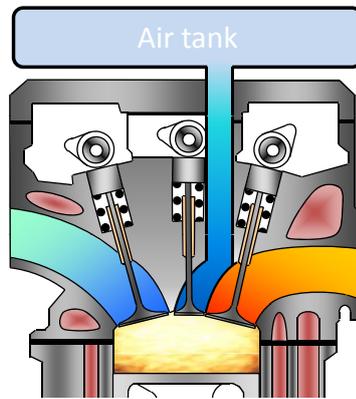


FIGURE 2.6 – Schéma de principe du moteur hybride pneumatique

Dans un moteur hybride pneumatique [Higelin *et al.*, 2002], un même moteur peut fonctionner comme un moteur à combustion interne traditionnel et/ou comme un moteur pneumatique. Il est composé d'un réservoir d'air comprimé lié à la chambre de combustion par une soupape de charge supplémentaire (Figure 2.6). Cela permet au moteur hybride de stocker l'énergie cinétique du véhicule dans le réservoir d'air et de la restituer afin de produire du couple. Le moteur hybride pneumatique peut être considéré comme un hybride parallèle, où le moteur thermique et le moteur pneumatique sont reliés au vilebrequin et peuvent fonctionner séparément ou en même temps dans des modes particuliers (par exemple, le mode « supercharged »). Ce concept, permettant d'obtenir une réduction significative de consommation de carburant, a trois avantages principaux : récupération de l'énergie cinétique ; absence d'embrayage supplémentaire, de réducteur ou de transmission variable ; forte réduction de la cylindrée (downsizing) par réduction du temps de réaction du moteur turbocompressé pendant une accélération [Doenitz *et al.*, 2009].

Pour implémenter le concept proposé, il est nécessaire d'optimiser non seulement le moteur pneumatique, mais aussi la stratégie de gestion de l'énergie. Quatre modes sont considérés : deux modes de propulsion (conventionnel et pneumatique), un récupératif (pompe) et un arrêt du moteur thermique. Le mode conventionnel de propulsion implique

un cycle classique de combustion à quatre temps, où le travail effectif est ajusté en agissant sur le débit massique d'air via le papillon d'admission. Le mode pneumatique de propulsion, où la phase d'admission est suspendue, peut produire du couple à partir de l'air comprimé du réservoir, même à un régime de rotation nul. Le mode pneumatique de récupération (mode pompe) est utilisé pour transformer l'énergie cinétique du véhicule en énergie potentielle sous la forme d'air comprimé stocké dans le réservoir. Pour plus de détails sur les cycles thermodynamiques spécifiques à ce moteur hybride, le lecteur se référera à [Brejaud *et al.*, 2009, Brejaud *et al.*, 2011a, Brejaud *et al.*, 2011b].

Différentes stratégies de gestion de l'énergie ont été étudiées et comparées [Ivanco *et al.*, 2010, Colin *et al.*, 2010] :

- la programmation dynamique : stratégie hors-ligne (cf. §2.2.2.1) donnant la référence à atteindre,
- une stratégie heuristique à base de règles avec l'idée générale de placer le moteur thermique sur les meilleurs points de rendement,
- des stratégies basées sur un coefficient de pénalité appelées Equivalent Consumption Minimization Strategy (ECMS) (cf. §2.2.2.3),
- une stratégie neuronale consistant à apprendre, à partir des variables courantes disponibles, la solution optimale générée par la programmation dynamique et appliquer en-ligne la commande apprise hors-ligne.

Les stratégies de type ECMS minimisent la consommation instantanée et incluent un maintien d'état de charge avec une pénalité sur la pression d'air dans le réservoir. La pression du réservoir du moteur hybride pneumatique peut être considérée comme l'état de charge de la batterie du véhicule hybride électrique. Les énergies sont comparées en J/cycle, avec pour le mode pneumatique :

$$E_{tank} = \dot{m}_{tank} C_p \theta_{tank} \quad (2.14)$$

où \dot{m}_{tank} est le débit massique d'air comprimé, C_p la capacité thermique spécifique et θ_{tank} la température dans le réservoir, et, pour le mode conventionnel :

$$E_f = \dot{m}_f H_{PCI} \quad (2.15)$$

où \dot{m}_f est le débit massique de carburant et H_{PCI} le pouvoir calorifique inférieur du carburant. Le mode conventionnel est alors choisi si $E_{tank} \lambda > E_f$ où λ est le coefficient de pénalité. Comme dans [Ivanco *et al.*, 2010], le coefficient peut être choisi constant (ECMS) ou variable comme illustré à la Figure 2.7, évitant une saturation de la pression dans le réservoir. Les valeurs de λ doivent être déterminées hors-ligne afin d'obtenir le meilleur gain de consommation pour un cycle de conduite donné.

Le coefficient de pénalité, variable ou constant, peut aussi être adapté en-ligne par reconnaissance de cycle de conduite (Driving Pattern Recognition, DPR) [Jeon *et al.*, 2002, Ivanco *et al.*, 2010] et la stratégie est appelée A-ECMS (cf. §2.2.2.3). Plusieurs cycles de conduite peuvent être listés (cf. §2.2.1), par exemple à partir des cycles ARTEMIS : Embouteillage, Urbain, Routier et Autoroutier. Ces motifs peuvent être caractérisés par des distributions empiriques de la demande en couple, par exemple, comme montré à la

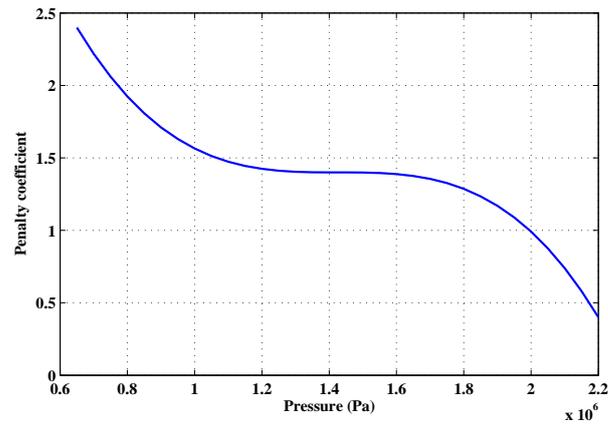


FIGURE 2.7 – Coefficient de pénalité variable en fonction de la pression du réservoir

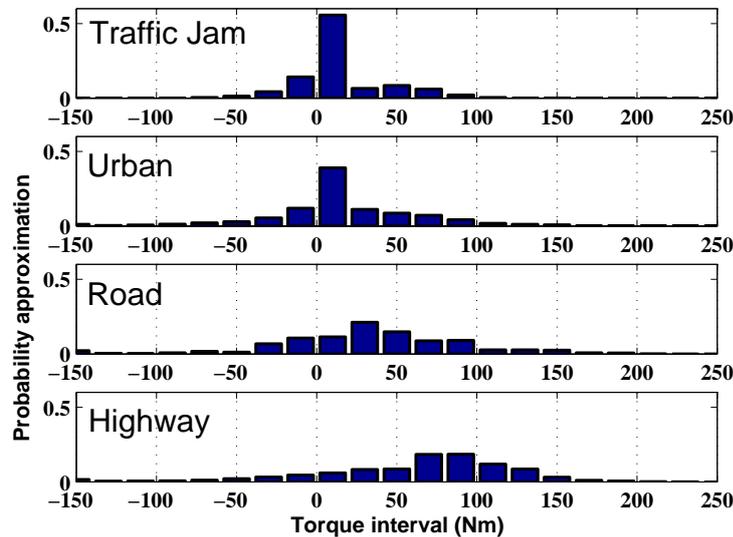


FIGURE 2.8 – Histogrammes de la demande de couple pour les motifs de référence

Figure 2.8. La reconnaissance de motifs à base d’histogrammes, largement utilisée pour la classification d’images ou le suivi d’objets, est proposée ici pour reconnaître la condition de conduite. Les histogrammes sont comparées par corrélation, sur une fenêtre glissante, à des motifs de référence (les cycles ARTEMIS) correspondant à un type de conduite. Cette situation de conduite est supposée rester identique dans un futur proche. La demande de couple et la vitesse du véhicule sont utilisées pour détecter le motif puis le coefficient de pénalité est adapté en fonction du motif reconnu.

La stratégie neuronale utilise un approximateur parcimonieux, universel et flexible, le perceptron avec une couche cachée et une fonction linéaire en sortie. Les régresseurs utiles (entrées du réseau) sont sélectionnés de manière élémentaire par régression pas à pas (stepwise) pour un modèle linéaire. Ils contiennent, entre autres, la pression dans le réservoir, la force de traction, la vitesse et l’accélération du véhicule, le rapport de la

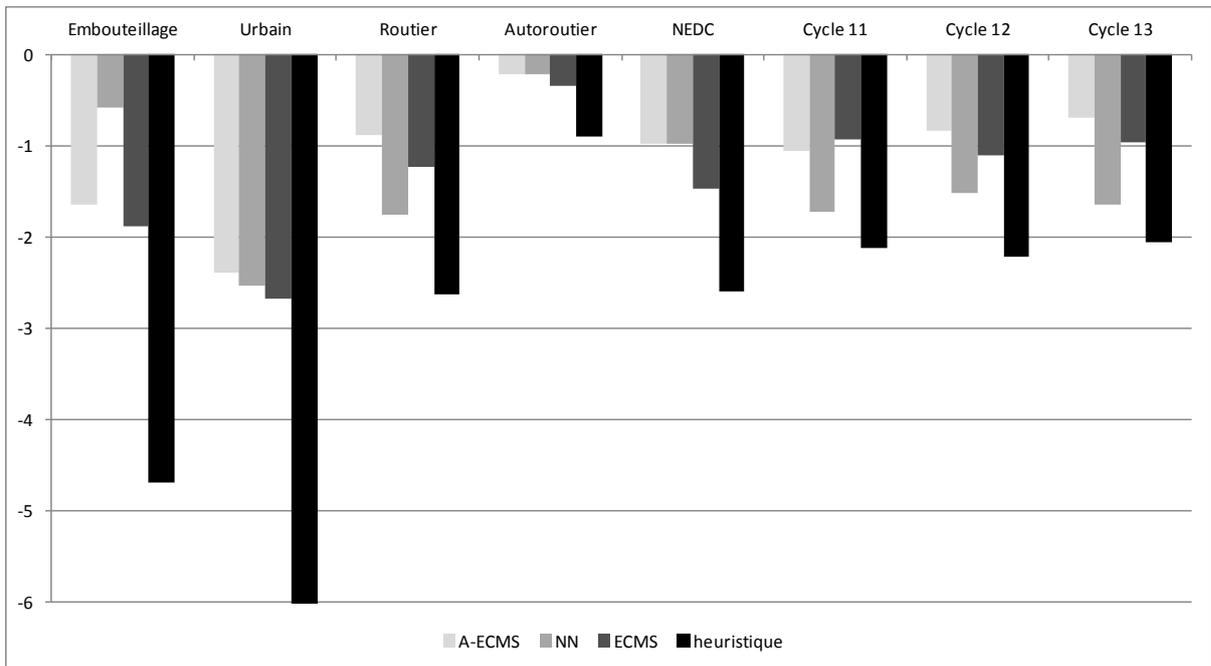


FIGURE 2.9 – Comparaison des stratégies de gestion de l'énergie par rapport à la programmation dynamique pour une sélection de cycles pour un moteur hybride pneumatique

boîte de vitesse, le régime moteur et le couple demandé. L'apprentissage est réalisé en minimisant la moyenne des erreurs au carré avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt sur un cycle combinant les cycles ARTEMIS. Le nombre de neurones cachés correspond au minimum de la consommation de carburant.

Les stratégies sont comparées en simulation sur différents cycles, pour un véhicule de moyenne gamme (masse d'un véhicule m de 1500kg, boîte de vitesse à 5 rapports, moteur essence de 1.6l). Les cycles artificiels 11, 12 et 13 (Figure 2.4) sont utilisés pour valider le comportement des stratégies en extrapolation. Les pressions initiales et finales sont fixées égales à 10 bar pour la stratégie par programmation dynamique, sauf pour le cycle NEDC où la pression finale dépasse 10 bar (lié au gros freinage récupératif en fin de cycle). Cette pression initiale de 10 bar est conservée pour les stratégies en-ligne pour comparer les résultats en termes de consommation. Les différences de pression finale sont considérées négligeables car la différence d'énergie restante dans le réservoir est faible. La Figure 2.9, affichant la différence de consommation de carburant (en %) par rapport à la programmation dynamique pour quelques cycles et une sélection des stratégies, montre que la stratégie neuronale est équivalente aux stratégies A-ECMS et ECMS mais est meilleure que la stratégie heuristique et ce même pour des cycles non appris (cycles NEDC, 11, 12 et 13).

Dans cette section, des stratégies de gestion de l'énergie ont été passées en revue, évaluées et appliquées pour un moteur hybride pneumatique. Une stratégie neuronale a aussi été proposée. Toutes les stratégies peuvent être utilisées en temps réel. Elles ont été

simulées sur différents cycles et comparées à une stratégie optimale obtenue par programmation dynamique. Les résultats montrent que le concept de moteur hybride pneumatique permet d'obtenir des gains intéressants en termes de consommation et que des stratégies de gestion de l'énergie en temps réel, comme les stratégies neuronale ou A-ECMS, permettent d'approcher l'optimum.

2.2.4 Gestion prédictive de l'énergie

La commande proposée ici repose sur l'idée d'utiliser les informations futures, obtenues par exemple via les systèmes de navigation. La commande prédictive est appropriée car elle repose sur l'utilisation des consignes futures. Le principe est alors de répéter à chaque pas de temps les étapes suivantes :

- génération de la trajectoire (consigne) future,
- minimisation d'une fonction coût sur un horizon de prédiction afin de déterminer la séquence optimale de commande,
- application du premier contrôle uniquement.

Le véhicule considéré ici a une transmission hybride de type dérivation de puissance dite bi-mode (HEAT, Hybrid Electric Automatic Transmission). L'architecture mécanique et électrique a été conçue pour être très efficace et peu encombrante. Cette architecture particulière, privilégiant la transmission mécanique à haut rendement, permet de simplifier l'optimisation et de réduire le temps de calcul, moyennant une faible perte d'optimum. L'architecture mécanique simplifiée, présentée à la Figure 2.10, est composée d'au moins trois trains épicycloïdaux. Les phases de transition de mode sont gérées pour être transparentes d'un point de vue du conducteur par des actionneurs de type embrayage piloté. Le rapport de réduction K (le rapport entre le régime du moteur thermique w_i et la vitesse de rotation de la roue w_0) dépend de la vitesse de rotation des machines électriques w_{e1}, w_{e2} .

Un modèle quasi-statique longitudinal d'un véhicule est utilisé pour déterminer les émissions de CO_2 (L) et la variation d'état de charge \dot{x} . Ce modèle du véhicule respecte l'architecture générale présentée sur la Figure 2.11. A partir de l'accélération a et de la vitesse v du cycle, un modèle du véhicule déduit les couples T_o et vitesse ω_o à la roue. A partir d'un modèle de la transmission et de la répartition d'énergie souhaitée, les couples T et les vitesses ω des machines électriques (indice e) et du moteur thermique (indice i) sont déterminés. Ensuite, à l'aide des modèles des machines, la puissance électrique consommée à la batterie est déduite. Enfin, à l'aide du modèle dynamique f de la batterie, l'état de charge x est calculé.

Au temps t_0 , la trajectoire future en vitesse $\hat{w}_o(\tau)$, $\tau \in [t_0; t_0 + t_p]$ sur l'horizon de prédiction t_p est supposée connue. Un algorithme d'optimisation doit alors déterminer la commande optimale $\mathbf{u}(\tau)$ minimisant les émissions de CO_2 sur la future trajectoire en couple à la roue $\hat{T}_o(\tau)$. Les deux variables manipulées sont le couple demandé au moteur thermique T_i et la puissance demandée aux machines électriques P_e . Ce problème

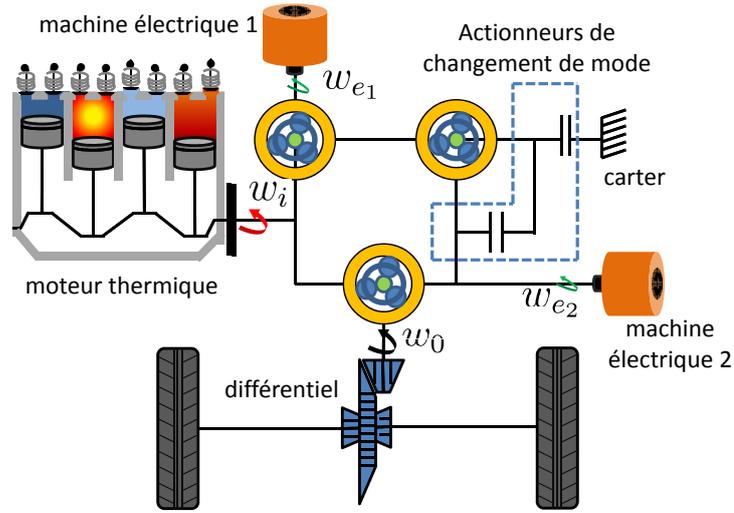


FIGURE 2.10 – Exemple d'architecture bi-mode avec ses actionneurs de changement de mode

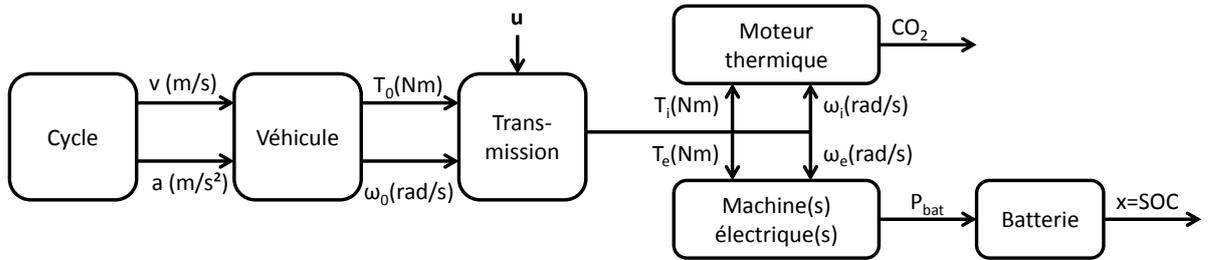


FIGURE 2.11 – Modélisation quasi-statique d'un véhicule hybride

d'optimisation, équivalent au problème (2.4) sur un horizon, peut s'écrire :

$$\begin{cases} \min_{\mathbf{u}} J(\hat{x}, \mathbf{u}) = \int_{t_0}^{t_0+t_p} L(\mathbf{u}(t)) dt + \Phi(\hat{x}(t_0 + t_p)) \\ \text{s.c. } \dot{\hat{x}}(t) = f(\hat{x}(t), \mathbf{u}(t)), \quad \hat{x}(t_0) = x(t_0) \\ \hat{x}(t) \in \mathfrak{N}(t), \forall t \geq 0 \\ \mathbf{u}(t) \in U, \forall t \geq 0. \end{cases} \quad (2.16)$$

où $\Phi(x)$ est une fonction de pénalité garantissant un maintien d'état de charge x de la batterie [Back *et al.*, 2002] à une valeur minimale x_{end}

$$\Phi(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x \geq x_{end} \\ \infty & \text{si } x < x_{end}. \end{cases} \quad (2.17)$$

La fonction de pénalité $L(\mathbf{u}(t))$ est une représentation des émissions de CO_2 , $\mathbf{u}(t) = [T_i, P_e]$ est le vecteur de commande et $x(t)$ la variable d'état représentant l'état de charge. L'ensemble des contraintes d'état et d'entrée X, U est défini par :

$$\begin{aligned} U &= \{\mathbf{u} \in \mathbb{R}^2 \mid \mathbf{u}_{min}(t) \leq \mathbf{u} \leq \mathbf{u}_{max}(t)\} \\ X &= \{x \in \mathbb{R} \mid x_{min} \leq x \leq x_{max}\} \end{aligned} \quad (2.18)$$

où x_{min} , x_{max} sont les limitations physiques de l'état de charge de la batterie et \mathbf{u}_{min} , \mathbf{u}_{max} sont les saturations sur la commande telles que les limitations du moteur électrique et thermique. Il est possible d'ajouter des limitations sur la variation de vitesse du moteur thermique pour des raisons d'agrément sonore.

Pour résoudre ce problème en temps réel, un algorithme d'optimisation efficace doit être utilisé. Dans [Koot *et al.*, 2005] sur un alerno-démarrreur renforcé sur la courroie d'accessoire, les auteurs approchent le critère par un polynôme du second ordre et peuvent alors utiliser un algorithme d'optimisation quadratique. Cependant cette méthode, efficace en temps de calcul, n'est pas adaptée à la configuration d'un hybride à dérivation de puissance. Pour son optimalité, son côté générique et la prise en compte directe des non-linéarités, la programmation dynamique a donc été retenue (voir §2.2.2.1). Cependant, des améliorations doivent être apportées sur le temps de calcul [Back *et al.*, 2002, Debert *et al.*, 2010a].

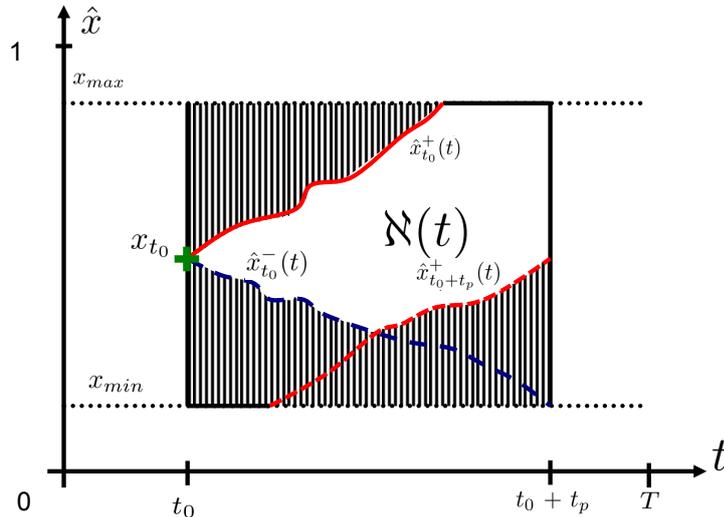


FIGURE 2.12 – Réduction de la grille de recherche de la programmation dynamique prenant en compte les contraintes : $\hat{x}_{t_0+t_p}^+(t)$ est la recharge maximale respectant les contraintes d'état de charge, $\hat{x}_{t_0}^-(t)$ (resp. $\hat{x}_{t_0}^+(t)$) est la trajectoire maximale de décharge (resp. recharge) en partant de l'état de charge x_{t_0}

La première voie est la réduction de la grille de recherche. Une nouvelle grille \aleph (Figure 2.12) a donc été proposée en considérant les capacités maximales de récupération d'énergie et les limitations de la batterie [Back *et al.*, 2004].

La réduction de la grille de recherche n'est pas suffisante pour l'implémentation en temps réel. Pour cela, lier les variables manipulées permet de réduire le temps de calcul [Debert *et al.*, 2010b]. La Figure 2.13 présente les pertes des chemins électrique et thermique issues des résultats de la programmation dynamique pour différents cycles avec un maintien de la batterie à 50 % d'état de charge. Les résultats montrent que, sur

l'ensemble des cycles analysés, la principale source de perte provient du moteur thermique, du fait du très bon rendement de l'architecture mécanique considérée.

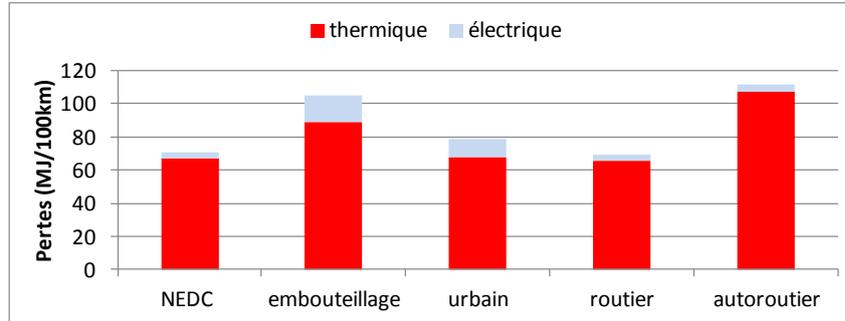


FIGURE 2.13 – Pertes liées au moteur thermique et au moteur électrique pour différents cycles de conduite

La stratégie proposée va donc favoriser les points de fonctionnement du moteur thermique à meilleur rendement en fixant le régime w_i et le couple T_i en fonction de la puissance P_i . La Figure 2.14 présente cette courbe de meilleur rendement pour une puissance donnée $[T_i, w_i] = g(P_i)$.

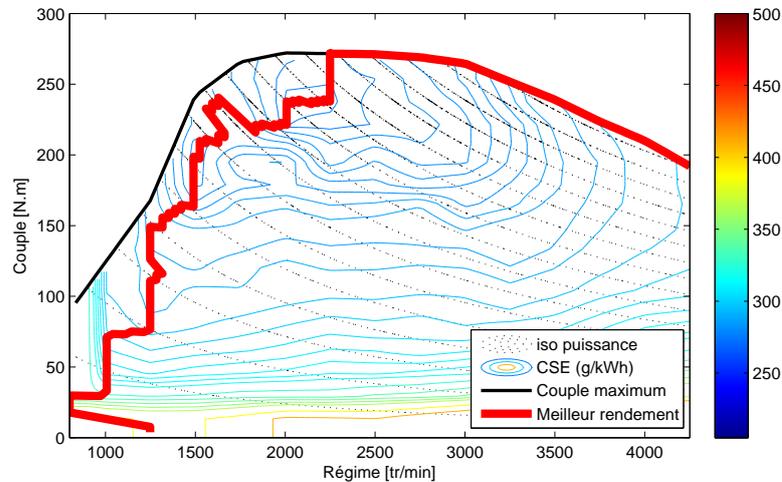


FIGURE 2.14 – Cartographie de la consommation spécifique (CSE, g/kWh) du moteur thermique en fonction du régime w_i et du couple T_i . La fonction g (ligne rouge) minimisant la consommation lie alors les variables w_i et T_i en fonction de la puissance demandée au moteur thermique P_i

Ainsi, le système est davantage contraint et devient donc monovisible $u = P_e$. Cette stratégie est donc sous-optimale en termes de consommation mais est acceptable pour la commande prédictive. En effet, pour un cycle NEDC, cette stratégie augmente la consommation de 3 % mais réduit le temps de calcul d'un coefficient 62 [Debert *et al.*, 2010b]. Il est alors possible d'appliquer la commande prédictive via la programmation dynamique

en temps réel.

Impact de l'horizon de prédiction

La capacité de la batterie est fixée à 1.3 kWh, typique des véhicules hybrides (par exemple la Toyota Prius III). Comme la gestion de l'énergie prédictive ne contraint pas la récupération d'énergie cinétique (2.17), l'état de charge final n'est pas exactement le même pour différents horizons de prédiction. Ainsi, les émissions de CO_2 ne peuvent être directement comparées, mais elles peuvent être comparées aux émissions optimales issues de la programmation dynamique [Debert *et al.*, 2010b] (la programmation dynamique est relancée pour chaque horizon avec la bonne valeur d'état de charge final). La Figure 2.15 présente les émissions de CO_2 supplémentaires pour les cycles ARTEMIS (cf. §2.2.1). La relation entre les émissions de CO_2 et la longueur de l'horizon de prévision peut être approchée par une exponentielle décroissante $Z = \alpha \cdot e^{-\beta t_p}$. L'augmentation de l'horizon de prévision de 2 secondes à 3 secondes est donc plus efficace pour réduire les émissions de CO_2 que l'augmentation de 20 secondes à 21 secondes.

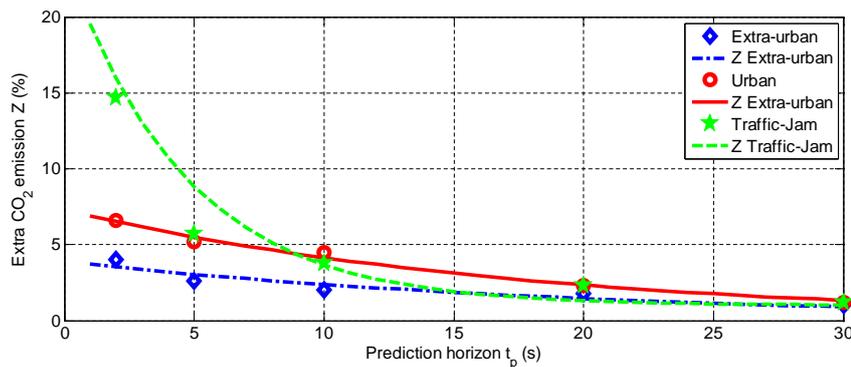


FIGURE 2.15 – Influence de l'horizon de prédiction t_p sur les émissions de CO_2 supplémentaires pour différents cycles

Impact de l'incertitude de prédiction

L'étude consiste à réaliser 80 fois le même cycle avec incertitudes sur un simulateur pour un horizon de prédiction donné. Une erreur centrée normalement distribuée sur la vitesse du véhicule est ajoutée à chaque pas de temps. L'écart type choisi est de 1.7 km/h ce qui est cohérent avec les performances dynamiques de la voiture. Les résultats de la Table 2.1 montrent les émissions moyennes avec incertitudes comparées avec une prédiction parfaite. Les différences montrent qu'une erreur faible sur la prédiction de la vitesse a relativement peu d'impact sur la performance de la stratégie prédictive (l'incertitude peut même améliorer la stratégie pour certains horizons courts). Cette robustesse aux incertitudes est nécessaire pour l'application sur un véhicule.

Du fait du temps de calcul, les optimisations globales comme la programmation dynamique ne sont pas directement utilisables sur un véhicule. Cependant, si les futures

Cycle / Horizon (s)	5	10	20	30
Extra-urbain	+0.6 %	+1.2 %	+0.9 %	+0.9 %
Urbain	-0.3 %	-0.8 %	0 %	+0.6 %
Embouteillage	+1 %	+1.2 %	+0.9 %	+0.9 %
NEDC	+0.7 %	0 %	0 %	+0.5 %

TABLE 2.1 – Moyenne des émissions supplémentaires de CO_2 pour différents cycles réalisés 80 fois avec incertitudes dans la prédiction pour un maintien d'état de charge autour de 30 %

conditions de roulage peuvent être prédites, les optimisations globales sont très intéressantes. En réduisant le temps de calcul, il est alors possible de mettre en place une commande prédictive basée sur cette approche. Grâce à des modifications, la gestion prédictive de l'énergie a été rendue possible pour un véhicule hybride électrique. Une analyse de sensibilité a par ailleurs montré que les émissions de CO_2 décroissent exponentiellement avec l'horizon de prédiction et que la stratégie proposée est robuste aux incertitudes de prédiction.

2.2.5 Gestion optimale de l'énergie prenant en compte le confort

Dans la littérature, la gestion de l'énergie minimise généralement un critère de consommation, de pollution ou une combinaison des deux. Dans l'établissement de la référence de consommation, la contrainte d'agrément de conduite est presque toujours négligée. Pourtant, négliger cette contrainte revient à surestimer le potentiel réel du véhicule. En effet, les résultats obtenus par la programmation dynamique avec des critères classiques donnent des commandes optimales erratiques inconfortables et inacceptables pour les passagers. Ajouter un critère de confort dans la minimisation permet d'obtenir un résultat plus proche d'une solution réellement atteignable par les stratégies embarquées. Malheureusement, ajouter un critère de confort en pénalisant les variations de la commande nécessite un état supplémentaire, ce qui augmente grandement la complexité de résolution. Une solution est proposée ici pour prendre en compte l'agrément de conduite sans compromis sur le temps de résolution du problème.

Le véhicule hybride « par la route » considéré ici nommé Velroue est équipé d'un moteur thermique accouplé à une boîte de vitesse robotisée sur le train avant et de deux moteurs roues à l'arrière (Figure 2.2.5). Un système de désaccouplement des moteurs roues au dessus de 90 km/h favorise la compacité de cette technologie. Bien qu'il soit intéressant, d'un point de vue énergétique, de recharger la batterie via le moteur thermique, cette fonction n'est pas possible pour ce véhicule⁸. Pour des raisons économiques le véhicule n'est pas équipé d'un alerno-démarrateur renforcé permettant les arrêts et démarrages fréquents du moteur thermique.

Le modèle quasi-statique du véhicule repose sur le modèle générique comme celui de

8. Le basculement des couples moteurs entre l'avant et l'arrière du véhicule fait tanguer le véhicule



FIGURE 2.16 – Schéma du véhicule hybride électrique Velroue

la Figure 2.11. Il est repris intégralement dans [Debert *et al.*, 2012]. Pour optimiser la consommation sur ce véhicule, l'algorithme de gestion de l'énergie dispose d'un vecteur de contrôle $\mathbf{u}(t)$ qui inclut le rapport de boîte $g_n \in \{0, 1, 2, 3, 4, 5\}$ et la répartition de couple T_{split}

$$T_{split} = \frac{T_i}{T_0},$$

avec T_i le couple du moteur thermique et T_0 le couple total transmis.

L'indice de performance quantifiant le coût énergétique du véhicule le long du trajet (voir le problème (2.4)) s'écrit :

$$J = \int_{t_0}^{t_f} L(\mathbf{u}(t))dt + \Phi(x(t_f)). \quad (2.19)$$

où $L(\mathbf{u}(t))$ représente la consommation instantanée de carburant et $\Phi(x(T))$ est une fonction assurant une valeur finale souhaitée d'état de charge de batterie à la fin de la mission.

Les résultats obtenus par la programmation dynamique montrent que la séquence de contrôle optimal est erratique avec un changement de rapport à chaque pas d'échantillonnage (Figure 2.17) puisque l'algorithme choisit le meilleur contrôle pour minimiser la consommation sans considérer les contraintes d'agrément.

Un nouveau terme est alors ajouté à la fonction coût [Lee *et al.*, 1998]. Par exemple, [Opila *et al.*, 2008] ont choisi de pénaliser chaque changement de rapport de manière équitable. Pour éviter les désagréments liés aux rétrogradages importants, la pénalité est mise ici sous une forme quadratique. Dans sa forme discrète, la fonction coût s'écrit

$$\tilde{J}(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k) = \Phi(\mathbf{x}_N) + \sum_{k=0}^{N-1} L(\mathbf{u}_k) \cdot \Delta t + \sum_{k=0}^{N-1} \Delta t \cdot \alpha \cdot [g_{n_{k+1}} - g_{n_k}]^2, \quad (2.20)$$

avec α un facteur de pondération positif (nul si le rapport est le neutre) et Δt la période d'échantillonnage. Un facteur faible assure une consommation proche de l'optimum de

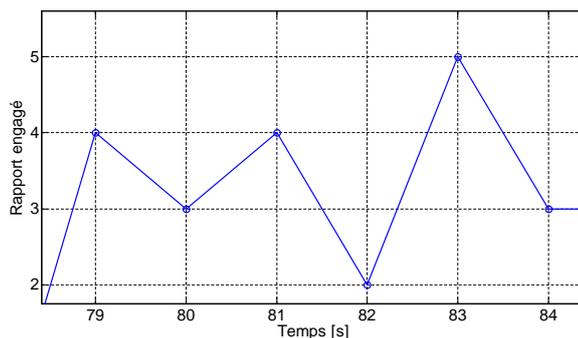


FIGURE 2.17 – Illustration d’une commande erratique obtenue par la programmation dynamique

consommation sans aucun confort, à l’inverse un facteur important améliore essentiellement le confort au détriment de la consommation.

Pour implémenter ce critère de confort, le problème d’optimisation est modifié puisque la fonction coût J dépend du rapport engagé à l’instant d’après en considérant ce rapport comme un état du problème :

$$\mathbf{x} = \begin{bmatrix} \xi \\ g_{n_{k+1}} \end{bmatrix}. \quad (2.21)$$

où ξ est l’état de charge de la batterie.

Cette modification augmente la complexité de résolution de l’algorithme (donc le temps de résolution), et les résultats doivent être représentés avec une nouvelle dimension. Du fait de l’augmentation du temps de calcul, ajouter un terme à la fonction coût dans le but d’être plus proche d’une solution réaliste est généralement abandonné. La solution sous-optimale proposée suppose que la commande de rapport de boîte suivante $g_{n_{k+1}}$ est optimale⁹ puisque le poids du nouveau terme pénalisant les changements de rapports est relativement faible. Le rapport engagé $g_{n_{k+1}}$ est supprimé du vecteur d’état(2.21) et la gestion de l’énergie redevient un problème d’optimisation à une seule variable d’état avec une complexité p fois plus petite que la solution optimale. De plus, la sous-optimalité n’excède pas 1 % pour les trois cycles qui requièrent le plus d’énergie (par exemple le cycle routier sur la Figure 2.18). La Figure 2.18 montre le pourcentage de surconsommation en fonction de l’amélioration du confort pour les deux méthodes sur les cycles routier et urbain. Pour un même niveau de confort, la surconsommation engendrée par la méthode sous-optimale comparativement à la méthode optimale est faible (dans la plupart des cas). Enfin, la surconsommation engendrée par les deux méthodes peut être considérée comme mineure au regard de l’accroissement considérable du confort.

La Figure 2.19 montre les aspects de la trajectoire de la commande de boîte qui peuvent être attendus quand le critère diminue de 40 % et 70 %. Autour de 150s, on constate une diminution drastique des changements de rapport. Avec une réduction de 40 % du critère, le confort est quasiment équivalent au véhicule conventionnel équipé d’une boîte de vitesse robotisée et est donc considéré acceptable.

9. la programmation dynamique fonctionne dans le sens inverse du temps

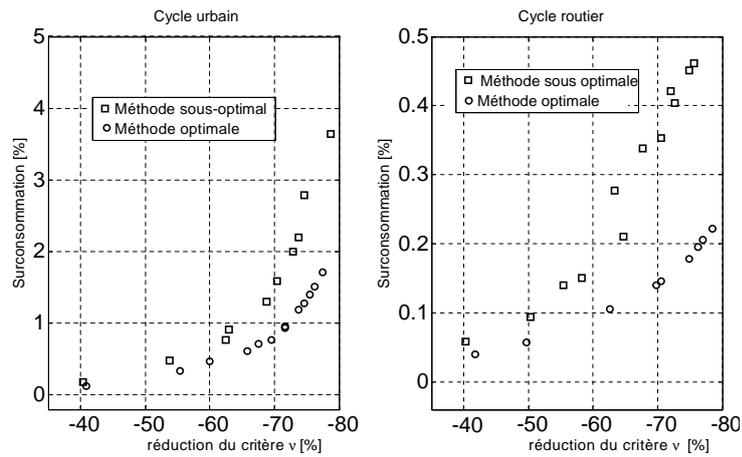


FIGURE 2.18 – Surconsommation en fonction de l’amélioration du confort pour les cycles urbain et routier

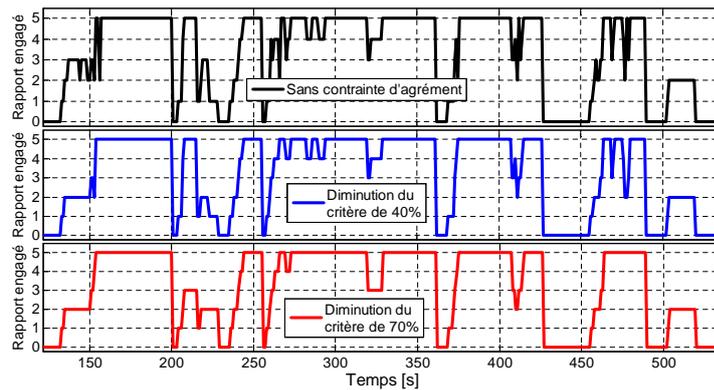


FIGURE 2.19 – Trajectoire des commandes des rapports de boîte pour des réductions de 40 % et 70 % du critère sur le cycle autoroutier

Enfin, implémenter un critère de confort avec une méthode optimale requiert un temps de calcul qui en moyenne est vingt fois plus long par rapport à la minimisation classique. Pour ce qui est de l’espace mémoire nécessaire, la réduction de capacité est comparable, puisque la grille de recherche est multipliée par le nombre d’états supplémentaires. La solution sous-optimale, ne requérant pas d’état supplémentaire, le temps de calcul est similaire à l’optimisation énergétique classique. Elle semble être indiquée pour implémenter un critère de confort dans le but de fournir une référence plus réaliste de consommation optimale atteignable sur le véhicule hybride.

Pour évaluer la performance des stratégies embarquées dans le véhicule, il est intéressant de posséder une référence réaliste, atteignable et acceptable. Adjoindre un critère de confort dans la fonction coût adoucit la commande erratique généralement obtenue en optimisant un simple critère de consommation. Si le temps de calcul n’est pas un problème,

la méthode optimale à deux états est recommandée car elle fournira la réponse exacte au problème posé. Sinon, la méthode sous-optimale décrite permet d'obtenir une référence plus réaliste que celle obtenue par une optimisation sur un critère classique.

2.2.6 Gestion de l'énergie pour un véhicule hybride rechargeable

La loi de gestion de l'énergie présentée ici peut être destinée à un véhicule hybride thermique électrique rechargeable disposant d'un système de navigation. Ce système permettra d'apporter des indications sur le futur parcours. Dans un premier temps, l'utilisateur saisit la destination choisie sur son système de navigation puis choisit ce qu'il souhaite optimiser (CO_2 , carburant, coût du trajet fonction des prix de l'énergie thermique et électrique, ...).

La stratégie proposée, résumée à la Figure 2.20, repose sur trois étapes :

- **Prédiction** : Le parcours renseigné par le système de navigation est décomposé en plusieurs morceaux caractérisés par un profil énergétique type : embouteillage, urbain, routier, autoroutier. Cette fonction peut être réalisée à l'aide d'un algorithme de régression logistique.
- **Optimisation macroscopique** : La trajectoire macroscopique de l'état d'énergie de la batterie sur le parcours est calculée. Cette optimisation peut être réalisée à partir de résultats issus de la programmation dynamique sur les profils énergétiques types.
- **Optimisation microscopique** : Une régulation optimale de l'état d'énergie de la batterie est réalisée en-ligne suivant la sollicitation du véhicule. Cette stratégie est donc une extension de la stratégie ECMS capable de suivre une consigne d'état d'énergie.

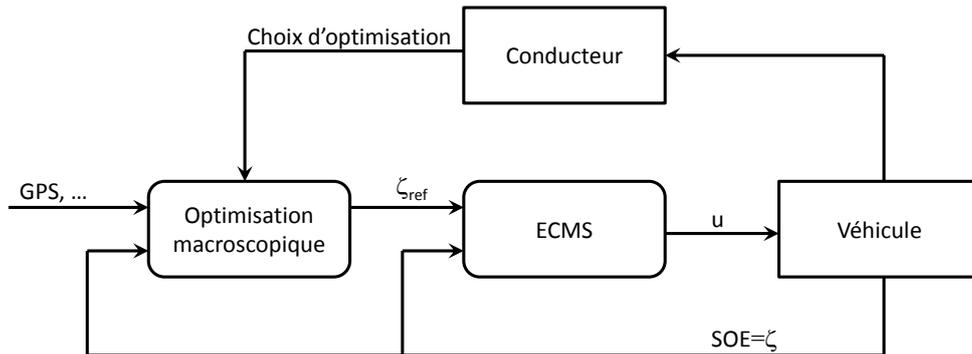


FIGURE 2.20 – Schéma bloc du fonctionnement de la stratégie sur véhicule

Il convient alors de bien définir l'état d'énergie SOE (State of energy) comparativement à l'état de charge SOC (State of Charge) :

$$\begin{aligned}
 SOC &= \xi \triangleq \frac{Q_x}{Q_{max}}, \\
 SOE &= \zeta \triangleq \frac{E_x}{E_N},
 \end{aligned}$$

où Q_x correspond à la capacité de charge restante dans la batterie et Q_{max} la capacité maximale (en A.h), et où E_x correspond à l'énergie restante et E_N l'énergie nominale.

Sur un véhicule hybride classique de type Prius III (1.3kWh), la différence entre SOC et SOE est imperceptible, et pour cela les premiers travaux de gestion de l'énergie pour les véhicules hybrides conventionnels se sont appuyés sur la notion d'état de charge. Par contre, un véhicule hybride de 20 kWh, entre 100 % et 90 % de SOC peut parcourir environ 15 km alors qu'entre 10 % et 0 % de SOC ne fait plus que 7 km¹⁰. Il est donc plus adéquat de travailler avec une notion d'état d'énergie pour optimiser l'énergie des véhicules hybrides rechargeables. Cependant, une des difficultés réside dans l'estimation de l'énergie E_x en-ligne dans le calculateur de la batterie. En effet, plusieurs phénomènes peuvent modifier l'énergie restante comme la température, la profondeur¹¹ de charge ou décharge [Mamadou, 2010]. Pour des raisons de simplicité de modélisation et d'utilisation dans un algorithme d'optimisation, l'état d'énergie SOE est calculée via une fonction non linéaire f de l'état de charge SOC : $SOE = f(SOC)$.

La gestion de l'énergie, se basant sur la stratégie ECMS (2.13), doit être légèrement modifiée pour prendre en compte les déviations d'état d'énergie par rapport à la trajectoire de référence ζ_{ref} . Le critère à minimiser devient :

$$J = \int_{t_0}^{t_f} \{L(\mathbf{u}) + \alpha (\zeta_{ref}(\tau) - \zeta(\tau))^{2q}\} d\tau. \quad (2.22)$$

où $L(\mathbf{u}) = H_{PCI} \cdot \dot{m}_f(\mathbf{u})$ représente la fonction coût pour une minimisation de la consommation avec H_{PCI} le pouvoir calorifique du combustible. α est un facteur de pondération et $q \in \mathbb{N}$ détermine le degré de pénalité de la variation d'état d'énergie.

Selon la théorie du contrôle optimal (cf. §2.2.2.2), on écrit d'abord l'hamiltonien :

$$H(\zeta, \mathbf{u}, \boldsymbol{\lambda}) = L(\mathbf{u}) + \alpha (\zeta_{ref}(\tau) - \zeta(\tau))^{2q} + \lambda(t) \cdot \dot{\zeta}(t), \quad (2.23)$$

Puis, comme pour l'ECMS (cf. §2.2.2.3), on remet l'équation sous forme de puissance. Il vient alors :

$$\mathbf{u}^* = \arg \min_{\mathbf{u}} \{P_f(\mathbf{u}) + s(\zeta) \cdot P_e(\zeta, \mathbf{u})\}, \quad (2.24)$$

avec $s(\zeta)$ le facteur d'équivalence normalisé, P_f la puissance thermique contenue dans le carburant et P_e la puissance batterie.

La gestion de l'énergie revient donc à minimiser à chaque instant l'Hamiltonien équivalent dépendant de la vitesse du véhicule, du couple à la roue, du facteur d'équivalence et de la commande appliquée. Si le temps de calcul est problématique, un algorithme d'optimisation hors-ligne peut déterminer la commande minimisant l'Hamiltonien équivalent et la solution explicite est sauvegardée sous la forme d'une cartographie. La densité des points permet d'améliorer l'efficacité de la stratégie au détriment de la taille mémoire du calculateur. Le pilotage du facteur d'équivalence se fait par bouclage en fonction de l'état d'énergie pour le maintenir dans une plage adéquate [Ambühl et Guzzella, 2009] :

$$s(\zeta(t)) = s_o + \int_0^t \frac{(\zeta_{ref} - \zeta(t))}{T_i} d\tau + \frac{\tilde{\alpha} (\zeta_{ref} - \zeta(t))^{2q-1}}{Q_{max} OCV(\zeta)}. \quad (2.25)$$

10. sur un cycle NEDC

11. Puissance prélevée ou restituée à la batterie

où ζ_{ref} représente la consigne de maintien d'état d'énergie souhaité, T_i la constante de convergence de la correction intégrale, $\tilde{\alpha}$ le facteur de pondération de la correction proportionnelle. Il s'agit d'un pilotage du facteur auto-adaptatif aux conditions de roulage. Dans [Ambühl et Guzzella, 2009], les auteurs utilisent ce pilotage pour tenir compte des pentes et maximiser ainsi le potentiel de stockage électrochimique de la batterie dans les zones montagneuses. Ce principe est exploité pour tenir compte des pentes mais aussi des conditions de roulage pour un hybride plug-in. Ainsi le facteur s_o est fourni à l'aide d'un modèle de type « feedforward » en fonction des conditions de roulage à l'image de [Kermani *et al.*, 2008].

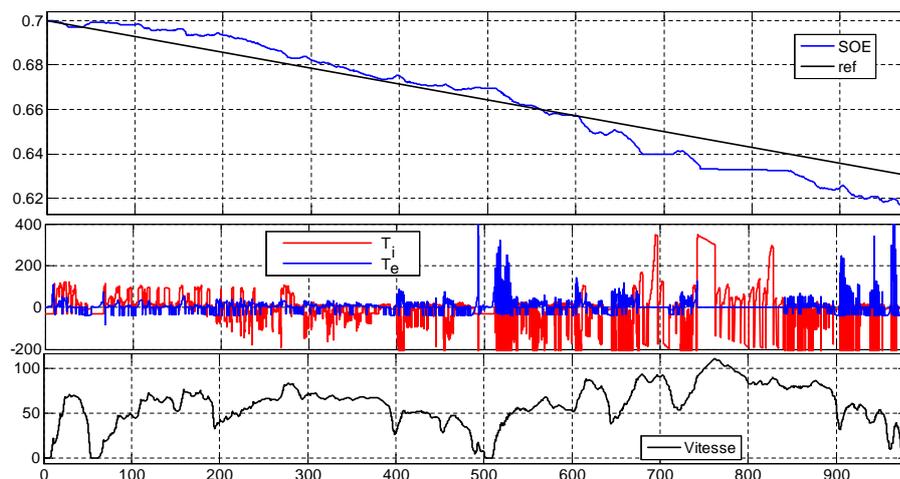


FIGURE 2.21 – Validation du principe de l'ECMS suivant une trajectoire de référence, fondé sur l'état d'énergie de la batterie, obtenue sur le cycle routier avec le véhicule Velroue pour une trajectoire de référence commençant à 70 % d'état d'énergie et finissant à 60 % d'état d'énergie

Les résultats de cette stratégie embarquée sur le véhicule prototype Velroue (Figure 2.2.5) peuvent être visualisés sur la Figure 2.21. Le premier graphique montre la conséquence de cette répartition sur l'état d'énergie de la batterie pour une trajectoire ζ_{ref} partant à 70 % d'état d'énergie et arrivant à 63 % d'état d'énergie à la fin du cycle routier. Le deuxième graphique représente la répartition de couple optimale entre les deux organes de traction générée par la loi de gestion de l'énergie ECMS (2.24) basé sur (2.25). T_i (resp. T_e) représente le couple du moteur thermique (resp. machines électriques). Le troisième graphique représente la vitesse du véhicule. A noter qu'au delà de 90 km/h seul le moteur thermique peut fournir la puissance nécessaire à l'avancement du véhicule (machines électriques éteintes entre 750 et 850 secondes).

Dans cette section, une gestion de l'énergie pour les véhicules hybrides rechargeables a été présentée. Il a alors été nécessaire de redéfinir l'état de charge en état d'énergie. La stratégie proposée permet de suivre, via une optimisation macroscopique et la connaissance de la future trajectoire du véhicule à suivre, une consigne optimale d'état d'énergie. Son principe a été validé sur un véhicule hybride rechargeable électrique prototype.

2.2.7 Prise en compte d'autres contraintes dans la loi de gestion d'énergie

Dans la littérature, des contraintes sont parfois négligées dans la loi de gestion de l'énergie. C'est ainsi que dans la thèse en cours de Pierre Michel une gestion de l'énergie prenant en compte les émissions de polluants est déterminée. Dans le critère à minimiser (voir §2.3), il est nécessaire d'ajouter les émissions de polluants m_{exh_i} en sortie du catalyseur (et pas en sortie du moteur!) :

$$\begin{aligned} J_{pollu} &= \Phi(SOC(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} ((1 - \sum_i \alpha_i) \dot{m}_f(u(t), t) + \sum_i \alpha_i \dot{m}_{exh_i}(\mathbf{x}(t), u(t), t)) dt \\ &= \Phi(SOC(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} L_{pollu}(\mathbf{x}(t), u(t), t) dt \end{aligned} \quad (2.26)$$

avec α_i la pondération souhaitée sur les polluants avec $i = NOx, CO, HC$ et où $\sum \alpha_i \leq 1$. Ce nouveau critère complexifie énormément le problème de minimisation puisque les émissions polluantes dépendent des états $\mathbf{x}(t)$ comme la température du catalyseur ou la température du moteur. L'utilisation de l'Hamiltonien avec le principe du Maximum de Pontriaguine (cf. §2.2.2.2) permet alors de simplifier le problème primal, mais fait apparaître deux états adjoints λ , l'un sur la variation d'état de charge \dot{SOC} et l'autre sur la variation de température du catalyseur \dot{T}_{cata} :

$$H_{pollu} = L_{pollu}(u(t), T_{cata}(t), t) + \lambda_1(t) \dot{SOC}(t) + \lambda_2(t) \dot{T}_{cata}(t) \quad (2.27)$$

Une première étude a concerné la détermination des valeurs des facteurs d'équivalence. Les résultats (Figure 2.22) montrent qu'un compromis entre la consommation de carburant et les polluants est possible. De plus, l'utilisation d'un deuxième état adjoint nul ($\lambda_2 = 0$) permet d'obtenir une solution facilement paramétrable en comparaison avec un état λ_2 variable.

Sur un principe similaire, dans la thèse en cours de Thomas Miro Padovani, une gestion de l'énergie diminuant le vieillissement de la batterie est déterminée [Miro-Padovani *et al.*, 2013]. Dans le critère à minimiser, il est nécessaire d'ajouter l'état de santé de la batterie. Cependant, comme cet état de santé est encore mal connu, mais qu'il est fonction de la température, il est possible d'ajouter un terme de pénalité κ (Figure 2.23) sur la température interne de la batterie T_{cell} (estimé au §2.4.3) :

$$\begin{aligned} J_{aging} &= \Phi(SOE(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} (\dot{m}_f(u(t), t) + \kappa(T_{cell}) \dot{T}_{cell}(t)) dt \\ &= \Phi(SOE(t_f)) + \int_{t_0}^{t_f} L_{aging}(u(t), T_{cell}, t) dt \end{aligned} \quad (2.28)$$

Cette stratégie est équivalente à une stratégie classique entre 10 et 35 °C puisque $\kappa = 0$. Comme précédemment, l'Hamiltonien est tout d'abord construit :

$$H_{aging} = L_{aging}(u(t), T_{cell}, t) + \lambda_1(t) \dot{SOE}(t) + \lambda_2(t) \dot{T}_{cell}(t) \quad (2.29)$$

Il est possible de démontrer sous certaines conditions que $\lambda_2(t) = 0$ [Miro-Padovani *et al.*, 2013]. L'idée générale de la stratégie est de réduire le vieillissement par une bonne gestion thermique de la batterie. Les premiers résultats montrent que pour obtenir une

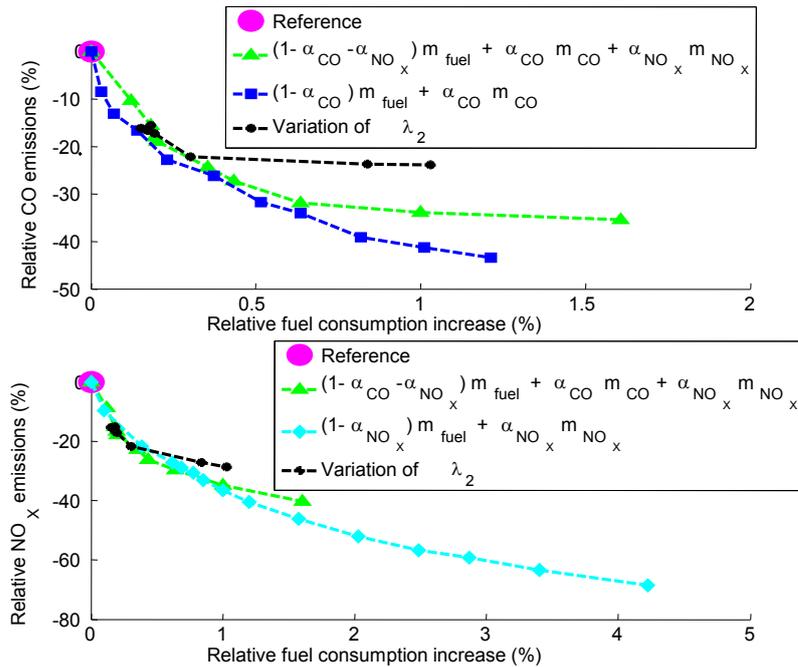


FIGURE 2.22 – Existence d’un compromis permettant de minimiser les émissions et la consommation

diminution de 5°C de température de batterie (Figure 2.24), une consommation supplémentaire de 3% est obtenue.

Ces deux dernières études montrent qu’il est possible de trouver une gestion de l’énergie prenant en compte plus de contraintes (agrément, pollution, vieillissement, environnement), mais que leur prise en compte, augmentant le nombre de degré de liberté, se fait au détriment de la consommation de carburant (existence d’un compromis). Ce compromis est parfois difficile à déterminer et les outils développés dans cette section aident à la décision et permettent de trouver rapidement une solution acceptable.

2.2.8 Conclusion

Dans cette partie, la supervision de la chaîne de traction des véhicules automobiles, basée sur la commande optimale, a été présentée. Certains verrous ont été levés et des contributions théoriques et méthodologiques ont été détaillées :

- la réduction de la complexité, donc du temps de calcul pour une implémentation en temps réel, des commandes optimales par programmation dynamique (diminution du nombre d’états, réduction de la grille),
- la prise en compte des contraintes dans la commande optimale sans augmentation du temps de calcul,
- l’utilisation des consignes futures pour la commande,
- la définition de stratégies de commande générique à sous-optimalité minimale (basée sur le principe de Pontryaguine ou basée sur des modèles neuronaux)

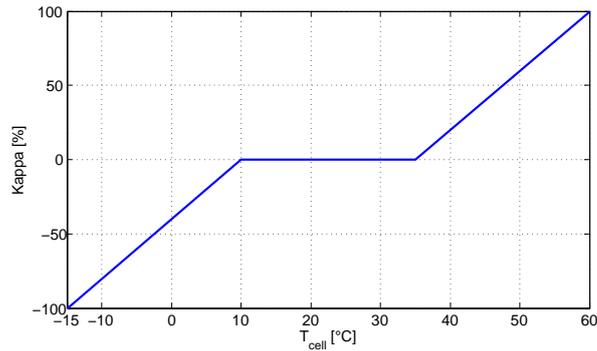


FIGURE 2.23 – Facteur de pondération κ en fonction de la température interne

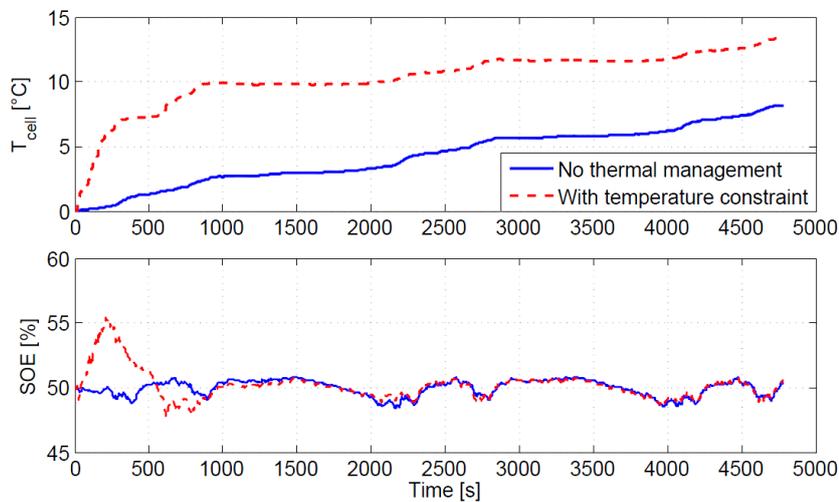


FIGURE 2.24 – Température interne de la batterie et Etat d’Energie (*SOE*) avec et sans la gestion thermique dans des conditions froides

Ces diverses méthodes ont été confrontées à des systèmes complexes concernant la gestion de l’énergie. La première application concerne l’hybridation pneumatique du moteur à combustion interne, la seconde l’hybridation électrique. Dans tous les cas, il est nécessaire de déterminer la référence absolue (commande optimale hors-ligne) afin de comparer les commandes en-ligne. Cette référence doit être réaliste et nécessite des améliorations, comme la prise en compte du confort, des émissions polluantes ou du vieillissement de la batterie. Des commandes en-ligne, neuronale, basées sur l’optimisation d’un critère ou prédictive ont été testées et donnent de résultats encourageants. La sortie de ces commandes génèrent une consigne de couple à suivre pour le moteur thermique, sujet développé dans la partie suivante.

2.3 Commande : approche robuste ou prédictive

2.3.1 Introduction

Dans cette partie, une méthodologie quasi-systématique de commande robuste ou prédictive est proposée pour contrôler la chaîne d'air de moteurs à combustion interne. Les similitudes entre les chaînes d'air des moteurs essence et diesel permettent d'avoir un développement unifié des commandes : du cahier des charges, en passant par l'identification, la synthèse du contrôleur, jusqu'à la validation et l'application au banc d'essai. La Figure 2.25 montre deux schémas des chaînes d'air des moteurs essence et diesel.

Dans le cas du moteur essence, les variables manipulées sont les ouvertures du papillon Th et de la vanne de décharge de la turbine (wastegate) WG et les variables contrôlées sont les pressions collecteur p_{man} et de suralimentation p_{boost} . Pour le moteur diesel pour des raisons de dépollution, il est nécessaire d'ajouter la recirculation des gaz d'échappement via la vanne EGR (Exhaust Gas Recirculation) et les variables contrôlées deviennent le débit d'air Q_{air} (pour contrôler la quantité d'EGR) et la pression de suralimentation p_{boost} .

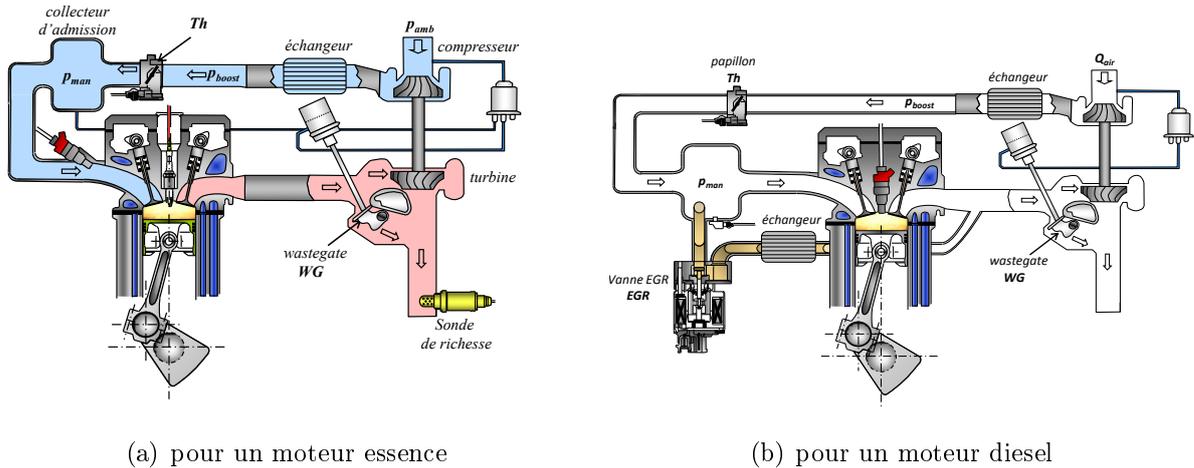


FIGURE 2.25 – Schéma général de la chaîne d'air d'un moteur à combustion interne

Comme vu dans la section 2.1, un superviseur transforme la consigne du conducteur (via la pédale d'accélérateur) en un couple désiré. Ce couple est alors retranscrit (Figure 2.26) en une consigne de masse enfermée dans le cylindre : généralement d'air¹² pour le moteur essence et de carburant pour le moteur diesel. Cette différence provient du mode de combustion (limites d'inflammation du carburant). De plus, pour un moteur essence, le rapport air/carburant est fixé à la stœchiométrie pour des raisons de dépollution (présence d'un catalyseur trois voies) et piloter le couple revient à contrôler la quantité d'air (la quantité de carburant doit suivre la quantité d'air). Dans le cas du moteur diesel, au premier ordre piloter le couple revient à contrôler la quantité de carburant sous contrainte d'une quantité d'air minimale.

12. il serait d'ailleurs plus intéressant de considérer {comburant, carburant et gaz neutres} enfermés dans le cylindre mais pour des raisons de commodité {air, carburant et gaz brûlés} sont souvent choisis

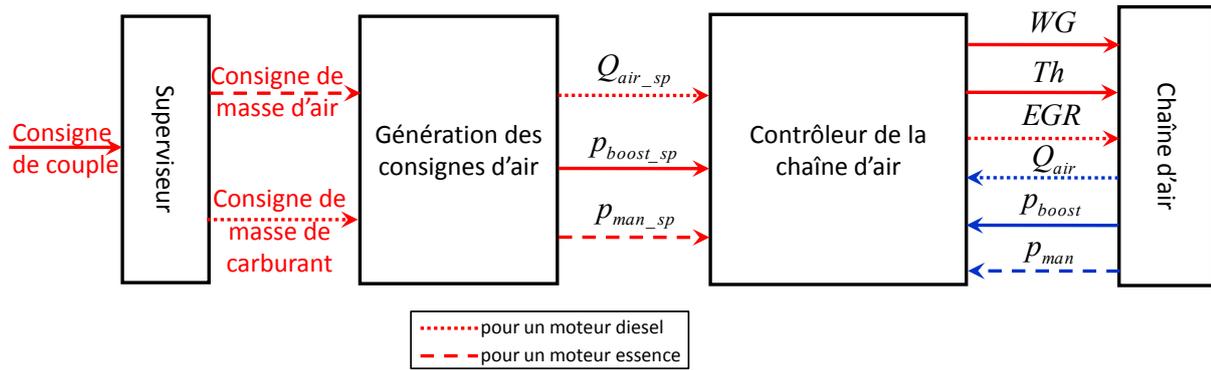


FIGURE 2.26 – Schéma général pour le contrôle de la chaîne d'air des moteurs essence et diesel

Un modèle est incontournable pour une bonne synthèse du contrôleur. Deux solutions ont alors été choisies : un modèle boîte noire ou un modèle boîte grise basé sur les équations de la physique.

La première repose sur l'identification d'un modèle fréquentiel directement sur le système réel. Afin de l'obtenir, le signal d'entrée d'excitation doit être tout d'abord choisi. Comme l'idée est de déterminer une représentation fréquentielle, le multi-sinus (somme de sinusoïdes à différentes fréquences) ou le chirp (sinusoïde modulée en fréquence) ont été préférés à un Signal Binaire Pseudo Aléatoire (Pseudo Random Binary Signal, PRBS). En effet, le multi-sinus permet d'obtenir un spectre plat (Figure 2.27) dans une zone de fréquence déterminée (cette zone correspond au domaine de travail essentiel de la commande). Ensuite, la matrice de transfert est identifiée en utilisant la transformée de Fourier (Fast Fourier Transform, FFT) du rapport des intercorrélations entre la sortie et l'entrée divisée par l'autocorrélation de l'entrée. Une fois le modèle obtenu, il est alors possible de déterminer le correcteur et de le valider.

La deuxième solution repose sur l'identification d'un modèle basé sur les équations de la physique. Il est donc plus long à mettre en place la première fois, mais permet d'obtenir une commande précise et performante. En effet, de nombreuses variables peuvent être reconstruites et prédites à l'aide du modèle physique et un critère de performance peut être optimisé.

Cette section est découpée en trois parties. La première partie, concernant la commande robuste de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé, est liée aux thèses de Chao Deng et un contrat avec Bosch (§1.2.2) [Colin *et al.*, 2011a]. La deuxième partie, concernant la commande robuste de la chaîne d'air d'un moteur à allumage par compression, est liée aux thèses de Chao Deng et d'Abderrahim Lamara (§1.2.2) [Deng *et al.*, 2012b, Deng *et al.*, 2012a, Lamara *et al.*, 2012, Colin *et al.*, 2011b]. Enfin, la troisième partie, concernant la commande prédictive non linéaire explicite basée sur un modèle physique de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé, est liée à la thèse de Jamil El Hadeif [El-Hadeif *et al.*, 2012b, El-Hadeif *et al.*, 2012a, El-Hadeif *et al.*, 2013a, El-Hadeif *et al.*, 2013b, El-Hadeif *et al.*, 2013d, El-Hadeif *et al.*, 2013c].

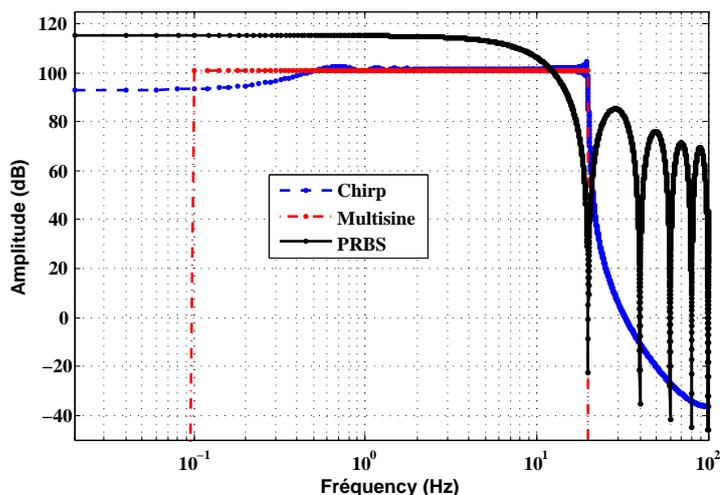


FIGURE 2.27 – Représentation fréquentielle des trois signaux classiques disponibles pour l'identification

2.3.2 Commande robuste d'un moteur à allumage commandé

Pour contrôler la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé (Figure 2.25(a)), plusieurs solutions ont été proposées dans la littérature. Dans l'industrie, la plupart des contrôleurs sont de type PID à gains variables [Wakeman et Wright, 1986], non aisément réglables et de robustesse difficile à prouver a posteriori. Pour le contrôle du turbocompresseur, dans [Karnik *et al.*, 2005], un contrôle par retour d'état est proposé, en simulation, en utilisant un modèle physique du turbocompresseur. Dans [Lezhnev *et al.*, 2002], un contrôle incluant un prépositionnement variable et un contrôleur PI (basé sur la pression d'échappement) est proposé, en simulation, pour un moteur avec une turbine à géométrie variable (Variable Geometry Turbine, VGT). Dans [Colin *et al.*, 2007b], un contrôle par modèle interne est utilisé pour la pression collecteur et une commande prédictive neuronale linéarisée est utilisée pour la pression de suralimentation. Ce schéma de commande, testé sur banc moteur, donne d'excellents résultats et sera comparé au contrôleur présenté ici. Dans [Moulin *et al.*, 2008], un contrôle basé sur un modèle physique est utilisé pour la pression de suralimentation et testé sur véhicule. Dans [Khiar *et al.*, 2007], un modèle flou de type Takagi-Sugeno est utilisé pour contrôler la chaîne d'air.

Dans la littérature, robustesse, réglage aisé et temps de calcul faible ne sont pas toujours assurés ensemble. C'est pourquoi nous proposons une méthode générique pour synthétiser un contrôleur robuste, à faible temps de calcul, et l'appliquons à un moteur à allumage commandé. Dans ce schéma de commande, les non linéarités du système sont représentées par un modèle moyen linéaire avec des incertitudes [Guzzella, 2007]. Cette méthodologie comprend trois grandes étapes : identification fréquentielle et normalisation, synthèse du contrôleur avec vérification de la robustesse et validation du contrôleur.

Identification

L'identification du système est tout d'abord réalisée avec une linéarisation et une

normalisation du système. A partir des données fréquentielles obtenues, un modèle linéaire normalisé est obtenu avec une représentation de ses incertitudes. Le contrôleur est alors synthétisé avec preuve de stabilité, puis testé en simulation et sur banc d'essai.

Considérons un système mono variable (SISO) où $\mathbf{z}(t)$ sont les états, $v(t)$ l'entrée et $w(t)$ la sortie :

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{z}}(t) = f(\mathbf{z}(t), v(t)) \\ w(t) = g(\mathbf{z}(t), v(t)). \end{cases} \quad (2.30)$$

Ce modèle peut être normalisé autour d'un point de fonctionnement nominal \mathbf{z}_0 défini par une entrée (respectivement une sortie) constante nominale v_0 (resp. w_0). Trois nouvelles variables $\mathbf{x}(t)$, $y(t)$ et $u(t)$ sont alors introduites :

$$\begin{cases} \mathbf{z}(t) = \mathbf{z}_0 \mathbf{x}(t) = \mathbf{z}_0 (\mathbf{x}_0 + \delta \mathbf{x}(t)) \\ w(t) = w_0 y(t) = w_0 (y_0 + \delta y(t)) \\ v(t) = v_0 u(t) = v_0 (u_0 + \delta u(t)), \end{cases} \quad (2.31)$$

où $\mathbf{x}(t)$ sont les états, $u(t)$ est l'entrée et $y(t)$ la sortie. Si des petites variations autour de l'équilibre sont supposées, alors dans (2.31), \mathbf{x}_0 , y_0 et u_0 sont supposées égales à 1. L'avantage de la normalisation est qu'il est possible facilement de définir une petite variation, c'est-à-dire $\delta \mathbf{x}(t) \ll 1$, $\delta y(t) \ll 1$ et $\delta u(t) \ll 1$.

Finalement, le système linéaire suivant est défini :

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A} \mathbf{x}(t) + \mathbf{b} u(t) \\ y(t) = \mathbf{c} \mathbf{x}(t) + d u(t), \end{cases} \quad (2.32)$$

avec $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathbf{b} \in \mathbb{R}^{n \times 1}$, $\mathbf{c} \in \mathbb{R}^{1 \times n}$, $d \in \mathbb{R}$, où :

$$\begin{cases} \mathbf{A} = \left. \frac{\partial f}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_0, u=u_0} & \mathbf{b} = \left. \frac{\partial f}{\partial u} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_0, u=u_0} \\ \mathbf{c} = \left. \frac{\partial g}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_0, u=u_0} & d = \left. \frac{\partial g}{\partial u} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_0, u=u_0}. \end{cases} \quad (2.33)$$

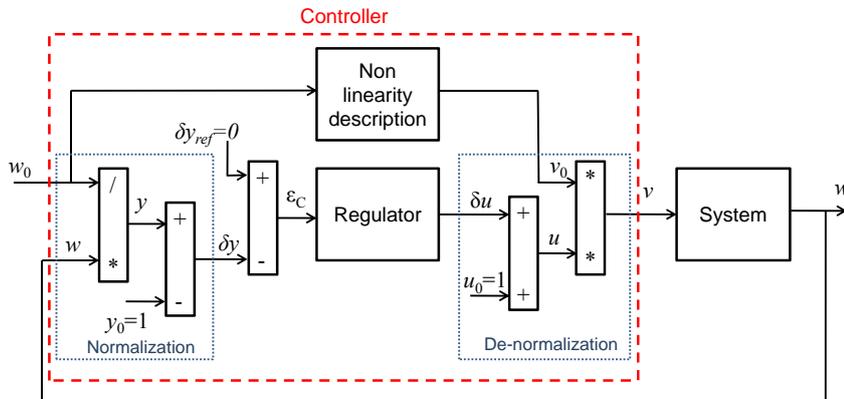


FIGURE 2.28 – Interface entre le contrôleur linéaire normalisé et le système non linéaire

Linéariser et normaliser le modèle dynamique non linéaire facilite l'analyse et la synthèse du contrôle. Mais le contrôle obtenu ne peut pas être appliqué directement au système réel et des interfaces doivent être incluses dans la boucle fermée classique (Figure 2.28). Le contrôleur est à gain variable car sa sortie est multipliée par l'entrée nominale v_0 , donnée par une fonction non linéaire (ici, une cartographie statique fonction du régime moteur et de la consigne de pression collecteur). De plus, un prépositionnement apparaît vu que l'entrée nominale v_0 est ajoutée à la sortie du contrôleur u (par l'intermédiaire de u_0).

Une identification fréquentielle est réalisée [Ljung, 1999] sur tous les points de fonctionnement représentatifs (Figure 2.29). Une excitation pour une entrée en multisinus est réalisée (cf.§2.3.1 p. 48) pour calculer ensuite les représentations fréquentielles de la Figure 2.30. Les fonctions non linéaires à inclure dans le contrôle sont construites à partir des valeurs nominales.

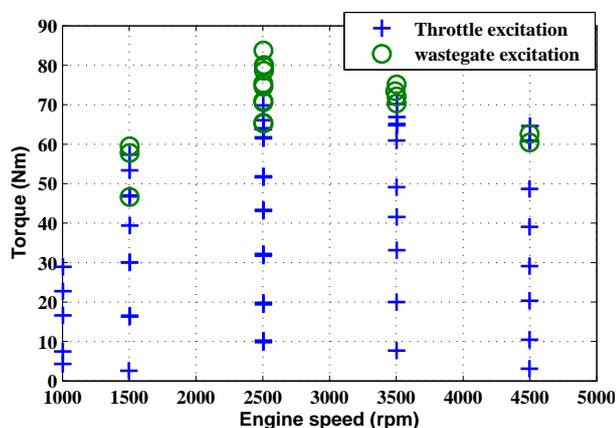


FIGURE 2.29 – Points de fonctionnement utilisés pour l'identification

Une analyse du système, basée sur le gain RGA (Relative Gain Array) et la décomposition en valeur singulière (Singular Value Decomposition, SVD), a montré la possibilité d'un découplage. Deux régulateurs monovariables sont donc synthétisés. À partir des réponses fréquentielles réelles, un modèle nominal $P(s)$ servant pour la synthèse du contrôleur $K(s)$ est déterminé. Pour le contrôleur de pression collecteur, un modèle nominal du premier ordre est choisi et pour le contrôleur de pression de suralimentation, un second ordre.

Synthèse du contrôleur

Comme vu précédemment, le système a été normalisé et linéarisé, et donc tout contrôleur linéaire, disponible dans la littérature, peut être utilisé dans le schéma de la Figure 2.28. Un contrôleur classique de type PID, réglé par placement de pôles où la stabilité sur l'ensemble du domaine est vérifiée, est choisi pour sa simplicité et pour montrer l'efficacité de la méthode. Pour l'implémentation du contrôleur, une méthode d'anti-emballement de l'intégrateur (anti-reset windup, ARW [Astrom et Rundqwist, 1989]) a été ajoutée pour éviter les problèmes liés à la saturation et la dérivée est classiquement filtrée.

Pour la première boucle (pression collecteur), les marges de stabilité dans le pire des

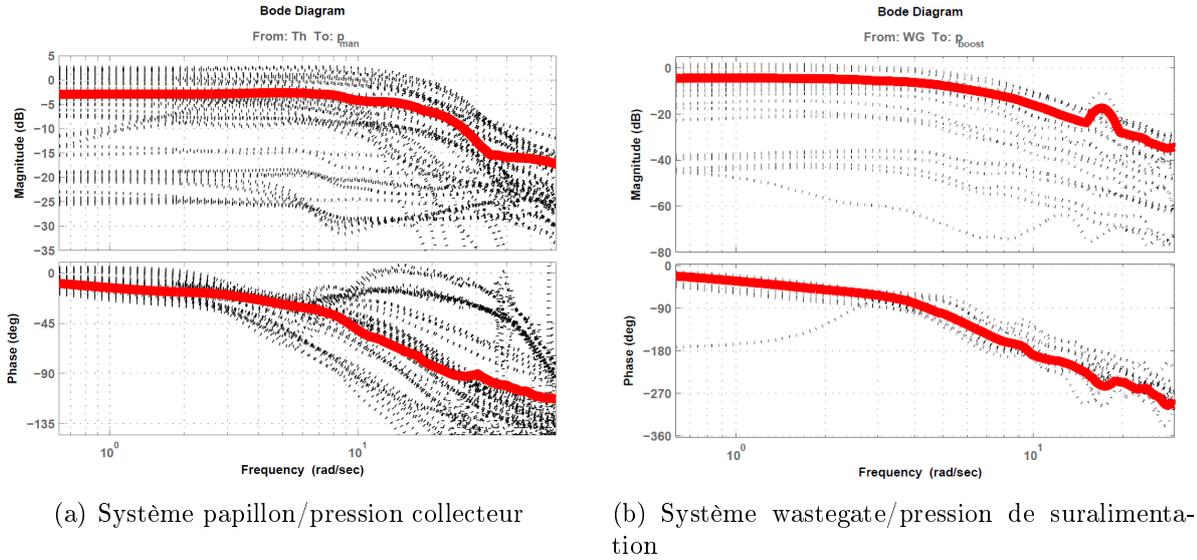


FIGURE 2.30 – Diagramme de Bode des systèmes normalisés identifiés (pointillés noirs) et moyens (ligne rouge)

cas sont de 42° et 16.5dB (à gauche de la Figure 2.31). Pour la seconde boucle (pression de suralimentation), les marges de stabilité dans le pire des cas sont de 82° et 6 dB (à droite de la Figure 2.31).

Validation du contrôleur

Tous les résultats présentés ici ont été réalisés avec un moteur essence de 0.6 L turbocompressé disposant 3 cylindres (Smart) avec le schéma général de commande de la Figure 2.26. Tout d’abord, les deux contrôleurs sont validés en simulation sous Amesim sur des transitoires représentatifs. Le modèle de simulation zero-dimension (0D) utilisé, basé sur des équations de la physique et des cartographies [Eriksson *et al.*, 2002, Heywood, 1988], a été calibré et validé sur banc moteur. Puis, les deux contrôleurs sont validés au banc moteur sur plusieurs transitoires. Un exemple représentatif avec une variation de la consigne de pression collecteur à régime moteur fixé (2500 tr/min) est montré à la Figure 2.32.

La Figure 2.32(a) montre la consigne de pression collecteur p_{man}^{sp} , la pression de suralimentation p_{boost} (supérieure à la pression ambiante $p_{amb} \approx 1\text{bar}$) et la pression collecteur p_{man} . La Figure 2.32(b) montre la réponse des actionneurs pendant ce même test et les contributions du prépositionnement. Des oscillations incontrôlables sur la pression collecteur apparaissent autour de 25s , dû au pompage du turbocompresseur. Comme en simulation, de petits dépassements sont présents (à 16s et 31s) et il n’y a pas d’erreur statique (par exemple à 28s). De plus, le papillon est ouvert le plus possible en régime stabilisé (à 24s sur la Figure 2.32(b)), puisque $p_{man} \approx p_{boost}$, permettant de diminuer les pertes par pompage¹³. Une comparaison entre le contrôle proposé et le schéma pré-

13. cela minimise la boucle basse pression et donc augmente le rendement

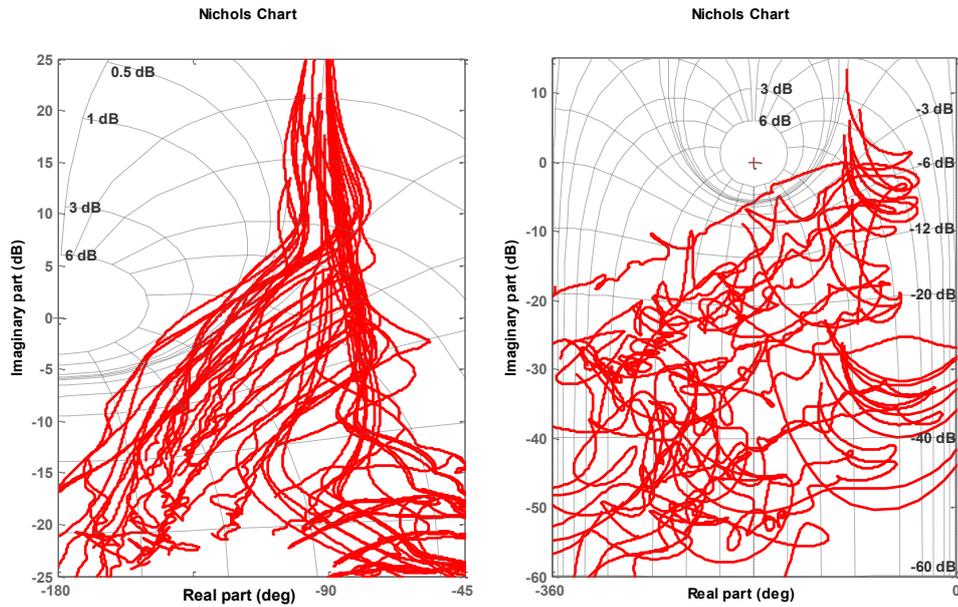
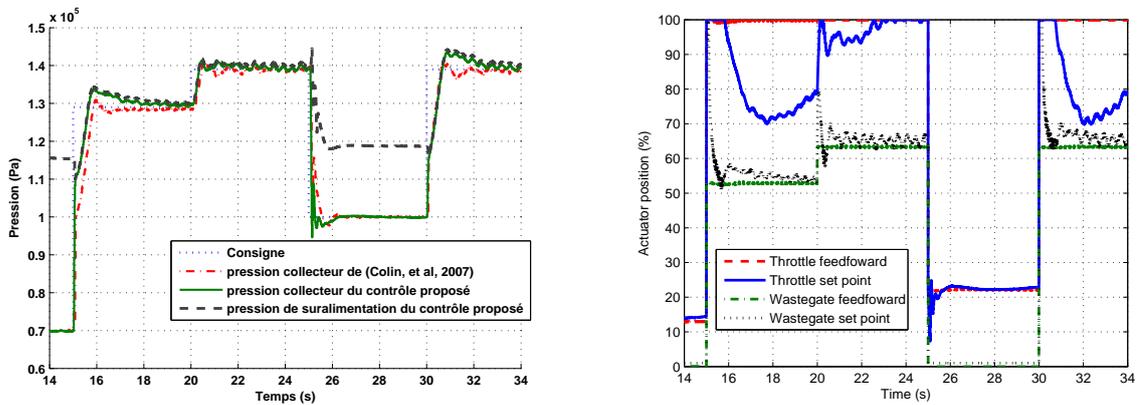


FIGURE 2.31 – Diagramme de Nichols pour toutes les boucles ouvertes : système papillon/pression collecteur (gauche) et système wastegate/pression de suralimentation (droite)



(a) Pressions (Pa) en fonction du temps (s) : consigne p_{man}^{sp} (pointillés bleus), p_{man} avec le contrôle proposé dans [Colin *et al.*, 2007b] (points-tirets rouges), p_{man} avec le contrôle proposé (trait plein vert), p_{boost} pression de suralimentation du contrôle proposé

(b) Actionneurs (%) en fonction du temps (s) : prépositionnement du papillon (tirets rouges), consigne de papillon (trait plein bleu), prépositionnement de la wastegate (points-tirets verts), fermeture de la wastegate (pointillés noirs)

FIGURE 2.32 – Comparaison entre deux approches de commandes : résultats sur banc moteur

cédemment développé dans [Colin *et al.*, 2007b] est montré à la Figure 2.32(a) pour la pression collecteur. Le contrôle présenté donne des résultats comparables aux résultats obtenus dans [Colin *et al.*, 2007b]. En revanche, le schéma de commande robuste proposé, compatible avec les calculateurs actuels, prend moins de temps de calcul.

Conclusion

Une approche de commande monovariable robuste générique, permettant d'obtenir de performances satisfaisantes tout en ayant un temps de calcul réduit, a été appliquée à la commande décentralisée de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé. Le contrôle obtenu a été testé et validé sur un banc moteur et comparé à d'autres contrôleurs. Cette méthodologie (définition du cahier des charges, analyse du système, identification, normalisation, synthèse puis validation du contrôle) a permis d'obtenir efficacement un contrôleur applicable en temps réel. Une extension de cette approche pour les systèmes multivariables non carrés est détaillée à la section 2.3.3.

2.3.3 Commande robuste d'un moteur à allumage par compression

Dans la littérature, beaucoup d'approches sont présentées pour contrôler la chaîne d'air d'un moteur diesel (Figure 2.25(b)). Pour la génération correcte des consignes, dans [Alberer *et al.*, 2010], des références virtuelles sont utilisées pour choisir correctement les valeurs stabilisées des actionneurs. Concernant le contrôle de la chaîne d'air, des approches basées sur des modèles physiques sont développées dans [Leroy *et al.*, 2010, Chauvin *et al.*, 2008, Stefanopoulou *et al.*, 2000] et les performances et la robustesse sont évaluées sur banc d'essai. Le réglage est cependant souvent basé sur des méthodes empiriques. Dans [Larsen *et al.*, 2003], une approche de conception coordonnée (coordinated passivation design) a été appliquée au contrôle d'un modèle simplifié du troisième ordre de la chaîne d'air d'un moteur diesel. Une commande prédictive non linéaire généralisée en temps continu a été présentée dans [Dabo *et al.*, 2008, Garcia-Nieto *et al.*, 2008] et une approche basé sur la théorie QFT (Quantitative Feedback Theory) dans [Wang *et al.*, 2011]. La plupart des travaux existants n'utilisent pas le papillon comme troisième actionneur et sont donc appliqués à des systèmes carrés (nombre d'entrées égal au nombre de sorties). Ici, nous proposons d'utiliser la même démarche de commande que dans §2.3.2 mais dans le cas multivariable non carré (nombre d'entrées supérieur au nombre de sorties). Ce travail est l'extension des travaux du §2.3.2 appliqué pour un système plus complexe. Comme précédemment, cette méthodologie comprend trois grandes étapes : identification fréquentielle, synthèse du contrôleur avec vérification de la robustesse et validation du contrôleur.

Identification

Les éléments G_{ij} de la matrice de transfert, obtenues par identification fréquentielle (cf. S 2.3.1), sont :

- G_{11} : de la vanne *EGR* (%) au débit d'air Q_{air} (g/s)
- G_{12} : de la vanne papillon *Th* (%) au débit d'air Q_{air} (g/s)
- G_{13} : de la vanne wastegate *WG* (%) au débit d'air Q_{air} (g/s)

- G_{21} : de la vanne *EGR* (%) à la pression de suralimentation p_{boost} (bar)
 - G_{22} : de la vanne papillon *Th* (%) à la pression de suralimentation p_{boost} (bar)
 - G_{23} : de la vanne wastegate *WG* (%) à la pression de suralimentation p_{boost} (bar)
- La Figure 2.33 présente le système obtenu après identification sur banc d'essai.

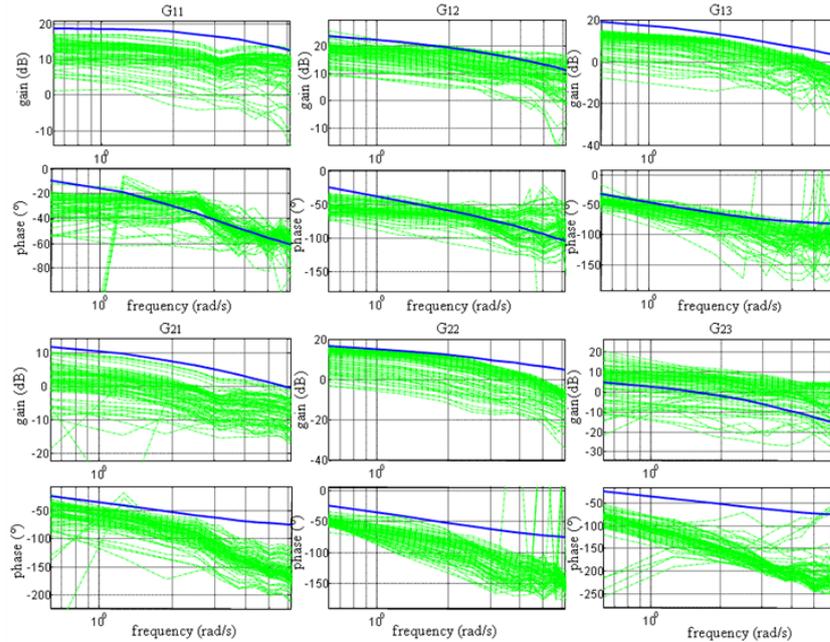


FIGURE 2.33 – Représentation fréquentielle du système multivariable considéré

Synthèse du contrôleur

Une synthèse fréquentielle de type CRONE (Commande Robuste d'Ordre Non Entier) a été proposée [Oustaloup, 1983b, Oustaloup, 1983a, Lanusse, 1994]. L'objectif de la synthèse CRONE est d'obtenir une boucle fermée robuste en performance avec un contrôleur le plus simple possible basé sur un retour unitaire (Figure 2.34).

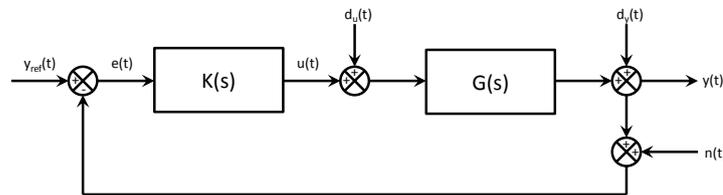


FIGURE 2.34 – Configuration en boucle fermée unitaire utilisée pour l'approche CRONE monovariante

Une analyse basée sur le gain RGA (Relative Gain Array) et la décomposition en valeur singulière (Singular Value Decomposition, SVD) a été réalisée montrant la faisabilité d'un contrôleur linéaire décentralisé. L'idée est de déterminer une matrice de transfert en boucle ouverte diagonale. Chaque élément est défini par une fonction de transfert fractionnaire

avec notamment la boucle ouverte nominale et optimale :

$$\beta_0(s) = G_0(s)K(s). \quad (2.34)$$

Pour des systèmes non carrés [Gruel *et al.*, 2009], l'optimisation de β_0 est possible en calculant le contrôleur de cette manière :

$$K(s) = G_0^+(s)\beta_0(s), \quad (2.35)$$

où $G_0^+(s)$ est la pseudo inverse de Moore-Penrose du procédé nominal $G_0(s)$. A partir de (2.35), le contrôleur $K(s)$ sera décentralisé si le modèle nominal G_0 est choisi décentralisé. Le schéma de commande multivariable considéré est celui de la Figure 2.35.

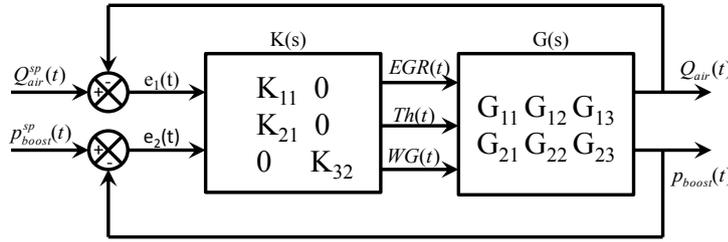


FIGURE 2.35 – Configuration en boucle fermée unitaire utilisée pour l'approche CRONE multivariable dans le cas du moteur diesel

La méthodologie CRONE de troisième génération monovariable optimise chaque élément de la matrice de transfert en boucle ouverte $\beta_0(s)$ en incluant un ordre complexe fractionnaire sur une bande de fréquence limitée. L'approche est basée sur la minimisation d'un critère fonction des variations du pic de résonance M_r (lié au dépassement) de la fonction de sensibilité complémentaire $T(s)$. Ce critère est défini par :

$$J = (M_{r0} - \inf |M_r|)^2 + (\sup |M_r| - M_{r0})^2 \quad (2.36)$$

où M_{r0} est la valeur nominale du pic de résonance. Sa minimisation est réalisée en respectant les contraintes en boucle fermée pour tous les procédés G et pour chaque fréquence ω :

$$\begin{cases} \inf |T(j\omega)| \geq T_l(j\omega), & \sup |T(j\omega)| \leq T_u(j\omega), \\ \sup |S(j\omega)| \leq S_u(j\omega), & \sup |KS(j\omega)| \leq KS_u(j\omega), \\ \sup |GS(j\omega)| \leq GS_u(j\omega) \end{cases} \quad (2.37)$$

avec

$$\begin{cases} T(s) = \frac{G(s)K(s)}{1+G(s)K(s)} & S(s) = \frac{1}{1+G(s)K(s)} \\ KS(s) = \frac{K(s)}{1+G(s)K(s)} & GS(s) = \frac{G(s)}{1+G(s)K(s)} \end{cases} \quad (2.38)$$

Finalement, comme les $\beta_{ij}(s)$ sont des fonctions de transfert fractionnaires, les contrôleurs rationnels $K_{Rij}(s)$ sont obtenues par identification de la réponse idéale de $K_{ij}(j\omega)$

avec des fonctions de transfert d'ordre réduit.

Validation du contrôleur

Dans les résultats détaillés ici, réalisés avec un moteur diesel de 2 L turbocompressé disposant 4 cylindres (PSA DW10ATED), le contrôleur fonctionne comme dans le schéma de la Figure 2.26. Tout d'abord, le contrôleur est validé en simulation avec le logiciel Amesim sur plusieurs transitoires. Le modèle de simulation 0D utilisé a été calibré et validé sur un banc moteur haute dynamique. Puis, le contrôleur est validé au banc moteur sur plusieurs transitoires représentatifs. Les premiers essais sont réalisés avec un régime moteur constant et des variations franches de couple sont réalisées. Un exemple représentatif de résultat obtenu à un régime constant de 2000 tr/min est montré à la Figure 2.36.

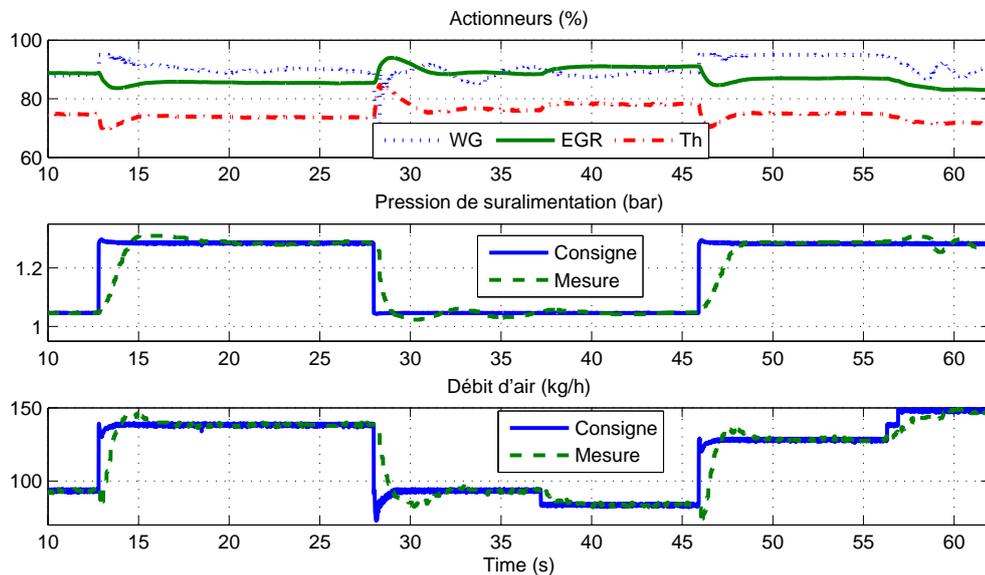


FIGURE 2.36 – Résultats au banc Haute Dynamique pour le contrôle de la chaîne d'air d'un moteur diesel : actionneurs EGR , Th , WG (haut), pression de suralimentation p_{boost} (milieu), débit d'air Q_{air} (bas)

Afin de démontrer tous les bénéfices d'une approche multivariable non carrée, ce dernier contrôleur est comparé à un contrôleur synthétisé de la même manière mais avec un système carré (l'actionneur papillon est alors à pleine ouverture). Les résultats des Figures 2.37 et 2.38 sont extraits de résultats obtenus sur un cycle normalisé européen dans la partie extra urbaine. Une réduction des oxydes d'azote (NOx) en transitoire peut être observée avec le régulateur non carré grâce à l'utilisation du papillon permettant une réduction de 4% des NOx sur l'intégralité du cycle (Figure 2.38).

Conclusion

Une démarche de commande robuste multivariable est proposée ici, qui part de l'analyse du système jusqu'à la validation sur banc d'essai. Cette approche, générique, permet

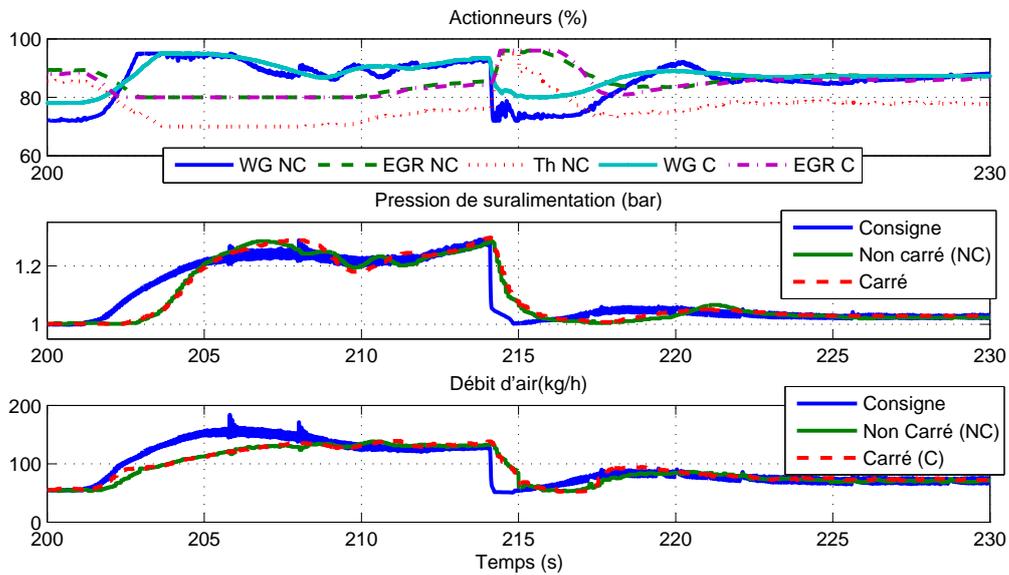


FIGURE 2.37 – Résultats au banc Haute Dynamique de commandes robustes carré (C, Carré) et non carré (NC, Non Carré) pour la chaîne d'air d'un moteur diesel : actionneurs EGR , Th , WG (haut), pression de suralimentation p_{boost} (milieu), débit d'air Q_{air} (bas)

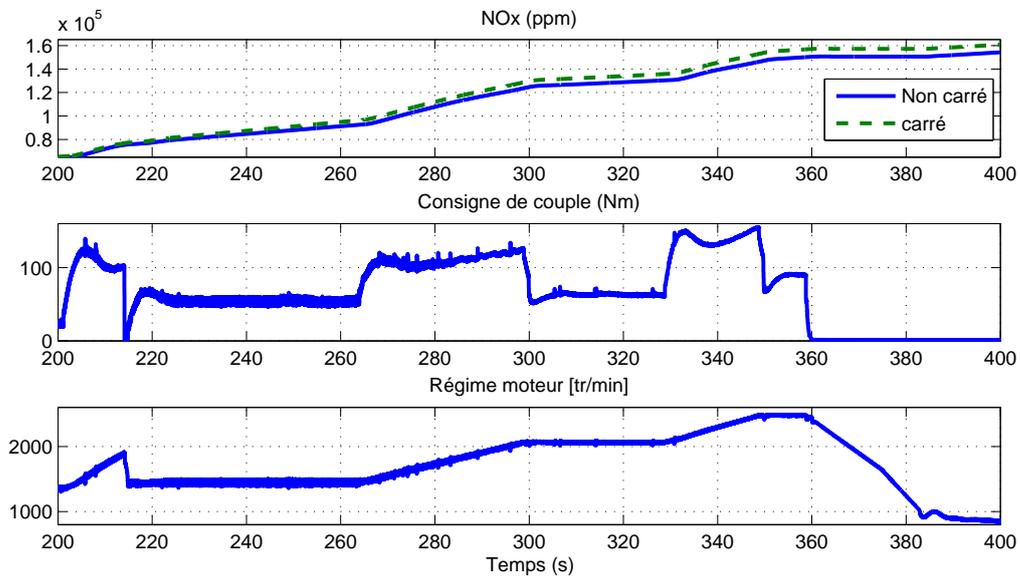


FIGURE 2.38 – Résultats au banc Haute Dynamique de commandes robustes carré et non carré pour la chaîne d'air d'un moteur diesel : intégrale des oxydes d'Azote (haut), consigne de couple (milieu), régime moteur (bas)

d'obtenir efficacement un contrôleur robuste applicable en temps réel. La démarche, permettant d'obtenir des performances satisfaisantes tout en ayant un temps de calcul réduit, a été appliqué à la commande de la chaîne d'air d'un moteur à allumage par compression. Le contrôle non carré obtenu permet de réduire les oxydes d'azote par rapport au contrôle carré par l'utilisation efficace du papillon.

2.3.4 Commande prédictive non linéaire d'un moteur à allumage commandé

Contrairement aux deux sections précédentes où l'objectif est d'obtenir une commande robuste ayant un temps de développement et de calcul très réduit, ici le but est d'utiliser une commande précise et performante basée sur un modèle physique tout en ayant un temps de calcul compatible avec le temps réel. Cette deuxième méthodologie quasi-systématique comprend trois étapes :

1. Identification du modèle physique.
2. Synthèse du contrôleur prédictif non linéaire implicite.
3. Définition de la solution explicite du contrôleur prédictif et mise en temps réel.

Comme à la section 2.3.2, le cas d'application choisi est la commande de la chaîne d'air d'un moteur à allumage commandé turbocompressé. La variable contrôlée est la pression collecteur p_{man} et les variables manipulées sont le papillon d'admission Th et la vanne de décharge de la turbine (wastegate) WG (Figure 2.25(a)).

Identification du modèle physique

La première étape consiste à modéliser la chaîne d'air du moteur par discrétisation de la chaîne d'air en éléments de deux types : restriction de débit ou volumes (Figure 2.39). Cette modélisation zero-dimension (0D) suppose que la variation de température est négligeable. En outre, les effets des phénomènes dans le cycle moteur (pression cylindre par exemple) sont moyennées (MVEM, Mean Value Engine Model).

Les états dynamiques du système étant dans les éléments volume, le modèle final comporte alors 4 états : la pression de suralimentation après le compresseur p_{boost} , les pressions dans les collecteurs d'admission p_{man} et d'échappement p_{exh} et le régime du turbocompresseur ω_t (dynamique supplémentaire liée au principe fondamental de la dynamique). Ce modèle est calibré sur des essais au banc moteur stabilisé généralement disponibles. Il est ensuite validé sur des transitoires comme le montre la Figure 2.40.

Synthèse du contrôleur prédictif non linéaire implicite

L'utilisation du modèle physique permet alors de définir des critères qui optimisent le rendement tout en suivant la consigne souhaitée. Dans la section 2.3.2, le régulateur doit suivre une consigne en pression qui n'est pas toujours optimale d'un point de vue rendement du moteur thermique. C'est dans cet objectif que la commande prédictive non linéaire proposée minimisant le critère suivant a été déterminée :

$$J_{pred} = \int_{t_0}^{t_f} (\alpha(p_{man}^{sp} - p_{man})^2 + \beta p_{exh}/p_{man}) dt. \quad (2.39)$$



FIGURE 2.39 – Principe de modélisation : discrétisation de la chaîne d'air en éléments restriction ou volume

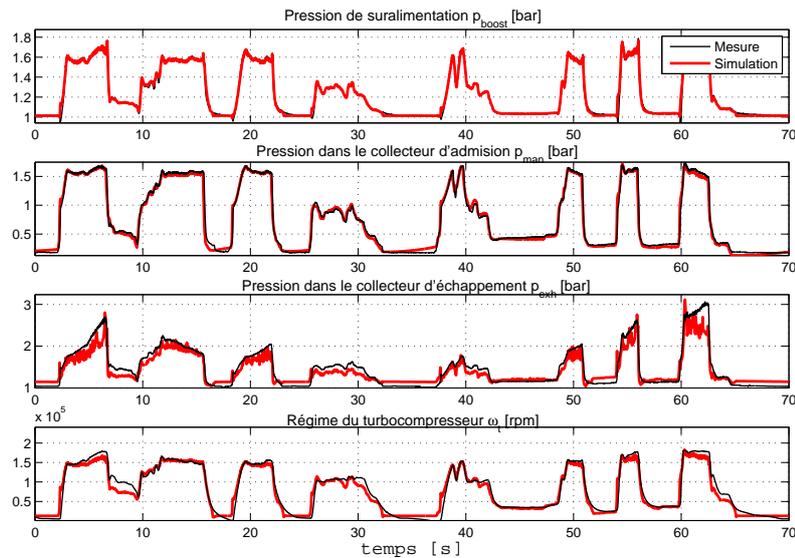


FIGURE 2.40 – Performance du modèle physique en transitoire sur les quatre états

Ce critère permet de maximiser, sur un horizon, le rendement du cycle moteur par la minimisation du rapport entre la pression d'échappement p_{exh} et la pression collecteur p_{man} tout en suivant la consigne de pression collecteur p_{man}^{sp} .

Synthèse du contrôleur temps réel

La mise en temps réel de cette commande prédictive non linéaire est réalisée en calculant une solution explicite par approximation dans l'espace d'états de la loi de commande u par une fonction linéaire par morceaux (Figure 2.41). Cette opération, hors-ligne, est as-

sez longue (1 mois avec un ordinateur standard) puisqu'elle dépend de l'ordre du modèle, du nombre de consignes, du nombre de perturbations prises en compte, et de la finesse de la loi souhaitée (nombre de mailles).

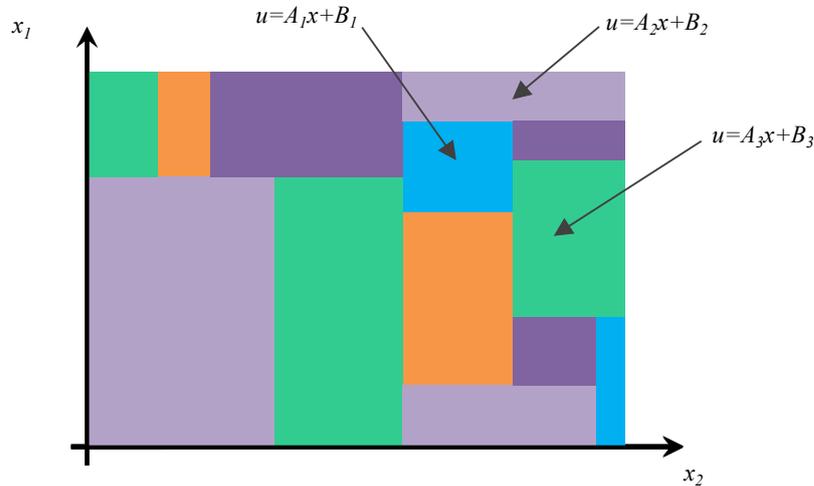


FIGURE 2.41 – Principe de maillage de la loi de commande non linéaire

Les paramètres de la loi de commande sont alors stockés et la recherche est effectuée grâce à un arbre binaire. La mise en temps réel décale donc le problème de temps de calcul en un problème de mémoire/stockage. Dans notre cas, la réduction du temps de calcul par rapport à la commande implicite est de 10000 et le stockage des 8000 lois de contrôle représente 150Kb.

Un intégrateur doit être rajouté pour compenser les erreurs de modèle et d'approximation de la loi de commande non linéaire implicite comme le montre la Figure 2.42.

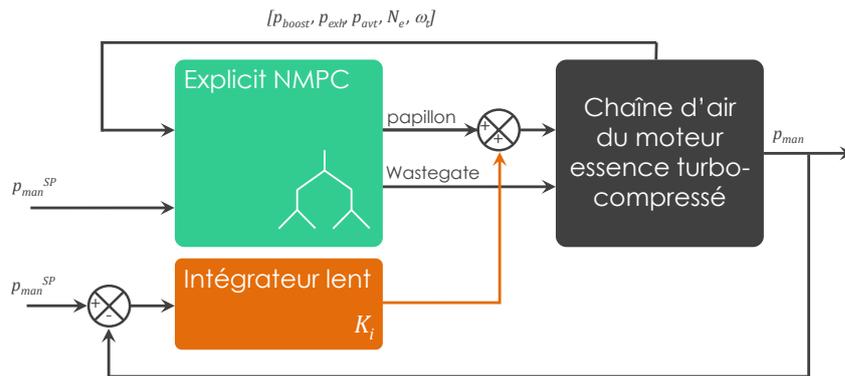


FIGURE 2.42 – Ajout d'un intégrateur pour la loi de commande non linéaire prédictive explicite

Les premiers résultats (Figure 2.43) de cette commande prédictive non linéaire basée sur un modèle physique montrent la possibilité de la mise en temps réel et les bonnes performances du contrôle [El-Hadef *et al.*, 2013d].

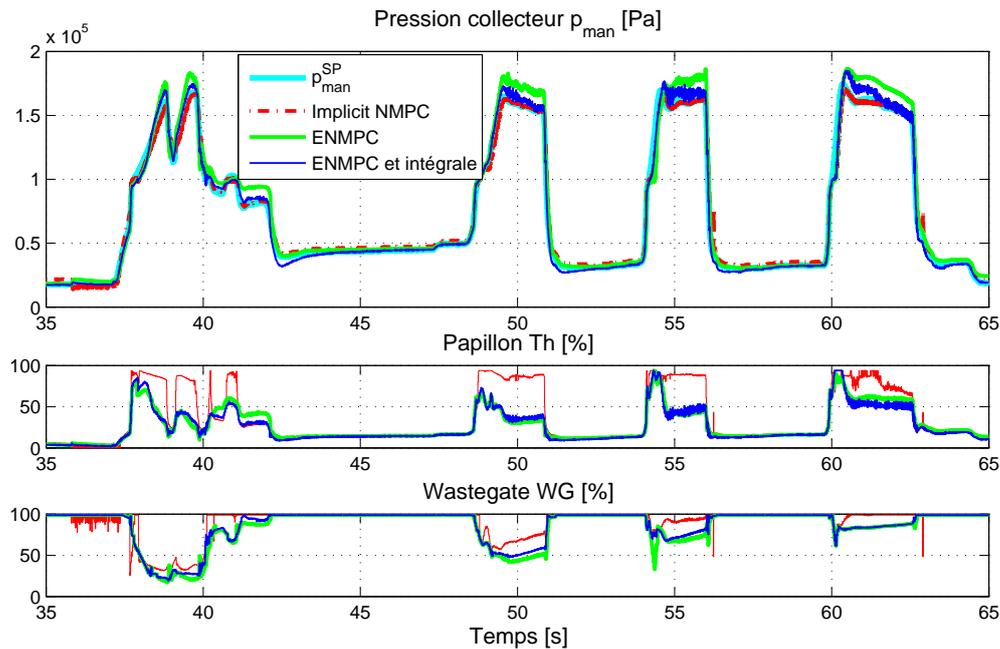


FIGURE 2.43 – Premiers résultats obtenus avec une commande prédictive explicite pour le contrôle de la chaîne d’air d’un moteur à allumage commandé turbocompressé

Conclusion

Une approche quasi-systématique de commande prédictive non linéaire basée sur un modèle physique a été proposée pour la chaîne d’air d’un moteur essence turbocompressé. Celle-ci permet d’obtenir de bonnes performances en utilisant le modèle physique pour améliorer le rendement du moteur. La mise en temps réel de la commande prédictive est réalisée par une approximation de la loi non linéaire par une multitude de lois linéaires. D’autres pistes ont été testées comme l’utilisation du barycentre pour le calcul de la loi de commande explicite ou l’utilisation des fonctions de Laguerre pour simplifier la loi de commande implicite. Des contributions ont été apportées, mais des verrous sont encore présents : la robustesse de la loi de commande et le temps de calcul hors ligne requis.

2.3.5 Conclusion

Deux approches quasi-systématiques ont été proposées pour contrôler un moteur à combustion interne. Nous avons tout d’abord proposé une méthodologie de commande robuste pour contrôler la chaîne d’air d’un moteur essence puis d’un moteur diesel. Les étapes sont l’identification fréquentielle, la synthèse du contrôleur robuste puis l’application au banc d’essai. Pour le moteur essence, deux contrôleurs monovariables robustes ont été développés et pour le moteur diesel, un contrôleur multivariable non carré était nécessaire. Cette approche unifiée de commande a permis d’obtenir des résultats satisfaisants en termes de performance (rapidité, dépassement, erreur statique). Dans une approche beaucoup plus exigeante vis-à-vis des performances, nous défendons une solution du type

commande prédictive non linéaire basée sur un modèle physique ou générique. Des verrous ont été notés, notamment sur la robustesse de la loi. Cette commande à base de modèles a besoin de connaître les valeurs de certains états et nécessite la construction d'estimateurs/observateurs. De manière générale, le contrôle a souvent besoin de déterminer des variables de haut niveau non mesurées, et pour cela des observateurs sont développés dans la section suivante.

2.4 Observation : approche polytopique

Dans cette section, nous cherchons à reconstruire certains états d'un système dont la mesure est impossible ou les capteurs trop coûteux. Deux approches complémentaires ont été développées. La première consiste à réaliser des estimateurs en boucle ouverte basés sur des modèles physiques [El-Hadef *et al.*, 2012a, El-Hadef *et al.*, 2012b] ou boîte noire [El-Hadef *et al.*, 2013b, Colin *et al.*, 2007a]. La deuxième consiste à réaliser une reconstruction en boucle fermée, appelée observateur, basée sur les mesures disponibles. Dans cette partie, le principe des observateurs développés est d'abord présenté (section 2.4.1) puis appliqué au moteur à combustion interne (section 2.4.2) et à la batterie des véhicules électrifiés (section 2.4.3). Les systèmes linéaires à paramètres variants (LPV, Linear Parameter Varying) sont génériques car ils permettent de modéliser un nombre important de systèmes. Ainsi, des observateurs sont développés pour des systèmes LPV et l'approche choisie pour la synthèse est dite polytopique [Halimi *et al.*, 2013, Heemels *et al.*, 2010, Millérioux *et al.*, 2004].

2.4.1 Introduction

Considérons un système discret linéaire à paramètres variants (LPV) sous forme d'état et dans un contexte de bruit de mesure :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}(\boldsymbol{\rho}_k)\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k \\ \mathbf{y}_k = \mathbf{C}\mathbf{x}_k + \mathbf{D}\mathbf{v}_k \end{cases}, \quad (2.40)$$

avec $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$ les états du système, $\mathbf{y}_k \in \mathbb{R}^m$ les sorties, et les matrices $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$, $\mathbf{B} \in \mathbb{R}^{n \times r}$, $\mathbf{C} \in \mathbb{R}^{m \times n}$, $\mathbf{D} \in \mathbb{R}^{m \times l}$. $\mathbf{u}_k \in \mathbb{R}^r$ sont les entrées du système et $\mathbf{v}_k \in \mathbb{R}^l$ sont les perturbations agissant uniquement sur les sorties du système à travers la matrice \mathbf{D} . $\boldsymbol{\rho}_k$ représente le vecteur de paramètre variant, mesuré ou estimé, il doit être borné, évolue dans une enveloppe convexe et peut toujours être inclus dans un polytope convexe \mathcal{D}_ρ admettant la décomposition polytopique

$$\boldsymbol{\rho}_k = \sum_{i=1}^N \xi_k^i \boldsymbol{\theta}_i. \quad (2.41)$$

où le vecteur $\boldsymbol{\xi}_k$, dépendant du paramètre mesurable $\boldsymbol{\rho}_k$, appartient à l'ensemble compact convexe Π :

$$\Pi = \left\{ \boldsymbol{\mu}_k \in \mathbb{R}^N, \quad \boldsymbol{\mu}_k = [\mu_k^1 \cdots \mu_k^N]^T, \quad \mu_k^i \geq 0, \quad \sum_{i=1}^N \mu_k^i = 1 \right\}.$$

Les matrices $\boldsymbol{\theta}_i$, $i = 1, \dots, N$ sont les sommets de l'enveloppe convexe \mathcal{D}_ρ , aussi appelée polytope convexe.

Comme $\mathbf{A}(\boldsymbol{\rho}_k)$ dépend linéairement de $\boldsymbol{\rho}_k$, elle admet la décomposition polytopique [Anstett, 2006] :

$$\mathbf{A}(\boldsymbol{\rho}_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i(\boldsymbol{\rho}_k) \mathbf{A}_i, \quad (2.42)$$

où le vecteur ξ_k dépend du paramètre mesurable ρ_k , et où l'ensemble des matrices \mathbf{A}_i , $i = 1, \dots, N$, définit une enveloppe convexe \mathcal{D}_A .

Pour reconstruire l'état \mathbf{x}_k , l'observateur polytopique proposé est :

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{A}(\rho_k)\hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{B}\mathbf{u}_k + \mathbf{L}(\rho_k)(\mathbf{y}_k - \hat{\mathbf{y}}_k) \\ \hat{\mathbf{y}}_k = \mathbf{C}\hat{\mathbf{x}}_k \end{cases}, \quad (2.43)$$

avec $\mathbf{A}(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i(\rho_k)\mathbf{A}_i$. Le gain variant \mathbf{L} est donné par $\mathbf{L}(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i(\rho_k)\mathbf{L}_i$. Les \mathbf{L}_i sont des gains constants à calculer.

L'erreur de reconstruction d'état ϵ_k est dictée par la dynamique suivante :

$$\epsilon_{k+1} \triangleq \mathbf{x}_{k+1} - \hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathcal{A}(\rho_k)\epsilon_k - \mathbf{L}(\rho_k)\mathbf{D}\mathbf{v}_k,$$

$$\text{où } \mathcal{A}(\rho_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i(\rho_k)(\mathbf{A}_i - \mathbf{L}_i\mathbf{C}).$$

2.4.1.1 Observateur sans bruit

Stabilité quadratique

Dans le cas simple où $\mathbf{v}_k = 0$, l'équation de la dynamique de l'erreur s'écrit donc sous la forme :

$$\epsilon_{k+1} = \mathcal{A}(\rho_k)\epsilon_k. \quad (2.44)$$

Il vient le théorème suivant dans le cas où le gain de l'observateur est de la forme $\mathbf{L}_i = \mathbf{P}^{-1}\mathbf{R}_i$ [Anstett, 2006] :

Théorème 3. *Le système (2.44) est quadratiquement stable si et seulement si, il existe pour $i = 1, \dots, N$ des matrices \mathbf{R}_i et une matrice symétrique $\mathbf{P} > 0$ solutions de :*

$$\begin{bmatrix} \mathbf{P} & (-\mathbf{P}\mathbf{A}_i + \mathbf{R}_i\mathbf{C})^T \\ -\mathbf{P}\mathbf{A}_i + \mathbf{R}_i\mathbf{C} & \mathbf{P} \end{bmatrix} > 0. \quad (2.45)$$

Stabilité polyquadratique

Cette section est inspirée de [Daafouz et Bernussou, 2001, Daafouz et Millerioux, 2000].

Definition 1. *Le système considéré (2.44) est polyquadratiquement stable s'il existe une fonction de Lyapunov $V(\epsilon_k, \rho_k)$ dont la différence :*

$$\Delta V(\epsilon_k, \rho_k) = V(\epsilon_{k+1}, \rho_{k+1}) - V(\epsilon_k, \rho_k),$$

est strictement négative (assurant une décroissance le long des trajectoires).

Théorème 4. *Le système (2.44) est polyquadratiquement stable si et seulement si, il existe des matrices symétriques définies positives \mathbf{S}_i et des matrices $\mathbf{F}_i, \mathbf{G}_i$ de dimension appropriée telles que pour tout $(i, j) \in \{1, \dots, N\} \times \{1, \dots, N\}$:*

$$\begin{bmatrix} \mathbf{G}_i + \mathbf{G}_i^T - \mathbf{S}_i & \mathbf{G}_i^T \mathbf{A}_i - \mathbf{F}_i^T \mathbf{C} \\ \mathbf{A}_i^T \mathbf{G}_i - \mathbf{C}^T \mathbf{F}_i & \mathbf{S}_j \end{bmatrix} > 0, \quad (2.46)$$

avec le gain d'observation variable

$$\mathbf{L}(\boldsymbol{\rho}_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i \mathbf{L}_i, \text{ avec } \mathbf{L}_i = (\mathbf{G}_i^T)^{-1} \mathbf{F}_i^T, \quad (2.47)$$

et, en remplaçant les matrices \mathbf{F}_i par \mathbf{F} et \mathbf{G}_i par \mathbf{G} dans (2.46), le gain constant \mathbf{L} est donné

$$\mathbf{L} = \mathbf{G}^{-1} \mathbf{F}. \quad (2.48)$$

2.4.1.2 Observateur avec bruit

En présence de bruit, les théorèmes précédents conduisent bien souvent à des gains trop élevés. En prenant en compte le bruit lié à la mesure il est possible de proposer des observateurs assurant la stabilité poly-quadratique. Cette section s'inspire des travaux [Millerioux et Daafouz, 2006, Debert *et al.*, 2013] sur l'observateur à entrées inconnues appliqué à des systèmes chaotiques. Soit la borne supérieure σ du gain de \mathcal{L}_2 comme un scalaire vérifiant :

$$\sup_{\|\tilde{\mathbf{v}}\|_2 \neq 0} \frac{\|\mathbf{z}\|_2}{\|\mathbf{v}\|_2} < \sigma, \quad (2.49)$$

avec $\mathbf{z}_k = \tilde{\mathbf{C}}\boldsymbol{\epsilon}_k$. En prenant en compte maintenant le cas $\mathbf{v}_k \neq 0$, il vient le théorème suivant :

Théorème 5. *La stabilité globale de l'observateur (2.43) avec $\mathbf{v}_k \neq 0$ est assurée si il existe des matrices symétriques \mathbf{P}_i et des matrices \mathbf{G}_i et \mathbf{F}_i , tel que pour $(i, j) \in \{1 \dots N\} \times \{1 \dots N\}$, les inégalités matricielles (Linear Matrix Inequalities, LMI) suivantes sont faisables.*

$$\begin{bmatrix} \mathbf{P}_i & \mathbf{0} & (\mathbf{G}_i \mathbf{A}_i - \mathbf{F}_i \mathbf{C})^T & \tilde{\mathbf{C}}^T \\ \mathbf{0} & \sigma \mathbf{1} & (-\mathbf{F}_i \mathbf{D})^T & \mathbf{0} \\ \mathbf{G}_i \mathbf{A}_i - \mathbf{F}_i \mathbf{C} & -\mathbf{F}_i \mathbf{D} & \mathbf{G}_i + \mathbf{G}_i^T - \mathbf{P}_j & \mathbf{0} \\ \tilde{\mathbf{C}} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \sigma \mathbf{1} \end{bmatrix} > 0, \quad (2.50)$$

avec le gain d'observation variable

$$\mathbf{L}(\boldsymbol{\rho}_k) = \sum_{i=1}^N \xi_k^i \mathbf{L}_i, \text{ avec } \mathbf{L}_i = (\mathbf{G}_i)^{-1} \mathbf{F}_i \quad (2.51)$$

et, en remplaçant les matrices \mathbf{F}_i par \mathbf{F} et \mathbf{G}_i par \mathbf{G} dans (2.50), le gain constant \mathbf{L} est donné

$$\mathbf{L} = \mathbf{G}^{-1} \mathbf{F}. \quad (2.52)$$

2.4.2 Application à l'observation de la masse d'air enfermé

Cette application a été publiée de façon plus détaillée dans [Colin *et al.*, 2009]. Pour un moteur à allumage commandé (cf. §2.3.1), le couple est directement lié à la masse d'air (voire d'oxygène) enfermée dans le cylindre m_{air} pour un régime moteur donné N_e , et un contrôle efficace de cette masse d'air est requis afin d'obtenir le couple désiré. En présence de déphaseurs d'arbres à cames (Variable Camshaft Timing, VCT), il est aussi nécessaire de contrôler la masse de gaz brûlé (voire neutre) enfermée dans le cylindre mais aussi l'éventuel balayage d'air de l'admission vers l'échappement. L'observateur présenté ici permet de reconstruire précisément la masse d'air enfermée dans le cylindre.

Modèle

Le modèle est basé sur le bilan des débits dans le collecteur d'admission. Comme montré à la Figure 2.44, le débit d'air Q_{th} qui entre dans le collecteur est séparé en deux : un débit qui est capturé dans le cylindre Q_{cyl} et un débit qui est balayé de l'admission vers l'échappement Q_{sc} .

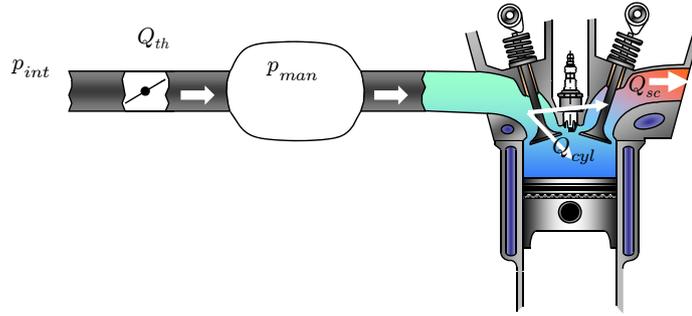


FIGURE 2.44 – Séparation des débits d'air frais au niveau du collecteur d'admission

Le bilan dans le collecteur d'admission peut s'écrire :

$$\dot{p}_{man}(t) = \frac{rT_{man}(t)}{V_{man}} (Q_{th}(t) - Q_{cyl}(t) - \Delta Q_{cyl}(t) - Q_{sc}(t)), \quad (2.53)$$

où, p_{man} est la pression à estimer (Pa), T_{man} la température (K), V_{man} le volume (m^3) supposé constant, et r est la constante des gaz parfaits. $Q_{th}(t)$ est mesuré (kg/s). $Q_{sc}(t)$ (kg/s) est obtenu en dérivant la masse de gaz recirculé \widehat{RGM} estimée par un modèle neuronal :

$$\hat{Q}_{sc}(t) = \min(-\widehat{RGM}(t), 0)/t_{tdc}(t), \quad (2.54)$$

où $t_{tdc}(t) = \frac{2 \times 60}{N_e(t) n_{cyl}}$, avec N_e le régime moteur (tr/min) et n_{cyl} le nombre de cylindres, est la période d'échantillonnage entre deux Points Morts Hauts (PMH). $Q_{cyl}(t)$ (kg/s) est déterminé à partir d'un modèle neuronal donnant $m_{air_OL}(t)$:

$$\hat{Q}_{cyl}(t) = m_{air_OL}(t)/t_{tdc}(t) \quad (2.55)$$

Les différents modèles neuronaux (pour $Q_{sc}(t)$ et $Q_{cyl}(t)$) ont été appris à partir de données issues d'un simulateur moteur validé par rapport à des données de bancs. Finalement,

dans (2.53), $\Delta Q_{cyl}(t)$ est l'erreur commise par le modèle (2.55), qui est dynamiquement compensée.

Enfin, considérant de faibles variations de $\Delta Q_{cyl}(t)$, c'est-à-dire $\dot{\Delta Q}_{cyl}(t) = 0$, la représentation d'état suivante est obtenue :

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A} \mathbf{x}(t) + \mathbf{B} \mathbf{u}(t) \\ y(t) = \mathbf{c} \mathbf{x}(t) \end{cases}, \quad (2.56)$$

avec :

$$\mathbf{x}(t) = \begin{pmatrix} p_{man}(t) \\ \Delta Q_{cyl}(t) \end{pmatrix}, \quad \mathbf{u}(t) = \begin{pmatrix} Q_{th}(t) \\ Q_{cyl}(t) \\ Q_{sc}(t) \end{pmatrix}, \quad y(t) = p_{man}(t), \quad (2.57)$$

et, en notant $a(t) = -\frac{rT_{man}(t)}{V_{man}}$, avec :

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 0 & a(t) \\ 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B} = \begin{pmatrix} -a(t) & a(t) & a(t) \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{c} = (1 \ 0). \quad (2.58)$$

Notons que le système (2.56), avec (2.58), est Linéaire à Paramètre Variant (LPV), puisque les matrices \mathbf{A} et \mathbf{B} dépendent linéairement du paramètre (mesuré) $a(t)$. Puis, le système est discrétisé à chaque PMH pour donner :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}_d \mathbf{x}_k + \mathbf{B}_d \mathbf{u}_k \\ y_k = \mathbf{c} \mathbf{x}_k \end{cases}, \quad (2.59)$$

où :

$$\mathbf{A}_d = t_{tdc} \mathbf{A} + I = \begin{pmatrix} 1 & \rho_k \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{B}_d = t_{tdc} \mathbf{B} = \begin{pmatrix} -\rho_k & \rho_k & \rho_k \\ 0 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad (2.60)$$

avec $\rho_k = -\frac{r T_{man}(k)}{V_{man}} t_{tdc}(k)$, où $t_{tdc}(k) = \frac{2 \times 60}{N_e(k) n_{cyl}}$ est la période d'échantillonnage entre deux PMH. Il vient alors que ρ_k est le paramètre variant, qui dépend maintenant de la température dans le collecteur d'admission $T_{man}(k)$ et du régime moteur $N_e(k)$, et le système en temps discret (2.59), avec $\mathbf{A}_d = \mathbf{A}_d(\rho_k)$, est toujours un système LPV.

Synthèse de l'observateur

La reconstruction des états pour le système (2.59) peut donc être réalisée par un observateur polytopique avec un gain \mathbf{L} constant présenté en section 2.4.1 :

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{A}_d(\rho_k) \hat{\mathbf{x}}_k + \mathbf{B}_d(\rho_k) \mathbf{u}_k + \mathbf{L}(y_k - \hat{y}_k) \\ \hat{y}_k = \mathbf{c} \hat{\mathbf{x}}_k \end{cases} \quad (2.61)$$

Dans ce cas, le paramètre variant ρ_k est un scalaire, et la décomposition polytopique est très simple. En effet, ρ_k est compris entre une valeur minimale ρ_{min} et une valeur maximale ρ_{max} . L'enveloppe convexe \mathcal{D}_ρ a donc $N = 2$ sommets, $\theta^{(1)} = \rho_{min}$ et $\theta^{(2)} = \rho_{max}$. Alors,

(2.41) s'écrit $\rho_k = \xi_k^{(1)} \rho_{min} + \xi_k^{(2)} \rho_{max}$. Puisque $\sum_{i=1}^N \xi_k^{(i)} = 1$, $\rho_k = \xi_k^{(1)} \rho_{min} + (1 - \xi_k^{(1)}) \rho_{max}$.

Et (2.42) est alors :

$$\mathbf{A}_d(\rho_k) = \xi_k^{(1)} \mathcal{A}_d^{(1)} + (1 - \xi_k^{(1)}) \mathcal{A}_d^{(2)}, \quad (2.62)$$

avec :

$$\mathcal{A}_d^{(1)} = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{min} \\ 0 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathcal{A}_d^{(2)} = \begin{pmatrix} 1 & \rho_{max} \\ 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.63)$$

ρ_{min} et ρ_{max} sont calculés à partir des valeurs de température collecteur et de régime moteur. Le logiciel Yalmip, résout les LMI (2.46). Il vient alors que ces LMI sont faisables. A partir des matrices résultantes \mathbf{G} and \mathbf{F} , le gain constant \mathbf{L} est calculé avec (2.48).

L'état ΔQ_{cyl} est alors intégré (c'est-à-dire multiplié par t_{tdc}) pour donner le biais de masse d'air Δm_{air} :

$$\Delta m_{air} = t_{tdc} \Delta Q_{cyl}. \quad (2.64)$$

Finallement, la masse d'air dans le cylindre peut être estimée en corrigeant l'estimateur neuronal donnant $m_{air_OL}(t)$ avec le biais :

$$\hat{m}_{air_cyl} = m_{air_OL} + \Delta m_{air}. \quad (2.65)$$

Résultats sur des données réelles

Des résultats expérimentaux, obtenus au banc moteur sur un moteur 1.8L essence turbocompressé avec déphaseur d'arbre à cames, sont montrés sur les Figures 2.45 et 2.46. La Figure 2.45 montre un exemple de la bonne reconstruction de la dynamique de p_{man} par le premier état de l'observateur (2.61).

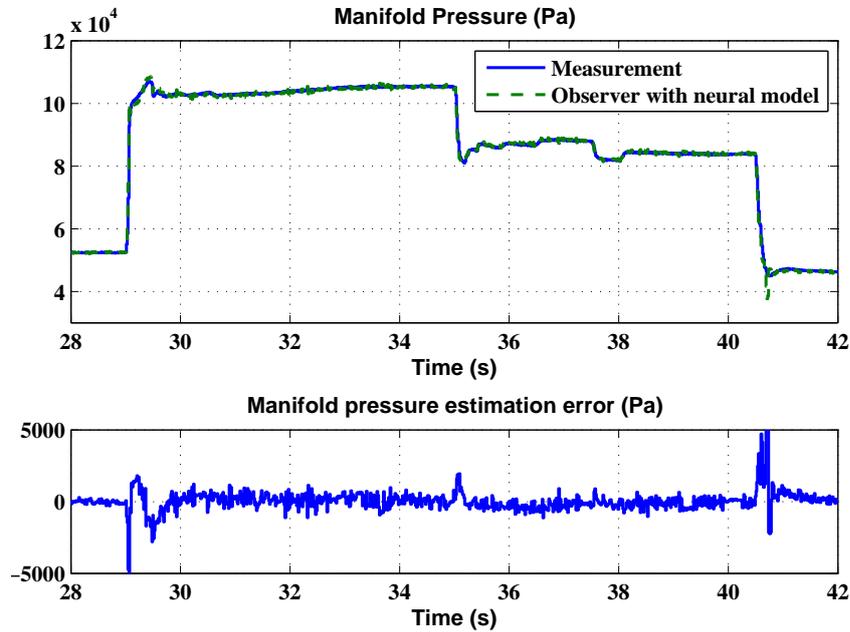


FIGURE 2.45 – Mesure de pression collecteur p_{man} et estimation \hat{p}_{man} (haut, en Pa) ainsi que son erreur d'estimation (bas, en Pa) en fonction du temps (s)

La Figure 2.46 illustre les résultats de l'observateur de masse d'air enfermée dans le cylindre normalisée entre 0 et 1. Une mesure de cette masse, uniquement valide en stabilisé,

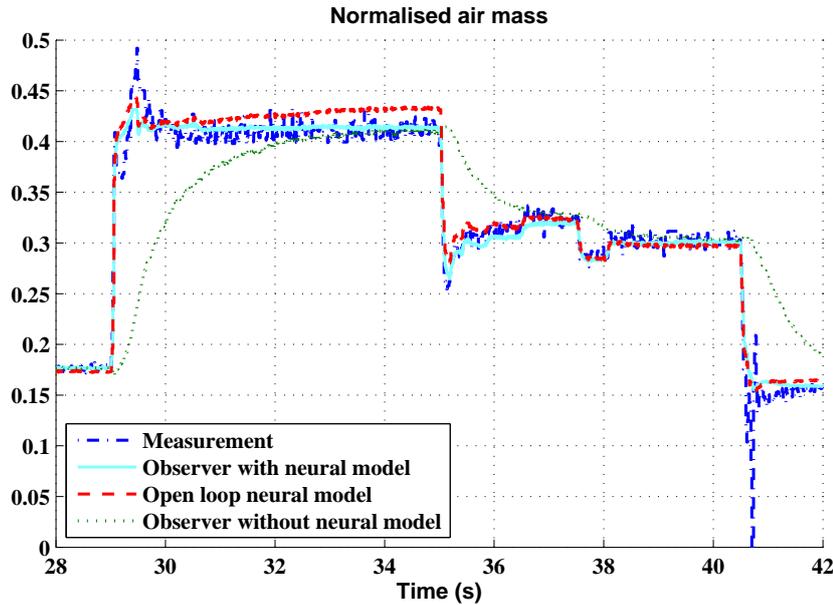


FIGURE 2.46 – Masse d’air en fonction du temps (s) : obtenu directement à partir de la mesure de débit d’air Q_{th} (points-tirets bleus), estimateur neuronal (tirets rouges), observateur sans les modèles neuronaux (pointillés verts), observateur avec les modèles neuronaux (ligne bleue clair)

peut être obtenue en intégrant, c’est-à-dire en multipliant par t_{tdc} , le débit passant à travers le papillon Q_{th} . En stabilisé sans balayage, le débit d’air qui entre dans les cylindres Q_{cyl} est égal à Q_{th} (Figure 2.44). La Figure 2.46 compare cette mesure, l’estimateur neuronal, l’estimation sans le modèle neuronal (observateur (2.61) basé sur (2.53) mais avec $Q_{cyl} = Q_{sc} = 0$) et l’estimation proposée ((2.65) combinant des modèles neuronaux et un observateur polytopique, c’est-à-dire (2.61) basé sur (2.53) avec Q_{cyl} et Q_{sc} donnés par des modèles neuronaux). Pour des échelons de débit d’air, le modèle neuronal estime bien le changement de mesure mais avec une erreur statique (par exemple entre 32 s et 34 s). De l’autre côté, l’observateur sans le prépositionnement a une dynamique faible mais garantit une erreur statique nulle.

Finalement, l’estimateur proposé inclut donc un prépositionnement statique et un observateur polytopique qui combine les deux avantages : excellente dynamique sans erreur statique.

2.4.3 Application à l’observation de la température au cœur d’une batterie

Cette application, développée pendant la thèse de Maxime Debert (§1.2.2) a été publiée de façon plus détaillée dans [Debert *et al.*, 2013].

La batterie est un élément important à préserver pour les véhicules électrifiés, du fait notamment de son coût. Améliorer la durée de vie d’une batterie est donc un élément clef. Le processus de vieillissement d’une batterie Li-ion est très complexe et peut être affecté

par plusieurs facteurs : la température interne, l'utilisation, le vieillissement calendaire (même sans utilisation, la capacité diminue petit à petit [Ratnakumar *et al.*, 1999]), l'état de charge, les profondeurs de décharge et de charge, ... De tous ces paramètres, la température interne est connue pour être l'un des plus importants [Vetter *et al.*, 2005, Broussely *et al.*, 2005]. Cependant, pour les batteries de série, cette température n'est généralement pas mesurée.

Un pack batterie est fait de plusieurs modules (Figure 2.47), et chacun est fait de plusieurs cellules prismatiques. La seule température qui est mesurée, réalisée à l'aide d'une thermistance, donne une image de la température externe filtrée avec beaucoup de retard. A un instant donné, l'erreur peut atteindre une dizaine de degrés, engendrant une stratégie très conservatrice de limitation de puissance. De plus, cela veut dire que les paramètres internes, variant avec la température interne, ne peuvent être proprement estimés. En particulier, la résistance interne, donnant un état sur la batterie, permet de développer des fonctions de diagnostic [Hall *et al.*, 2005].

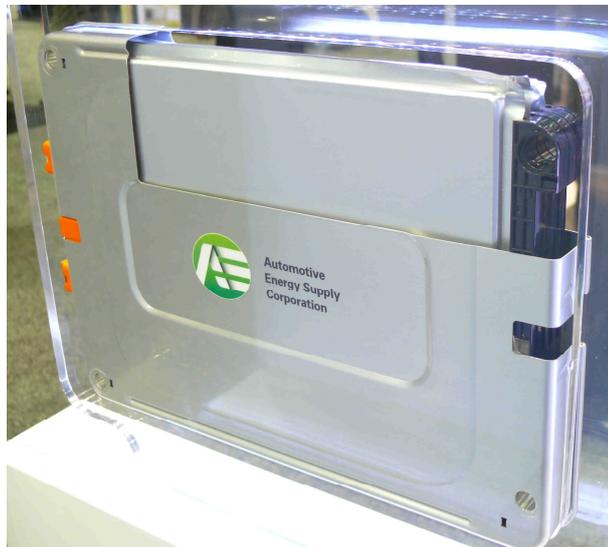


FIGURE 2.47 – Photographie d'une vue en coupe d'un module composant une batterie de traction pour véhicule hybride

La température au cœur de la batterie et la résistance interne peuvent être reconstruites avec un observateur basé sur un modèle thermique et des mesures externes. Une approche similaire pour estimer l'état de charge de la batterie (SOC, State Of Charge) a été proposé dans [Hu et Yurkovich, 2010, Hu et Yurkovich, 2012]. Récemment [Lin *et al.*, 2013] a réalisé un observateur adaptatif de température interne d'une batterie Li-ion ce qui a permis d'estimer, avec un modèle boucle ouverte, la résistance interne. Avec la connaissance de ces paramètres, il est alors possible de développer des stratégies intéressantes pour la batterie afin d'améliorer la longévité et la sécurité des véhicules électrifiés.

Modèle

Afin de construire un observateur de température d'une cellule d'une batterie, un modèle simple mais représentatif doit être construit. Les principales hypothèses concernent

une température uniforme et des échanges de chaleur avec l'air enfermé dans le module par convection naturelle. Une thermistance, utilisée dans les véhicules de série, mesure cette température d'air. Le module est refroidi par une convection, forcée ou non, dépendante du mode de refroidissement du pack batterie.

Le modèle thermique utilisé pour le module de batterie est basé sur les équations physiques du bilan des flux d'énergie en utilisant des résistances thermiques équivalentes [Pesaran, 2002, Guzzella et Sciarretta, 2005, Debert *et al.*, 2008, Forgez *et al.*, 2010, Muratori *et al.*, 2010]. Les transferts thermiques sont présentés à la Figure 2.48, où quatre températures (en K) sont considérées : la température cellule T_{cell} , celle donnée par le capteur T_{sens} , la température de la paroi refroidie (casing) T_{cas} et la température de l'air refroidissant le module T_{air} .

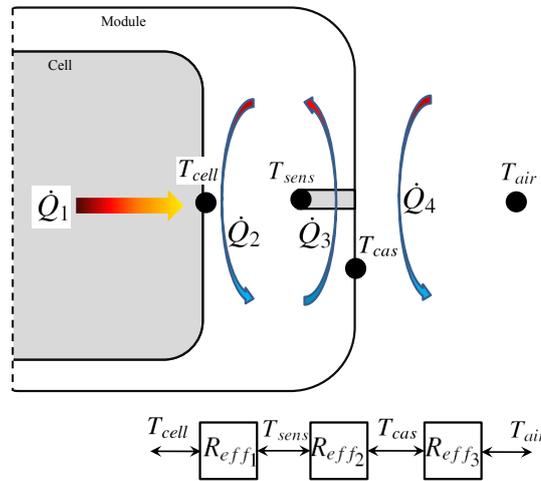


FIGURE 2.48 – Transferts thermiques et modélisation par des résistances équivalentes

Si la résistance interne de la cellule R varie lentement comparativement à la variation de la température, il vient le modèle suivant :

$$\begin{cases} \dot{T}_{cell} &= k_1 (RI_{bat}^2 - k_4 (T_{cell} - T_{sens})) \\ \dot{T}_{sens} &= k_2 (k_4 (T_{cell} - T_{sens}) - k_5 (T_{sens} - T_{cas})) \\ \dot{T}_{cas} &= k_3 (k_5 (T_{sens} - T_{cas}) - k_6 (T_{cas} - T_{air})) \\ \dot{R} &= 0 \end{cases}, \quad (2.66)$$

où R est la résistance interne de la cellule (Ω), I_{bat} le courant de charge/décharge de la batterie (A), et avec les paramètres

$$\begin{cases} k_1 = \frac{1}{C_{V_1}}, & k_2 = \frac{1}{C_{V_2}}, & k_3 = \frac{1}{C_{p_3}}, \\ k_4 = \frac{1}{R_{eff_1}}, & k_5 = \frac{1}{R_{eff_2}}, & k_6 = \frac{1}{R_{eff_3}} \end{cases}, \quad (2.67)$$

où C_{V_1} est la capacité à volume constant (J/K) de la cellule, C_{V_2} la capacité à volume constant (J/K) de l'air enfermé dans le module, C_{p_3} est la capacité à pression constante (J/K) de l'air extérieur, R_{eff_i} sont des résistances thermiques (K/W). Les paramètres k_i peuvent être calculé théoriquement, par exemple à partir du nombre de Nusselt [Cheron,

1999], mais vu la complexité des dépendances (rugosité de la paroi, forme des solides autour duquel le fluide circule, niveau de turbulence, ...), ils seront ici identifiés à partir d'expériences.

En définissant le vecteur d'état, l'entrée et la sortie comme $\mathbf{x} = [T_{cell} \ T_{sens} \ T_{cas} \ R]^T$, $u = T_{air}$ et $y = T_{cell}$, un modèle LPV en temps continu t :

$$\begin{cases} \dot{\mathbf{x}}(t) = \mathbf{A}_c(\rho(t))\mathbf{x}(t) + \mathbf{b}_c u(t) \\ y(t) = \mathbf{c}\mathbf{x}(t) \end{cases}, \quad (2.68)$$

peut être écrit, avec

$$\mathbf{A}_c(\rho(t)) = \begin{bmatrix} -k_1 k_4 & k_1 k_4 & 0 & k_1 I_{bat}^2(t) \\ k_2 k_4 & -k_2(k_4 + k_5) & k_2 k_5 & 0 \\ 0 & k_3 k_5 & -k_3(k_5 + k_6) & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}, \quad (2.69)$$

$$\mathbf{b}_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ k_3 k_6 \\ 0 \end{bmatrix}, \quad \mathbf{c} = [0 \ 1 \ 0 \ 0], \quad (2.70)$$

où le paramètre variant $\rho(t) = I_{bat}^2(t)$ est disponible car le courant de la batterie I_{bat} est (indirectement) mesuré.

En approximant $\dot{\mathbf{x}}(t)$ par $(\mathbf{x}_{k+1} - \mathbf{x}_k)/t_s$, avec t_s la période d'échantillonnage, un modèle en temps discret est finalement obtenu :

$$\begin{cases} \mathbf{x}_{k+1} = \mathbf{A}(\rho_k)\mathbf{x}_k + \mathbf{b}u_k \\ y_k = \mathbf{c}\mathbf{x}_k, \end{cases} \quad (2.71)$$

avec $\mathbf{A} = I + t_s \mathbf{A}_c$ et $\mathbf{b} = t_s \mathbf{b}_c$.

Pour l'identification des paramètres du modèle (2.68), un module spécifique a été introduit dans un pack batterie. Ce module, montré sur la Figure 2.49, est instrumenté avec un thermocouple placé entre les cellules internes (T_{cell} en rouge), le capteur de température de série (T_{sens} en vert), et un thermocouple placé sur la paroi (T_{cas} en bleu). Un cycle de l'utilisation de la batterie a été réalisé spécifiquement pour l'identification, avec une charge suivie d'une décharge typique d'une utilisation d'un véhicule électrique.

Synthèse de l'observateur avec limitation du bruit de mesure

A partir du système (2.71), l'effet nuisible du bruit de mesure est illustré en simulation sur l'estimation de la température cœur. Nous montrons ici l'intérêt d'avoir un observateur permettant de limiter le bruit. Les observateurs sont donc simulés avec un bruit de mesure blanc gaussien centré ajouté à la température d'air mesurée par la thermistance T_{sens} . Une large gamme de variation de courant $0.5 \text{ A} \leq |I_{bat}| \leq 400 \text{ A}$ est considérée. Comme le paramètre variant $\rho_k = I_{bat}^2(k)$ est scalaire, la décomposition polytopique (2.41) est réduite à une expression simple. Ainsi, ρ_k évolue entre une valeur minimale ρ_{min} et maximale ρ_{max} , qui sont les $N = 2$ sommets θ_1 et θ_2 du polytope convexe \mathcal{D}_ρ . Par conséquent, (2.41) s'écrit $\rho_k = \xi_k^1 \rho_{min} + \xi_k^2 \rho_{max}$. Comme $\sum_{i=1}^N \xi_k^i = 1$, $\rho_k = \xi_k^1 \rho_{min} + (1 - \xi_k^1) \rho_{max}$, et (2.42) est réduit

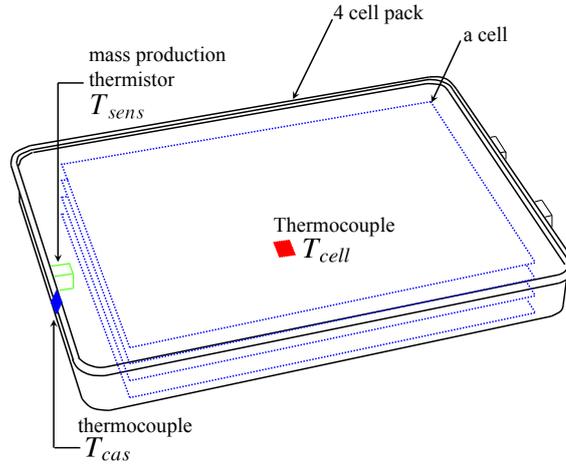


FIGURE 2.49 – Module spécifique utilisé pour l’identification des paramètres

à $\mathbf{A}(\rho_k) = \xi_k^1 \mathbf{A}_1 + (1 - \xi_k^1) \mathbf{A}_2$, où \mathbf{A}_1 et \mathbf{A}_2 sont obtenus à partir de \mathbf{A} en remplaçant $I_{bat}^2(k)$ par $\rho_{min} = 0.5^2$ et par $\rho_{max} = 400^2$.

En appliquant le théorème 4 ignorant le bruit de mesure et résolvant les LMIs (2.46) avec la boîte à outils Yalmip¹⁴, le gain variable de l’observateur (2.47) est obtenu. Néanmoins, comme illustré à la Figure 2.50(a), l’observateur ne prenant pas en compte le bruit, donne sans surprise des résultats non exploitables, particulièrement pour T_{cell} .

En utilisant maintenant le théorème 5 qui permet la limitation du bruit, avec $\tilde{\mathbf{C}}(1, 1) = 1, \tilde{\mathbf{C}}(i, j) = 0, i, j \neq 1$, les gains \mathbf{L}_1 et \mathbf{L}_2 sont trouvés presque identiques. Alors le théorème 5 est appliqué pour trouver un gain constant (2.52). Les résultats, donnés à la Figure 2.50(b), montrent que l’observateur avec gain constant, facilement implémentable en temps réel, est approprié pour l’application considérée et est robuste au bruit. Rappelons ici que la variable de haut niveau σ (2.49) peut être ajustée pour réduire l’effet du bruit.

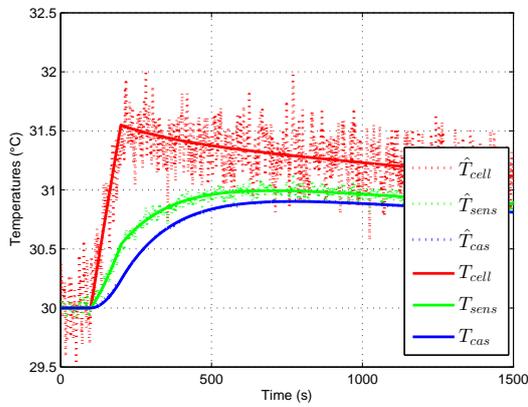
Résultats sur des données réelles

L’observateur proposé par le théorème 5, avec un gain constant \mathbf{L} (2.52), va être maintenant appliqué sur deux essais réels pour la reconstruction de la température cœur et de la résistance interne, toujours basé sur le modèle (2.71).

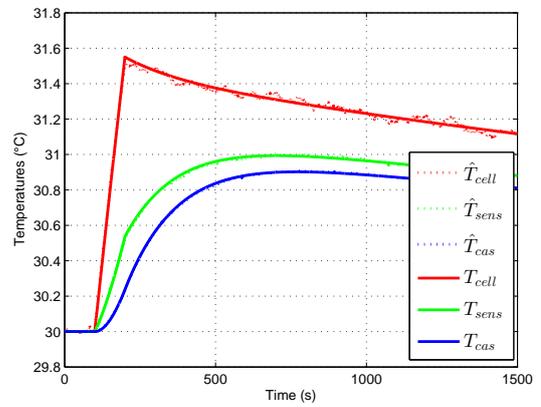
Le premier cycle de données expérimentales comprend une utilisation typique de véhicule électrique suivie d’une charge complète de la batterie. La Figure 2.51(a) montre que les températures T_{sens} et T_{cas} sont presque parfaitement estimées et que la température cœur T_{cell} est estimée avec une bonne précision, au moins suffisante pour la reconstruction en temps réel et la surveillance de la température interne. Il faut noter que près de zéro le système n’est pas observable donc pour $|I_{bat}| < 0.5A$, l’observateur n’est pas activé et seul le modèle en boucle ouverte est utilisé. La résistance interne estimée correspondante est montrée à la Figure 2.51(b) comparée avec l’estimation $\hat{R} = f(T_{sens}, SOC)$, où f est donné par des cartographies et où T_{sens} est montré à la Figure 2.51(a) et SOC est estimé.

Les tendances des deux estimations sont similaires. Les différences peuvent être attri-

14. <http://users.isy.liu.se/johanl/yalmip>

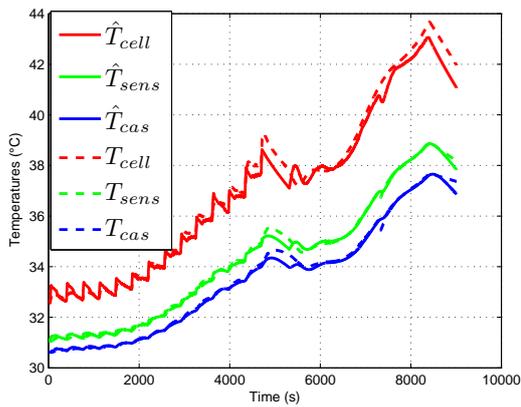


(a) Avec le théorème 4

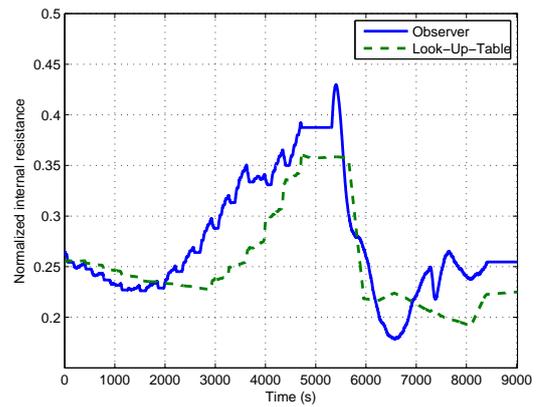


(b) Avec le théorème 5 (gain constant, $\sigma = 7.8$)

FIGURE 2.50 – Résultats de simulation avec bruit



(a) Température réelle et estimée



(b) Résistance interne (normalisée) estimée

FIGURE 2.51 – Résultats de l'observateur (gain constant, $\sigma = 7.8$)

buées au fait que la cartographie contient des données d'une cellule au début de sa vie avec une identification statique de la résistance interne alors que le module a été équipé de cellules au milieu de leur cycle de vie. En outre, la résistance interne observée représente l'impédance globale de la cellule qui n'est pas la même que la résistance statique [Jossen, 2006].

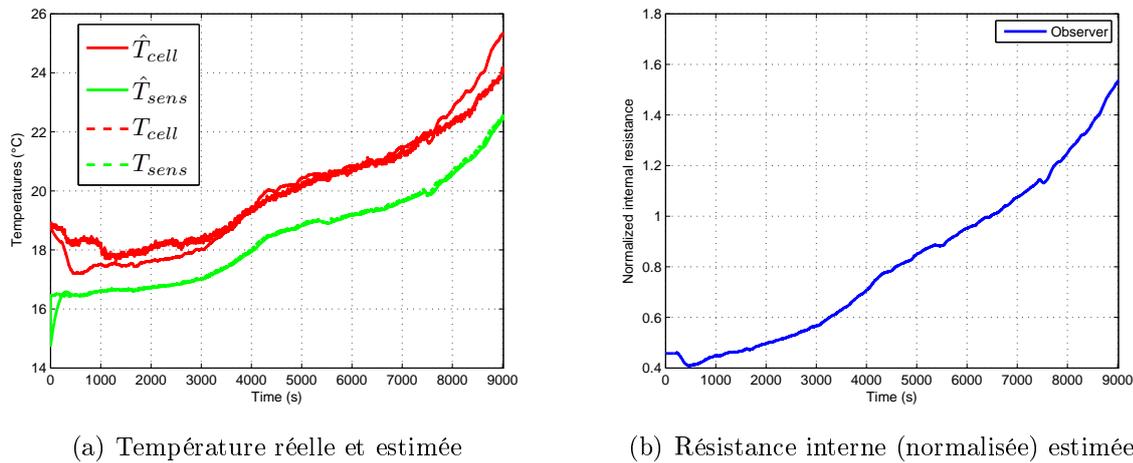


FIGURE 2.52 – Résultats de l'observateur durant une surcharge

L'observateur est maintenant appliqué sur un second jeu de données expérimentales, qui contient une surcharge de la batterie avec un courant constant de 8A. Les températures réelles et estimées sont montrées à la Figure 2.52(a) et la résistance interne estimée correspondante à la Figure 2.52(b). Aucune comparaison ne peut être donnée car la cartographie ne prend pas en compte les conditions de surcharge. Cependant, il est connu qu'en cas de surcharge la résistance interne augmente [Hall *et al.*, 2005]. Par conséquent, la reconstruction simultanée de la température et de la résistance permet de détecter les surcharges en vérifiant un seuil sur la résistance estimée. Par exemple, la résistance ne peut être supérieure à 1 dans un cas normal puisqu'elle a été normalisée, ce qui n'est pas le cas sur la Figure 2.52(b) à cause de la surcharge.

2.4.4 Conclusion

Dans cette section, nous avons reconstruits certains états d'un système qui ne sont pas disponibles pour le contrôle (mesure impossible ou capteurs trop coûteux) à l'aide d'observateurs polytopiques. Après les avoir présentés, ils ont été appliqués à l'observation de la masse d'air enfermé d'un moteur à combustion interne puis à l'observation de la température interne d'une batterie de véhicules électrifiés. D'autres exemples sont traités comme dans la thèse de Jamil El Hadeif où un estimateur du régime du turbocompresseur est mis en place et validé expérimentalement. Il permet de remplacer une mesure coûteuse par l'utilisation d'un modèle physique couplée à l'utilisation d'un observateur polytopique. D'autres estimateurs sont en cours de validation, notamment pour les émissions polluantes en sortie du catalyseur dans la thèse de Pierre Michel.

2.5 Conclusion

Deux axes résument les avancées théoriques ou méthodologiques liées à mes travaux de recherche : l'un côté automatique, l'un côté applicatif.

Du point de vue automatique :

- **Commande prédictive non linéaire.** Un des freins à la diffusion de la commande prédictive non linéaire à base de modèle est le temps de calcul nécessaire. Des solutions à base de programmation dynamique sont alors optimisées pour les appliquer en temps réel (réduction du nombre d'états, approximation neuronale, diminution de la grille de recherche). Une autre approche permettant la mise en temps réel de la commande prédictive est réalisée par une approximation de la loi non linéaire par une multitude de lois linéaires (commande prédictive explicite). Des contributions ont été apportées, mais des verrous sont encore présents : la robustesse de la loi de commande et le temps de calcul hors ligne requis.
- **Commande optimale multi-critères.** La prise en compte des contraintes dans la commande optimale pose des difficultés en termes de temps de calcul. Des solutions, réduisant la complexité, basées sur la programmation dynamique ou sur le principe de Pontryaguine, sont proposées sans augmenter le temps de calcul.
- **Méthodologie générique de commande robuste multivariable.** Obtenir une solution de commande multivariable, facile à régler, pouvant être embarquée dans les calculateurs actuels et prenant en compte les incertitudes sur le système (robustesse) est délicat. Une méthodologie générique, pour contrôler les systèmes non linéaires multivariables carrés ou non carrés, est développée.
- **Observateurs polytopiques pour systèmes LPV.** Un des verrous liés à l'utilisation des observateurs pour des systèmes non linéaires est d'obtenir un réglage aisé entre fiabilité du modèle et confiance dans la mesure. Les systèmes Linéaires à Paramètres Variants (LPV), assez génériques, modélisant un grand nombre de systèmes, des observateurs-estimateurs pour systèmes LPV, permettant d'obtenir un compromis réglable entre fiabilité du modèle et bruit de mesure, sont proposés.
- **Application expérimentale.** Toutes les méthodes ci-dessus sont confrontées à des systèmes complexes et la plupart sont testées et validées expérimentalement (supervision, commande ou observation), donnant à celles-ci une consistance supplémentaire.

Du point de vue des applications :

- **Gestion de l'énergie optimale et générique.** Une gestion générique de l'énergie optimale est proposée pour des véhicules hybrides (pneumatique ou électrique). Pour les véhicules hybrides rechargeables, l'état de charge est redéfini en état d'énergie. Le principe de ces lois de gestion d'énergie pourra être appliqué sur d'autres systèmes ayant plusieurs sources d'énergie.
- **Prise en compte de contraintes dans la loi de gestion de l'énergie.** Diverses contraintes (pollution, confort, vieillissement) sont prises en compte dans la loi de gestion de l'énergie des véhicules hybrides permettant d'obtenir un compromis

aisément réglable entre les différents objectifs.

- **Commande prédictive d'un véhicule hybride.** Une gestion de l'énergie prédictive, prenant en compte le futur à l'aide de différents capteurs (GPS, Lidar), est évaluée et permet de réduire la consommation des véhicules hybrides électriques.
- **Commande robuste unifiée de la chaîne d'air des moteurs à combustion interne.** Une méthodologie unifiée de commande robuste est proposée, permettant de gagner du temps sur la mise au point du contrôle des moteurs à combustion interne.
- **Commande prédictive non linéaire explicite basée sur un modèle physique pour la chaîne d'air d'un moteur essence turbocompressé.** Une approche quasi-systématique de commande a été proposée et permet d'obtenir de bonnes performances en utilisant le modèle physique pour améliorer le rendement du moteur. La mise en temps réel de la commande prédictive est réalisée par une approximation de la loi non linéaire par une multitude de lois linéaires.
- **Estimation de la masse d'air enfermé pour moteur à allumage commandé.** Pour les moteurs à allumage commandé turbocompressé à distribution variable, l'estimation des masses de gaz enfermé dans le cylindre est impérative pour une bonne gestion du couple avec prise en compte de la pollution. Un observateur, mêlant mesures et modèles physiques et génériques, est alors suggéré.
- **Estimation de paramètres internes de la batterie.** Une estimation des paramètres internes de la batterie (température, résistance interne) permet de prendre en compte dans la loi de gestion d'énergie toujours plus de contraintes et de développer des fonctions de diagnostic.

Chapitre 3

Projet de Recherche

Aujourd'hui, grâce aux recherches effectuées, un panel de méthodes génériques permettant la supervision, la commande et l'observation de systèmes plus ou moins complexes est disponible. Ces méthodes sont d'ores et déjà appliquées et validées sur différents systèmes énergétiques (véhicule hybride électrique ou pneumatique, chaînes d'air de moteurs à combustion interne, batterie, ...). Les performances de ces méthodes montrent qu'il est possible d'optimiser ces systèmes en alliant énergétique et automatique, l'une n'allant pas sans l'autre. Une des motivations a été et reste de maximiser le rendement, de minimiser les émissions polluantes et les émissions de gaz à effet de serre des différents types de chaînes de traction actuelles ou futures.

Mon projet de recherche suit la logique entreprise jusqu'à présent :

Commande optimale :

- Approfondir la supervision à base de commande optimale multi-critères en prenant en compte un maximum de contraintes,
- et en la vérifiant par exemple à la prise en compte des contraintes sur l'environnement du véhicule (pollution, agrément de conduite, batterie, habitations, etc.).

Commande prédictive robuste :

- Allier, pour des systèmes non linéaires multivariés, la commande prédictive avec la commande robuste,
- en l'expérimentant pour des nouvelles technologies de moteurs à combustion interne.

Observateurs :

- Définir des observateurs Linéaires à Paramètres Variants encore plus génériques, prenant par exemple en compte l'incertitude sur les paramètres ainsi que le bruit de mesure,
- et les tester à des nouvelles technologies sur les véhicules hybrides.

Toutes ces méthodes reposent bien évidemment sur la construction de modèles non linéaires en collaboration avec les énergéticiens (les polluants en sortie d'un moteur ou

l'état de santé d'une batterie restent à ce jour des verrous car difficiles à modéliser). Ces modèles seront à simplifier afin de permettre une utilisation pour une optimisation globale, une commande prédictive ou des observateurs. Pour les systèmes non-linéaires, les champs de recherche sont encore nombreux tant sur les observateurs, les outils de modélisation ou sur les schémas de commande ainsi que sur leurs propriétés (convergence, stabilité, précision, robustesse, ...). Je compte axer mon travail sur deux points : la supervision avec la commande optimale et la commande prédictive et robuste.

3.1 Commande optimale globale multi-critère

La supervision, basée sur la commande optimale, permet d'optimiser concrètement la chaîne de traction des véhicules. Cependant, elle ne prend pas toujours en compte toutes les contraintes en même temps. Il est donc nécessaire de trouver des solutions permettant d'obtenir aisément un compromis entre toutes ces contraintes et ce, sur une trajectoire dynamique sur un horizon futur. De plus, les systèmes devenant de plus en plus complexes, les méthodes de commandes optimales ne sont adaptées que pour un faible nombre de variables d'état et de commande. Ce verrou sera à travailler afin d'obtenir de commandes applicables et réalistes pour un nombre de degré de liberté croissant.

D'un point de vue applicatif, plusieurs options sont envisagées :

- Dans le cas de la combustion homogène ou quasi homogène, le moteur thermique fonctionne dans des modes de combustion bien distincts et la transition d'un mode à l'autre n'est pas toujours bien maîtrisée. L'optimisation du moteur ne devra donc pas se faire uniquement sur un point de fonctionnement de manière statique, mais aussi de manière dynamique d'un point à un autre, en prenant en compte les différentes contraintes. Un vrai modèle dynamique sera alors nécessaire. De plus, en couplant mode de combustion particulier avec un véhicule hybride, cela donnera au système de contrôle plus de degrés de libertés pour agir sur la transition des modes. Cette voie, très intéressante, permettra de redéfinir complètement l'architecture du véhicule et de remettre à plat un certain nombre de principes.
- Les polluants du moteur à combustion interne étant très mal maîtrisés à froid, une modélisation fine basée sur la physique sera à développer. Ensuite, pour minimiser les polluants dans le cadre d'un véhicule hybride, cette modélisation sera à simplifier afin de rendre réalisable une optimisation globale en temps réel.
- Les lois de gestions d'énergie pourront être étendues pour d'autres systèmes énergétiques, comme la gestion de l'énergie électrique à base de plusieurs sources d'énergie ou de stockage (système hybride thermique et éolien, wind hybrid power system).

3.2 Commande prédictive et robuste

La commande prédictive présente entre autre l'avantage d'être performante en termes de temps de réponse, mais la robustesse aux variations du système est très difficile à prouver. Au contraire, l'approche robuste de la commande permet d'obtenir une grande robustesse de la commande aux variations du système. L'idée sera alors de rendre robuste la commande prédictive : d'un côté la performance dynamique sera apportée par la commande prédictive, de l'autre l'insensibilité aux variations sera apportée par la commande robuste. Une fois cela réalisé, il sera nécessaire de trouver une solution pour la mise en place en temps réel de ces commandes. L'utilisation de la commande dite explicite est alors une des voies envisagées.

D'un point de vue applicatif, plusieurs options sont envisagées :

- Commander finement et cycle à cycle la combustion du moteur thermique afin d'obtenir des gains en termes de pollution et de consommation et de permettre à des technologies en rupture de voir le jour. Par exemple, utiliser l'ozone afin de contrôler le phasage de la combustion.
- Contrôler avec précision les actionneurs du moteur thermique lorsque les retards intrinsèques deviennent importants (par exemple avec une recirculation externe basse pression des gaz d'échappements). La prédiction du comportement du moteur thermique sera utile pour rendre le système stable.
- Commander non pas les entrées du moteur thermique (pression collecteur, débit d'air, taux de gaz neutre) mais les sorties (gaz polluants, CA50, ...) avec des mesures ou des observateurs non linéaires.
- Réaliser un superviseur d'énergie robuste aux variations/dispersions du système (par exemple dans le cas d'un moteur Flex Fuel).

Dans tous ces cas, la commande prédictive robuste permettra de prendre en compte les variations du système (vieillesse, dispersion de fabrication) tout en gardant un haut niveau de performance.

Pour conclure, les applications visées, concernant les domaines de l'énergie et de l'automobile, seront une source presque inépuisable de problèmes complexes à résoudre. En effet, les problématiques rencontrées seront diverses et complexes, puisque ces systèmes sont non-linéaires, contraints, multi-variables, multi-objectifs et à temps de calcul limité. Bien entendu, les aspects fondamentaux seront développés de manière indépendante à l'application pour avoir une vocation générique.

Bibliographie

- [Alberer *et al.*, 2010] ALBERER, D., HIRSCH, M. et del RE, L. (2010). A virtual references design approach for diesel engine control optimization. *Control Engineering Practice*, 18(11):1263–1271.
- [Ambühl et Guzzella, 2009] AMBÜHL, D. et GUZZELLA, L. (2009). Predictive reference signal generator for hybrid electric vehicles. *IEEE transactions on vehicular technology*.
- [Ambühl *et al.*, 2007] AMBÜHL, D., SCIARRETTA, A., ONDER, C., GUZZELLA, L., STERZING, S., MANN, K., KRAFT, D. et KÜSELL, M. (2007). A causal operation strategy for hybrid electric vehicles based on optimal control theory. *4th symposium hybrid vehicles and energy management, Braunschweig, Germany*.
- [André, 2004] ANDRÉ, M. (2004). The ARTEMIS European driving cycles for measuring car pollutant emissions. *Sci. Total Environ.*, 334-335:73–84.
- [Anstett, 2006] ANSTETT, F. (2006). *Les systèmes dynamiques chaotiques pour le chiffrement : synthèse et cryptanalyse*. Thèse de doctorat, Nancy-Université.
- [Astrom et Rundqwist, 1989] ASTROM, K. J. et RUNDQWIST, L. (1989). Integrator windup and how to avoid it. *In Proceeding of the 1989 American Control conference*, pages 1693–1698.
- [Back, 2005] BACK, M. (2005). *Prädiktive antriebsregelung zum energieoptimalen betrieb von hybridfahrzeugen*. Thèse de doctorat, Universitätsverlag karlsruhe.
- [Back *et al.*, 2002] BACK, M., SIMONS, M., KIRSCHAUM, F. et KREBS, V. (2002). Predictive control of drivetrains. *Proc. of triennial world conrgress*.
- [Back *et al.*, 2004] BACK, M., TERWEN, S. et KREBS, V. (2004). Predictive powertrain control for hybrid electric vehicles. *Proc. IFAC Symposium on Advances in Automotive Control*.
- [Barsali *et al.*, 2004] BARSALI, S., MIULLI, C. et POSSENTI, A. (2004). A control strategy to minimize fuel consumption of series hybrid electric vehicles. *IEEE transaction on energy conversion*, 19(1):187–195.
- [Bellman, 1957] BELLMAN, R. (1957). *Dynamic programming*. Princeton University press, Princeton,NJ,1957.
- [Bertsekas, 2000] BERTSEKAS, D. (2000). *Dynamic programming and optimal control*. Athenas scientific.
- [Brejaud *et al.*, 2009] BREJAUD, P., CHARLET, A., CHAMAILLARD, Y., IVANCO, A. et HIGELIN, P. (2009). Pneumatic-combustion hybrid engine : a study of the effect of the valvetrain sophistication on pneumatic modes. *Oil Gas Sci. Technol.*, in Press.

- [Brejaud *et al.*, 2011a] BREJAUD, P., HIGELIN, P., CHARLET, A., COLIN, G. et CHAMAILLARD, Y. (2011a). Convective heat transfer in a pneumatic hybrid engine. *Oil and Gas Science and Technology*, 66(6):1035–1051.
- [Brejaud *et al.*, 2011b] BREJAUD, P., HIGELIN, P., CHARLET, A., COLIN, G. et CHAMAILLARD, Y. (2011b). One dimensional modeling and experimental validation of single cylinder pneumatic combustion hybrid engine. *SAE International Journal of Engines*, 4(2):2326–2337.
- [Broussely *et al.*, 2005] BROUSSELY, M., BIENSAN, P., BONHOMME, F., BLANCHARD, P., HERREYRE, S., NECHEV, K. et STANIEWICZ, R. (2005). Main aging mechanisms in Li ion batteries. *Journal of Power Sources*, 146:90–96.
- [Chasse *et al.*, 2009] CHASSE, A., POGNANT-GROS, P. et SCIARRETTA, A. (2009). Online implementation of an optimal supervisory control for a parallel hybrid powertrain. *SAE technical paper*, 2009-01-1868.
- [Chauvin *et al.*, 2008] CHAUVIN, J., CORDE, G., PETIT, N. et ROUCHON, P. (2008). Motion planning for experimental airpath control of a diesel homogeneous charge compression ignition engine. *Control Engineering Practice*, 16(9):1081–1091.
- [Cheron, 1999] CHERON, B. (1999). *Transferts thermiques*. Ellipses.
- [Colin *et al.*, 2009] COLIN, G., BLOCH, G., CHAMAILLARD, Y. et ANSTETT, F. (2009). Two air path observers for turbocharged si engines with vct. *Control Engineering Practice*, 17:571–578.
- [Colin *et al.*, 2010] COLIN, G., BLOCH, G., CHAMAILLARD, Y. et IVANCO, A. (2010). A real time neural energy management strategy for a hybrid pneumatic engine. In *IFAC Symposium Advances in Automotive Control, AAC 2010*, Munich, Allemagne.
- [Colin *et al.*, 2011a] COLIN, G., CHAMAILLARD, Y. et BELLICAUD, B. (2011a). Robust control for the air path of a downsized engine. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D, Journal of Automobile Engineering*, 225(7):930–943.
- [Colin *et al.*, 2007a] COLIN, G., CHAMAILLARD, Y., BLOCH, G. et CHARLET, A. (2007a). Exact and linearized neural predictive control : A turbocharged SI engine example. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 129(4).
- [Colin *et al.*, 2007b] COLIN, G., CHAMAILLARD, Y., BLOCH, G. et CORDE, G. (2007b). Neural control of fast nonlinear systems - application to a turbocharged si engine with VCT. *IEEE Trans. on Neural Networks*, 18(4):1101–1114.
- [Colin *et al.*, 2011b] COLIN, G., LANUSSE, P., LOUZIMI, A., CHAMAILLARD, Y., DENG, C. et NELSON-GRUEL, D. (2011b). Multi-siso robust crone design for the air path control of a diesel engine. In *IFAC World Congress 2011*, Milan, Italie.
- [Corde, 2002] CORDE, G. (2002). *Contrôle commande de la voiture*, chapitre Le contrôle moteur. Hermès, Paris, G. Gissinger, N. Le Fort Piat édition.
- [Daafouz et Bernussou, 2001] DAAFOUZ, J. et BERNUSSOU, J. (2001). Parameter dependent Lyapunov functions for discrete time systems with time varying parametric uncertainties. *Systems & Control Letters*, 43(5):355–359.

-
- [Daafouz et Millerioux, 2000] DAAFOUZ, J. et MILLERIOUX, G. (2000). Parameter dependent lyapunov function for global chaos synchronization of discrete time hybrid systems. *Control of Oscillations and Chaos Proceedings 2nd International Conference*, 2:339–342.
- [Dabo et al., 2008] DABO, M., LANGLOIS, N., RESPONDEK, W. et CHAFOUK, H. (2008). Ncgpc with dynamic extension applied to a turbocharged diesel engine. *In Proceedings of the 17th IFAC World Congress, Seoul, Korea*.
- [Debert et al., 2013] DEBERT, M., COLIN, G., BLOCH, G. et CHAMAILLARD, Y. (2013). An observer looks at the cell temperature in automotive battery packs. *Control Engineering Practice*, accepted with minor revisions.
- [Debert et al., 2010a] DEBERT, M., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y., GUZZELLA, L., KETFI-CHERIF, A. et BELLICAUD, B. (2010a). Predictive energy management for hybrid electric vehicle- prediction horizon and battery capacity sensitivity. *Proceedings of IFAC symposium advances in automotive control, Munich ; Germany*.
- [Debert et al., 2010b] DEBERT, M., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y., GUZZELLA, L., MENSLER, M. et KETFI-CHERIF, A. (2010b). Energy management of a high efficiency hybrid electric automatic transmission. *SAE technical paper*, 2010-01-1311.
- [Debert et al., 2008] DEBERT, M., COLIN, G., MENSLER, M., CHAMAILLARD, Y. et GUZZELLA, L. (2008). Li-ion battery models for HEV simulator. *In IFP, éditeur : Advances in hybrid powertrains*, Rueil-Malmaison, France.
- [Debert et al., 2012] DEBERT, M., PADOVANI, T. M., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y. et GUZZELLA, L. (2012). Implementation of comfort constraints in dynamic programming for hybrid vehicle energy management. *International Journal Of Vehicle Design*, 58(2/3/4):367–386.
- [Delprat, 2002] DELPRAT, S. (2002). *Evaluation de stratégies de commande pour véhicules hybrides parallèles*. Thèse de doctorat, Université de Valenciennes et du hainaut-cambresis.
- [Delprat et al., 2004] DELPRAT, S., LAUBERT, J., GUERRA, T. et RIMAU, J. (2004). Control of a parallel hybrid powertrain : optimal control. *IEEE transaction on vehicle technology*, 53(3):872–881.
- [Deng et al., 2012a] DENG, C., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y. et NELSON-GRUEL, D. (2012a). A robust methodology to control the air path of a diesel engine. *In The 38th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, IECON12*, ÉTS, Montréal, Canada.
- [Deng et al., 2012b] DENG, C., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y. et NELSON-GRUEL, D. (2012b). Sequential robust control of the mimo air path of a diesel engine. *In 2nd International Conference on Systems and Control*, Marrakech, Morocco.
- [Doenitz et al., 2009] DOENITZ, C., VASILE, I., ONDER, C. H. et GUZZELLA, L. (2009). Realizing a concept for high efficiency and excellent driveability : The downsized and supercharged hybrid pneumatic engine. *SAE Paper n°2009-01-1326*.
- [Dubray, 2002] DUBRAY, A. (2002). *Adaptation des lois de gestion d'énergie des véhicules hybrides suivant le profil de mission suivi*. Thèse de doctorat, INPG.

- [El-Hadef *et al.*, 2013a] EL-HADEF, J., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y., OLARU, S., RODRIGUEZ-AYERBE, P. et TALON, V. (2013a). Explicit-ready nonlinear model predictive control for turbocharged spark-ignited engines. *In 7th IFAC Symposium on Advances in Automotive Control (AAC, Tokyo, Japan, September 4-7)*.
- [El-Hadef *et al.*, 2012a] EL-HADEF, J., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y. et TALON, V. (2012a). Spark-ignition engine models using physical-based turbocharger data-maps extrapolation algorithms. *In 2012 IFAC Workshop on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modeling (ECOSM, IFP, Rueil-Malmaison, France, October 25-28)*.
- [El-Hadef *et al.*, 2012b] EL-HADEF, J., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y. et TALON, V. (2012b). Turbocharged si engine model for control. *In The 11th International Symposium on Advanced Vehicule Control (Seoul, Korea, September 9-12)*.
- [El-Hadef *et al.*, 2013b] EL-HADEF, J., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y. et TALON, V. (2013b). Neural model for real-time engine volumetric efficiency estimation. *In 11th International Conference on Engines and Vehicles (ICE, Capri, Italy, September 15-19)*.
- [El-Hadef *et al.*, 2013c] EL-HADEF, J., JANAS, P., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y. et TALON, V. (2013c). Geometry-based compressor data-maps prediction. *In SAE Technical Paper 2013-01-0933 (SAE World Congress, Detroit, USA, April 16-18)*.
- [El-Hadef *et al.*, 2013d] EL-HADEF, J., OLARU, S., RODRIGUEZ-AYERBE, P., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y. et TALON, V. (2013d). Explicit nonlinear model predictive control of the air path of a turbocharged spark-ignited engine. *In IEEE Multi-Conference on Systems and Control (MSC, Hyderabad, India, August 28-30)*.
- [Eriksson *et al.*, 2002] ERIKSSON, L., NIELSEN, L., BRUGARD, J., J.BERGSTROM, PETERSSON, F. et ANDERSSON, P. (2002). Modeling of a turbocharged S.I. engine. *Annual Reviews in Control*, 26:129–137.
- [Forgez *et al.*, 2010] FORGEZ, C., DO, D. V., FRIEDRICH, G., MORCRETTE, M. et DELACOURT, C. (2010). Thermal modeling of a cylindrical LiFePO₄/graphite lithium-ion battery. *Journal of Power Sources*, 195(9):2961–2968.
- [Forgez *et al.*, 2000] FORGEZ, C., FRIEDRICH, G. et BIEDINGER, J. (2000). Système flou de supervision des modes de fonctionnement d’un véhicule hybride parallèle. *GEVIQ 2000, Marseille*.
- [Garcia-Nieto *et al.*, 2008] GARCIA-NIETO, S., MARTINEZ, M., BLASCO, X. et SANCHIS, J. (2008). Nonlinear predictive control based on local networks for air management in diesel engine. *Control Engineering Practice*, 16(12):1399–1413.
- [Gruel *et al.*, 2009] GRUEL, D. N., LANUSSE, P. et OUSTALOUP, A. (2009). Robust control design for multivariable plants with time-delays. *Chemical Engineering Journal*, 146(3):414–427.
- [Guzzella, 2007] GUZZELLA, L. (2007). *Analysis and Synthesis of Single-Input Single-Output Control Systems*. Vorlesungsskript, Zurich.
- [Guzzella et Onder, 2004] GUZZELLA, L. et ONDER, C. (2004). *Introduction to Modeling and Control of Internal Combustion Engine Systems*. Springer.

-
- [Guzzella et Sciarretta, 2005] GUZZELLA, L. et SCIARRETTA, A. (2005). *Vehicle propulsion systems : Introduction to modeling and optimization*. Springer.
- [Halimi et al., 2013] HALIMI, M., MILLERIOUX, G. et DAAFOUZ, J. (2013). Polytopic observers for lpv discrete-time systems. In SENAME, O., GASPAR, P. et BOKOR, J., éditeurs : *Robust Control and Linear Parameter Varying Approaches*, volume 437 de *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, pages 97–124. Springer Berlin Heidelberg.
- [Hall et al., 2005] HALL, J., SCHOEN, A., POWERS, A., LIU, P. et KIRBY, K. (2005). Resistance growth in lithium ion satellite cells. i. non destructive data analyses. In *208th Electrochem. Soc*, Los Angeles, CA, October 16-21.
- [Heemels et al., 2010] HEEMELS, W., DAAFOUZ, J. et MILLERIOUX, G. (2010). Observer-based control of discrete-time lpv systems with uncertain parameters. *IEEE transactions on automatic control*, 55(9):2130–2135.
- [Heywood, 1988] HEYWOOD, J. (1988). *Internal Combustion Engine Fundamentals*. McGraw-Hill.
- [Higelin et al., 2002] HIGELIN, P., CHARLET, A. et CHAMAILLARD, Y. (2002). Thermodynamic simulation of a hybrid pneumatic-combustion engine concept. *Int. J. Applied Thermodynamics*, 5(1):1–11.
- [Hu et Yurkovich, 2010] HU, Y. et YURKOVICH, S. (2010). Battery state of charge estimation in automotive applications using LPV techniques. In *Proceedings of the 2010 American Control Conference*, pages 5043–5049, Baltimore, MD, USA.
- [Hu et Yurkovich, 2012] HU, Y. et YURKOVICH, S. (2012). Battery cell state-of-charge estimation using linear parameter varying system techniques. *Journal of Power Sources*, 198(0):338 – 350.
- [Ivanco, 2009] IVANCO, A. (2009). *Evaluation de stratégies de gestion d'énergie pour un moteur hybride pneumatique*. Thèse de doctorat, Université d'Orléans, Université des hautes études de Prague.
- [Ivanco et al., 2009] IVANCO, A., CHAMAILLARD, Y., CHARLET, A. et HIGELIN, P. (2009). Energy management strategies for hybrid-pneumatic engine studied on a Markov chain type generated cycles. *SAE Paper n°2009-01-0145*.
- [Ivanco et al., 2010] IVANCO, A., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y., CHARLET, A. et HIGELIN, P. (2010). Energy management strategies for a pneumatic-hybrid engine based on sliding window pattern recognition. *Oil and Gas Science and Technology*, 65(1):179–190.
- [Jeanneret et Markel, 2004] JEANNERET, B. et MARKEL, T. (2004). Adaptive energy management strategy for fuel cell hybrid vehicles. *SAE paper*, 2004-01-1298.
- [Jeon et al., 2002] JEON, S., JO, S., PARK, Y. et LEE, J. (2002). Multi-mode driving control of a parallel hybrid electric vehicle using driving pattern recognition. *J. Dyn. Syst. Meas. Control*, 124(1):141–149.
- [Johannesson, 2009] JOHANNESSON, L. (2009). *Predictive control of hybrid electric vehicles on prescribed routes*. Thèse de doctorat, Chalmers university of technology.

- [Johnson *et al.*, 2000] JOHNSON, V., WIPKE, K. et RAUSEN, D. (2000). Hev control strategy for real-time optimization of fuel economy and pollutant emissions. *Proceeding SAE paper*, 2000-01-1543.
- [Jossen, 2006] JOSSEN, A. (2006). Fundamentals of battery dynamics. *Journal of Power Sources*, 154(2):530–538.
- [Karnik *et al.*, 2005] KARNIK, A., BUCKLAND, J. et FREUDENBERG, J. (2005). Electronic throttle and wastegate control for turbocharged gasoline engine. In *American Control Conference*, pages 4434–4439, Portland, OR, USA.
- [Kermani *et al.*, 2008] KERMANI, S., DELPRAT, S., TRIGUI, R. et GUERRA., T. (2008). Predictive energy management of hybrid vehicle. *IEEE Vehicle and Power Propulsion Conference, September 3-5, Harbin, China,*.
- [Khiar *et al.*, 2007] KHIAR, D., LAUBER, J., FLOQUET, T., COLIN, G., GUERRA, T. et CHAMAILLARD, Y. (2007). Robust takagi-sugeno fuzzy control of a spark ignition engine. *Control Engineering Practice*, 15(12):146–1456.
- [Kiencke et Nielsen, 2005] KIENCKE, U. et NIELSEN, L. (2005). *Automotive control systems. For engine, driveline and vehicle*. Springer Verlag.
- [Kolmanovsky *et al.*, 2002] KOLMANOVSKY, I., SIVERGUINA, I. et LYGOE, B. (2002). Optimization of powertrain operation policy for feasible assessment and calibration : stochastic dynamic programming approach. *Proceedings of 2002 American Control Conference, Anchorage, Alaska, 2002*.
- [Koot *et al.*, 2005] KOOT, M., KESSELS, J., de JAGER, B., HEEMELS, W., van den BOSCH, P. et STEINBUCH, M. (2005). Energy management strategies for vehicular electric power systems. *IEEE transactions on vehicular technology*, 54(3):771–782.
- [Lamara *et al.*, 2012] LAMARA, A., COLIN, G., LANUSSE, P., CHAMAILLARD, Y. et CHARLET, A. (2012). Decentralized robust control-system for a non-square mimo system, the air-path of a turbocharged diesel engine. In *2012 IFAC Workshop on Engine and Powertrain Control, Simulation and Modeling (ECOSM)*, Rueil-Malmaison, France.
- [Lanusse, 1994] LANUSSE, P. (1994). *De la commande CRONE de première génération à la commande CRONE de troisième generation*. Thèse de doctorat, Bordeaux I University, France.
- [Larsen *et al.*, 2003] LARSEN, M., JANKOVIC, M. et KOKOTOVIC, P. V. (2003). Coordinated passivation designs. *Automatica*, 39(2):335–341.
- [Lee *et al.*, 1998] LEE, H., SUL, S., CHO, H. et LEE, J. (1998). Advanced gear shifting and clutching strategy for parallel hybrid vehicle with automated manual transmission. *IEEE industry Application Conference*.
- [Leroy *et al.*, 2010] LEROY, T., CHAUVIN, J. et PETIT, N. (2010). Transient burned gas rate control on vva equipped diesel engines. In *6th IFAC Symposium Advances in Automotive Control, Munich, Germany*.
- [Lezhnev *et al.*, 2002] LEZHNEV, L., KOLMANOVSKY, I. et BUCKLAND, J. (2002). Boosted gasoline direct injection engines : Comparison of throttle and vgt controllers for homogeneous charge operation. *SAE Technical Papers*, # 2002-01-0709.

-
- [Lin, 2004] LIN, C. (2004). *Modelling and control strategy development for hybrid vehicles*. Thèse de doctorat, University of Michigan.
- [Lin *et al.*, 2001] LIN, C., KANG, J., GRIZZLE, J. et PENG, H. (2001). Energy management strategy for a parallel hybrid electric truck. *SAE Technical Paper*.
- [Lin *et al.*, 2004] LIN, C., PENG, H. et GRIZZLE, J. (2004). A stochastic control strategy for hybrid electric vehicles. *Proceeding of the 2004 American control conference, Boston, Massachusetts*.
- [Lin *et al.*, 2013] LIN, X., PEREZ, H. E., SIEGEL, J. B., STEFANOPOULOU, A. G., LI, Y., ANDERSON, R. D., DING, Y. et CASTANIER, M. P. (2013). Online parameterization of lumped thermal dynamics in cylindrical lithium ion batteries for core temperature estimation and health monitoring. *IEEE Transactions on Control System Technology*, *Accepted pending minor revisions*.
- [Ljung, 1999] LJUNG, L. (1999). *System Identification Theory for the User*. Prentice Hall.
- [Mamadou, 2010] MAMADOU, K. (2010). *Prévision de la disponibilité énergétiques des accumulateurs électrochimiques par estimation d'état d'énergie (S.O.E.)*. Thèse de doctorat, Université de Grenoble.
- [Michel *et al.*, 2013] MICHEL, P., CHARLET, A., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y., BLOCH, G. et NOUILLANT, C. (2013). Pollution constrained optimal energy management of a gasoline-hev. In *11th International Conference on Engines and Vehicles (ICE, Capri, Italia, September 15-19)*, volume 2013-24-0083.
- [Michel *et al.*, 2012] MICHEL, P., CHARLET, A., COLIN, G., CHAMAILLARD, Y., NOUILLANT, C. et BLOCH, G. (2012). Energy management of hev to optimize fuel consumption and pollutant emissions. In *11th International Symposium on Advanced Vehicle Control (AVEC'12, Seoul, Korea, September 9-12)*.
- [Millerioux et Daafouz, 2006] MILLERIOUX, G. et DAAFOUZ, J. (2006). Performances of unknown input observers for chaotic lpv maps in a stochastic context. *NonLinear Dynamics*, 44:205–212.
- [Millérioux *et al.*, 2004] MILLÉRIOUX, G., ROSIER, L., BLOCH, G. et DAAFOUZ, J. (2004). Bounded state reconstruction error for LPV systems with estimated parameters. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 49(8):1385–1389.
- [Miro-Padovani *et al.*, 2013] MIRO-PADOVANI, T., DEBERT, M., COLIN, G. et CHAMAILLARD, Y. (2013). Optimal energy management strategy including battery health through thermal management for hybrid vehicles. In *7th IFAC Symposium on Advances in Automotive Control (AAC, Tokyo, Japan, September 4-7)*.
- [Moulin *et al.*, 2008] MOULIN, P., CHAUVIN, J. et YOUSSEF, B. (2008). Modelling and control of the air system of a turbocharged gasoline engine. In *Proceeding of the 17th World Congress IFAC*, pages 8437–8494, Seoul, Korea.
- [Muratori *et al.*, 2010] MURATORI, M., CANOVA, M., GUEZENNEC, Y. et RIZZONI, G. (2010). A reduced-order model for the thermal dynamics of Li-Ion battery cells. In TRÄCHTLER, A. et ABEL, D., éditeurs : *Proceedings of the 6th IFAC Symposium Advances in Automotive Control*, Munich, Germany.

- [Mussardo *et al.*, 2005] MUSSARDO, C., RIZZONI, G. et B.STACCIA (2005). A-ecms : an adaptative algorithm for hybrid electric vehicle energy management. *Proceeding of the 44th IEEE conference decision control, Seville, Spain*, pages 1816–1823.
- [Opila *et al.*, 2008] OPILA, D., ASWANI, D., MCGEE, R., COOK, J. et GRIZZLE, J. (2008). Incorporating drivability metrics into optimal energy management strategies for hybrid vehicles. *IEEE Conference on Decision and Control, Cancun, Mexico*.
- [Oustaloup, 1983a] OUSTALOUP, A. (1983a). *La commande CRONE*. Hermes, Paris.
- [Oustaloup, 1983b] OUSTALOUP, A. (1983b). *Systèmes asservis linéaires d'ordre fractionnaire*. Masson, Paris.
- [Paganelli *et al.*, 2002] PAGANELLI, G., DELPRAT, S., GUERRA, T., RIMAU, J. et SANTIN, J. J. (2002). Equivalent consumption minimization strategy for parallel hybrid powertrains. *In Proc. IEEE 55th Vehicular Technology Conference*, volume 4, pages 2076–2081.
- [Pesaran, 2002] PESARAN, A. A. (2002). Battery thermal models for hybrid vehicle simulations. *Journal of Power Sources*, 110(2):377–382.
- [Pontriaguine *et al.*, 1974] PONTRIAGUINE, L., BOLTIANSKI, V., GAMKRELIDZE, R. et MICHTCHEKNO, E. (1974). *Théorie mathématique des processus optimaux*. Edition Mir Moscou.
- [Rahman *et al.*, 2002] RAHMAN, Z., BUTLER, K. et EHSANI, M. (2002). A comparative study between two parallel hybrid control concept. *SAE paper*, 2002-01-0102.
- [Ratnakumar *et al.*, 1999] RATNAKUMAR, B., SMART, M., BLOSIU, J. et SURAMPUDI, S. (1999). Lithium batteries. *In SURAMPUDI, S., éditeur : Proceedings of the Electrochemical Society*, volume 99-25, pages 706–718, Pennington, NJ, USA.
- [Rousseau, 2008] ROUSSEAU, G. (2008). *Véhicule hybride et commande optimale*. Thèse de doctorat, Ecole nationale supérieure des Mines de Paris.
- [Rousseau *et al.*, 2008] ROUSSEAU, G., SCIARRETTA, A. et SINOQUET, D. (2008). Optimal energy management of a mild-hybrid vehicles. *4th European conference on alternative energies for the automotive industry*.
- [Rousseau *et al.*, 2006] ROUSSEAU, G., SINOQUET, D. et ROUCHON, P. (2006). Constrained optimization of energy management for a mild hybrid vehicle. *E-COSM-Rencontre scientifiques de l'IFP*.
- [Sciarretta *et al.*, 2004a] SCIARRETTA, A., BACK, M. et GUZZELLA, L. (2004a). Optimal control of parallel hybrid electric vehicles. *IEEE transactions on control systems technology*, 12(3):352–363.
- [Sciarretta et Guzzella, 2007] SCIARRETTA, A. et GUZZELLA, L. (2007). Control of hybrid electric vehicles. *IEEE control system magazine*, pages 60–70.
- [Sciarretta *et al.*, 2004b] SCIARRETTA, A., GUZZELLA, L. et BACK, M. (2004b). A real-time optimal control statement for parallel hybrid vehicles with on-board estimation of control parameters. *Proceeding of IFAC symposium advance in automotive control*, pages 502–507.

- [Scordia, 2004] SCORDIA, J. (2004). *Approche systématique de l'optimisation du dimensionnement et de l'élaboration de lois de gestion d'énergie de véhicules hybrides*. Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré Nancy-1.
- [Stefanopoulou *et al.*, 2000] STEFANOPOULOU, A., KOLMANOVSKY, I. et FREUDENBERG, J. (2000). Motion planning for experimental airpath control of a diesel homogeneous charge compression ignition engine. *IEEE Transaction on Control Systems Technology*, 8(4):733–745.
- [Sunström *et al.*, 2008] SUNSTRÖM, O., GUZZELLA, L. et SOLTIC, P. (2008). Optimal hybridization in two parallel hybrid electric vehicles using dynamic programming. *Proceeding of the 17th World Congress The International Federation of Automatic Control Seoul, Korea*.
- [Tate, 2007] TATE, E. D. (2007). *Technique for hybrid electric vehicle controller synthesis*. Thèse de doctorat, university of michigan.
- [Vaccaro et Villaci, 2004] VACCARO, A. et VILLACI, D. (2004). Prototyping of a fuzzy based energy manager for parallel hybrid electric vehicles. *ELE-Drive Transportation*.
- [Vetter *et al.*, 2005] VETTER, J., NOVAK, P., WAGNER, M., VEIT, C., MÖLLER, K.-C., BESENHARD, J., WINTER, M., WOHLFART-MEHRENS, M., VOGLER, C. et HAMMOUCHE, A. (2005). Ageing mechanisms in lithium-ion batteries. *Journal of Power Sources*, 147(1-2):269–281.
- [Wakeman et Wright, 1986] WAKEMAN, R. et WRIGHT, D. (1986). Closed loop turbo-charger control with wastegate functions. *SAE Technical Paper, # 860487*, pages 131–135.
- [Wang *et al.*, 2011] WANG, Y.-Y., HASKARA, I. et YANIV, O. (2011). Quantitative feedback design of air and boost pressure control system for turbocharged diesel engines. *Control Engineering Practice*, 19(6):626–637.
- [Wu *et al.*, 2002] WU, B., LIN, C., FILIPI, Z., PENG, H. et ASSANIS, D. (2002). Optimization of power management strategies for a hydraulic hybrid medium truck. *Proceedings of the 2002 Advanced vehicle control conference*.

Résumé

L'automobile est pour l'automaticien une source presque inépuisable de problèmes complexes à résoudre. En effet, la chaîne de traction est un système complexe, multivariable, non linéaire, rapide, avec saturations d'actionneurs. En outre, de nombreuses grandeurs physiques importantes ne sont pas mesurées et des observateurs/estimateurs doivent être mis en place. Enfin, le temps de calcul est limité, et, les objectifs du contrôle (consommation, pollution, performance) sont souvent concurrents, nécessitant un compromis.

Ce mémoire synthétise mes dix années de recherche sur l'optimisation du contrôle de la chaîne de traction des véhicules automobiles selon trois thèmes : stratégie globale optimale, commande dynamique robuste ou prédictive et observateurs. Le dénominateur commun à l'ensemble des travaux est la prise en compte des non linéarités et spécificités du procédé par la recherche de modèles de connaissance simplifiés permettant des commandes et observateurs implantables en temps réel. Les contributions portent sur : la réduction de la complexité des stratégies optimales par des approches génériques à sous optimalité minimale et par l'utilisation de prédictions ; une méthodologie quasi-systématique de conception et de réalisation d'une loi de commande robuste ou prédictive à partir du cahier des charges pour des systèmes non-linéaires multivariables carrés ou non ; une estimation d'états non mesurés par des observateurs permettant un réglage de haut niveau entre confiance dans la mesure et fiabilité du modèle ; une validation expérimentale dans le secteur automobile des méthodes proposées, et ce dans le but de minimiser la consommation de carburant, les émissions polluantes et les gaz à effet de serre.

Mon projet de recherche, qui suit la logique entreprise jusqu'à présent en alliant automatique et énergétique, se concentre sur la commande prédictive et robuste, sur les stratégies globales multi-critères et multi-variables, et sur des observateurs génériques avec des applications dans le domaine de l'automobile et de l'énergie.

Mots-clés: Automatique, Commande prédictive, Commande robuste, Contrôle moteur, véhicule hybride, commande optimale, observateurs polytopiques, Systèmes non linéaires

Abstract

Automotive is for me an almost inexhaustible source of complex problems to solve. Indeed, powertrain is a fast nonlinear complex system, multivariable, with saturated actuators. In addition, many important physical quantities are not measured and estimators/observers should be developed. Finally, the computation time is limited, and the control objectives (consumption, pollution, performance) are often competing, requiring a trade-off.

This thesis summarizes my ten years of research activities on the control optimization of powertrain for automobile vehicles in three topics : Energy Management Strategies, Robust or Predictive control and observers. The common denominator of this work is to take into account nonlinearities and specificities of the process by seeking simplified knowledge models in order to implement controllers and observers in real time. The contributions include : a complexity reduction of optimal strategies by generic approaches with minimal optimality and the use of predictions ; a quasi-systematic implementation and design methodology of a robust or predictive control law from specifications for multivariable non-linear systems ; an estimation of unmeasured states by observers allowing high-level tuning between measurement confidence and model reliability ; experimental validation in the automotive domain of the proposed methods in order to minimize fuel consumption, pollutant and greenhouse gas emissions.

My research project, which follows the logic undertaken so far combining automatic control and energetic, focuses on robust predictive control, on global multi-criteria and multi-variables strategies and on generic observers with applications in the automotive and energy fields.

Keywords: Automatic control, predictive control, robust control, engine control, hybrid vehicle, optimal control, polytopic observers, nonlinear systems