



**HAL**  
open science

# Contribution au développement de méthodologies pour l'Automatique fondées sur l'optimisation

Guillaume Sandou

► **To cite this version:**

Guillaume Sandou. Contribution au développement de méthodologies pour l'Automatique fondées sur l'optimisation. Automatique / Robotique. Université Paris Sud - Paris XI, 2012. tel-00707124

**HAL Id: tel-00707124**

**<https://theses.hal.science/tel-00707124v1>**

Submitted on 12 Jun 2012

**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.

## Mémoire

Présenté pour obtenir

**L'HABILITATION A DIRIGER DES RECHERCHES**

**Contribution au développement de méthodologies  
pour l'Automatique fondées sur l'optimisation**

par

**Guillaume SANDOU**

Supélec Sciences des Systèmes (E3S) – Département Automatique

Soutenue le 1<sup>er</sup> juin 2012 devant la Commission d'examen :

MM.	Philippe CHEVREL	Ecole des Mines de Nantes	Examineur
	Gilles DUC	Supélec	Examineur
	Luc DUGARD	GIPSA-Lab CNRS	Rapporteur
	Jin-Kao HAO	LERIA, Université d'Angers	Rapporteur
	Jean-Philippe HARCAUT	MBDA	Examineur
	Silviu-Iulian NICULESCU	L2S CNRS	Examineur
	Vincent WERTZ	Université Catholique de Louvain	Rapporteur
	Michel ZASADZINSKI	Université de Lorraine	Président



*À Sophie, Mélina et Bastien*



## Remerciements

Ce mémoire correspond au travail effectué durant une dizaine d'années au sein du Département Automatique de Supélec. Les occasions de remercier les personnes de mon entourage sont trop rares pour que je ne profite de celle qui m'est donnée ici.

Tout d'abord j'adresse mes plus vifs remerciements aux perspicaces ressources humaines d'une entreprise française du secteur de l'automobile pour avoir refusé en 2002 ma candidature en thèse. A posteriori, ce fut le plus merveilleux échec qui soit, la conséquence étant mon arrivée au Département Automatique de Supélec. Je remercie Patrick Boucher, chef du Département, pour m'avoir fait confiance à cette époque.

Je remercie les membres du jury pour le temps qu'ils m'ont consacré, à savoir Luc Dugard, Jin-Kao Hao et Vincent Wertz qui ont accepté la charge, je l'espère pas trop désagréable, de rapporteur de mes travaux, ainsi que Philippe Chevrel, Gilles Duc, Jean-Philippe Harcaut, Silviu Niculescu et Michel Zasadzinski.

J'adresse toutes mes amitiés à Dominique Beauvois, Elisabeth Boillot, Patrick Boucher, Josiane Dartron, Martial Demerlé, Gilles Duc, Didier Dumur, Stéphane Font, Emmanuel Godoy, Léon Marquet, Sorin Olaru, Pedro Rodriguez, Sihem Tebbani, tous membres du Département Automatique, certes pour l'excellente ambiance de travail, les collaborations fructueuses et les discussions, mais également pour les bières et spécialités locales que nous avons pu déguster ensemble. Je n'oublie pas également les membres d'autres départements de l'école, nos collègues de l'équipe d'Automatique de Rennes, ainsi que tous les doctorants et stagiaires que j'ai pu côtoyer.

Je ne saurais terminer cette page sans une pensée plus qu'affectueuse pour mon épouse Sophie et nos enfants Mélina et Bastien, qui ont la lourde charge de supporter un enseignant chercheur souvent occupé et préoccupé, et qui contribuent, chacun à leur façon, à la préservation de ma santé mentale.



# Table des matières

<i>Première partie : présentation du candidat</i>	<b>1</b>
Chapitre 1 Curriculum Vitae détaillé .....	3
<b>1.1. Présentation du candidat.....</b>	<b>5</b>
1.1.1. Etat civil.....	5
1.1.2. Formation.....	5
1.1.3. Expérience professionnelle.....	6
<b>1.2. Activités d'enseignement .....</b>	<b>6</b>
1.2.1. Activités d'enseignement actuelles à Supélec .....	6
1.2.1.1. Cours magistraux.....	7
1.2.1.2. Travaux Dirigés .....	8
1.2.1.3. Etudes de Laboratoire et projets.....	8
1.2.1.4. Responsabilités en matière d'enseignement.....	9
1.2.1.5. Bilan chiffré des activités d'enseignement à Supélec .....	9
1.2.2. Activités d'enseignement en tant que vacataire .....	9
1.2.2.1. Activités d'enseignement à l'Ecole des Mines de Nantes.....	9
1.2.2.2. Activités d'enseignement à l'Ecole Nationale Supérieure de Techniques Avancées (ENSTA).....	10
1.2.2.3. Activités d'enseignement à l'Ecole Centrale de Paris .....	11
1.2.2.4. Activités d'enseignement à l'Université d'Evry-Val d'Essonne .....	11
1.2.2.5. Activités d'enseignement à l'Ecole Militaire.....	11
1.2.2.6. Bilan chiffré des activités d'enseignement en tant que vacataire.....	11
1.2.3. Activités d'enseignement passées .....	11
<b>1.3. Activités de recherche.....</b>	<b>13</b>
1.3.1. Introduction et motivations.....	13
1.3.2. Modélisation, optimisation et commande de systèmes industriels.....	14
1.3.2.1. Domaine de l'énergie .....	14
1.3.2.2. Domaine automobile .....	15
1.3.2.3. Domaine aéronautique.....	16
1.3.2.4. Activités « inclassables » .....	16
1.3.2.5. Bilan méthodologique .....	16
1.3.3. Développement de méthodes génériques pour l'Automatique fondées sur les métaheuristiques .....	17
1.3.3.1. Identification de systèmes .....	17



1.3.3.2. Optimisation de correcteurs.....	17
1.3.3.3. Synthèse H <sub>∞</sub> .....	18
1.3.4. Transfert de méthodologies vers l'industrie .....	18
1.3.4.1. Optimisation de l'affectation d'unités.....	18
1.3.4.2. Utilisation d'algorithmes d'optimisation métaheuristiques .....	19
1.3.4.3. Commande prédictive .....	19
<b>1.4. Participation à la vie scientifique.....</b>	<b>20</b>
1.4.1. Au sein de Supélec .....	20
1.4.2. Rayonnement extérieur.....	21
1.4.2.1. Collaborations et projets de recherche internationaux .....	21
1.4.2.2. Collaborations scientifiques nationales.....	22
1.4.2.3. Participations à des groupes de travail .....	23
1.4.2.4. Activités de relecture.....	23
1.4.2.5. Participation à des comités de programme.....	24
1.4.2.6. Présidence de session dans des conférences internationales .....	24
<b>1.5. Encadrement d'étudiants (doctorants, post-doctorat stagiaires et élèves ingénieurs) .....</b>	<b>25</b>
1.5.1. Encadrement de thèses soutenues.....	25
1.5.2. Encadrement de thèse en cours.....	25
1.5.3. Encadrement de post-doctorant.....	26
1.5.4. Encadrement de stages de master .....	26
1.5.5. Encadrement de stages de fin d'étude .....	27
1.5.6. Encadrement d'élèves ingénieurs dans le cadre de Contrats d'Etude Industrielle .....	28
<b>1.6. Collaborations industrielles .....</b>	<b>29</b>
<b>1.7. Liste de publications .....</b>	<b>30</b>
1.7.1. Chapitres d'ouvrage.....	30
1.7.2. Articles de revue internationale à comité de lecture.....	32
1.7.3. Brevet.....	32
1.7.4. Conférences internationales avec actes .....	33
1.7.5. Conférences internationales sans actes.....	35
1.7.6. Conférences nationales .....	35
1.7.7. Communications nationales sans acte .....	36
1.7.8. Rapports dans le cadre de collaborations industrielles.....	36
1.7.9. Polycopiés de cours .....	38
1.7.10. Publications en cours de soumission .....	38

Chapitre 2 Modélisation, optimisation et commande de systèmes industriels.....	41
<b>2.1. Introduction.....</b>	<b>43</b>
<b>2.2. Domaine de l'énergie .....</b>	<b>43</b>
2.2.1. Optimisation de réseaux d'énergie .....	43
2.2.2. Etude de vallées hydroélectriques .....	46
2.2.3. Gestion de production d'une usine hydroélectrique .....	47
2.2.4. Etude et commande de panneaux photovoltaïques .....	48
<b>2.3. Domaine automobile .....</b>	<b>49</b>
2.3.1. Contexte.....	49
2.3.2. Lois de commande pour véhicules hybrides.....	50
2.3.3. Modélisation et optimisation du réseau de bord d'un véhicule électrique .....	52
<b>2.4. Collaborations diverses .....</b>	<b>54</b>
2.4.1. Modélisation et commande d'un engin forant.....	54
2.4.2. Etude d'un système de synchronisation.....	54
2.4.3. Etude d'un système d'estimation d'attitude .....	55
<b>2.5. Conclusions : bilan méthodologique.....</b>	<b>55</b>
Chapitre 3 Développement de méthodes génériques pour l'Automatique fondées sur les métaheuristiques.....	57
<b>3.1. Introduction.....</b>	<b>59</b>
<b>3.2. Identification de systèmes.....</b>	<b>60</b>
3.2.1. Position du problème et état de l'art .....	60
3.2.2. Méthodologie proposée .....	61
3.2.2.1. Modélisation du problème.....	61
3.2.2.2. Optimisation par colonie de fourmis .....	63
3.2.2.3. Adaptation au problème posé.....	65
3.2.2.4. Résultats obtenus.....	65
<b>3.3. Optimisation de correcteurs PID.....</b>	<b>66</b>
3.3.1. Position du problème .....	66
3.3.2. Méthodologie proposée .....	70
3.3.2.1. Optimisation par essaim particulière.....	70

3.3.2.2. Résultats obtenus .....	71
3.3.3. Optimisation multiobjectif .....	74
<b>3.4. Synthèse <math>H_{\infty}</math> .....</b>	<b>77</b>
3.4.1. Optimisation des filtres de pondération .....	77
3.4.1.1. Principe .....	77
3.4.1.2. Résultats obtenus .....	78
3.4.2. Synthèse $H_{\infty}$ d'ordre réduit .....	84
3.4.2.1. Synthèse de correcteurs d'ordre réduit .....	84
3.4.2.2. Synthèse de retours de sortie statiques .....	86
<b>3.5. Conclusions .....</b>	<b>89</b>
Chapitre 4 Transfert de méthodologies vers l'industrie .....	91
<b>4.1. Introduction .....</b>	<b>93</b>
<b>4.2. Optimisation de l'affectation d'unités .....</b>	<b>93</b>
4.2.1. Présentation du problème .....	93
4.2.2. Modélisation du problème .....	94
4.2.3. Solutions proposées .....	95
4.2.3.1. Résolution par colonie de fourmis (version problème binaire) .....	95
4.2.3.2. Résolution par colonie de fourmis (version problème mixte) .....	96
4.2.3.3. Résolution par algorithme génétique .....	96
4.2.3.4. Résolution hybride .....	99
<b>4.3. Utilisation d'algorithmes d'optimisation métaheuristiques pour la synthèse de correcteurs .....</b>	<b>100</b>
4.3.1. Utilisation de l'optimisation par essaim particulaire pour la synthèse $H_{\infty}$ .....	100
4.3.2. Commande à séquençement de gain .....	101
<b>4.4. Extension de résultats d'optimisation dans un contexte de boucle fermée .....</b>	<b>103</b>
4.4.1. Principe général .....	103
4.4.2. Gestion de l'énergie .....	103
4.4.3. Ventilation minière .....	104
<b>4.5. Conclusions .....</b>	<b>106</b>

Chapitre 5 Projet de recherche .....	109
<b>5.1. Introduction.....</b>	<b>111</b>
<b>5.2. Perspectives à court terme .....</b>	<b>111</b>
5.2.1. Collaborations industrielles en cours.....	111
5.2.2. Synthèse de correcteurs d'ordre réduit .....	112
5.2.3. Analyse de robustesse.....	113
5.2.4. Optimisation robuste.....	114
5.2.5. Métaheuristiques pour l'industrie .....	115
<b>5.3. Perspectives à moyen terme .....</b>	<b>115</b>
5.3.1. Problèmes d'automatique potentiellement traités avec des métaheuristiques	115
5.3.2. Collaborations avec la communauté « métaheuristiques ».....	116
5.3.3. Optimisation et commande prédictive .....	116
<b>5.4. Perspectives à long terme .....</b>	<b>117</b>
5.4.1. Modélisation de systèmes complexes.....	117
5.4.2. Inversion des rôles automatique / optimisation .....	118

*Bibliographie*

119

*Annexes : copies de publications significatives*

133

- E. WITRANT, A. D'INNOCENZO, G. SANDOU, F. SANTUCCI, M. D. DI BENEDETTO, A. J. ISAKSSON, K. H. JOHANSSON, S.-I. NICULESCU, S. OLARU, E. SERRA, S. TENNINA, U. TIBERI, Wireless ventilation control for large-scale systems: the mining industrial case. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol.20, pp.226-251, 2009.
- O. REYSS, P. POGNANT-GROS, G. DUC, G. SANDOU, Multivariable torque tracking control for E-IVT hybrid powertrain, *International Journal of Systems Science*, Vol. 40, Issue 11, pp. 1181-1195, 2009.
- G. SANDOU, S. OLARU, Ant colony and genetic algorithm for constrained predictive control of power systems. A. Bemporad, A. Bicchi and G. Buttazzo (Eds.): Hybrid Systems Computation and Control. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4416, pp. 501-514, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007.

- M. YAGOUBI, G. SANDOU, Particle Swarm Optimization for the design of  $H_\infty$  static output feedbacks, *18<sup>th</sup> IFAC World Congress*, Milano, Italy, August 28<sup>th</sup> – September 2<sup>nd</sup>, 2011.
- G. PITA-GIL, V. TALON, G. SANDOU, E. GODOY, D. DUMUR, Robust Non-linear Control Applied to Internal Combustion Engine Air Path Using Particle Swarm Optimization. *3<sup>rd</sup> IEEE Multi-conference on Systems and Control*, Saint-Petersburg, Russia, July 8-10<sup>th</sup> 2009.

*Première partie :*

*Présentation du candidat*



# Chapitre 1

## Curriculum Vitae détaillé

<b>1.1. Présentation du candidat</b> .....	<b>5</b>
1.1.1. Etat civil .....	5
1.1.2. Formation .....	5
1.1.3. Expérience professionnelle .....	6
<b>1.2. Activités d'enseignement</b> .....	<b>6</b>
1.2.1. Activités d'enseignement actuelles à Supélec .....	6
1.2.2. Activités d'enseignement en tant que vacataire .....	9
1.2.3. Activités d'enseignement passées .....	11
<b>1.3. Activités de recherche</b> .....	<b>13</b>
1.3.1. Introduction et motivations .....	13
1.3.2. Modélisation, optimisation et commande de systèmes industriels .....	14
1.3.3. Développement de méthodes génériques pour l'Automatique fondées sur les métaheuristiques .....	17
1.3.4. Transfert de méthodologies vers l'industrie .....	18
<b>1.4. Participation à la vie scientifique</b> .....	<b>20</b>
1.4.1. Au sein de Supélec .....	20
1.4.2. Rayonnement extérieur .....	21
<b>1.5. Encadrement d'étudiants (doctorants, post-doctorant, stagiaires et élèves ingénieurs)</b> .....	<b>25</b>
1.5.1. Encadrement de thèses soutenues .....	25
1.5.2. Encadrement de thèse en cours .....	25
1.5.3. Encadrement de post-doctorant .....	26
1.5.4. Encadrement de stages de master .....	26
1.5.5. Encadrement de stages de fin d'études .....	27



---

1.5.6. Encadrement d'élèves ingénieurs dans le cadre de Contrats d'Etude Industrielle .....	28
<b>1.6. Collaborations industrielles.....</b>	<b>29</b>
<b>1.7. Liste de publications .....</b>	<b>30</b>
1.7.1. Chapitres d'ouvrage.....	30
1.7.2. Articles de revue internationale à comité de lecture.....	32
1.7.3. Brevet.....	32
1.7.4. Conférences internationales avec actes.....	33
1.7.5. Conférences internationales sans actes .....	35
1.7.6. Conférences nationales .....	35
1.7.7. Communications nationales sans acte .....	36
1.7.8. Rapports dans le cadre de collaborations industrielles .....	36
1.7.9. Polycopiés de cours .....	38
1.7.10. Publications soumises ou en cours de soumission.....	38

## 1.1. Présentation du candidat

### 1.1.1. Etat civil

**Nom :** SANDOU  
**Prénom :** Guillaume  
**Date de naissance :** 12 février 1979 (33 ans), à Nevers (58)  
**Situation maritale :** Marié, 2 enfants  
**Adresse personnelle :** 111, rue de Bonnelles  
Hameau de Villevert  
91470 Pecqueuse  
**Téléphone personnel :** 01 64 59 17 11 / 06 09 16 42 46  
**Adresse professionnelle :** SUPELEC, Département Automatique  
3, rue Joliot Curie  
91192 Gif-sur-Yvette  
**Poste actuel** Professeur adjoint  
**Téléphone professionnel :** 01 69 85 13 86  
**E-mail :** guillaume.sandou@supelec.fr

### 1.1.2. Formation

2002 / 2005 **Thèse de doctorat – (Supélec – Université Paris Sud XI) Spécialité Automatique et Traitement du Signal :**

Titre : « Modélisation, Optimisation et Commande de Parcs de Production Multi Energies Complexes »

Partenaire industriel : **EDF** (R&D – Chatou, 78)

Soutenance : 4 novembre 2005.

Mention : Très Honorable.

Jury : STEPHANE FONT (Directeur de thèse)

ARNAUD HIRET

FRANÇOISE LAMNABHI-LAGARIGUE (présidente du jury)

CHRISTIAN MONDON

MOHAMED M'SAAD (rapporteur)

PATRICK SIARRY (rapporteur)

SIHEM TEBBANI (co-directeur de thèse)

- 2001 / 2002 **Diplôme d'Etudes Approfondies** « Automatique et Traitement du Signal », Université Paris Sud XI.
- 1999 / 2002 **Diplôme d'ingénieur Supélec**, Gif-sur-Yvette, option Automatique et Conception de Systèmes
- 1996 / 1999 **Classe Préparatoire Scientifique** - filière MP\* - Lycée Carnot, Dijon
- 1996 **BAC S - mention Très Bien**

### 1.1.3. Expérience professionnelle

- 2010 / ... **Professeur adjoint** au Département Automatique de Supélec.  
 Equipe de recherche : E3S, Supélec Science des Systèmes (directrice : YOLAINE BOURDA), EA 4454  
 Groupe de recherche : SyDICO, Systèmes Dynamiques Incertains, Commande et Optimisation (Coordinateur : PATRICK BOUCHER)
- 2010 / ... **Chercheur associé** : équipe-projet INRIA  
 Equipe-projet : DISCO (INRIA-Saclay / CNRS Laboratoire des Signaux et Systèmes / Supélec)  
 Responsable d'équipe : CATHERINE BONNET
- 2002 / 2010 **Professeur assistant** au Département Automatique de Supélec.  
 Equipe de recherche : EA 1399 (directeur : PATRICK BOUCHER)  
 Groupe de recherche : Commande robuste multivariable
- 2002 (5 mois) **Stage de recherche : CEA, Centre de Fontenay-aux-Roses (92)**: Etude d'une colonne de direction virtuelle pilotée par retour d'effort.
- 2001 (2 mois) **Stage de recherche : Sagem, Centre de R&D de Massy (91)** : Etude et conception d'algorithmes de traitement d'images pour un zoom électronique à échantillonnage temporel.

## 1.2. Activités d'enseignement

### 1.2.1. Activités d'enseignement actuelles à Supélec

97 heures de Cours Magistraux (CM), 37,5 heures de Travaux Dirigés (TD) et 156 heures de Travaux Pratiques (TP), soit 287 heures équivalent TD<sup>1</sup> par an.

---

<sup>1</sup> 1h CM = 1,5 heure équivalent TD ; 1h TD = 1 heure équivalent TD ; 1h TP = 2/3 heure équivalent TD

### 1.2.1.1. Cours magistraux

**Cours de Signaux et Systèmes 2 (SS2 – première année<sup>2</sup>).** Ce cours se focalise sur les systèmes linéaires et les signaux qu'ils traitent. Il aborde les deux principales représentations de ces systèmes, à savoir la représentation d'état et les fonctions de transfert. Les transformées de Laplace et en  $z$  sont donc deux outils fondamentaux qui sont étudiés dans ce cours. La dernière partie montre comment traiter des signaux au moyen de filtres linéaires, et comment les calculer à partir d'objectifs spécifiés. Tous les concepts sont présentés en temps continu et en temps discret.

**Cours de Rappels mathématiques et initiation à Matlab (filière apprentissage – première année).** Ce cours a pour double objectif de donner aux étudiants, issus de filières technologiques, de solides bases d'algèbre linéaire et d'autre part de leur inculquer les réflexes nécessaires à l'utilisation de logiciels de calcul matriciel comme Matlab.

**Cours de Modélisation analytique, représentations et stabilité des systèmes dynamiques (troisième année).** Ce cours s'adresse aux étudiants de troisième année de Supélec suivant l'enseignement de la majeure « Automatique et Systèmes ». Ayant pour pré-requis l'enseignement de l'automatique fréquentielle classique, le cours présente un certain nombre de concepts avancés pour l'étude et la manipulation des systèmes dynamiques. J'assure pour ma part les cours concernant les représentations analytiques des systèmes, le calcul des pôles et des zéros dans le cas de systèmes multivariables, la paramétrisation de Youla ainsi que l'étude de la stabilité des systèmes par les méthodes de Lyapunov.

**Cours de Contrôle Commande des centrales (troisième année).** Ce cours fait partie de la mineure «Automatique pour la production d'énergie » proposée aux étudiants de troisième année de Supélec. Ce module est dispensé en collaboration avec EDF dont un certain nombre d'ingénieurs de recherche participe à l'enseignement. Je présente dans ce cours les techniques de commande avancée (Linéaire Quadratique, commande  $H_\infty$ ), ainsi que les méthodes d'optimisation combinatoires nécessaires à la gestion de la production (Branch and Bound, programmation dynamique, métaheuristiques).

**Cours d'optimisation (troisième année).** Ce cours s'adresse aux élèves de l'option « Energie » de troisième année commune avec l'Ecole Centrale Paris. Il aborde les méthodes d'optimisation en insistant sur les problèmes présentant des contraintes et sur les aspects pratiques de la résolution. Ce cours est dispensé également, dans une version allégée, dans le cadre d'une mineure de troisième année.

**Cours de méthodes numériques en énergétiques (troisième année)** Ce cours de mineure en troisième année se propose de donner aux étudiants une vue d'ensemble des méthodes d'optimisation. L'accent est mis sur le côté applicatif des techniques présentées en utilisant de nombreux exemples issus de collaborations industrielles dans le domaine de l'énergie.

**Cours de Commande avancée (troisième année).** Ce cours de mineure présente un cadre d'étude permettant d'analyser la robustesse d'un système vis-à-vis de différentes incertitudes de modélisation, et de calculer des correcteurs en prenant en compte

---

<sup>2</sup> Jusqu'à l'année scolaire 2010-2011, ce cours était donné en filière « apprentissage ». Depuis l'année scolaire 2011-2012, il est dispensé en langue anglaise dans le cadre de la filière classique.

certaines objectifs de performance et de robustesse. Ainsi, la commande  $H_\infty$  et la  $\mu$ -analyse sont-elles exposées et illustrées de cas pratiques.

**Cours de Commande des réseaux d'énergie (troisième année).** Ce cours est dispensé dans le cadre de l'option Energie, commune avec Centrale Paris. Il s'agit de donner un aperçu des méthodes de commande couramment utilisées dans le domaine de l'énergie (régulation PID, régulation cascade, commande par modèle interne, régulation numérique...)

**Cours de métaheuristique pour l'optimisation difficile (troisième année).** Ce cours de mineure expose des méthodes d'optimisation sous l'angle de la gestion de complexité. Face à des problèmes trop complexes pour être résolus de manière exacte, le recours à des techniques stochastiques permet d'envisager la recherche de « bons sous optimaux ».

**Cours de représentation des systèmes.** Ce cours dispensé dans le cadre de la formation continue de Supélec présente les bases mathématiques (transformée de Laplace, en z et échantillonnage) permettant d'aborder la commande numérique des systèmes.

**Cours d'identification et commande adaptatives.** Ce cours est également dispensé dans le cadre de la Formation Continue de Supélec.

### 1.2.1.2. Travaux Dirigés

J'assure également un certain nombre de Travaux Dirigés, regroupés dans le tableau 1.1. ci-dessous.

TABLE 1.1 – Travaux Dirigés à Supélec

Thème	Année	Niveau	Depuis
Signaux et Systèmes	1 <sup>ère</sup> année	L3	2004
Automatique	2 <sup>ième</sup> année	M1	2004
Méthodes numériques et optimisation	2 <sup>ième</sup> année	M1	2004
Compléments d'Automatique	3 <sup>ième</sup> année	M2	2009

### 1.2.1.3. Etudes de Laboratoire et projets

**Etude de Laboratoire de Signaux et Systèmes 2 (première année).** Ces études de Laboratoire abordent la modélisation et l'identification d'un système de pont roulant. Elles permettent de mettre en application les concepts du cours, notamment la linéarisation, la transformée de Laplace et l'identification harmonique.

**Etude de Laboratoire d'Automatique (deuxième année).** Ces études de laboratoire permettent de mettre en œuvre les techniques de modélisation et de correction vues en deuxième année (synthèse de correcteurs par avance de phase, PID, commande modale) à Supélec. Les systèmes utilisés sont un asservissement de position d'un moteur à courant continu et une maquette de suspension magnétique.

**Encadrement de projets de première et deuxième année.** Les projets de première (deux par an) et deuxième année (deux par an) correspondent à des études d'environ 50 heures effectués en binôme par les étudiants de Supélec. Les thèmes abordés sont ceux des cours de Signaux et Systèmes, d'Automatique et de Méthodes Numériques et Optimisation.

**Encadrement de Contrats d'Etude Industrielle (CEI).** Ce type de projet est réalisé par un binôme d'étudiants de troisième année en collaboration avec un industriel. Ces projets correspondent à des volumes horaires de 250 heures et permettent aux étudiants, sous la direction d'un enseignant chercheur, de répondre à une problématique apportée par un industriel.

#### **1.2.1.4. Responsabilités en matière d'enseignement**

- Responsable pédagogique du module «Modélisation analytique, représentations et stabilité des systèmes dynamiques » de la majeure Automatique et Systèmes (3<sup>ième</sup> année).
- Responsable pédagogique du module de mineure « Automatique pour la production d'énergie » (3<sup>ième</sup> année).
- Représentant élu des enseignants-chercheurs de Supélec au Comité d'Ecole (2005-2011, mandat renouvelable de 2 ans). Cette instance de Supélec regroupe des représentants élus des étudiants, des représentants élus des enseignants, et la Direction des Etudes. Elle aborde tous les problèmes pédagogiques et logistiques liés à l'enseignement.

#### **1.2.1.5. Bilan chiffré des activités d'enseignement à Supélec**

Ce bilan est présenté sur le tableau 1.2. ci-dessous.

### **1.2.2. Activités d'enseignement en tant que vacataire**

54 heures de CM, 34,5 heures de TD, soit 115 heures équivalent TD par an.

#### **1.2.2.1. Activités d'enseignement à l'Ecole des Mines de Nantes**

**Automatique et Optimisation (CM).** Je suis chargé depuis 2005 d'un cours magistral intitulé « Automatique et Optimisation » en option Automatique et Informatique Industrielle (AII). Ce cours aborde plus spécifiquement les méthodes d'analyse des systèmes, et notamment les techniques d'analyse de robustesse ( $\mu$ -analyse en particulier). L'objectif principal du cours consiste à faire prendre conscience des différences existant entre un système et son modèle mathématique et de la nécessité de garantir la robustesse de la stabilité et des performances en présence d'incertitudes paramétriques et dynamiques. L'accent est également mis sur le nécessaire compromis entre conservatisme du domaine de stabilité garanti et charge de calcul.

**TABLE 1.2** – Bilan chiffré des activités d’enseignement à Supélec

Thème	Niveau	h. CM	h. TD	h. TP
Signaux et Systèmes 2	1 <sup>ère</sup> année / L3	18	12	36
Initiation à Matlab et rappels mathématiques	1 <sup>ère</sup> année / L3	18		
Modélisation analytique	3 <sup>ème</sup> année / M2	9	7,5	
Contrôle Commande des centrales	3 <sup>ème</sup> année / M2	4,5		
Optimisation	3 <sup>ème</sup> année / M2	9	3	
Méthodes numériques en énergétiques	3 <sup>ème</sup> année / M2	6	1,5	
Commande avancée	3 <sup>ème</sup> année / M2	6		
Métaheuristiques	3 <sup>ème</sup> année / M2	6		
Commande des réseaux d’énergie	3 <sup>ème</sup> année / M2	15		
Automatique	2 <sup>ème</sup> année / M1		7,5	72
Méthodes numériques et optimisation	2 <sup>ème</sup> année / M1		6	
Projets	1 <sup>ère</sup> et 2 <sup>ème</sup> année / L3 et M1			18 <sup>3</sup>
Contrats d’Etude Industrielle	3 <sup>ème</sup> année / M2			30 <sup>4</sup>
Représentation	Formation Continue	2		
Identification et commande adaptatives	Formation Continue	3,5		
<b>Total Supélec</b>		<b>97</b>	<b>37,5</b>	<b>156</b>

*Systèmes non linéaires (CM)*. Je dispense ce cours depuis 2010. Il s’agit de présenter aux étudiants de l’option AII l’étude des systèmes non linéaires : méthodes du plan de phase, de Lyapunov, du premier harmonique et linéarisation par bouclage et difféomorphisme. Compte tenu du volume horaire, l’accent est mis sur l’étude du premier harmonique et des principales non linéarités (saturation, seuil, hystérésis...).

#### 1.2.2.2. Activités d’enseignement à l’Ecole Nationale Supérieure de Techniques Avancées (ENSTA)

*Identification pour l’Automatique (CM et TD)*. Je suis chargé depuis 2010 de ce cours de troisième année à l’ENSTA. Ce cours se focalise sur les grands principes de

<sup>3</sup> Equivalent (4 projets de 50h par an)

<sup>4</sup> Equivalent (1 étude de 250h par an)

l'identification (notion de modèle, d'information a priori, de principe de richesse des conditions expérimentales) et explore différentes méthodes d'identification telles que l'identification de réponses temporelles ou fréquentielles, les méthodes par corrélation, les méthodes basées sur l'analyse spectrale ou encore les moindres carrés.

### **1.2.2.3. Activités d'enseignement à l'Ecole Centrale de Paris**

**Systèmes Embarqués (TD).** Ce module de cours a lieu en première année à l'Ecole Centrale. Il regroupe des enseignements d'Automatique et d'Electronique. Je suis pour ma part chargé des travaux dirigés sur la partie automatique. Les notions abordées sont la représentation d'état, l'étude de la stabilité des systèmes, la correction par PID ou encore la réduction de modèles par perturbations singulières.

**Automatique (TD).** Ce module de cours est un module électif de deuxième année. Il s'agit de compléments au module de Systèmes Embarqués dans le domaine de l'Automatique.

### **1.2.2.4. Activités d'enseignement à l'Université d'Evry-Val d'Essonne**

**Automatique avancée (CM).** Je dispense dans ce cours des enseignements sur la représentation d'état et la commande Linéaire Quadratique, ainsi que sur la commande  $H_\infty$ . Les étudiants appartiennent au master « Réalité Virtuelle et Systèmes Intelligents » (niveau M2).

### **1.2.2.5. Activités d'enseignement à l'Ecole Militaire**

**Mise à niveau en traitement du signal (CM).** Je dispense ce cours depuis 2010. Il s'agit de remettre à niveau des officiers de l'Armée de Terre, destinés à reprendre un cursus universitaire en M1 et M2, afin de leur permettre d'aborder leurs formations mieux préparés. Ce cours aborde les notions de transformée de Fourier, transformées de Laplace et en  $z$ , ainsi que la théorie de l'échantillonnage et de la reconstitution de signaux.

### **1.2.2.6. Bilan chiffré des activités d'enseignement en tant que vacataire**

Ce bilan est présenté sur le tableau 1.3. ci-dessous.

## **1.2.3. Activités d'enseignement passées**

Mes activités d'enseignement antérieures à Supélec sont listées dans le tableau 1.4.



**TABLE 1.3** – Bilan chiffré des activités d'enseignement en tant que vacataire.

<b>Thème</b>	<b>Etablissement</b>	<b>Niveau</b>	<b>h. CM</b>	<b>h. TD</b>
Systèmes embarqués	ECP	1 <sup>ère</sup> année / L3		7,5
Automatique	ECP	2 <sup>ème</sup> année / M1		15
Identification pour l'Automatique	ENSTA	3 <sup>ème</sup> année / M2	9	12
Automatique et optimisation	Ecole des Mines de Nantes	3 <sup>ème</sup> année, option AII	15	
Systèmes non linéaires	Ecole des Mines de Nantes	3 <sup>ème</sup> année, option AII	7,5	
Traitement du signal	Ecole Militaire	Formation continue	15	
Automatique avancée	Université d'Evry-Val d'Essonne	Master RVSI / M2	7,5	
<b>Total hors Supélec</b>			<b>54</b>	<b>34,5</b>

**TABLE 1.4** – Activités d'enseignement antérieures.

<b>Thème</b>	<b>Niveau</b>	<b>h. CM</b>	<b>h. TD</b>	<b>h. TP</b>	<b>Période</b>
Systèmes non Linéaires	3 <sup>ème</sup> année / M2		3		2005-2010
Commande robuste multivariable	3 <sup>ème</sup> année / M2		9		2007-2010
Signaux et Systèmes 2 (voie par apprentissage)	1 <sup>ère</sup> année / L3	33			2008-2011
Etudes de Laboratoire d'approfondissement en Automatique	3 <sup>ème</sup> année / M2			36	2005-2011
Initiation à la recherche documentaire	1 <sup>ère</sup> année / L3		3		2007-2009

## 1.3. Activités de recherche

### 1.3.1. Introduction et motivations

Mes activités de recherche concernent principalement l'utilisation de l'optimisation pour l'Automatique. L'optimisation est en effet un outil omniprésent (quoique parfois caché) de l'automaticien, que ce soit au moment de la modélisation ou de l'identification d'un système, ou au moment de la synthèse de lois de commande (citons par exemple la commande prédictive, la commande optimale, la commande  $H_\infty, \dots$ ).

Ces activités se déclinent selon trois axes principaux, la modélisation et l'optimisation de systèmes industriels, le développement de méthodes génériques pour l'Automatique fondées sur les métaheuristiques et le transfert de méthodologies vers l'industrie.

La motivation de ces thèmes de recherche trouve ses sources dans l'histoire même de l'Automatique. Dans l'approche « classique », il s'agit souvent d'utiliser des modèles et des fonctions de coûts et de contraintes ayant des structures mathématiques particulières. Typiquement, l'ingénieur linéarise le système autour d'un point de fonctionnement et négligera les dynamiques hautes fréquences pour obtenir un modèle linéaire de faible dimension. Parallèlement, les critères utilisés sont souvent des critères quadratiques pondérant par exemple le suivi de référence et l'énergie de commande, ou encore une norme de système. L'immense avantage de cette approche est que les problèmes d'optimisation obtenus peuvent être résolus de manière exacte, voire explicite. C'est le cas de la commande prédictive avec la reformulation du problème sous forme d'équations diophantiennes, ou encore de la synthèse  $H_\infty$  et la reformulation sous forme de problèmes d'optimisation LMI<sup>5</sup> ou d'équations de Riccati. Il ne faut pas croire pour autant que la mise en œuvre de ces méthodes soit simple. Le problème a simplement été déporté vers un problème de modélisation du système. Il s'agit en effet de trouver un modèle suffisamment simple pour que la solution soit calculable rapidement et exactement, mais suffisamment représentatif du système à piloter. Ce constat justifie pleinement ce premier thème de recherche intitulé « modélisation, optimisation et commande de systèmes industriels ».

Si cette approche « classique » ne peut et ne doit pas être remise en cause, une approche complémentaire peut être mise en avant, et ce pour plusieurs raisons :

- Les systèmes à piloter sont de plus en plus complexes et interconnectés. Dès lors, il n'est plus si immédiat de déterminer un modèle simple et de faible dimension permettant de décrire le fonctionnement du système ;
- L'approche classique entraîne souvent une alternance de phases de synthèses et d'analyses. En effet, la nécessité d'utiliser des critères et des contraintes de structure mathématique particulière conduit à reformuler les spécifications du cahier des charges. Cela n'est pas toujours possible, et bien souvent certaines

---

<sup>5</sup> Linear Matrix Inequalities

contraintes sont « oubliées » durant la phase de synthèse et vérifiées a posteriori. Prendre en compte ces contraintes dès la phase de synthèse permet de diminuer le temps de mise au point au prix d'une complexification du problème d'optimisation à résoudre ;

- Dans un contexte économique de plus en plus concurrentiel, il ne s'agit pas simplement de satisfaire des spécifications, mais d'optimiser le fonctionnement du système. Ainsi, même si, à paramètres de réglage donnés, le problème de synthèse est facile à résoudre, l'optimisation des paramètres de réglage est beaucoup plus délicate.

Dans ce cadre, il est très intéressant d'étudier des méthodes d'optimisation stochastiques, les métaheuristiques, qui permettent d'optimiser tout type de coûts et de contraintes sans préjuger de leurs structures mathématiques. Il y a bien sûr une contrepartie : c'est la perte de la garantie d'optimalité locale et la non reproductibilité des résultats. L'utilisation de tels algorithmes nous a néanmoins permis de proposer un certain nombre de méthodologies d'identification et d'optimisation des systèmes et constitue notre deuxième thème de recherche, à savoir « le développement de méthodes génériques pour l'Automatique basées sur les métaheuristiques ».

Enfin, un troisième thème de recherche essaie de faire la jonction entre les deux premiers en s'attachant au transfert de ces méthodologies nouvelles dans l'industrie. Les industriels sont en effet tout à fait sensibles aux avantages que procurent les méthodes d'optimisation stochastique, notamment en ce qui concerne l'absence de reformulation des spécifications dans un cadre mathématique adapté aux méthodes de résolution classique. Ce thème de recherche fait également partie des perspectives à court terme des travaux de recherche, la finalité des méthodologies développées étant toujours leur application à des cas concrets.

### **1.3.2. Modélisation, optimisation et commande de systèmes industriels**

Le Département Automatique de Supélec est fortement tourné vers les applications industrielles. Dans ce cadre, nombre de mes travaux de recherche concernent la modélisation, l'optimisation et la commande de systèmes industriels. Il s'agit généralement de collaborations industrielles, soit sous la forme de financement de thèse de doctorat CIFRE, soit sous la forme de contrat de recherche entre Supélec et un industriel.

#### **1.3.2.1. Domaine de l'énergie**

Ma thèse de doctorat portait sur la modélisation, l'optimisation et la commande de parcs de production multi-énergies complexes et s'est déroulée en collaboration avec le Département STEP d'EDF. Il s'agissait ainsi de travailler sur un benchmark de réseau de chauffage urbain fourni par EDF et de développer des méthodes permettant la gestion de l'énergie dans le réseau en incluant la production, la distribution, le stockage et la consommation. Les travaux ont permis d'établir un modèle de simulation du

système complet, et de définir des méthodes d'optimisation adaptées à la complexité du problème. Ces résultats d'optimisation ont été étendus dans un contexte de boucle fermée en utilisant le principe de l'horizon fuyant de la commande prédictive afin de tenir compte des nombreuses incertitudes pesant sur le système, notamment en termes de demande des consommateurs.

Les contacts noués au cours de cette thèse ont permis de démarrer quelques études avec la même équipe d'EDF sur le pilotage de centrales hydroélectriques. Une première partie a porté sur la répartition optimale d'une consigne de puissance/débit sur les groupes turbines d'une même centrale hydroélectrique alors qu'une deuxième étude s'est intéressée à la régulation coordonnée de niveau et de puissance électrique de plusieurs usines hydroélectriques au fil de l'eau.

Enfin, une autre étude dans le domaine de l'énergie s'est orientée vers le dimensionnement et la régulation d'une chaîne de conversion de puissance pour panneau solaire. Cette étude a été menée en collaboration avec la Fondation Océan Vital et le Département Energie de Supélec. L'application visée était un avion solaire. Les résultats ont porté sur les éléments de choix du convertisseur liant les panneaux solaires à la batterie, ainsi que sur les algorithmes de type Maximum Power Tracking permettant de tirer le maximum de puissance des panneaux pour des conditions d'ensoleillement données.

### **1.3.2.2. *Domaine automobile***

Le domaine automobile est une composante forte des applications effectuées au sein du Département Automatique de Supélec. Dans ce cadre, j'ai co-encadré deux thèses de doctorat dans le domaine automobile (OLIVIER REYSS et NOËLLE JANIAUD) réalisées en partenariat avec Renault.

La première thèse s'est intéressée aux stratégies de contrôle embarquables d'un groupe motopropulseur hybride de type bi-mode. Les résultats principaux ont été le développement d'un modèle relativement générique de transmission hybride et la synthèse de correcteurs multivariables pour le pilotage des différents moteurs (deux électriques et un thermique) ainsi que de la batterie haute tension à l'aide de techniques  $H_\infty$ . Les résultats ont été jusqu'à l'implantation pratique de la commande sur un prototype de véhicule hybride.

La deuxième thèse s'est attachée à la modélisation du système de puissance du véhicule électrique en régime transitoire en vue de l'optimisation de l'autonomie, des performances et des coûts associés. La thèse s'est déroulée selon deux axes principaux. Le premier a consisté en l'élaboration d'une plateforme de simulation permettant d'étudier le comportement du système pour plusieurs modes de fonctionnement et plusieurs types de composants. Plusieurs niveaux de modélisation ont été définis permettant de simuler les transitoires rapides de l'électronique de puissance ou bien le comportement du véhicule lors de cycles de roulage. Le second axe a permis d'optimiser certaines caractéristiques de fonctionnement du système, notamment au niveau du pilotage de la machine électrique.

### **1.3.2.3. *Domaine aéronautique***

L'aéronautique est un autre domaine d'application privilégiée de l'Automatique. Dans ce cadre, une thèse est actuellement en cours, en collaboration avec l'ESA, Astrium et l'Université de Stuttgart, sur l'analyse de la stabilité des systèmes multi-variables non linéaires avec application au pilotage de lanceurs spatiaux en phase balistique. La première étape des travaux a consisté en une définition de benchmarks à 1 et 3 degrés de libertés permettant d'évaluer et comparer différentes méthodes d'étude de la robustesse. En particulier, l'accent sera mis sur l'étude de la robustesse à partir de contraintes intégrales quadratiques (IQC) qui permettent de prendre en compte non seulement des incertitudes mais également des non linéarités.

En parallèle, une thèse a également démarré en 2010 portant sur les méthodes de commande avancées appliquées aux viseurs, en collaboration avec la Sagem. Cette thèse est en rapport avec l'aéronautique car il s'agit de piloter des boules gyro-stabilisées qui peuvent être implantés sur des hélicoptères. Parmi les objectifs de commande se trouvent la nécessité de rejeter les perturbations dues au mouvement des pales de l'hélicoptère et la recherche de correcteurs d'ordre réduit. Les méthodes de commande utilisées reposent sur une approche  $H_\infty$ , notamment par loop shaping.

### **1.3.2.4. *Activités « inclassables »***

A côté des domaines incontournables que sont l'énergie, l'automobile et l'aéronautique, le Département automatique est amené à travailler pour des applications très variées. Dans ce cadre, plusieurs applications ont été étudiées.

Une première application concerne le domaine des forages pétroliers. Une collaboration avec Schlumberger a ainsi permis d'étudier et de piloter un engin forant.

Une seconde étude, réalisée avec Spectracom, a porté sur l'asservissement en fréquence d'un système de synchronisation. Il s'agissait de réaliser une boucle de phase avec des précisions de l'ordre de  $10^{-12}$  seconde.

Enfin, une dernière application a porté sur l'étude de faisabilité d'un système de mesure pour la DGA. L'objectif était de réaliser un système permettant de connaître avec précision l'attitude du canon d'un char à des fins de sécurité. En effet, il s'agit lors d'essais de n'autoriser le tir qu'à coup sûr.

### **1.3.2.5. *Bilan méthodologique***

Il est relativement délicat de faire une synthèse d'activités relativement diverses qui s'apparentent à des applications de méthodes existantes à des exemples industriels. Cependant, plusieurs aspects se dégagent.

Premièrement, il apparaît que dans bon nombre d'applications, la problématique de pilotage des systèmes est avant tout une problématique de modélisation. En effet, la complexité des systèmes est telle (équations aux dérivées partielles, équations algébriques, équations implicites, nombreuses variables...) qu'il s'agit essentiellement de reformuler et organiser les équations sous une forme adéquate et structurée pour en

déduire un modèle suffisamment représentatif mais dont la complexité reste raisonnable. Ce compromis dépend bien évidemment du but recherché (élaboration de schémas de simulation viables, optimisation, commande...).

Deuxièmement, cette démarche très classique rend l'étude de la robustesse de la loi de commande indispensable. Outre les inévitables incertitudes paramétriques, cette reformulation et les approximations associées entraîne en effet des incertitudes de modélisation.

Enfin, les systèmes étudiés sont bien souvent des systèmes multi-variables. Le recours à des méthodes de commande de type  $H_\infty$  a bien souvent permis de prendre en compte les couplages correspondants.

### **1.3.3. Développement de méthodes génériques pour l'Automatique fondées sur les métaheuristiques**

Ce thème de recherche s'intéresse à l'utilisation de méthodes d'optimisation, appartenant essentiellement à la classe de méthodes des métaheuristiques, pour la résolution de problèmes d'Automatique.

#### **1.3.3.1. Identification de systèmes**

De nombreuses techniques d'identification des systèmes existent et sont pour la plupart fondées sur un problème d'optimisation, le plus célèbre étant le problème de moindres carrés. Ces méthodes présupposent néanmoins que la structure du modèle est connue (forme générale dont seule les paramètres sont inconnus). Nous avons défini un algorithme basé sur l'optimisation par colonie de fourmis permettant d'identifier à la fois la structure du modèle et ses paramètres (stage de BIANCA MINODORA HEIMAN). Ce type de problématique fait référence à la régression symbolique dans la littérature.

#### **1.3.3.2. Optimisation de correcteurs.**

Un des premiers résultats de recherche concerne l'optimisation de correcteurs structurés tels que les correcteurs PID<sup>6</sup> en tenant compte des spécifications « naturelles » du système. Ainsi, si on cherche à minimiser le temps de réponse d'un système en jouant sur les paramètres du correcteur PID, la fonction à minimiser est non linéaire et même non analytique (il n'existe pas dans le cas général d'expression analytique donnant le temps de réponse en fonction des paramètres du PID). Il en est de même de toutes les contraintes telles que l'énergie de commande ou le dépassement. Pour résoudre ce problème directement, nous avons proposé une technique d'optimisation par essaim particulière permettant d'obtenir des résultats tout à fait satisfaisants (stages de SERGIU DUMITRESCU et GABRIELA RADUINEA).

---

<sup>6</sup> Proportionnel Intégral Dérivé

Plus récemment, une extension sous la forme de problème d'optimisation multi-objectif, toujours à base d'optimisation par essaim particulière, a été proposée (stage de SAÏD IGHOUBRIOUEN).

### **1.3.3.3. Synthèse $H_\infty$**

#### ***Optimisation des filtres de pondération***

Cette même méthode d'optimisation par essaim particulière a été utilisée pour le réglage des filtres de pondération de la synthèse  $H_\infty$ . Il est en effet bien connu que le problème de synthèse  $H_\infty$  peut se résoudre facilement, soit par LMI soit par l'intermédiaire d'équations de Riccati lorsque les filtres de pondérations sont fixés. Cela suppose néanmoins que les filtres de pondération aient été correctement choisis afin de traduire les spécifications du cahier des charges. Nous avons proposé d'optimiser le réglage de ces filtres de pondérations afin de tenir compte de toutes les contraintes du problème, et ce sans aucune reformulation des contraintes.

#### ***Synthèse $H_\infty$ d'ordre réduit***

D'autre part, la synthèse  $H_\infty$  fournit un correcteur dont l'ordre est égal à l'ordre du modèle de synthèse (modèle du système plus filtres de pondérations). La synthèse à ordre réduit se traduit par des contraintes de rang sur des matrices, lesquelles font perdre la convexité du problème LMI. Nous avons proposé l'utilisation de la synthèse à ordre réduit par essaim particulière. Les résultats obtenus, notamment pour la synthèse de retours de sortie statiques, sont tout à fait comparables à ceux obtenus par les méthodes « standard » de la littérature telles que le solveur HIFOO.

## **1.3.4. Transfert de méthodologies vers l'industrie**

Il est à noter que la finalité recherchée est le transfert de ces méthodes vers l'industrie. Cet axe de recherche se trouve ainsi à la frontière des deux précédents dont il essaie de faire le lien. Il s'agit en effet d'utiliser les méthodologies génériques pour l'Automatique basées sur l'optimisation dans le cadre de problèmes industriels concrets.

Comme expliqué précédemment, l'utilisation de l'optimisation pour résoudre des problèmes d'Automatique présente en effet plusieurs avantages pour les industriels : l'amélioration des performances, la prise en compte des contraintes dès la phase de synthèse, l'absence de reformulation des spécifications du cahier des charges.

### **1.3.4.1. Optimisation de l'affectation d'unités**

Cette problématique est un prolongement direct de la thèse de doctorat. Il s'agit de la résolution de problèmes d'affectation d'unités (« Unit Commitment » en anglais). Nous avons proposé plusieurs méthodes de résolution basées sur les métaheuristiques, notamment les algorithmes génétiques avec la proposition de nouveaux opérateurs spécifiques au problème posé, et les colonies de fourmis (stage d'ANA-TALIDA SERBAN), dans leur version discrète ou mixte. Plus récemment, les travaux de thèse

d'HENRI BORSENBERGER ont permis d'introduire des contraintes de robustesse dans la gestion optimale de l'énergie, permettant de prendre en compte notamment des incertitudes sur la demande du consommateur, sur la capacité de production maximale, ou encore sur les coûts de production.

#### **1.3.4.2. Utilisation d'algorithmes d'optimisation métaheuristiques**

Dans ce cadre, l'optimisation des filtres de pondérations de la synthèse  $H_\infty$  a trouvé un écho très favorable chez Renault pour la régulation d'un moteur à combustion interne.

De la même façon, nous avons utilisé l'optimisation par essaim particulaire dans le cadre d'une étude avec MBDA. L'un des objectifs de cette étude étant de définir un correcteur par interpolation de correcteurs linéaires pour un engin volant, il est nécessaire de calculer des correcteurs pour chaque point de fonctionnement. Ce travail peut rapidement devenir fastidieux lorsqu'on considère une large enveloppe de vol car alors le nombre de points de fonctionnement devient rapidement important. Dès lors, nous avons opté pour une méthodologie de réglage automatique et générique, l'idée étant d'optimiser le correcteur en chaque point de fonctionnement afin d'avoir le temps de réponse minimal tout en garantissant des marges de robustesse satisfaisantes. Chaque correcteur est calculé à partir d'un régulateur Linéaire Quadratique initial puis d'une robustification a posteriori par Loop Shaping. Les variables d'optimisation sont les coefficients des matrices de pondération du régulateur Linéaire Quadratique.

Cet axe de recherche sera concrétisé à partir de janvier 2012 avec le démarrage de la thèse de PHILIPPE FEYEL en collaboration avec la Sagem sur l'utilisation de métaheuristiques pour la synthèse de correcteurs avec application aux viseurs.

#### **1.3.4.3. Commande prédictive**

La commande prédictive et le principe de l'horizon fuyant permettent d'étendre les résultats d'optimisation dans un contexte de boucle fermée. Dans ce cadre, nous avons étudié plusieurs applications parmi lesquelles un benchmark d'ABB portant sur la ventilation minière et le pilotage de réseaux de production d'énergie. Dans ce dernier cas, nous avons proposé l'utilisation d'optimisation par essaim particulaire dans le cas de réseaux de distribution d'eau chaude (les modèles sous-jacents sont à base d'équations aux dérivées partielles) et par colonie de fourmis dans le cas de production d'énergie électrique (modèles faisant intervenir de nombreuses variables binaires).



## 1.4. Participation à la vie scientifique

### 1.4.1. Au sein de Supélec

#### *Coordinateur scientifique de l'équipe E3S Supélec Sciences des Systèmes*

Supélec était structurée jusqu'au 1er janvier 2010 en plusieurs équipes d'accueil qui correspondaient à peu près aux Départements d'enseignement et de recherche. Depuis cette date, ces entités ont été regroupées au sein d'une seule équipe d'accueil, Supélec Sciences des Systèmes (E3S – EA 4454). Cette restructuration, initiée en partie par une recommandation ministérielle, a pour but de favoriser l'aspect pluridisciplinaire et transverse de la recherche. Afin d'encourager le développement d'actions communes à plusieurs entités de recherche, trois thèmes globaux ont été définis « modélisation », « analyse » et « conception ». Trois coordinateurs scientifiques ont été choisis afin d'assurer l'animation scientifique de chacun de ces trois thèmes. Je suis responsable du thème « conception ».

#### *Participation au projet fédérateur Énergie*

L'ouverture progressive du marché de l'énergie électrique à tous les pays de la communauté européenne engendre de profondes mutations pour les consommateurs et les acteurs industriels du secteur de l'énergie. Ces mutations complexifient de plus en plus le fonctionnement et la gestion du réseau électrique. Les solutions dépassent le cadre de l'électrotechnique pour faire intervenir des compétences telles que l'optimisation, l'automatique et l'économie. Dans ce contexte, Supélec a initié depuis 2002 un projet intitulé Énergie, et portant sur l'optimisation technico-économique des réseaux d'énergie. Ce projet regroupe :

- des Départements de Supélec (Automatique, Énergie, Signaux et Systèmes Electroniques) ;
- la faculté d'économie Jean Monnet de l'Université Paris XI ;
- des industriels (EDF, Areva, RTE, la CRE).

Les objectifs de ce projet sont principalement d'aider à :

- garantir la fiabilité et la sûreté du réseau face aux grandes évolutions en cours ;
- garantir l'efficacité économique des solutions mises en œuvre ;
- utiliser les résultats des recherches pour apporter des réponses aux problématiques industrielles ;
- favoriser la recherche entre les entreprises du secteur sur ce thème.

Encadrés par une dizaine d'enseignants-chercheurs, des étudiants de troisième cycle préparent ainsi une thèse de doctorat sur des sujets technico-économiques définis en étroite coopération avec les différents partenaires, allant du stockage d'énergie aux éoliennes et l'étude de leur impact sur le réseau, en passant par le contrôle optimal d'un

grand réseau ou d'un parc multi-énergie ou encore la conception d'un marché électrique et la valorisation des « services systèmes ».

## 1.4.2. Rayonnement extérieur

### 1.4.2.1. Collaborations et projets de recherche internationaux

#### ***Programme de recherche « Innovation and Technology Partnership » MBDA (2009-2012)***

Ce programme de recherche intitulé « Dynamic Controllers » est financé par la DGA et le MoD britannique. Il regroupe des personnels de MBDA France (J.-PH. HARCAUT), MBDA UK (D. VORLEY), de l'université de Leicester (E. PREMPAIN et M. C. TURNER) et du Département Automatique de Supélec (G. DUC et G. SANDOU).

Le projet a pour but la définition de correcteurs permettant le pilotage d'engins volants sur un grand domaine de vol. Il est en effet bien connu que les caractéristiques aérodynamiques d'un engin volant fluctuent énormément en fonction notamment de l'altitude, des angles d'incidence et de dérapage ou encore du nombre de Mach. Dans le projet, plusieurs techniques de conception de correcteurs séquencés et donc variant dans le temps en fonction des caractéristiques de l'engin sont étudiées et comparées. Ainsi, Supélec s'attache à étudier les techniques de séquencement de gains et d'interpolation de correcteurs ainsi que les méthodes de synthèses de type LPV<sup>7</sup> polytopique, tandis que l'université de Leicester se focalise sur les techniques de type LPV-LFT<sup>8</sup>. En outre, une étude des mécanismes d'anti wind-up est effectuée afin de tenir compte des contraintes des actionneurs. Les différentes méthodes sont comparées à l'aide d'un benchmark fourni par MBDA.

#### ***Contrat de recherche Astrium-ESA-Université de Stuttgart (2010-2013)***

Une thèse portant sur l'étude de méthodes d'analyse de robustesse avec application aux lanceurs spatiaux a été initiée en 2010 (thèse de JULIEN CHAUDENSON). Cette thèse, pour laquelle j'ai obtenu la dérogation de l'Université Paris XI pour être directeur de thèse, est co-encadrée par DOMINIQUE BEAUVOIS (Supélec), MARTINE GANET et CHRISTOPHE FRECHIN (Astrium – Les Mureaux, France), SAMIR BENNANI (Agence spatiale européenne – Pays-Bas) et CARSTEN SCHERER (Université de Stuttgart – Allemagne). Le but de la thèse est de confronter différents outils d'analyse de robustesse parmi lesquelles la  $\mu$ -analyse et les contraintes intégrales quadratiques (IQC) pour étudier la robustesse du lanceur en phase balistique. Des benchmarks fournis par Astrium et l'ESA seront utilisées pour valider les approches utilisées.

#### ***Programme Hubert Curien BRANCUSI (Roumanie) 2009-2010***

Ce projet porte sur la commande prédictive coopérative des systèmes complexes, avec pour application la modélisation et la gestion d'énergie pour le bâtiment intelligent.

---

<sup>7</sup> Linéaire à Paramètres Variants

<sup>8</sup> Low Fractional Transformations

Les économies d'énergie dans les bâtiments dits intelligents sont devenues un enjeu fondamental. Une partie de ces économies peut venir de l'amélioration des techniques actuelles de construction ou des matériaux utilisés dans les bâtiments. Cependant, de formidables réductions peuvent être obtenues par un pilotage optimal des installations existantes (politique de choix entre les différentes sources par exemple).

Cependant, résoudre de tels problèmes d'optimisation et de commande est une tâche très délicate pour des systèmes aussi complexes (nombreuses interconnexions, dynamiques différentes, systèmes multi-physiques...).

#### **1.4.2.2. Collaborations scientifiques nationales**

##### ***Collaboration avec l'INRIA – équipe-projet DISCO***

Depuis le 1<sup>er</sup> janvier 2010, l'équipe-projet DISCO (systèmes Dynamiques Interconnectés dans des environnements COMplexes) a été créée. Elle regroupe des personnels de l'INRIA (CATHERINE BONNET, FREDERIC MAZENC, ALBAN QUADRAT), du Laboratoire des Signaux et des Systèmes (SILVIU-IULIAN NICULESCU) et du Département Automatique de Supélec (SORIN OLARU, GUILLAUME SANDOU).

Ce projet a pour but d'une part de mieux comprendre et de bien formaliser les effets induits par des environnements complexes sur les dynamiques des interconnexions, et d'autre part de développer des méthodes et des outils pour l'analyse et la commande de tels systèmes.

Le projet se construit autour des mots-clés « dynamique », « interconnexion », « environnement », « commande » et les axes de recherche proposés sont :

- Modélisation de l'environnement

L'idée est de modéliser ici des phénomènes tels qu'une perte de connexion temporaire, un environnement non homogène ou la présence du facteur humain dans la boucle de décision, mais également les problèmes liés aux contraintes technologiques (domaine de définition des capteurs par exemple). Les modèles mathématiques en jeu comprennent des équations intégro-différentielles, des équations aux dérivées partielles, des inéquations algébriques...

- Contrôle robuste de systèmes interconnectés

Les questions majeures considérées sont celles de la caractérisation de la stabilité et la détermination de familles de (ou mieux, la paramétrisation de l'ensemble des) contrôleurs stabilisants de systèmes dynamiques interconnectés. Dans de nombreuses situations, les dynamiques des interconnexions peuvent être modélisées par des systèmes à retards (constants, distribués ou variables), éventuellement fractionnaires.

- Synthèse de contrôleurs à complexité réduite

La question de la synthèse de lois de commande à complexité donnée n'est pas nouvelle et n'est pourtant toujours pas résolue, même dans le cas linéaire de dimension finie. Le

but ici est la recherche de familles de contrôleurs « simples » (ie de petite dimension) pour des systèmes dynamiques de dimension infinie.

A l'analyse mathématique des problèmes soulevés dans chacun des trois axes s'ajoute l'élaboration de méthodes numériques en vue de l'implémentation des résultats.

### ***Collaboration avec l'IRCCYN***

Une collaboration est en cours avec MOHAMED YAGOUBI de l'Ecole des Mines de Nantes et de l'IRCCYN. Le thème abordé concerne l'utilisation de l'Optimisation par Essaim Particulaire pour la synthèse de correcteurs  $H_\infty$  d'ordre réduit.

### ***Collaboration dans le cadre de la chaire EcoNoving***

Cette chaire regroupe cinq établissements d'enseignement supérieur et de recherche (Université Paris-Sud 11, Université de Versailles-Saint-Quentin-en-Yvelines, Ecole Normale Supérieure de Cachan, Ecole Centrale de Paris et Supélec) cinq entreprises partenaires (Alstom, GDF SUEZ, Italcementi, Saur, SNCF) et l'Ademe (Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Energie) et porte sur les éco-innovations en matière d'énergie. J'interviens plus spécifiquement en relation avec GDF-SUEZ sur le programme « Gare », l'enjeu étant d'élaborer des modèles énergétiques pouvant permettre l'optimisation du fonctionnement thermique et électrique de la gare.

### ***Collaboration dans le cadre du projet « Reflexe »***

Le projet « Reflexe » a pour objectif l'étude de systèmes intelligents permettant le pilotage en temps réel de la charge électrique d'un ensemble de bâtiments complexes, et de leur intégration dans un l'ensemble plus large du réseau électrique intelligent. Ce consortium regroupe l'ADEME, Véolia, Alstom, Sagemco, le CEA et Supélec. Dans ce cadre, je travaille plus spécifiquement en relation avec Véolia et le Département Electrotechnique et Systèmes d'Energie de Supélec sur l'obtention de modèles thermiques de bâtiments exploitables pour la commande.

#### ***1.4.2.3. Participations à des groupes de travail***

Je participe aux groupes de travail suivants du GdR MACS (Modélisation, Analyse et Conduite des Systèmes dynamiques) :

- MOSAR (Méthodes et Outils pour la Synthèse et l'Analyse en Robustesse).
- CPNL (Commande Prédictive Non Linéaire).

#### ***1.4.2.4. Activités de relecture***

##### ***Journaux***

- Automatica
- Engineering Applications of Artificial Intelligence
- European Journal of Electrical Engineering

- International Journal of Systems Science
- Information Sciences
- Journal of the Franklin Institute
- Journal Européen des Systèmes Automatisés
- Mechatronics

#### ***Conférences internationales***

- American Control Conference
- Conference on Decision and Control
- IEEE Conference on Automation Science and Engineering
- IEEE Mediterranean Conference on Control and Automation
- International Workshop on Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control
- IFAC World Congress
- Conférence Internationale Francophone d'Automatique
- IFAC Symposium on Robust Control

#### ***Institut de recherche***

- Research Council of Norway

#### ***1.4.2.5. Participation à des comités de programme***

- Conference on Optimization and Practices in Industry 2008, COPI'08, Clamart, France
- IEEE Symposium on Computational Intelligence in Production and Logistics Systems, 2013, Singapour

#### ***1.4.2.6. Présidence de session dans des conférences internationales***

- ICINCO, 2008
- IFAC workshop on Large Scale Systems, 2007
- International Conference on Evolutionary Computation Theory and Applications, 2011

## **1.5. Encadrement d'étudiants (doctorants, post-doctorant, stagiaires et élèves ingénieurs)**

### **1.5.1. Encadrement de thèses soutenues**

#### ***Travaux de thèse d'OLIVIER REYSS (2005-2008) :***

- Titre : Stratégies de contrôle embarquables d'un GMP hybride de type bi-mode.
- Directeur de thèse : GILLES DUC
- Encadrement : GUILLAUME SANDOU (50%) et GILLES DUC (50%).
- Financement : Thèse CIFRE, Renault SA.
- Doctorat de l'Université Paris XI-Supélec, soutenu le 9 octobre 2008.

#### ***Travaux de thèse de NOËLLE JANIAUD (2007-2011) :***

- Titre : Modélisation du système de puissance du véhicule électrique en régime transitoire en vue de l'optimisation de l'autonomie, des performances et des coûts associés.
- Directeur de thèse : MARC PETIT.
- Encadrement GUILLAUME SANDOU (50%) et MARC PETIT (50%)
- Financement : Thèse CIFRE, Renault SA.
- Doctorat de l'Université Paris XI-Supélec, soutenu le 29 septembre 2011.

### **1.5.2. Encadrement de thèse en cours**

#### ***Travaux de thèse d'HENRI BORSENBERGER (2007 - ...) :***

- Titre : Modélisation et optimisation robuste de systèmes complexes : application aux réseaux d'énergie.
- Directeur de thèse : PHILIPPE DESSANTE.
- Encadrement GUILLAUME SANDOU (50%), PHILIPPE DESSANTE (50%).
- Financement : Fondation Supélec

#### ***Travaux de thèse de SERGE HIRWA (2010 - ...) :***

- Titre : Méthodes de commande avancées appliquées aux viseurs.
- Directeur de thèse : GILLES DUC.
- Encadrement GUILLAUME SANDOU (50%), GILLES DUC (50%)
- Financement : Thèse CIFRE, Sagem.

***Travaux de thèse de JULIEN CHAUDENSON (2010 - ...)***

- Titre : Non-linear multivariable analysis techniques for validation of Launcher GNC systems.
- Directeur de thèse : GUILLAUME SANDOU (dérogation pour direction de thèse).
- Encadrement GUILLAUME SANDOU (40%), DOMINIQUE BEAUVOIS (40%), CARSTEN SCHERER (20%).
- Financement : Thèse CIFRE, Astrium et ESA.

***Travaux de thèse de PHILIPPE FEYEL (01/2010 - ...)***

- Titre : Optimisation de la synthèse des asservissements des viseurs par les métaheuristiques.
- Directeur de thèse : GILLES DUC.
- Encadrement GUILLAUME SANDOU (50%), GILLES DUC (50%).
- Financement : Contrat Sagem - Supélec.

**1.5.3. Encadrement de post-doctorant*****Travaux de post-doctorat de ISSIAKA TRAORE (janvier-décembre 2012) :***

- Titre : Modélisation thermique d'une gare et optimisation de la gestion énergétique
- Encadrement : G. SANDOU (50%), M. PETIT (50%).
- Financement : Contrat GDF-Suez - Supélec

**1.5.4. Encadrement de stages de master*****Stage d'ANA-TALIDA SERBAN (novembre 2007) :***

- Titre : Optimisation par la méthode de fusion-fission : application au problème de coloriage de graphe
- Cadre : stage de master de l'Université Polytechnique de Bucarest
- Encadrement : G. SANDOU (100%).

***Stage d'ACHIM FISCHER (octobre 2008-mars 2009) :***

- Titre : Comparaison des méthodes de « gain scheduling » et de synthèse LPV – application au pilotage d'un engin volant
- Cadre : stage de master ATSI (Automatique et Traitement du signal – Supélec)
- Encadrement : G. SANDOU (90%), GILLES DUC (10%).

***Stage de SAÏD IGHOBRIOUEN (février-juin 2009) :***

- Titre : Utilisation de métaheuristiques pour la résolution de problèmes d'automatique
- Cadre : stage de master RVSI (Réalité Virtuelle et Systèmes Intelligents – Université Evry – Val d'Essonne)
- Encadrement : G. SANDOU (100%).

***Stage de JORGE LUIS REYEZPESANTEZ (novembre 2009-mars 2010) :***

- Titre : Optimisation robuste pour la gestion de l'énergie
- Cadre : stage de master ATSI (Automatique et Traitement du signal – Supélec)
- Encadrement : G. SANDOU (100%).

***Stage de GABRIELA RADUINEA (octobre 2010-mars 2011) :***

- Titre : Comparaison des algorithmes d'optimisation par essaim particulaire et de lucioles pour l'optimisation de correcteurs
- Cadre : stage de master ATSI (Automatique et Traitement du signal – Supélec)
- Encadrement : G. SANDOU (100%).

***Stage de GABRIEL CRACIUN (avril-août 2011)***

- Titre : Modélisation thermique d'un bâtiment
- Cadre : stage de master ATSI (Automatique et Traitement du signal – Supélec)
- Encadrement : G. SANDOU (50%), DIDIER DUMUR (50%).

***Stage de ALFONSO GOCHES SANCHEZ (novembre 2011 - mars 2012)***

- Titre : Utilisation de l'algorithme de lucioles pour l'optimisation de correcteur
- Cadre : stage de master ATSI (Automatique et Traitement du signal – Supélec)
- Encadrement : G. SANDOU (100%).

**1.5.5. Encadrement de stages de fin d'études*****Stage d'ANA-TALIDA SERBAN (avril-juillet 2006) :***

- Titre : Adaptation des métaheuristiques à des problèmes d'optimisation combinatoire et mixte
- Cadre : stage de fin d'étude de l'Université Polytechnique de Bucarest
- Encadrement : G. SANDOU (100%).

***Stage de SERGIU DUMITRESCU (avril-juin 2007) :***



- Titre : Optimisation par essaim particulaire : principes, extensions et perspectives
- Cadre : stage de fin d'étude de l'Université Polytechnique de Bucarest
- Encadrement : G. SANDOU (100%).

***Stage d'ANCA ELENA GRIGORAS (avril-juin 2008) :***

- Titre : Optimisation par la méthode de l'Extremum Seeking : application à la résolution de problèmes d'Automatique
- Cadre : stage de fin d'étude de l'Université Polytechnique de Bucarest
- Encadrement : G. SANDOU (100%).

***Stage de MINODORA BIANCA HEIMAN (avril-juin 2010) :***

- Titre : Optimisation par colonie de fourmis pour l'identification de systèmes non linéaires
- Cadre : stage de l'Université Polytechnique de Bucarest
- Encadrement : G. SANDOU (100%).

### **1.5.6. Encadrement d'élèves ingénieurs dans le cadre de Contrats d'Etude Industrielle**

***Etude Schlumberger (octobre 2006-mars 2007)***

- Etudiants : DOMINIQUE HURTADO, GUILLERMO PITA-GIL
- Titre : Modélisation et contrôle de trajectoire d'un engin forant
- Encadrement : G. SANDOU (100%). Rapport Schlumberger

***Etude Schlumberger (octobre 2007-mars 2008)***

- Etudiants : JULIEN CANET, ANNE-CHARLOTTE DEROIDE
- Titre : Contrôle de trajectoire pour le pilotage d'un engin forant
- Encadrement : G. SANDOU (100%)

***Etude EDF (octobre 2007-mars 2008)***

- Etudiants : NICOLAS CRAPLET, THOMAS DESSENNE
- Titre : Répartition optimale d'une consigne de puissance/débit sur les groupes turbines d'une centrale hydroélectrique
- Encadrement : G. SANDOU (100%)

***Etude EDF (octobre 2008-mars 2009)***

- Etudiants : MOMAR SOCK, VINCENT VERDEIL,

- Titre : Régulation coordonnée de niveau et de puissance électrique d'usines hydroélectriques au fil de l'eau
- Encadrement : G. SANDOU (100%)

***Etude DGA – Etablissement Technique de Bourges (octobre 2009-mars 2010)***

- Etudiants : YIFU GAO, LUDOVIC MERIENNE
- Titre : Etude de faisabilité d'un système de mesure
- Encadrement : D. BEAUVOIS (50%), G. SANDOU (50%)

***Etude Spectracom (octobre 2009-mars 2010)***

- Etudiants : VINCENT ROUDOT, MARION VIEL
- Titre : Etude de l'asservissement en phase et fréquence d'un système de synchronisation
- Encadrement : D. BEAUVOIS (50%), G. SANDOU (50%),

***Etude Fondation Ocean Vital (octobre 2010-mars 2011)***

- Etudiants : PAUL FONGARLAND, ANTOINE LESIEUR, CLAIRE PHILIPPE
- Titre : Dimensionnement et régulation d'une chaîne de conversion de puissance pour panneau solaire
- Encadrement : C. KARIMI (40%), P. RODRIGUEZ-AYERBE (40%), G. SANDOU (20%).

***Etude EDF (octobre 2011-mars 2012)***

- Etudiants : RICHARD CHEN, XINCHANG LIU
- Titre : Estimation de paramètres variables pour la surveillance des centrales hydroélectriques participant au réglage de fréquence
- Encadrement : C. STOICA (50%), G. SANDOU (50%).

***Etude Renault (octobre 2011-mars 2012)***

- Etudiants : JOCELYN CAULET, OLIVIER GHILLEBAERT
- Titre : Lois de commande pour la machine synchrone d'un véhicule électrique
- Encadrement : P. RODRIGUEZ (50%), G. SANDOU (50%).

## **1.6. Collaborations industrielles**

- [1.6.1] Modélisation, optimisation et commande de parcs de production multi énergies complexes. Financement de thèse de doctorat de l'Université Paris XI, contrat EDF – Supélec, 2002-2005.

- [1.6.2] Stratégies de contrôle embarquables d'un GMP hybride de type bi-mode. Financement de thèse de doctorat de l'Université Paris XI, contrat Renault – Supélec, 2005-2008.
- [1.6.3] Modélisation et contrôle de trajectoire d'un engin forant. Contrat Schlumberger – Supélec, 2006-2007.
- [1.6.4] Contrôle de trajectoire pour le pilotage d'un engin forant. Contrat Schlumberger – Supélec, 2007-2008.
- [1.6.5] Répartition optimale d'une consigne de puissance/débit sur les groupes turbines d'une centrale hydroélectrique. Contrat EDF – Supélec, 2007-2008.
- [1.6.6] Modélisation d'un réseau de bord automobile en régime dynamique pour l'optimisation des lois de gestion de l'énergie électrique. Financement de thèse de doctorat de l'Université Paris XI, contrat Renault – Supélec, 2007-2010.
- [1.6.7] Régulation coordonnée de niveau et de puissance électrique d'usines hydroélectriques au fil de l'eau. Contrat EDF – Supélec, 2008-2009.
- [1.6.8] Scheduling of Dynamic Controllers. Contrat MBDA – Supélec, 2009-2012.
- [1.6.9] Etude de l'asservissement en phase et fréquence d'un système de synchronisation. Contrat Spectracom-Supélec, 2009-2010.
- [1.6.10] Etude de faisabilité d'un système de mesure. Contrat DGA (Etablissement Technique de Bourges)-Supélec, 2009-2010.
- [1.6.11] Analyse de la stabilité des systèmes multi-variables non linéaires - Application au pilotage de lanceurs spatiaux. Financement de thèse de doctorat. Contrat Astrium-ESA-Supélec, 2010-2013.
- [1.6.12] Méthodes de commande avancées appliquées aux viseurs. Financement de thèse de doctorat. Contrat Sagem-Supélec, 2010-2013.
- [1.6.13] Dimensionnement et régulation d'une chaîne de conversion de puissance pour panneau solaire. Contrat Fondation Océan Vital – Supélec, 2010-2011.
- [1.6.14] Estimation de paramètres variables pour la surveillance des centrales hydroélectriques participant au réglage de fréquence. Contrat EDF-Supélec, 2011-2012.
- [1.6.15] Optimisation de la synthèse des asservissements des viseurs par les métaheuristiques. Financement de thèse de doctorat de Supélec, contrat Sagem – Supélec, 2012-2015.

## **1.7. Liste de publications**

### **1.7.1. Chapitres d'ouvrage**

- [1.7.1.1] G. SANDOU, PH. DESSANTE, H. BORSENBERGER, M. PETIT. Optimisation technico économique des réseaux d'énergie électrique. *Méthodologies de*

*conception systémique des dispositifs à énergie électrique, TOME 2, chapitre 6.* HERMES Science Publishing Ltd, 2012.

- [1.7.1.2] G. SANDOU, S. IGHOUBRIOUEN. Using monobjective and multiobjective Particle Swarm Optimization for the tuning of process control laws. *Particle Swarm Optimization: Theory, Techniques, Applications*. Nova Science Publishers, chapter 1, pp.1-32, Andrea E. Olsson (ed.), ISBN 978-1-61668-527-0, 2011.
- [1.7.1.3] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Ant colonies for the unit commitment problem: from optimization to predictive control. *Artificial ants, from collective intelligence to real-life optimization and beyond*, chapter 6, pp. 119-138, Nicolas Monmarché, Frédéric Guinand, Patrick Siarry (Eds), ISBN: 978-1-84821-194-0, Wiley, 2010.
- [1.7.1.4] G. SANDOU, S. OLARU. Particle Swarm Optimization based NMPC: An Application to District Heating Networks. L. Magni, D. Raimondo, M. David, F. Allgöwer (Eds.), *Nonlinear Model Predictive Control Towards New Challenging Applications, Lecture Notes in Control and Information Sciences*, vol. 384, pp. 551-559, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2009.
- [1.7.1.5] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Colonie de fourmis pour le problème d'affectation d'unités: de l'optimisation à la commande prédictive. *Fourmis artificielles, volume 1 : des bases de l'optimisation aux réalisations industrielles*, chapitre 6, Traité IC2 de Hermès-Lavoisier, sous la coordination de Nicolas Monmarché, Frédéric Guinand, Patrick Siarry, 2009.
- [1.7.1.6] S. OLARU, G. SANDOU. Non linear predictive control: structure, computational challenges, stochastic optimization algorithms. *Nonlinear Analysis Research Trends*, chapter 5, pp. 157-208, Inès N. Roux (Ed.), ISBN: 978-1-60456-358-0, Nova Science Publishers, 2008.
- [1.7.1.7] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Enhanced genetic algorithm with guarantee of feasibility for the Unit Commitment problem. N. Monmarché, E.-G. Talbi, P. Collet, M. Schoenauer, E. Lutton (Eds). EA 2007. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4926, pp. 291-302, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2008.
- [1.7.1.8] G. SANDOU, S. OLARU. Ant colony and genetic algorithm for constrained predictive control of power systems. A. Bemporad, A. Bicchi and G. Buttazzo (Eds.): Hybrid Systems Computation and Control. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4416, pp. 501-514, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007.
- [1.7.1.9] A.T. SERBAN, G. SANDOU. Mixed ant colony optimisation for the Unit Commitment problem. B. Beliczynski, A. Dzielinski, M. Iwanowski, B. Ribeiro (Eds): ICANNGA 2007, Part I. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 4431, pp 332-340, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007.
- [1.7.1.10] G. SANDOU. Outils Mathématiques. *Régulation industrielle*, chapitre 2, sous la coordination d'Emmanuel Godoy, Dunod, pp. 11-26, 2007.
- [1.7.1.11] G. SANDOU. Représentation des signaux et des systèmes. *Régulation industrielle*, chapitre 3, sous la coordination d'Emmanuel Godoy, Dunod, pp. 27-52, 2007.

### 1.7.2. Articles de revue internationale à comité de lecture

- [1.7.2.1] S. HIRWA, P. FEYEL, G. DUC, G. SANDOU. Méthodes de synthèse de correcteurs robustes d'ordre réduit pour les boucles de stabilisation inertielle de Ligne de Visée. *Journal Européen des Systèmes Automatisés*. Accepté pour publication, 2012.
- [1.7.2.2] H. BORSENBERGER, P. DESSANTE, G. SANDOU. Unit Commitment with production cost uncertainty: a recourse programming method. *Journal of Energy and Power Engineering*, vol. 5, pp. 164-172, 2011.
- [1.7.2.3] E. WITRANT, A. D'INNOCENZO, G. SANDOU, F. SANTUCCI, M. D. DI BENEDETTO, A. J. ISAKSSON, K. H. JOHANSSON, S.-I. NICULESCU, S. OLARU, E. SERRA, S. TENNINA, U. TIBERI. Wireless ventilation control for large-scale systems: the mining industrial case. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol.20, pp.226-251, 2009.
- [1.7.2.4] O. REYSS, P. POGNANT-GROS, G. DUC, G. SANDOU. Multivariable torque tracking control for E-IVT hybrid powertrain, *International Journal of Systems Science*, vol. 40, Issue 11, pp. 1181-1195, 2009.
- [1.7.2.5] G. SANDOU. Metaheuristic strategy for the hierarchical predictive control of large scale energy networks. *Control Engineering and Applied Informatics*, vol. 11, n°3, pp. 32-40, 2009.
- [1.7.2.6] N. JANIAUD, F.-X. VALLET, PATRICK BASTARD, M. PETIT, G. SANDOU. Electric Vehicle Powertrain Architecture and Control Global Optimization. *World Electric Vehicle Journal*, vol. 3, 2009.
- [1.7.2.7] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Optimisation and control of supply temperatures in district heating networks. *International Journal of Tomography and Statistics*, Special issue on Control Applications of Optimisation – applications of optimal control, robust control and stabilisation, applications in industry, vol. 6, pp. 39-44, Summer 2007.
- [1.7.2.8] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Optimisation d'un site de générateurs par colonies de fourmis. *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, Numéro spécial « Métaheuristiques pour l'optimisation difficile », vol. 38, N° 9/10, pp.1097-1121, 2004.

### 1.7.3. Brevet

- [1.7.3.1] P. POGNANT-GROS, O. REYSS, G. SANDOU. Structure de commande découplée moteur/boîte pour le contrôle d'une transmission de type E-IVT, Brevet RENAULT SA n° FR07-04392, 2007, Etendu à l'international.

#### 1.7.4. Conférences internationales avec actes

- [1.7.4.1] B. M. HEIMAN, G. SANDOU. Ant colony optimization for the identification of nonlinear functions with unknown structures. *Artificial Evolution*, Angers, France, October 24<sup>th</sup>-26<sup>th</sup> 2011.
- [1.7.4.2] G. SANDOU. Some problems handled by Particle Swarm Optimization in automatic control. *International Conference on Evolutionary Computation Theory and Applications*, Paris, France, October 24<sup>th</sup>-26<sup>th</sup> 2011.
- [1.7.4.3] M. YAGOUBI, G. SANDOU. Particle Swarm Optimization for the design of  $H_{\infty}$  static output feedbacks, *18<sup>th</sup> IFAC World Congress*, Milano, Italy, August 28<sup>th</sup> – September 2<sup>nd</sup>, 2011.
- [1.7.4.4] E. PREMPAIN, M.C. TURNER, G. SANDOU, G. DUC, D. VORLEY, J.-PH. HARCAUT. Dynamic controllers flight control design over a large flight envelope, *Materials and Components for Missiles - Innovation & Technology Partnership Conference*, Manchester, United Kingdom, October 19-20th 2010.
- [1.7.4.5] N. JANIAUD, F.-X. VALLET, M. PETIT, G. SANDOU. Electric vehicle powertrain simulation to optimize battery and vehicle performances, *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, Lille, France, September 1<sup>st</sup>-3<sup>rd</sup>, 2010.
- [1.7.4.6] S. IGHOUBRIOUEN, G. SANDOU. Optimisation multi-objectifs par essaim particulière pour la synthèse de correcteurs. *10<sup>ième</sup> Conférence Internationale Francophone d'Automatique*, Nancy, France, June 2<sup>nd</sup>-4<sup>th</sup>, 2010.
- [1.7.4.7] H. BORSENBERGER, P. DESSANTE, G. SANDOU. Unit Commitment with production cost uncertainty, a recourse programming method. *IFAC Conference on Control Methodologies and Technology for Energy Efficiency*, Vilamoura, Portugal, March 29<sup>th</sup>-31<sup>st</sup> 2010.
- [1.7.4.8] G. SANDOU, S. OLARU, E. WITRANT, S. NICULESCU. Receding horizon control: an effective methodology for energy management in complex systems. *IFAC Conference on Control Methodologies and Technology for Energy Efficiency*, Vilamoura, Portugal, March 29<sup>th</sup>-31<sup>st</sup> 2010.
- [1.7.4.9] G. SANDOU. Particle Swarm Optimization: an efficient tool for the design of automatic control laws. *European Control Conference*, Budapest, Hungary, August 23<sup>rd</sup>-26<sup>th</sup> 2009.
- [1.7.4.10] G. PITA-GIL, V. TALON, G. SANDOU, E. GODOY, D. DUMUR. Robust Non-linear control applied to internal combustion engine air path using Particle Swarm Optimization. *3<sup>rd</sup> IEEE Multi-conference on Systems and Control*, Saint-Petersburg, Russia, July 8-10<sup>th</sup> 2009.
- [1.7.4.11] E. PREMPAIN, M.C. TURNER, I. POSTLETHWAITE, G. SANDOU, G. DUC, D. VORLEY, J.-PH. HARCAUT. Dynamic controllers. *Materials and Components for Missiles - Innovation & Technology Partnership Conference*, Lille, France June 22<sup>nd</sup>-23<sup>rd</sup> 2009.
- [1.7.4.12] N. JANIAUD, F.-X. VALLET, PATRICK BASTARD, M. PETIT, G. SANDOU. Electric vehicle powertrain architecture and control global optimization. *24<sup>th</sup>*

*International Battery, Hybrid and Fuel Cell Electric Vehicle Symposium and Exhibition*, Stavanger, Norway, May 13-16<sup>th</sup>, 2009.

- [1.7.4.13] G. SANDOU, G. DUC. Using Particle Swarm Optimization for reduced order  $H_\infty$  synthesis. *14<sup>th</sup> IFAC Workshop on Control Applications of Optimisation*, Jyväskylä, Finland, May 6-8<sup>th</sup>, 2009.
- [1.7.4.14] N. JANIAUD, P. BASTARD, M. PETIT, G. SANDOU. Electric vehicle powertrain and low-voltage network simulation and optimization. *3<sup>rd</sup> SIA Conference on Automotive Power Electronics*, Paris, France, March 25-26<sup>th</sup>, 2009.
- [1.7.4.15] G. SANDOU, E. WITRANT, S. OLARU, S.-I. NICULESCU. Receding horizon climate control in metal mine extraction rooms. *IEEE Conference on Automation Science and Engineering*, Washington, USA, August 23<sup>rd</sup>-26<sup>th</sup> 2008.
- [1.7.4.16] G. SANDOU, G. DUC, D. BEAUVOIS. Optimisation par essaim particulière du réglage d'un correcteur  $H_\infty$ . *5<sup>ième</sup> Conférence Internationale Francophone d'Automatique*, Bucarest, Romania, September 3-5<sup>th</sup>, 2008.
- [1.7.4.17] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Feeding a genetic algorithm with an ant colony for constrained optimization - an application to the Unit Commitment problem, *5<sup>th</sup> International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, Funchal, Madeira, Portugal, May 11-15<sup>th</sup>, 2008.
- [1.7.4.18] G. SANDOU, G. DUC, P. BOUCHER. Reduced order  $H_\infty$  synthesis using a particle swarm optimization method. *5<sup>th</sup> International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, Funchal, Madeira, Portugal, May 11-15<sup>th</sup> 2008
- [1.7.4.19] O. REYSS, G. DUC, P. POGNANT-GROS, G. SANDOU. Robust torque tracking control for E-IVT hybrid powertrain, *17<sup>th</sup> IFAC World Congress*, Seoul, Korea, July 7-11<sup>th</sup> 2008.
- [1.7.4.20] G. SANDOU, B. LASSAMI. Optimisation par essaim particulière pour la synthèse ou la retouche de correcteurs. *7<sup>ième</sup> Conférence Internationale de Modélisation et Simulation MOSIM*, Paris, France, Mars 31<sup>st</sup>-April 2<sup>nd</sup> 2008.
- [1.7.4.21] O. REYSS, G. DUC, P. POGNANT-GROS, G. SANDOU. Multivariable torque tracking control for E-IVT hybrid powertrain, *SIA International Conference on Automotive Power Electronics*, Paris, France, September 26-27<sup>th</sup> 2007.
- [1.7.4.22] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. District heating networks models: complexity, tractability and applications. *11<sup>th</sup> IFAC Symposium on Large Scale Systems*, Gdansk, Poland, July 23-25<sup>th</sup> 2007.
- [1.7.4.23] G. SANDOU. Discrete genetic algorithm and real ant colony optimization for the Unit Commitment problem. *4<sup>th</sup> International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, Angers, France, May 9-12<sup>th</sup> 2007.
- [1.7.4.24] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. District heating: a global approach to achieve high global efficiencies. *IFAC workshop on Energy Saving Control in Plants and Buildings*, Bansko, Bulgarie, October 2<sup>nd</sup>-5<sup>th</sup> 2006.

- [1.7.4.25] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Optimisation and control of supply temperatures in district heating networks. *13<sup>th</sup> IFAC workshop on Control Applications of Optimisation*, Cachan, France, April 26-28<sup>th</sup> 2006.
- [1.7.4.26] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Predictive control of a complex district heating network. *44<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference 2005*, Séville, Spain, December 12-15<sup>th</sup> 2005.
- [1.7.4.27] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Short term optimization of cogeneration systems considering heat and electricity demands. *15<sup>th</sup> Power Systems Computation Conference*, Liège, Belgium, August 22-26<sup>th</sup> 2005.
- [1.7.4.28] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Optimization and control of a district heating network. *16<sup>th</sup> IFAC World Congress*, Praha, Czech Republic, July 4-8<sup>th</sup> 2005.
- [1.7.4.29] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Global modelling and simulation of a district heating network. *9<sup>th</sup> International Symposium on District Heating and Cooling*, Espoo, Finland, August 30<sup>th</sup>-31<sup>st</sup> 2004.

### 1.7.5. Conférences internationales sans actes

- [1.7.5.1] M. D. DI BENEDETTO, A. D'INNOCENZO, C. FISCHIONE, A. J. ISAKSSON, K. H. JOHANSSON, S.-I. NICULESCU, S. OLARU, G. SANDOU, F. SANTUCCI, E. SERRA, S. TENNINA, U. TIBERI, E. WITRANT. Wireless ventilation control for large-scale systems: the mining industrial case. *6<sup>th</sup> IEEE SECON Conference*, Rome, Italy, June 22<sup>nd</sup>-26<sup>th</sup> 2009.
- [1.7.5.2] G. SANDOU, S. OLARU. Particle Swarm Optimization based NMPC: an application to district heating networks. *International Workshop on Assessment and Future Directions of Nonlinear Model Predictive Control NMPC'08*, Pavia, Italy, September 5-9<sup>th</sup>, 2008.

### 1.7.6. Conférences nationales

- [1.7.6.1] H. BORSENBERGER, P. DESSANTE, G. SANDOU. Optimisation de la production dans un réseau d'énergie soumis à des incertitudes sur le coût de production. *11<sup>ième</sup> congrès de la société française de recherche opérationnelle et d'aide à la décision*, ROADEF 2010, Toulouse, France, 24-26 février 2010.
- [1.7.6.2] G. SANDOU. Colonie de fourmis pour l'Unit Commitment : de l'optimisation à la commande. *Conférence de la SMAI sur l'optimisation et la décision (CODE 2007)*, Paris, France, 18-20 avril 2007.
- [1.7.6.3] A.T. SERBAN, G. SANDOU. Optimisation mixte par colonie de fourmis pour la résolution du problème d'affectation d'unités *5<sup>ième</sup> journées francophone de recherche opérationnelle (FRANCORO) et 8<sup>ième</sup> congrès de la société*



*française de recherche opérationnelle et d'aide à la décision*, Grenoble, France, 20-23 février 2007.

### **1.7.7. Communications nationales sans acte**

- [1.7.7.1] S. HIRWA, P. FEYEL, G. DUC, G. SANDOU. Méthodes de synthèse de correcteurs robustes d'ordre réduit pour les boucles de stabilisation inertielle de Ligne de Visée. *Groupe de travail Méthodes et Outils pour la Synthèse et l'Analyse en Robustesse*, Paris, France, novembre 2011.
- [1.7.7.2] G. SANDOU. Optimisation par essaim particulière pour la synthèse de lois de commande : du PID à la commande  $H_\infty$ . *Groupe de travail Méthodes et Outils pour la Synthèse et l'Analyse en Robustesse*, Toulouse, France, juin 2009.
- [1.7.7.3] G. SANDOU. Optimisation par colonie de fourmis : principes, extensions et perspectives pour l'Automatique. *Groupe de Travail Commande Prédictive Non Linéaire*, Paris, France, juin 2007.
- [1.7.7.4] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON. Optimisation d'un réseau de chaleur. *Groupe de travail Méthodes et Outils pour la Synthèse et l'Analyse en Robustesse*, Strasbourg, France, mars 2004.

### **1.7.8. Rapports dans le cadre de collaborations industrielles**

- [1.7.8.1] J.-PH. HARCAUT, G. SANDOU, G. DUC, E. PREMPAIN, M.C. TURNER, D. VORLEY. Innovation and Technology Partnership on materials and components for missiles, dynamic controllers, Year 2 report. *Rapport de recherche MBDA*, mai 2011.
- [1.7.8.2] P. FONGARLAND, A. LESIEUR, C. PHILIPPE, sous la direction de C. KARIMI, P. RODRIGUEZ-AYERBE, G. SANDOU. Dimensionnement et régulation d'une chaîne de conversion de puissance pour panneau solaire. *Rapport de recherche Fondation Ocean Vital*, mars 2011.
- [1.7.8.3] G. SANDOU, G. DUC. End of Year 2 Report Gain scheduled and polytopic LPV comparison and 3 decoupled channel control law. *Rapport de recherche MBDA*, mars 2011.
- [1.7.8.4] G. SANDOU, G. DUC. Comparison of gain scheduled and polytopic LPV controllers for the control of the pitch axis. *Rapport de recherche MBDA*, octobre 2010.
- [1.7.8.5] J.-PH. HARCAUT, G. SANDOU, G. DUC, E. PREMPAIN, M.C. TURNER, D. VORLEY. Innovation and Technology Partnership on materials and components for missiles, dynamic controllers, Year 1 report. *Rapport de recherche MBDA*, mai 2010.
- [1.7.8.6] Y. GAO, L. MERIENNE. sous la direction de D. BEAUVOIS, G. SANDOU, Etude de faisabilité d'un système de mesure. *Rapport de recherche DGA (Etablissement Technique de Bourges)*, mars 2010.

- [1.7.8.7] V. ROUDOT, M. VIEL, sous la direction de D. BEAUVOIS, G. SANDOU. Etude de l'asservissement en phase et fréquence d'un système de synchronisation. *Rapport de recherche Spectracom*, mars 2010.
- [1.7.8.8] G. SANDOU, G. DUC. Application of Gain Scheduling to the control of the pitch axis. *Rapport de recherche MBDA*, mars 2010.
- [1.7.8.9] J.-PH. HARCAUT, G. SANDOU, G. DUC, E. PREMPAIN, M.C. TURNER, I. POSTLETHWAITE, D. VORLEY. Innovation and Technology Partnership on materials and components for missiles, dynamic controllers, mid-year technical report. *Rapport de recherche MBDA*, octobre 2009.
- [1.7.8.10] G. SANDOU, G. DUC. Gain Scheduling and Polytopic LPV - Literature report. *Rapport de recherche MBDA*, juin 2009.
- [1.7.8.11] M. SOCK, V. VERDEIL, sous la direction de G. SANDOU. Régulation coordonnée de niveau et de puissance électrique d'usines hydroélectriques au fil de l'eau. *Rapport de recherche EDF*, mars 2009.
- [1.7.8.12] J. CANET, A.-C. DEROIDE sous la direction de G. SANDOU. Contrôle de trajectoire pour le pilotage d'un engin forant. *Rapport de recherche Schlumberger*, mars 2008.
- [1.7.8.13] N. CRAPLET, T. DESSENNE, sous la direction de G. SANDOU. Répartition optimale d'une consigne de puissance/débit sur les groupes turbines d'une centrale hydroélectrique. *Rapport de recherche EDF*, mars 2008.
- [1.7.8.14] D. HURTADO, G. PITA-GIL, sous la direction de G. SANDOU. Modélisation et contrôle de trajectoire d'un engin forant. *Rapport de recherche Schlumberger*, mars 2007.
- [1.7.8.15] G. SANDOU. Modélisation, optimisation et commande de réseau multi énergies complexes. *Rapport de recherche EDF*, septembre 2005.
- [1.7.8.16] G. SANDOU. Synthèse des travaux de modélisation et synthèse bibliographique. *Rapport de recherche EDF*, avril 2005.
- [1.7.8.17] G. SANDOU. Optimisation d'un réseau de chaleur : Méthodes, validation des stratégies d'optimisation et perspectives – Application au réseau benchmark. *Rapport de recherche EDF*, novembre 2004.
- [1.7.8.18] G. SANDOU. Développement et tests d'une méthode d'optimisation d'un réseau de chaleur – Application au réseau benchmark. *Rapport de recherche EDF*, septembre 2004.
- [1.7.8.19] G. SANDOU. Simulateur de référence – Version finale – Mise en œuvre d'algorithmes d'optimisation : choix de méthodes, *Rapport de recherche EDF*, novembre 2003.
- [1.7.8.20] G. SANDOU. Développement d'un simulateur de référence du process du benchmark, Modélisation – Simulation – Validation. *Rapport de recherche EDF*, septembre 2003.
- [1.7.8.21] G. SANDOU. Modélisation des réseaux de chaleur et méthodes de minimisation des coûts de production et de transport associés. *Rapport de recherche EDF*, août 2003.

### 1.7.9. Polycopiés de cours

- [1.7.9.1] G. SANDOU. Méthodes numériques : optimisation avec et sans contraintes, polycopié Supélec n° 11198/01<sup>a</sup>2010, 36 pages.
- [1.7.9.2] G. SANDOU. Méthodes numériques : optimisation combinatoire et gestion optimale de l'énergie, polycopié Supélec n° 11198/02<sup>a</sup>2010, 32 pages.
- [1.7.9.3] G. SANDOU. Métaheuristiques pour l'optimisation difficile, polycopié Supélec n° 15021/<sup>a</sup>2010, 72 pages.

### 1.7.10. Publications soumises ou en cours de soumission

- [1.7.10.1] N. JANIAUD, F.X. VALLET, M. PETIT, G. SANDOU, Electric vehicle powertrain simulation to optimize battery and vehicle performances, soumis à *IEEE Transactions on Vehicular Technology*.
- [1.7.10.2] G. SANDOU, G. DUC. Constrained reduced order  $H_\infty$  synthesis with optimal filter tuning using Particle Swarm Optimization. Soumis à *IFAC Symposium on Robust Control Design*, Aalborg, Denmark, June 2012.
- [1.7.10.3] J. CHAUDENSON, D. BEAUVOIS, S. BENNANI, M. GANET, G. SANDOU, C.W. SCHERER. PWM modeling for attitude control of a launcher during ballistic phase and comparative stability analysis. Soumis à *IFAC Symposium on Robust Control Design*, Aalborg, Denmark, June 2012.
- [1.7.10.4] S. HIRWA, P. FEYEL, G. DUC, G. SANDOU. Reduced order controllers for inertial line of sight stabilization. Soumis à *IFAC Symposium on Robust Control Design*, Aalborg, Denmark, June 2012.
- [1.7.10.5] G. SANDOU, G. DUC. Using Particle Swarm Optimization for  $H_\infty$  synthesis; En cours de soumission à *Engineering Applications of Artificial Intelligence*.

*Deuxième partie :*

*Synthèse des activités de recherche*



# Chapitre 2

## Modélisation, optimisation et commande de systèmes industriels

<b>2.1. Introduction .....</b>	<b>43</b>
<b>2.2. Domaine de l'énergie.....</b>	<b>43</b>
2.2.1. Optimisation de réseaux d'énergie.....	43
2.2.2. Etude de vallées hydroélectriques.....	46
2.2.3. Gestion de production d'une usine hydroélectrique .....	47
2.2.4. Etude et commande de panneaux photovoltaïques .....	48
<b>2.3. Domaine automobile.....</b>	<b>49</b>
2.3.1. Contexte .....	49
2.3.2. Lois de commande pour véhicules hybrides .....	50
2.3.3. Modélisation et optimisation du réseau de bord d'un véhicule électrique.....	52
<b>2.4. Collaborations diverses .....</b>	<b>54</b>
2.4.1. Modélisation et commande d'un engin forant .....	54
2.4.2. Etude d'un système de synchronisation .....	54
2.4.3. Etude d'un système d'estimation d'attitude.....	55
<b>2.5. Conclusions : bilan méthodologique .....</b>	<b>55</b>



## 2.1. Introduction

Le Département Automatique de Supélec est fortement tourné vers les applications industrielles de ses travaux de recherche. Dans ce cadre, une part très importante des travaux de recherche s'attache à la modélisation, l'optimisation et la commande de systèmes industriels. Ce type de travaux est en général effectué via l'encadrement de thèse de doctorats en convention CIFRE ou d'élèves ingénieurs de Supélec lors de Contrats d'Etude Industrielle.

Nous proposons ici de parcourir les différentes applications étudiées, notamment dans le domaine de l'énergie et de l'automobile. Les résultats obtenus l'étant dans le cadre de collaborations industrielles, ils sont souvent frappés du sceau de la confidentialité. C'est pourquoi la description des travaux restera relativement superficielle. Nous nous attacherons ensuite à faire un bilan méthodologique en dégagant quelques axes récurrents dans la modélisation et l'optimisation de systèmes industriels.

## 2.2. Domaine de l'énergie

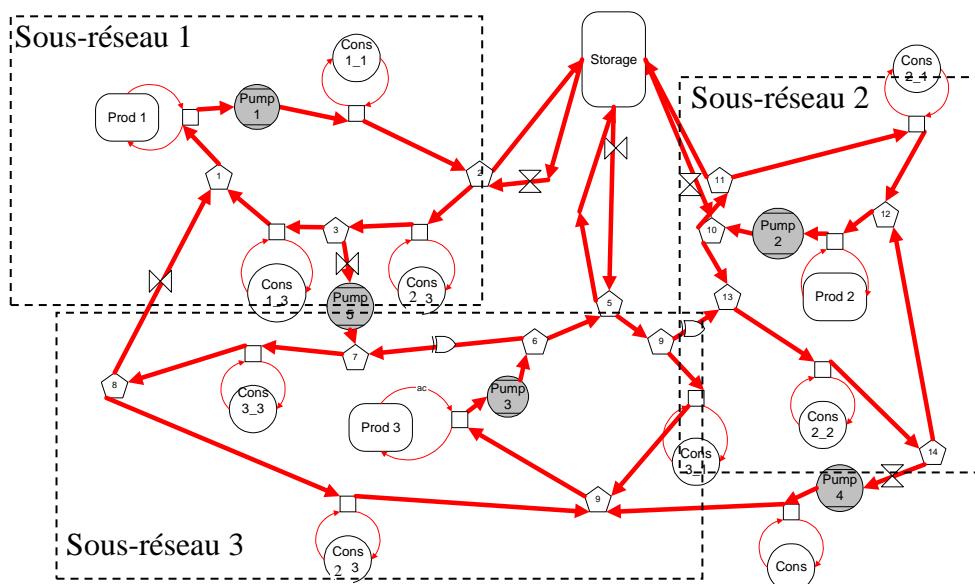
### 2.2.1. Optimisation de réseaux d'énergie

Mes travaux de thèse ont concerné la modélisation, l'optimisation et la commande de parcs de production multi-énergies complexes. Réalisée dans le cadre d'une collaboration avec EDF, cette thèse s'inscrit en plein dans la thématique de modélisation, optimisation et commande de systèmes industriels.

L'optimisation court terme des réseaux d'énergie est devenue un enjeu industriel primordial. L'ouverture des marchés d'énergie à la concurrence impose en effet aux producteurs de se placer non plus dans une optique de minimisation des coûts, mais dans celle d'une maximisation des profits, dans un contexte concurrentiel. Parallèlement, de nouvelles technologies sont apparues (cogénération, stockage d'énergie, prédicteurs de demandes...). Elles permettent une gestion mieux maîtrisée des réseaux d'énergie, mais conduisent également à une complexification des systèmes à piloter. Enfin, la pression environnementale (accords de Kyoto, directives européennes) conduit les producteurs à gérer plus efficacement leurs installations vis-à-vis des émissions de polluants. En particulier, les réseaux de chauffage urbains sont symptomatiques des difficultés inhérentes à la gestion de tels systèmes complexes. Ceux-ci présentent, en effet, toutes les problématiques de réseaux non linéaires et non analytiques, avec des temps de propagation variables non négligeables (plusieurs heures) [Arv01], [BBR95], [Fri99], [LPB02], [Pal93]. Les problèmes de planification à court terme et de commande qui en résultent sont de grande dimension, non analytiques et mixtes. Dans le cadre de cette thèse, un réseau de chauffage urbain benchmark, représenté sur la figure 2.1, a été défini en collaboration avec EDF, et regroupant toutes



les problématiques industrielles liées à la gestion de tels réseaux, la totalité de la chaîne technologique « production – transport – distribution » devant ainsi être prise en compte, à toutes les étapes du travail (modélisation, simulation, optimisation et commande).



**Figure 2.1** – Benchmark EDF / Supélec de réseau de chauffage urbain

Dans un premier temps, un modèle de référence de réseau de chaleur a été développé [SFT04]. Il comprend des modèles locaux de producteurs d'énergie (chaudières, cogénération, incinérateur...), de tronçons, de pompes, de vannes, de consommateurs et de stockage d'énergie. Ces modèles locaux ont ensuite été assemblés pour former un modèle global de réseau de chaleur. L'analyse de la structure informationnelle d'un réseau de chauffage urbain fait apparaître une structure en trois couches. La première couche concerne le calcul des conditions de débit et de pression dans l'ensemble du réseau. Il s'agit de résoudre un système d'équations algébriques non linéaires de grande dimension, et ce pour chaque pas de la simulation. Une méthode a été développée à cet effet, de type Newton Raphson. La deuxième couche consiste en la modélisation de la propagation de l'énergie thermique dans le réseau. Elle utilise des données fournies par la première couche. Elle regroupe des équations de livraison d'énergie et de transport. Les premières sont des équations non linéaires implicites (échangeurs de chaleur). Les secondes sont des équations aux dérivées partielles, modélisant l'évolution des températures dans le réseau à partir des débits, des chaleurs produites et des chaleurs demandées. La troisième couche comprend le modèle de production d'énergie thermique et les analyses économique (calcul des coûts) et environnementale (calcul des émissions de polluants). Pour piloter ce modèle de réseau, on dispose d'un ensemble de commandes (pompes, vannes, on/off des installations, quantités à produire).

Dans un deuxième temps, il s'agit de définir des stratégies d'optimisation permettant le pilotage de ce réseau. Le problème d'optimisation issu de ce modèle de référence peut s'écrire très facilement. En effet, on dispose d'un outil efficace (pour la simulation),

calculant la valeur des coûts d'exploitation pour toute combinaison des entrées. Cependant, le problème est non convexe et comprend de nombreuses variables de décision. De plus, les modèles sont non analytiques et nécessitent la résolution d'équations implicites à chaque cycle de calcul. Le temps d'évaluation des critères et des contraintes est donc trop long pour envisager une optimisation directe à partir du modèle de simulation. Face à une telle complexité, il va s'agir d'élaborer une stratégie. Celle-ci passe par la détermination d'une décomposition adéquate du problème. Pour chaque problème élémentaire, un modèle doit être défini, conjointement avec une méthode d'optimisation. La stratégie d'optimisation développée peut se résumer comme suit. On commence par élaborer des modèles des sites de production et du réseau adaptés à l'optimisation globale du réseau. En se plaçant à temps de propagation constants proches du nominal et en reformulant les équations, la propagation de l'énergie dans le réseau a pu être modélisée sous la forme d'un système dynamique discret non linéaire. L'optimisation globale du réseau permet alors de déterminer les quantités de chaleur à fournir pour chacun des sites de production, ainsi que les vitesses de rotation des pompes du réseau, le degré d'ouverture des vannes et la gestion de l'organe de stockage. Cette optimisation s'effectue environ en 4500 secondes (Pentium IV, 2,5 GHz). Le temps de calcul est essentiellement dû aux aspects non analytiques qui subsistent malgré le travail de reformulation du modèle (calcul des débits et des pressions).

Enfin, il est nécessaire de s'intéresser à la commande du système en boucle fermée. Les résultats d'optimisation constituent en effet une « commande en boucle ouverte » du réseau de chaleur. Cependant, le réseau de chaleur est soumis à de très fortes incertitudes, notamment en ce qui concerne la demande des consommateurs. En outre, l'optimisation a été effectuée sur un modèle perturbé : il existe de très fortes incertitudes de modélisation. Enfin, le réseau de chauffage est instable en boucle ouverte : il présente naturellement un caractère intégrateur dû à l'effet de stockage de l'énergie thermique dans le réseau de transport. Il est donc fondamental d'élaborer une structure de commande en boucle fermée stabilisant le système, permettant son pilotage et prenant en compte les incertitudes de modèle et de planning. Ayant un système non linéaire complexe dont nous savons planifier le comportement, nous avons opté pour une structure de commande prédictive basée sur le principe de l'horizon fuyant. Celle-ci permet en effet d'utiliser la planification pour réaliser une loi de commande [SFT05a], [SFT05b], [SFT05c].

La loi de commande est définie comme suit. Le planning du réseau de chauffage (quantités de chaleur à produire) est calculé. Un changement de variables implicite, obtenu par simulation, permet de calculer les consignes en températures à appliquer au réseau de chauffage. Les premières commandes sont alors appliquées. Le bouclage est réalisé grâce au principe de l'horizon fuyant : tout ce processus est itéré pour l'instant d'échantillonnage suivant. Il faut noter que pour l'optimisation, un modèle de prédiction calé sur le système est utilisé. Ce modèle doit être lui-même mis à jour à chaque itération. Pour cela, nous avons développé une méthode de recalage pour les systèmes complexes comprenant des temps de propagations et des retards. Des méthodes de robustification ont en outre été développées pour prendre en compte les incertitudes,

notamment sur la demande des consommateurs, et donnent de bons résultats sur les benchmarks étudiés.

### 2.2.2. Etude de vallées hydroélectriques

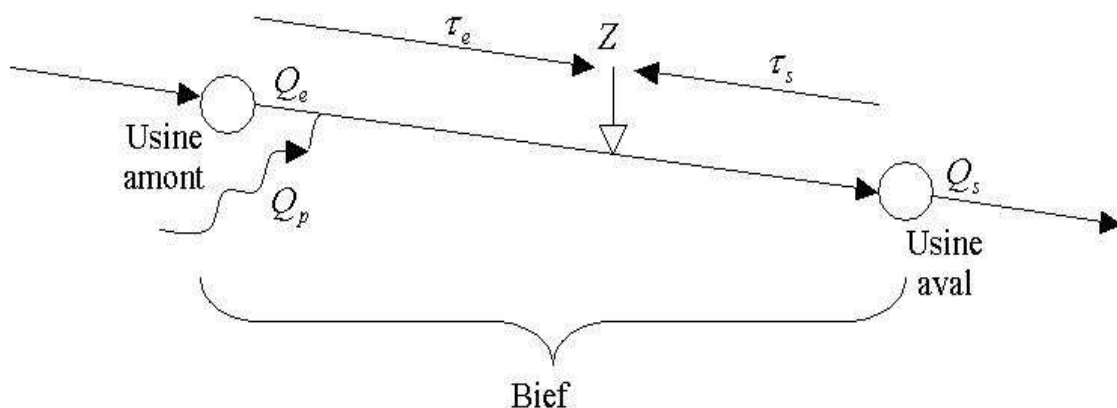
Le but de cette étude, réalisée en collaboration avec EDF [SV09], était de concevoir une régulation du débit turbiné d'une usine hydroélectrique au fil de l'eau qui poursuive deux objectifs:

- le contrôle du niveau du bief situé en amont de l'usine ;
- l'asservissement de la puissance électrique à l'écart de fréquence du réseau avec la fréquence de référence à 50 Hz.

Ce deuxième objectif est appelé régulation primaire de fréquence. Il permet d'assurer en temps réel l'équilibre production – consommation.

Le schéma de principe du système étudié est représenté sur la figure 2.2, avec :

- $Q_e$  le débit turbiné par l'usine amont ;
- $Q_s$  le débit turbiné par l'usine aval ;
- $Q_p$  un débit de perturbation (affluents, pluies...);
- $Z$  une mesure du niveau ;
- $\tau_e, \tau_s$  les retards de propagation.



**Figure 2.2** – Vallée hydraulique composée d'un bief et de deux usines de production

Dans la mesure où il s'agit, dans l'idéal, de réguler deux grandeurs souvent antagonistes (production électrique qui est en première approximation proportionnelle au débit, et niveau qui est en première approximation proportionnelle à l'intégrale du débit) à partir d'une seule grandeur de commande (le débit turbiné  $Q_s$ ), nous avons décidé de formuler cette « régulation » sous forme de la résolution d'un problème d'optimisation. Plus précisément, nous chercherons à minimiser l'écart entre la demande de production

électrique et la production effectivement atteinte tout en satisfaisant des contraintes sur le niveau. Ce problème peut par exemple se formaliser par :

$$\begin{aligned} \min_{Q_s(t), t \in [t_0, t_f]} & \int_{t=t_0}^{t_f} |Q_s(t) - Q_c(t)| dt \\ \text{s.c. } & z_{\min} \leq z(t) \leq z_{\max}, \forall t \in [t_0, t_f] \end{aligned} \quad (\text{Eq. 2.1})$$

avec  $Q_c$  le débit de consigne pour l'usine aval. Bien sûr, les fonctions coûts et de contrainte ne peuvent être calculées que par simulateur.

Il est à noter que pour résoudre ce problème, nous supposons que le débit d'entrée dans le bief est parfaitement connu à l'avance, ce qui autorise la résolution du problème d'optimisation. Par contre, cette commande en boucle ouverte ne saurait être applicable en pratique dans la mesure où ces scénarios ne sont pas connus. Nous avons donc proposé d'étendre les résultats d'optimisation dans un contexte de boucle fermée en utilisant le principe de l'horizon fuyant : on calcule la solution du problème d'optimisation en se basant sur une prédiction du débit entrant futur, on applique la première valeur de la consigne, puis on répète la procédure au pas de temps suivant en utilisant une nouvelle prédiction du débit entrant.

### 2.2.3. Gestion de production d'une usine hydroélectrique

Dans cette étude, également réalisée avec EDF [CD08], nous rentrons à l'intérieur de l'usine hydroélectrique. Au sein de cette usine hydroélectrique, plusieurs groupes sont présents. Nous cherchons donc à répartir un débit turbiné total  $Q_s$  entre ces différents groupes en maximisant la puissance produite. Ce problème peut s'écrire comme suit :

$$J = \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \left( \alpha_n Q_n^k \eta(Q_n^k, H_n) - \lambda_d u_n^k (1 - u_{n-1}^k) - \lambda_a (1 - u_n^k) u_{n-1}^k \right) \quad (\text{Eq. 2.2})$$

Avec :

- $N$  le nombre de périodes temporelles ;
- $K$  le nombre de groupes au sein de l'usine de production ;
- $Q_n^k$  le débit turbiné par le groupe  $k$  à la période  $n$  ;
- $u_n^k$  état de marche on/off du groupe  $k$  à la période  $n$  ;
- $\lambda_d$  le coût d'allumage d'un groupe ;
- $\lambda_a$  le coût d'arrêt d'un groupe ;
- $H_n$  la hauteur de chute à la période  $n$  ;
- $\alpha_n$  relié au prix de vente de l'électricité à la période  $n$ .

$\eta(Q_n^k, H_n)$  correspond au rendement d'un groupe. Cette grandeur est tabulée en fonction du débit turbiné et de la hauteur de chute.

Deux méthodes d'optimisation ont été testées et comparées, les algorithmes génétiques et la programmation dynamique.

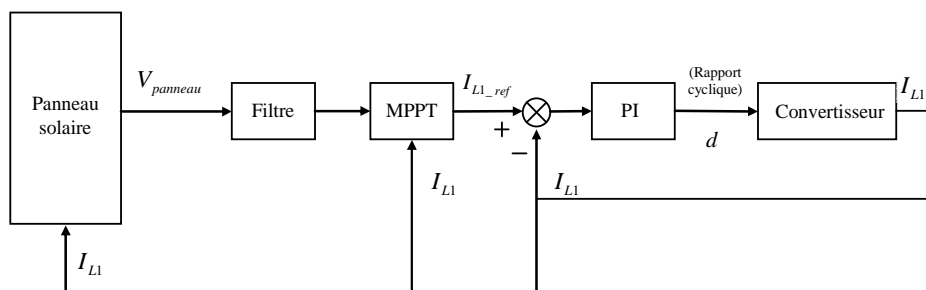
Le problème résolu est très proche d'un problème classique dans le domaine de l'énergie et qui sert de benchmark pour tester des méthodes d'optimisation en variables entières, à savoir le problème d'« Unit Commitment », ou affectation d'unités. Nous y reviendrons en détail dans la section 4.2.

#### 2.2.4. Etude et commande de panneaux photovoltaïques

Cette étude a été réalisée en collaboration avec la Fondation Océan Vital [FLP11]. Dans le contexte de préoccupations environnementales et énergétiques croissantes, une tendance générale est le développement de sources d'énergie non polluantes. Une de ces solutions est l'utilisation de panneaux solaires pour la production d'énergie électrique.

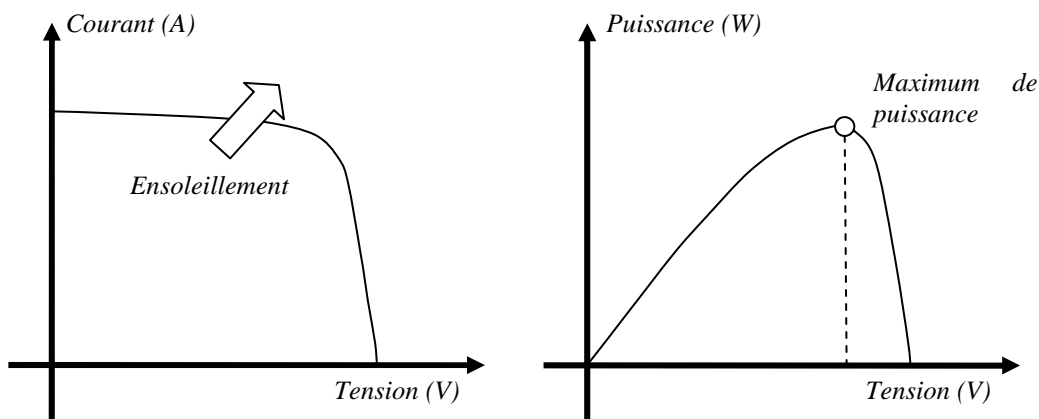
Le cadre de ce projet est le développement d'une chaîne de conversion d'énergie permettant, à partir d'une source constituée par des panneaux solaires, de fournir une tension continue et de permettre le chargement d'une batterie.

Le schéma bloc de l'architecture retenue est présenté sur la figure 2.3.



**Figure 2.3** – Architecture de commande pour le convertisseur associé au panneau photovoltaïque

La caractéristique courant-tension d'une cellule photovoltaïque est donnée par la figure 2.4. Cette caractéristique fluctue en fonction de l'ensoleillement. Le but de l'étude est de tirer le maximum de puissance du panneau solaire. Pour ce faire, il s'agit donc de repérer sur cette caractéristique le point correspondant à la puissance maximale et de le suivre en fonction du temps. De tels algorithmes sont appelés des algorithmes MPPT (Maximum Power Point Tracking) [SM11], [EKK06], [NPS05], [PDM07], [KL08]. Notons que dans cette application, la cible visée était un avion solaire. Dès lors, les variations de condition d'ensoleillement peuvent être très brutales.



**Figure 2.4** – Caractéristiques courant-tension et puissance-tension d'une cellule photovoltaïque

L'algorithme MPPT fournit alors une consigne de courant pour le convertisseur. Celui-ci est piloté par une boucle classique avec un correcteur PI calculant le rapport cyclique du convertisseur. Les caractéristiques courant / tension du panneau et de la batterie, variables dans le temps, ont conduit à utiliser un convertisseur DC/DC élévateur / abaisseur de tension. Une part importante de l'étude a consisté à dimensionner ce convertisseur.

## 2.3. Domaine automobile

### 2.3.1. Contexte

Ces dernières années ont vu le marché automobile évoluer de manière importante du fait, d'une part, d'une prise de conscience des nécessités environnementales, relayées par des directives gouvernementales de réduction des gaz à effet de serre, et, d'autre part, de l'augmentation brutale du prix des matières premières, et en particulier de celui du pétrole. Pour ces raisons, un des enjeux principaux du marché automobile est aujourd'hui la consommation des véhicules, qui déterminera dans de nombreux cas ses rejets en gaz.

Plusieurs approches ont été envisagées pour aller en ce sens : l'utilisation de sources d'énergie alternatives (solaire, hydrogène, véhicule électrique), l'optimisation des systèmes actuels, le post-traitement des gaz d'échappement, ou encore l'hybridation des groupes motopropulseurs. Par cela, on entend le fait de combiner un moteur thermique classique à une ou plusieurs machines électriques. Dans ce cadre, deux thèses en convention CIFRE ont été soutenues, dont les principaux résultats sont rappelés dans cette section 2.3 :

- Thèse d'OLIVIER REYSS [Rey08] : Stratégies de contrôle embarquables d'un GMP hybride de type bi-mode (section 2.3.2).
- Thèse de NOËLLE JANIAUD [Jan11] : Modélisation du système de puissance du véhicule électrique en régime transitoire en vue de l'optimisation de l'autonomie, des performances et des coûts associés (section 2.3.3).

### 2.3.2. Lois de commande pour véhicules hybrides

Dans un premier temps, une modélisation relativement générique des groupes moto-propulseurs hybrides a été effectuée (architectures série, parallèle, à un ou deux moteurs électriques...).

Nous nous sommes ensuite intéressés à l'étude d'architectures mixtes comprenant deux moteurs électriques telles que celle représentée sur la figure 2.5.

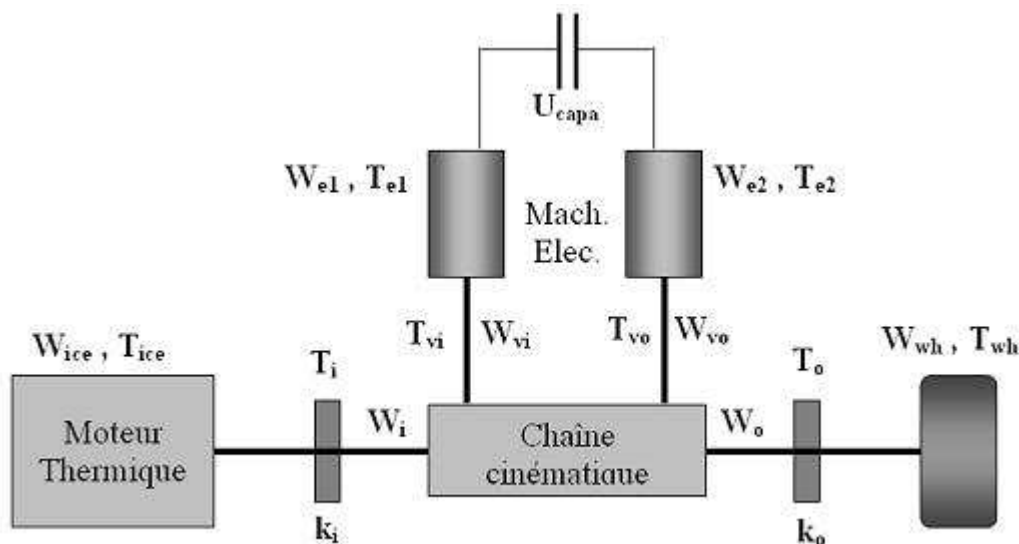


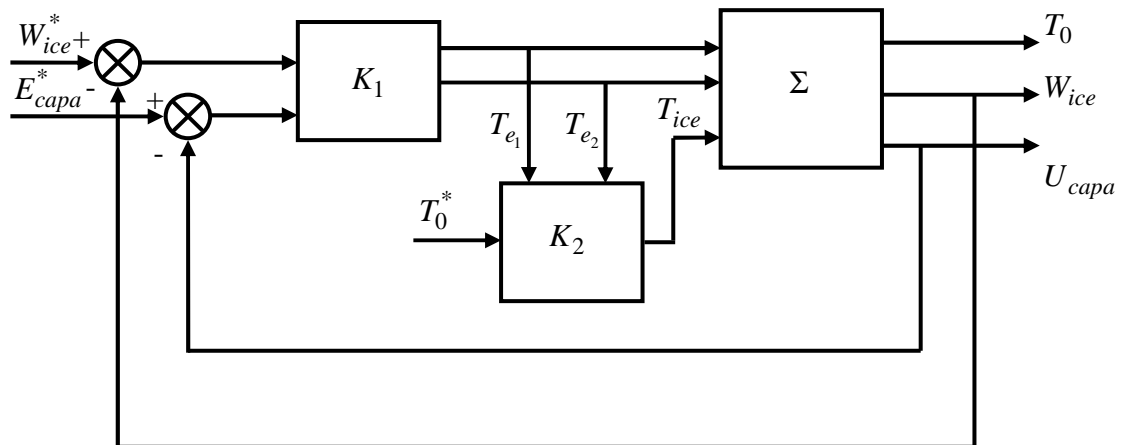
Figure 2.5 – Groupe moto-propulseur hybride

Dans cette architecture, trois moteurs (deux électriques et un thermique) sont associés à l'aide d'une chaîne cinématique constituée essentiellement de trains épicycloïdaux. Les notations  $T$  renvoient aux couples,  $W$  aux vitesses de rotation, et  $k$  aux raideurs. L'indice *ice* (internal combustion engine) correspond au moteur thermique, et les indices *e* aux deux moteurs électriques. Une batterie, modélisée par une capacité, est ajoutée pour le stockage de l'énergie. La tension à ses bornes est notée  $U_{capa}$ .

Dans une telle architecture, la chaîne cinématique se caractérise alors par une matrice de couplage  $M$  reliant les couples (ou les vitesses) de 4 organes : le moteur thermique, les roues et les machines électriques. Le prototype Renault, appelé TIVA pour Transmission Infiniment Variable) est de ce type et possède la particularité d'être bi-mode : un ensemble de freins et d'embrayage permet de se placer dans deux modes de fonctionnement différents caractérisés par des matrices  $M$  différentes, selon que le moteur électrique 1 ait une vitesse de rotation positive ou négative.

L'étape suivante de l'étude a consisté en le calcul de la loi de commande. Dans notre cas, nous nous situons au niveau du contrôle des systèmes. Le but est ainsi d'asservir trois grandeurs, à savoir le couple fourni à la roue  $T_0$ , la vitesse de rotation du moteur thermique  $W_{ice}$  et la tension aux bornes de la capacité  $U_{capa}$ . Les consignes à suivre ont au préalable été calculées par le module d'optimisation du point de fonctionnement, module qui sort du cadre de ce travail [PKR05], [CW02], [MRS05], [SSS02].

Une réflexion sur les dynamiques du système a conduit à proposer la structure de commande représentée sur la figure 2.6.



**Figure 2.6** – Structure de commande du groupe moto-propulseur hybride

En négligeant les pertes et la dynamique très rapide, il apparaît que le « correcteur »  $K_2$  peut n'être que statique et correspondre à un fonctionnement en boucle ouverte de cette partie du système. Finalement, nous obtenons un modèle simplifié pour la conception du correcteur  $K_1$ . Cette simplification s'apparente à une simplification par perturbations singulières.

On montre rapidement que ce modèle est un modèle quasi-LPV<sup>1</sup> et polytopique. Pour ce modèle, nous avons synthétisé deux types de correcteurs :

- Un correcteur LTI<sup>2</sup> calculé sur un point de fonctionnement par synthèse  $H_\infty$  [ZDG96], [ZD97], [SP05], [GA94], [DGK89].
- Un correcteur LPV permettant de prendre en compte tout le domaine de variation des paramètres [AGB95].

Cette étude a été présentée dans [RPD09]. Dans chaque cas, une étude de robustesse a été effectuée, notamment à l'aide de la  $\mu$ -analyse [DF99]. Le correcteur LTI et le correcteur LPV ont été comparés à l'aide de résultats de simulation obtenus pour un profil de consigne caractéristique et sur un simulateur complet du véhicule électrique.

<sup>1</sup> Linéaire à Paramètres Variants

<sup>2</sup> Linéaire à Temps Invariant



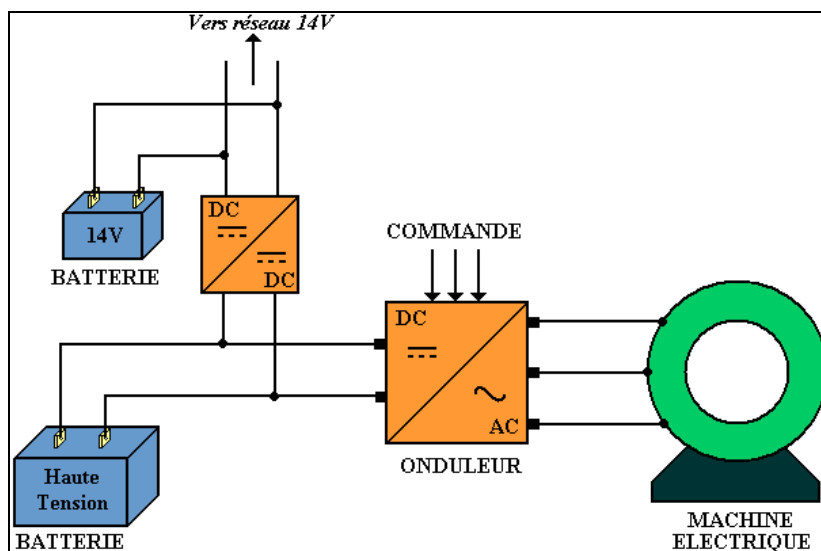
Ces résultats ont montré un comportement tout à fait similaire avec les deux correcteurs, aboutissant au choix du correcteur LTI pour des raisons de simplicité d'implantation.

Dans une dernière étape, le correcteur LTI calculé a été testé sur un prototype de véhicule électrique. Les étapes de discrétisation et d'initialisation ont été grandement facilitées par le choix du correcteur LTI. Les résultats obtenus ont été tout à fait satisfaisants et ont ainsi prouvé la viabilité de l'approche suivie.

### 2.3.3. Modélisation et optimisation du réseau de bord d'un véhicule électrique

Cette étude s'inscrit également dans le cadre d'une convention CIFRE avec Renault. L'objectif est de définir un modèle du réseau de bord permettant une simulation fine de son fonctionnement. Cet outil devra ensuite aider la phase de conception du système de puissance du véhicule électrique, et notamment son optimisation.

Une représentation de la chaîne d'énergie du véhicule électrique est donnée sur la figure 2.7 [Jan11].



**Figure 2.7** – Chaîne d'énergie d'un véhicule électrique

La batterie haute tension doit permettre d'alimenter la machine électrique et la batterie basse tension classique d'une automobile. Des convertisseurs de puissance doivent donc être ajoutés, permettant une conversion continu / alternatif pour la machine électrique et une conversion continu / continu abaisseur de tension pour la batterie 14V.

Les différents composants ont été modélisés : batterie de traction, filtres de lissage, onduleur, convertisseur DC-DC, machine électrique... Plusieurs modèles ont été définis pour les différents composants du système de bord selon l'objectif recherché et la plage de dynamique considérée (modèles moyens, à commutation...).

Ces composants ont ensuite été intégrés au sein d'une plateforme globale de simulation permettant la simulation du véhicule électrique à différentes échelles de temps, depuis la

simulation des transitoires rapides jusqu'à la simulation de cycles de roulage typiques... Un effort important a été porté sur la possibilité de renseigner et recalibrer les paramètres de ces modèles à partir des données disponibles.

Face à la complexité du modèle à définir en termes de nombre de composants, d'interconnexions de sous systèmes et d'entrées / sorties, une réflexion poussée a dû être menée pour définir la causalité des modèles de chaque constituant. Cette réflexion a été facilitée par l'utilisation de méthodologies de modélisation particulières telles que :

- les Bond Graphs [Dau99], [Dau00], [Gan03], [RA06] ;
- la Représentation Énergétique Macroscopique (REM) [Bou03].

Concernant les critères d'optimisation, il est évident que l'autonomie du véhicule est la préoccupation première. Cependant, cette amélioration de l'autonomie ne doit pas se faire au détriment des performances dynamiques du véhicule. L'optimisation d'un véhicule électrique est donc par nature un problème d'optimisation multiobjectifs.

Dans un premier temps, une optimisation globale du système a été effectuée en utilisant des modèles rapides (caractéristiques statiques, modèles moyens...), et des profils de roulage classiques (cycle NEDC par exemple) [JVP10]. Pour ce faire, une réflexion importante a été menée afin de déterminer les paramètres les plus influents sur l'autonomie (vitesse du véhicule, masse, pente de la route...). Cette optimisation globale a permis entre autres de modifier l'architecture représentée sur la figure 2.7 pour inclure un convertisseur de tension continu / continu entre la batterie et le rotor de la machine électrique.

Dans un deuxième temps, des optimisations locales (au sens géographique du terme) ont été conduites pour le pilotage des différents organes dimensionnés à l'étape précédente. Un premier axe d'optimisation concerne le pilotage de la machine électrique. Nous avons eu recours à la commande vectorielle de la machine [Mul04]. Trois stratégies de pilotage ont été définies [JVB09], permettant de déterminer les consignes de courant  $i_d, i_q, i_f$  dans le domaine de Park :

- Stratégie à maximum de couple, privilégiant les performances dynamiques ;
- Stratégie à minimum de pertes, privilégiant l'autonomie ;
- Stratégie hybride, mixant les deux approches précédentes.

Les problèmes éventuels dus à une saturation de la tension batterie (en fonction de l'état de charge notamment), et à une méconnaissance des pertes ont été pris en compte afin d'obtenir une loi de commande robuste. Enfin, le réglage des correcteurs PI des boucles de courant a été effectué.

Un deuxième axe d'optimisation a concerné l'onduleur de tension. Le but est de déterminer les tensions statoriques de référence. Pour ce faire, une étude a été menée pour optimiser les paramètres de la MLI<sup>3</sup>, et notamment le découpage de la période

---

<sup>3</sup> Modulation à Largeur d'Impulsion

d'échantillonnage en périodes de conduction / extinction. L'un des principaux critères utilisés à été le taux de distorsion harmonique conduisant au choix d'une stratégie de commande « optimale ».

## 2.4. Collaborations diverses

Nous rassemblons dans cette section quelques collaborations menées ponctuellement avec des industriels issus de domaines d'applications variés.

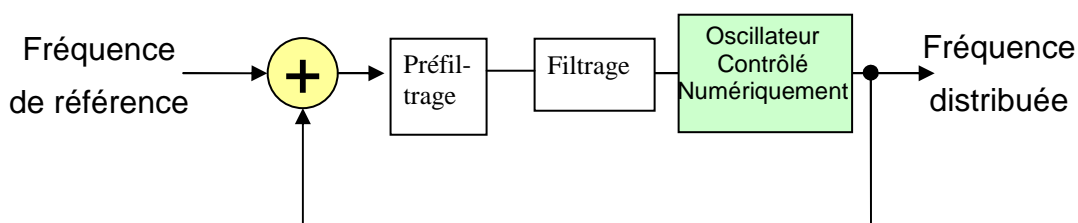
### 2.4.1. Modélisation et commande d'un engin forant

Cette étude, réalisée avec Schlumberger [HP06], a consisté en la modélisation et le pilotage d'un engin forant. Ce type de système présente une structure avec une grande flexibilité. En outre, les lois de commande doivent prendre en compte un certain nombre de contraintes comme la nécessité de ne pas coincer l'outil.

Une identification du système a été effectuée à partir d'une simulation par éléments finis du système permettant d'obtenir un modèle en trois dimensions utilisable pour la commande. Une loi de commande a été ensuite calculée en utilisant la théorie de la commande prédictive.

### 2.4.2. Etude d'un système de synchronisation

Spectracom est une société qui étudie, développe, commercialise et soutient des équipements de synchronisation et de fourniture de temps précis pour les applications critiques liées aux échanges de données et aux moyens de communication. Ces équipements récupèrent le temps et/ou la fréquence de sources externes précises : par exemple le système de positionnement satellitaire GPS. Cette source externe sert à asservir en temps et/ou fréquence un oscillateur local pilotant la génération de fréquence et de temps, comme sur la figure 2.8.



**Figure 2.8** – Boucle d'asservissement de phase

Les équipements développés intègrent un algorithme d'asservissement en phase et fréquence utilisant un niveau de préfiltrage de la source externe suivi d'un filtrage

adaptatif de Kalman. Cet asservissement améliore d'un facteur 1000 la stabilité à long terme de la source de fréquence locale.

L'objectif de cette étude [RV10] était de construire un modèle simulant de manière réaliste le comportement de l'ensemble du filtrage existant puis d'optimiser le comportement de ce filtrage pour la « stabilité » à moyen terme (de 100s à 2h).

### **2.4.3. Etude d'un système d'estimation d'attitude**

L'étude proposée [GM10] fait partie d'un projet plus global consistant à développer un système automatique gérant la sécurité de tir sur un terrain d'essai militaire. Les données analysées sont nombreuses (mesure de vent, de vitesse, de position) et permettent de fournir une autorisation de tir pour un char.

Afin de prévoir au mieux la position de l'impact d'un obus, il est nécessaire de connaître très précisément l'orientation du tube de tir dans l'espace. L'objectif est ainsi de développer un système de mesure permettant de donner avec une grande précision l'attitude du tube.

Une première phase de l'étude a consisté en un recensement des technologies disponibles sur le marché (centrale inertielle, magnétomètre, gyromètre...) en les comparant en termes de temps de réponse, de précision de la mesure et de nécessité de recalage de la mesure. Les capteurs disponibles ne permettant pas de satisfaire toutes les contraintes du cahier des charges, nous avons donc, dans une deuxième phase, proposé une architecture du système permettant d'atteindre tous les objectifs.

Tout d'abord, une séparation des mesures est effectuée : attitude du châssis par rapport au repère terrestre, puis attitude du canon par rapport au châssis. Pour la première étape, des mesures issues de gyromètres sont recalées à l'aide d'un filtre de Kalman à partir de mesures fournies à une cadence plus faible par une centrale inertielle. Pour la deuxième étape, l'utilisation de radars hyperfréquences et des mesures fournies par le moteur permettant la rotation de la tourelle permet d'obtenir des mesures des angles relatifs entre le canon et le châssis. Enfin, à partir de toutes ces mesures, un deuxième filtre de Kalman permet d'estimer l'attitude du canon par rapport au repère terrestre.

## **2.5. Conclusions : bilan méthodologique**

Nous avons présenté ici un rapide bilan des activités menées en collaboration avec des industriels. Il est relativement délicat de synthétiser ces travaux dans la mesure où il s'agit d'applications diverses ayant chacune leur spécificité. Cependant, il ressort un certain nombre de points communs qui méritent d'être mis en avant.

Il s'agit généralement de formaliser en un problème d'automatique les problématiques de commande apportées par les industriels. Dans cette optique, il s'agit de :

- S'imprégner du domaine d'application afin d'en saisir les spécificités. Le calcul d'une commande, et encore plus la définition d'un problème d'optimisation, suppose une bonne connaissance des contraintes à respecter.
- Modéliser le système sous une forme adaptée au but recherché (simulation, optimisation, commande...). On retrouve toujours le compromis entre la représentativité du modèle et les temps de calcul nécessaires à sa simulation.
- Calculer une loi de commande en utilisant une méthode adaptée à la forme du problème et aux objectifs à atteindre.

Le point clé est assurément le deuxième, à savoir la détermination d'un ou plusieurs modèle(s) adapté(s) du système. En effet, il est très rare qu'une collaboration industrielle serve de cadre au développement d'une nouvelle méthode de commande ou d'un nouvel algorithme d'optimisation. Il s'agit généralement d'appliquer une méthode existante à un problème concret. Cette approche ne doit pas être considérée comme réductrice. En effet, elle suppose une bonne connaissance des outils existants afin de déterminer lequel pourra être utilisé. Elle nécessite également un travail important de reformulation du problème initial. Finalement, les travaux effectués constituent généralement une résolution exacte (le calcul d'une commande prédictive par résolution d'équations diophantiennes fournit la solution optimale au problème posé) d'un problème approché (les reformulations du problème initial se sont traduites par des simplifications ou des relaxations).

A ce stade un certain nombre de nouvelles problématiques apparaissent :

- La détermination d'un modèle adapté (sous entendu suffisamment simple mais représentatif) à une résolution par des méthodes classiques est parfois difficile, notamment à cause du grand nombre de variables et d'équations à prendre en compte ;
- La reformulation du problème entraîne souvent une relaxation des contraintes (certaines contraintes ne peuvent être reformulées de manière adéquate par exemple). Il est alors nécessaire de vérifier a posteriori que toutes les contraintes sont satisfaites. Cette vérification peut entraîner une alternance plus ou moins longue de phases de synthèse et d'analyse de la solution souvent consommatrice de temps ;
- L'objectif industriel peut être non seulement de satisfaire un cahier des charges mais en plus d'optimiser les performances du système. Cela conduit à optimiser les paramètres de réglage, rendant le problème d'optimisation sous-jacent extrêmement difficile à résoudre.

C'est pour toutes ces raisons qu'un deuxième volet des activités de recherche, plus théorique, est consacré à l'utilisation d'algorithmes d'optimisation stochastiques, les métaheuristiques. Cet aspect sera abordé au chapitre suivant.

# Chapitre 3

## Développement de méthodes génériques pour l'Automatique fondées sur les métaheuristiques

<b>3.1. Introduction .....</b>	<b>59</b>
<b>3.2. Identification de systèmes .....</b>	<b>60</b>
3.2.1. Position du problème et état de l'art .....	60
3.2.2. Méthodologie proposée .....	61
<b>3.3. Optimisation de correcteurs PID .....</b>	<b>66</b>
3.3.1. Position du problème .....	66
3.3.2. Méthodologie proposée .....	70
3.3.3. Optimisation multiobjectif .....	74
<b>3.4. Synthèse <math>H_{\infty}</math> .....</b>	<b>77</b>
3.4.1. Optimisation des filtres de pondération .....	77
3.4.2. Synthèse $H_{\infty}$ d'ordre réduit .....	84
<b>3.5. Conclusions .....</b>	<b>89</b>



### 3.1. Introduction

Nous présentons dans ce chapitre un certain nombre de méthodologies qui ont été développées pour répondre à des problématiques d'automatique et fondées sur l'optimisation.

Lorsque l'on parcourt brièvement l'histoire de l'Automatique, on s'aperçoit très rapidement que l'optimisation a souvent été à la base des méthodes utilisées. Nous pouvons ainsi citer par exemple les méthodes de synthèse linéaire quadratique ou LQ [KS72] dans les années 70. Plus récemment sont apparues les méthodes de synthèses  $H_2/H_\infty$  ou  $H_\infty/H_\infty$  [KDG96], pour lesquelles des méthodes de résolutions basées sur l'utilisation des inégalités matricielles affines (LMI) ont été développées, ou encore la paramétrisation de Youla-Kucera [FD87]. Parallèlement, la commande prédictive [CMT87], [Mac02] est apparue et constitue là encore une approche de commande optimale pondérant le suivi de référence et l'énergie de commande.

Ces différentes approches sont généralement fondées sur une reformulation convexe des problèmes d'optimisation pour laquelle des méthodes de résolution exactes et efficaces existent. C'est ainsi le cas des approches utilisant des modèles linéarisés du problème traité et des formulations quadratiques des critères. Si cette approche est tout à fait adaptée dans de nombreux cas, elle trouve un certain nombre de limites :

- Le travail de reformulation peut ne pas être évident. Ainsi, il est parfois délicat de transcrire les contraintes du cahier des charges en contraintes effectivement exploitables pour la synthèse. C'est typiquement le cas de la synthèse  $H_\infty$ , où les spécifications doivent être traduites en gabarits fréquentiels sur la boucle fermée. Cette nécessité de reformulation entraîne souvent le recours à de nombreux allers-retours entre synthèse et analyse pour vérifier a posteriori que les contraintes non prises en compte dans le formalisme utilisé sont satisfaites. De plus, elle rend l'utilisation des méthodes avancées délicate pour un non spécialiste qui ne saura pas faire facilement ce type de modification.
- Les différentes reformulations entraînent généralement des approximations par rapport au problème initial. En conséquence, même si les problèmes obtenus sont solubles de manière exacte, la solution obtenue n'est pas optimale au sens du problème initial.
- Les méthodes développées par ces approches permettent d'obtenir une loi de commande lorsque les paramètres de réglage sont fixés (exemple : choix des filtres de pondération dans le cas de la synthèse  $H_\infty$ ). Il peut être intéressant non seulement de calculer une loi de commande, mais de l'optimiser. Dans ce cas les variables d'optimisation sont finalement les paramètres de réglage. Cette surcouche d'optimisation aborde ainsi des problèmes d'optimisation qui ne sont plus du tout convexes et pour lesquels les fonctions de coûts et de contraintes n'ont généralement pas d'expression analytique.



Des techniques d'optimisation non convexe ont plus récemment vu le jour pour traiter le problème initial. Des méthodes d'optimisation permettant de résoudre des problèmes d'optimisation non différentiables ont été utilisées, comme celles fondées sur le  $\varepsilon$  sous différentiel de Clarke [LF05]. Ces méthodes d'optimisation restent des méthodes d'optimisation locales, appartenant à la classe des méthodes de descente. Dans le domaine de la commande  $H_\infty$ , des solveurs existent désormais pour synthétiser des correcteurs d'ordre réduit (solveur HIFOO, [BHL06]) et / ou structurés (solveur 'hifstruct' de Matlab, [SAN09], [ANS09]). Ces nouvelles méthodes fournissent des solutions dépendant fortement du point initial.

Les travaux que nous présentons ici se basent énormément sur l'utilisation d'une classe de méthodes d'optimisation stochastique, les métaheuristiques. Ces méthodes possèdent en effet l'avantage de ne requérir aucun calcul de gradient et ne préjugent ainsi pas de la structure mathématique des fonctions objectif et de contrainte. Elles sont donc un parfait candidat à la résolution des problèmes d'optimisation rencontrés en Automatique. L'inconvénient principal de ces méthodes est la quasi absence de garantie d'optimalité locale de la solution (les rares théorèmes de convergence sont des preuves de convergence en probabilité). Cet inconvénient a eu pour conséquence que ces méthodes ont été très peu utilisées en Automatique. Citons tout de même quelques exemples d'utilisation [ZLQ05], [MSK09].

Avant de présenter les différentes approches que nous avons développées, terminons cette introduction par deux arguments en faveur de l'utilisation de ces méthodes :

- Si aucune garantie d'optimalité ne peut être énoncée avec ces méthodes, en toute rigueur aucune garantie ne peut non plus être énoncée (vis-à-vis du problème initial) lorsque l'on utilise un algorithme exact sur un problème approché ;
- Il est toujours possible de récupérer la garantie d'optimalité locale en rajoutant une étape de post traitement à partir de la solution trouvée par la métaheuristique.

## 3.2. Identification de systèmes

### 3.2.1. Position du problème et état de l'art

La modélisation d'un système est bien sûr une étape fondamentale dans la conception d'une loi de commande. Que l'on parte d'un modèle de connaissance issu des lois de la physique, ou bien que l'on considère un modèle de comportement, il s'agit généralement d'identifier des paramètres. Dans de tels cas, une approche souvent utilisée est constituée par les moindres carrés [BW88]. Le problème d'optimisation sous-jacent est généralement non linéaire, et doit être résolu avec des méthodes ad hoc.

Nous nous intéressons ici à un problème plus complexe où non seulement les paramètres du modèle doivent être trouvés mais également sa structure. On parle alors de « régression symbolique ». Des techniques à base de réseaux de neurones peuvent

être utilisées [CBG90], [SS92]. Cependant, l'expression analytique qui en résulte est souvent très compliquée et ne peut être employée à des fins de commande. Nous cherchons ici des expressions mathématiques relativement simples. C'est pourquoi ce type de méthodes est plus répandu dans le domaine de l'apprentissage et de la classification [Zha00].

Plus récemment, les algorithmes génétiques ont été largement utilisés pour résoudre ce problème [DSW03], [GML98], [Hoa01], [MAS05], [Rai98], [SGD98], [WAW04]. Partant de la représentation sous forme d'arbre des fonctions mathématiques, des opérateurs de croisement et de mutation peuvent être créés, permettant la recherche d'expressions mathématiques. Cependant, il reste délicat avec ce type de méthode de rajouter de l'information a priori pour guider la recherche. Nous proposons ici de résoudre le problème en utilisant un algorithme de colonie de fourmis. Un tel algorithme a déjà été utilisé pour résoudre des problèmes d'approximation. Ainsi dans [BC02], [BCW02] l'algorithme est-il utilisé pour rechercher un programme approximant une fonction à partir d'un ensemble d'instructions. Dans [Yin03] un algorithme de colonie de fourmis est utilisé pour trouver une approximation d'une surface. Dans [GWJ04], l'algorithme est employé pour la résolution du problème de régression symbolique mais avec peu de succès.

### 3.2.2. Méthodologie proposée

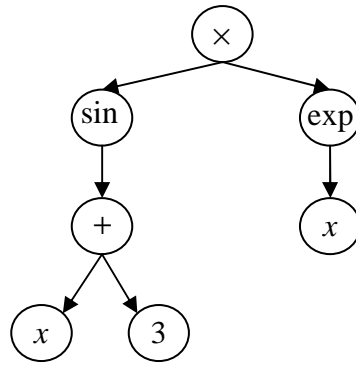
#### 3.2.2.1. Modélisation du problème

Nous considérons ici qu'une fonction  $y = f(x)$  doit être identifiée à partir de  $N$  points de mesure  $(x_i, y_i), i = 1, \dots, N$ . Nous recherchons ici non seulement les paramètres qui définissent la fonction  $f$  mais également son expression générale. Le problème peut alors s'écrire sous la forme du problème d'optimisation suivant :

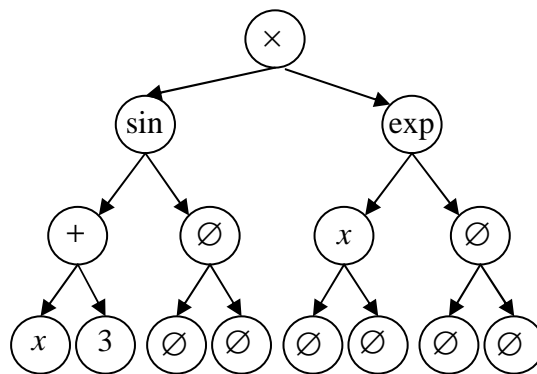
$$\min_f \sum_{i=1}^N (y_i - f(x_i))^2 \quad (\text{Eq. 3.1})$$

Nous utilisons ici la représentation des fonctions sous forme d'arbre. En effet, toute fonction est composée d'opérateurs binaires (le '+' par exemple) et d'opérateurs unaires (le 'cos' par exemple). Ainsi, la fonction  $f(x) = \sin(x + 3) \times \exp(x)$  peut-elle se représenter sous la forme de l'arbre donné sur la figure 3.1.

Dans un deuxième temps, nous reformulons cet arbre sous forme d'arbre binaire complet en considérons qu'un opérateur unaire est un opérateur ayant un fils droit nul, ce que nous noterons par le symbole  $\emptyset$ . Ainsi, l'arbre de la figure 3.1 devient celui de la figure 3.2.



**Figure 3.1** – Représentation sous forme d'arbre de la fonction  $f(x) = \sin(x + 3) \times \exp(x)$ .



**Figure 3.2** – Représentation sous forme d'arbre binaire complet de la fonction  $f(x) = \sin(x + 3) \times \exp(x)$ .

Les avantages procurés par cette représentation binaire complète sont :

- pour une profondeur de l'arbre  $p$  donnée, le nombre de nœuds est fixe et égal à  $2^p - 1$  ;
- en numérotant les nœuds en largeur d'abord, les fils du nœud  $i$  sont les nœuds  $2i$  et  $2i + 1$ .

Nous nous donnons maintenant un ensemble de symboles  $\Omega$  autorisés, à partir desquels l'expression algébrique de la fonction pourra être formulée. Dans notre cas, nous choisissons par exemple :

$$\Omega = \{1, 2, 3, 4, 5, 6, 7, 8, 9, x, \emptyset, \sin, \cos, \exp, +, -, /, \times\} \quad (\text{Eq. 3.2})$$

Dès lors, le problème (3.1) peut se reformuler, pour une profondeur  $p$  donnée par :

$$\begin{aligned} \min_{\theta_1, \dots, \theta_{2^p-1}} \sum_{i=1}^N (y_i - f_{\theta_1, \dots, \theta_{2^p-1}}(x_i))^2 \\ \text{s.c } \theta_i \in \Omega, i = 1, \dots, 2^p - 1 \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.3})$$

où  $f_{\theta_1, \dots, \theta_{2^{p-1}}}$  correspond à la fonction représentée sous forme d'arbre binaire complet par les symboles  $\theta_1, \dots, \theta_{2^{p-1}}$ . A ce problème d'optimisation doivent être ajoutées de nombreuses contraintes permettant de ne créer que des fonctions viables. Ainsi par exemple si au nœud  $i$  on attribue le symbole  $\theta_i = \cos$ , alors on devra attribuer au nœud  $2i+1$  le symbole  $\theta_{2i+1} = \emptyset$ , soit finalement :

$$\theta_i = \cos \Rightarrow \theta_{2i+1} = \emptyset \quad (\text{Eq. 3.4})$$

Ce problème d'optimisation est un problème d'optimisation combinatoire, mais dont l'expression de la fonction coût est non analytique. Dans la mesure où il s'agit d'une suite de décisions à prendre, nous proposons de le résoudre en utilisant un algorithme de colonie de fourmis.

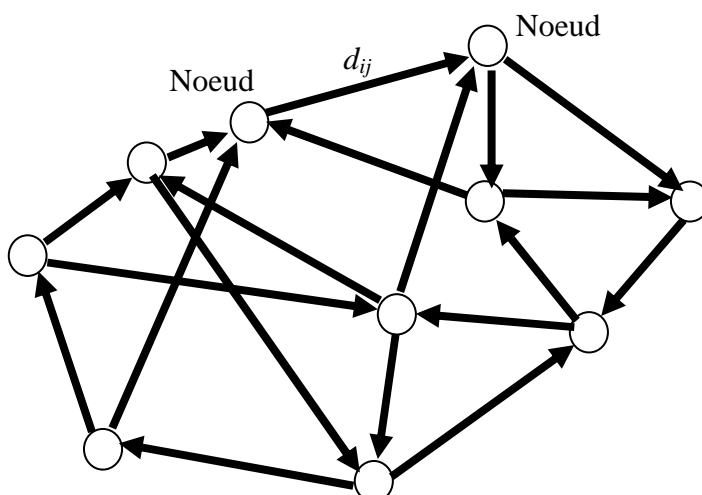
### 3.2.2.2. Optimisation par colonie de fourmis

L'algorithme de colonie de fourmis permet de proposer un ensemble de solutions entières potentielles vérifiant les contraintes. Cet algorithme a été introduit par Marco Dorigo, et al. [DG96], [DMC96], [DBT00], [DS01]. Les algorithmes de colonie de fourmis reposent sur une analogie avec le comportement social de ces organismes. Le phénomène principal est le dépôt de phéromone sur le sol par les fourmis. Ce dépôt permet à une fourmi d'influencer les choix de ces congénères. Ainsi, plus un chemin est riche en phéromone et plus les fourmis auront tendance à l'emprunter. Ce processus s'apparente ainsi à une contre-réaction positive.

L'observation de ce comportement a permis la définition d'algorithmes d'optimisation dont les premières applications ont été des problèmes de parcours de graphe. Considérons par exemple le problème ultra classique du voyageur de commerce tel que représenté sur la figure 3.3 [DM97]. Nous disposons ainsi d'un ensemble de nœuds (dans le cas du voyageur de commerce, il s'agit de villes) et d'arcs (ou de transitions) possibles entre ces nœuds. A chaque transition d'un nœud  $i$  à un nœud  $j$ , on associe un coût de transition  $d_{ij}$  (dans le cas du voyageur de commerce, il s'agit de la distance entre ces nœuds). Le but est de passer dans toutes les villes une et une seule fois en minimisant la distance totale parcourue.

Pour résoudre ces problèmes, nous considérons que des « fourmis » parcourent ce graphe. Considérons ainsi une population de  $F$  fourmis. A l'itération  $t$  de l'algorithme, chaque fourmi  $f$  effectue un parcours. Lorsqu'elle arrive à un nœud  $i$ , il faut qu'elle choisisse sa prochaine transition. Ce choix peut se faire selon la probabilité suivante :

$$p_i^{(f)}(j) = \frac{\eta_{ij}^\alpha \tau_{ij}(t)^\beta}{\sum_{m \in J_f(i)} \eta_{im}^\alpha \tau_{im}(t)^\beta} \quad (\text{Eq. 3.5})$$



**Figure 3.3** – Problème du voyageur de commerce

Dans cette équation :

- $\tau_{ij}(t)$  est la quantité de phéromone déposée sur l'arc  $ij$  à l'itération  $t$  par les fourmis des itérations précédentes ;
- $\eta_{ij}$  est la « désirabilité » intrinsèque d'opter pour le nœud  $j$  lorsqu'on est en  $i$ . Elle peut être égale par exemple à l'inverse du coût de la transition  $1/d_{ij}$  : plus la transition entre deux nœuds est peu coûteuse, et plus l'envie de choisir cette transition est forte ;
- $J_f(i)$  est l'ensemble des nœuds accessibles depuis le nœud  $i$  pour la fourmi  $f$  : il s'agit de l'ensemble des nœuds atteignables depuis  $i$ , auquel on a retiré tous les nœuds violant les contraintes (dans le cas du voyageur de commerce, il s'agit ainsi de tous les nœuds accessibles non précédemment visités). C'est cet ensemble,  $J_f(i)$ , construit récursivement en même temps que chaque parcours, qui permet de gérer explicitement la faisabilité des solutions potentielles ;
- $\alpha$  et  $\beta$  sont deux coefficients permettant de pondérer la tendance panurgienne (« faire comme les autres fourmis ») et la vision court terme (« aller localement au plus court »).

Lorsque toutes les fourmis ont effectué leur parcours, ces parcours sont évalués et la phéromone est remise à jour selon l'équation suivante :

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho) \tau_{ij}(t) + \Delta \tau_{ij}(t) \quad (\text{Eq. 3.6})$$

Le coefficient  $\rho$  est un facteur d'oubli, analogue à l'évaporation observée chez les fourmis réelles. En effet, du fait de la contre-réaction positive, le risque de converger rapidement vers un minimum local est important. Il est donc nécessaire d'« oublier les erreurs du passé » et par exemple d'éventuelles mauvaises conditions initiales. La quantité de phéromone ajoutée sur l'arc  $ij$ ,  $\Delta \tau_{ij}(t)$ , dépend de la qualité des résultats de l'itération  $t$ . Elle est d'autant plus grande que les fourmis ayant opté pour l'arc  $ij$

ont défini un parcours de faible coût. Plusieurs stratégies existent (seule(s) la ou les meilleure(s) fourmi(s) dépose(nt) de la phéromone sur les arcs parcourus, la quantité est bornée, la quantité est inversement proportionnelle à la longueur du meilleur trajet effectué...).

### 3.2.2.3. Adaptation au problème posé

Nous adaptons maintenant l'algorithme au problème de régression symbolique décrit au paragraphe 3.2.2.1. Supposons à l'itération  $k$  qu'une fourmi  $f$  ait choisi le symbole  $a_1$  au nœud  $i$ . Elle doit alors choisir des symboles pour les nœuds  $2i$  et  $2i+1$ . Pour ce faire, la probabilité qu'elle choisisse les symboles  $a_2$  et  $a_3$  est donnée par :

$$p_k^f(\theta_i = a_1 \rightarrow \theta_{2i} = a_2) = \frac{(\eta_{i \rightarrow 2i}(a_1 \rightarrow a_2))^\alpha (\tau_{i \rightarrow 2i,k}(a_1 \rightarrow a_2))^\beta}{\sum_{\omega \in \Omega} (\eta_{i \rightarrow 2i}(a_1 \rightarrow \omega))^\alpha (\tau_{i \rightarrow 2i,k}(a_1 \rightarrow \omega))^\beta} \quad (\text{Eq. 3.7})$$

$$p_k^f\left(\theta_i = a_1 \rightarrow \begin{matrix} \theta_{2i+1} = a_3 \end{matrix}\right) = \frac{(\eta_{i \rightarrow 2i+1}(a_1 \rightarrow a_3))^\alpha (\tau_{i \rightarrow 2i+1,k}(a_1 \rightarrow a_3))^\beta}{\sum_{\omega \in \Omega} (\eta_{i \rightarrow 2i+1}(a_1 \rightarrow \omega))^\alpha (\tau_{i \rightarrow 2i+1,k}(a_1 \rightarrow \omega))^\beta}$$

Désormais, les valeurs de l'attractivité  $\eta$  dépendent non seulement de la transition mais également de la profondeur dans l'arbre  $i$ . Ceci permet de prendre en compte en particulier les contraintes terminales (si  $2i$  correspond à un nœud du dernier niveau, le symbole correspondant doit être une constante ou une variable).

De manière générale,  $\eta$  peut permettre d'introduire de la connaissance a priori dans le système ou de favoriser les expressions simples.

### 3.2.2.4. Résultats obtenus

Nous choisissons les valeurs de paramètres suivantes :

- $\alpha = 1$  ;
- $\beta = 2$  ;
- $\rho = 0.2$  ;
- Nombre de fourmis : 10 ;
- Valeurs de  $\eta$  : 1 pour les transitions autorisées.

Nous utilisons un algorithme de colonie de fourmis de type MAX-MIN [SH97], [SH00]. Les résultats sont présentés dans les tableaux 3.1 et 3.2. Dans le premier tableau, la profondeur des arbres est fixée à 3. Les fonctions tests sont utilisées pour former les données et doivent être retrouvées par notre algorithme. Comme il s'agit d'un algorithme stochastique, il doit être validé de manière statistique. Ainsi, 100 tests sont faits pour chaque fonction. Un test est considéré comme un succès si le coût du

problème (3.1) est inférieur à la valeur de seuil choisie. Le nombre moyen d'itérations pour converger est également donné.

**TABLE 3.1** – Résultats pour une profondeur d'arbre de 3

Fonction	Seuil	Nombre de succès	Nombre moyen d'itérations
$y = \exp(x)$	2	100	130
$y = \sin(x + 1)$	1	100	121
$y = \sin(x + 1) + \text{bruit}$	2	100	118

**TABLE 3.2** – Résultats pour des profondeurs d'arbre variables

Fonction	Profondeur	Seuil	Nombre de succès	Nombre moyen d'itérations
$y = \exp(x)$	4	1	100	97
$y = \sin(x + 1)$	4	1	100	45
$y = \sin(x + 1) + \text{bruit}$	4	3	70	377
$y = \cos(3x) + \sin(1/x)$	4	3	100	170
	4	2	100	183
	5	2	50	368
	5	3	97	286
$y = \exp(x + 1)$	6	2	93	314
$+ \sin(\cos(\frac{x+1}{3}))$				

Dans le second tableau, des cas un peu plus complexes sont traités avec des profondeurs d'arbre variables. Les résultats obtenus montrent un très bon taux de succès. Les temps de calcul obtenus sont de 20 secondes pour une profondeur d'arbre de 6.

Remarquons pour finir qu'il est très facile, à partir de cet algorithme, de prendre en compte des valeurs non entières des constantes. En effet, l'algorithme de colonie de fourmis va permettre de déterminer l'expression générale de la fonction. Il est ensuite possible d'effectuer des moindres carrés non linéaires en optimisant les paramètres de ce modèle.

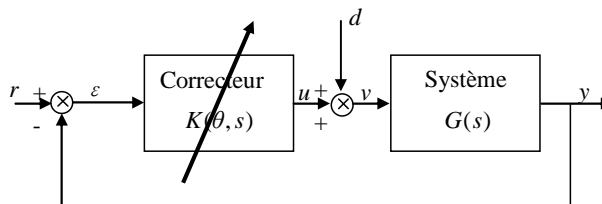
### 3.3. Optimisation de correcteurs PID

#### 3.3.1. Position du problème

Les correcteurs de type PI ou PID sont bien sûr les plus répandus dans l'industrie. De nombreuses méthodes de réglage existent [ZN42], [ACL05], [LAC06] [WBC95], [BA95], [AH01], [Ger87], [KS88], [ODw03]... Cependant, ces différentes méthodes ne permettent pas, d'une part, de prendre en compte n'importe quelle contrainte du cahier

des charges, et, d'autre part, d'optimiser le réglage des paramètres du PID. Des techniques d'optimisation non lisse sont apparues plus récemment [ABN07], [BAN08] mais restent des techniques d'optimisation locale.

Considérons la boucle d'asservissement classique d'un système physique représentée sur la figure 3.4. Nous nous plaçons ici dans le cadre de systèmes linéaires, mais les résultats développés s'étendent sans problème aux systèmes non linéaires.



**Figure 3.4** – Boucle d'asservissement

Le système  $G$  doit être piloté par le correcteur  $K$ , dont les paramètres de réglage sont notés  $\theta$ , afin que la sortie  $y$  suive « au mieux » la référence  $r$  (l'écart  $\varepsilon$  doit rester faible), et ce malgré la présence de la perturbation  $d$  et en gardant une énergie de la commande  $u$  faible. A partir de ces notations, toutes les fonctions permettant de caractériser le comportement du système sont des fonctions des paramètres du correcteur. Ainsi, tout transfert de la boucle entre une entrée  $x$  et une sortie  $y$  quelconque est de la forme :

$$T_{x \rightarrow z}(s) = H(s, \theta) \quad (\text{Eq. 3.8})$$

A partir de ces transferts, certaines spécifications peuvent se traduire en contraintes sur la représentation fréquentielle. Les critères les plus couramment utilisés dans le domaine fréquentiel sont les suivants, pour un correcteur de paramètres  $\theta$  donné :

- Bande passante  $\omega_0$  :

$$\begin{aligned} \omega_0(\theta) &= \arg \min_{\omega_1} \\ \text{s.c. } & |T_{\varepsilon \rightarrow y}(j\omega, \theta)| < 1, \forall \omega > \omega_1 \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.9})$$

- Marge de phase  $\Delta\phi$  :

$$\begin{aligned} \Delta\phi(\theta) &= \arg(T_{\varepsilon \rightarrow y}(j\omega, \theta)) - (-180^\circ) \\ &\text{avec } |T_{\varepsilon \rightarrow y}(j\omega, \theta)| = 1 \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.10})$$

- Marge de module  $\Delta m$  :

$$\Delta m(\theta) = \min_{\omega} |T_{\varepsilon \rightarrow y}(j\omega, \theta) - (-1)| \quad (\text{Eq. 3.11})$$

- Norme  $H_\infty$  du système :



$$\|T_{r \rightarrow y}\|_{\infty}(\theta) = \sup_{\omega} \bar{\sigma}(j\omega, \theta)$$

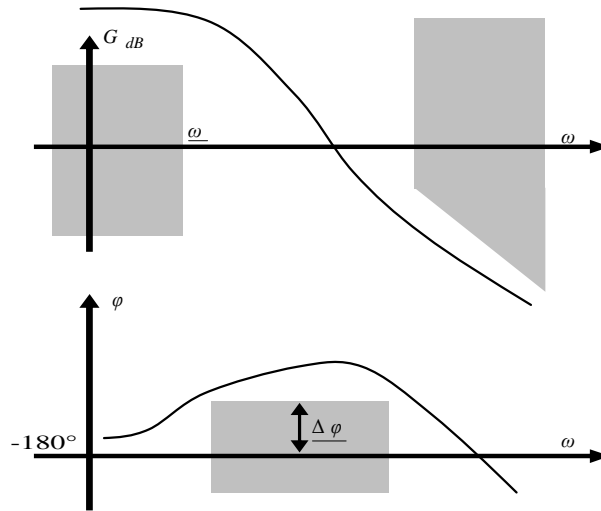
$$\text{avec } \bar{\sigma}(j\omega, \theta) = \max_i \sqrt{\lambda_i(T_{r \rightarrow y}(j\omega, \theta)^* T_{r \rightarrow y}(j\omega, \theta))}$$
(Eq. 3.12)

et  $\lambda_i(M)$  la  $i^{\text{ème}}$  valeur propre de  $M$

De manière plus générale, les spécifications fréquentielles se traduisent par des gabarits sur le module et la phase des différents transferts, par exemple :

$$\begin{cases} \underline{T}(j\omega) \leq |T_{x \rightarrow z}(j\omega, \theta)| \leq \bar{T}(j\omega) \\ \underline{\Phi}(j\omega) \leq \arg(T_{x \rightarrow z}(j\omega, \theta)) \leq \bar{\Phi}(j\omega) \end{cases}$$
(Eq. 3.13)

A titre d'exemple, la figure 3.5 montre le gabarit fréquentiel classique que doit respecter la boucle ouverte d'un transfert mono-variable : grands gains en basses fréquences afin d'assurer une bonne précision statique et dynamique, bande passante  $\underline{\omega}$  et marge de phase  $\Delta\phi$  suffisantes afin d'assurer respectivement une bonne rapidité et une bonne stabilité du système, faibles gains en hautes fréquences afin de filtrer les bruits.



**Figure 3.5** – Gabarit fréquentiel classique pour la boucle ouverte d'un système mono-variable

De la même façon, les spécifications temporelles classiques des systèmes asservis telles que le dépassement en régime indiciel, le temps de réponse ou l'énergie de commande sont des fonctions des paramètres du correcteur :

- Dépassement en réponse indicielle  $D\%$  :

$$D\%(\theta) = \max_t \frac{y(t, \theta) - \lim_{t_1 \rightarrow +\infty} y(t_1, \theta)}{\lim_{t_1 \rightarrow +\infty} y(t_1, \theta)}$$
(Eq. 3.14)

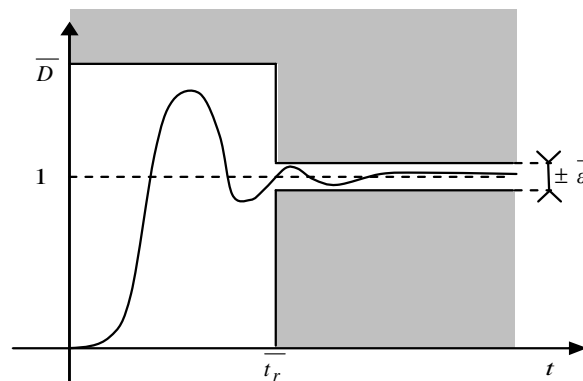
- Temps de réponse à  $\alpha\%$  :

$$T_e(\theta) = \inf_{T>0} \{T \mid \forall t > T : |\varepsilon(t, \theta)| \leq \alpha/100 \cdot r(t)\} \quad (\text{Eq. 3.15})$$

- Maximum de la commande  $u_{\max}$  :

$$u_{\max}(\theta) = \max_t |u(t, \theta)| \quad (\text{Eq. 3.16})$$

Plus généralement, les spécifications temporelles peuvent s'écrire comme des gabarits que doivent respecter la réponse du système pour quelques signaux d'entrée type (échelon, rampe, sinusoïde...). La figure 3.6 présente la réponse typique souhaitée en réponse à un échelon de la référence : le système a un dépassement inférieur à  $\bar{D}$ , un temps de réponse inférieur à  $\bar{t}_r$ , et une erreur statique inférieure à  $\varepsilon$ .



**Figure 3.6** – Réponse indicielle typique d'un système mono-variable.

Finalement, le problème d'optimisation de correcteurs peut donc se mettre sous la forme générique d'un problème d'optimisation sous contraintes. Le critère à optimiser (temps de réponse, bande passante...) ainsi que les contraintes à respecter (dépassement, énergie de commande...) sont en effet des fonctions des paramètres du correcteur. Cependant, ces fonctions de coût et de contraintes sont des fonctions généralement non différentiables de ces paramètres. D'autre part, certains des critères ne peuvent être calculés analytiquement. Ainsi, sauf pour les systèmes de faible dimension, l'obtention de la valeur du temps de réponse par exemple ne peut être obtenue que par simulation du système. Enfin, les critères à optimiser présentent de nombreux minima locaux. Ces différents éléments font du problème d'optimisation de correcteur un problème éminemment difficile auquel se heurtent les techniques d'optimisation classiques telles que la méthode du gradient (même si des méthodes à base de sous gradient ou d'optimisation non différentiable peuvent résoudre le problème [Las08], [Sim09] elles restent des méthodes locales donc dépendantes du point initial). C'est pourquoi nous nous intéressons ici à une technique d'optimisation stochastique appartenant à la classe de méthodes des métaheuristiques, pour laquelle aucun calcul de gradient n'est nécessaire, l'optimisation par essaim particulière. D'autre part, le caractère stochastique de la méthode d'optimisation peut permettre de s'échapper des minima locaux.

### 3.3.2. Méthodologie proposée

#### 3.3.2.1. Optimisation par essaim particulaire

L'optimisation par essaim particulaire est une méthode d'optimisation stochastique, appartenant à la classe de méthode des « métaheuristiques », qui a été introduite par Russel Eberhart et James Kennedy en 1995 [EK95]. Cette méthode est fondée sur le comportement social d'organismes vivants tels que les bancs de poissons et les groupes d'oiseaux.

Soit le problème d'optimisation générique :

$$\min_{x \in \mathcal{X}} f(x) \quad (\text{Eq. 3.17})$$

On considère un ensemble de  $P$  particules dans l'espace de recherche  $\mathcal{X}$ . Chaque particule est animée d'un certain mouvement dans cet espace, et garde en mémoire la position où elle a obtenu sa meilleure performance au sens du critère à optimiser  $f$ . En outre, chaque particule est en communication avec un ensemble de particules « amies », appelé voisinage. Chaque particule connaît donc la meilleure position obtenue par l'une des particules de son voisinage. On note :

- $x_p^k$  position de la particule  $p$  lors de l'itération  $k$  ;
- $v_p^k$  vitesse de la particule  $p$  lors de l'itération  $k$  ;
- $b_p^k$  position où la particule  $p$  a obtenu sa meilleure valeur, depuis le début de l'algorithme, à l'itération  $k$  ;
- $g_p^k$  position où les particules du voisinage de la particule  $p$  ont obtenu leur meilleure valeur, depuis le début de l'algorithme, à l'itération  $k$ .

A chaque itération de l'algorithme, les différentes particules évoluent dans l'espace de recherche selon :

$$\begin{aligned} v_p^{k+1} &= w \cdot v_p^k + c_1 \otimes (b_p^k - x_p^k) + c_2 \otimes (g_p^k - x_p^k) \\ x_p^{k+1} &= x_p^k + v_p^{k+1} \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.18})$$

Dans ces équations :

- $w$  est le facteur d'inertie ;
- $\otimes$  signifie multiplication terme à terme de deux vecteurs ;
- $c_1$  (resp.  $c_2$ ) est un vecteur de longueur la dimension du problème d'optimisation, et dont les composantes sont tirées selon une distribution uniforme dans l'intervalle  $[0, c_1]$  (resp.  $[0, c_2]$ ).

L'algorithme réalise donc à chaque itération et pour chaque particule une combinaison aléatoire de trois tendances : continuer sur sa lancée, revenir sur ses pas, agir comme les autres particules.

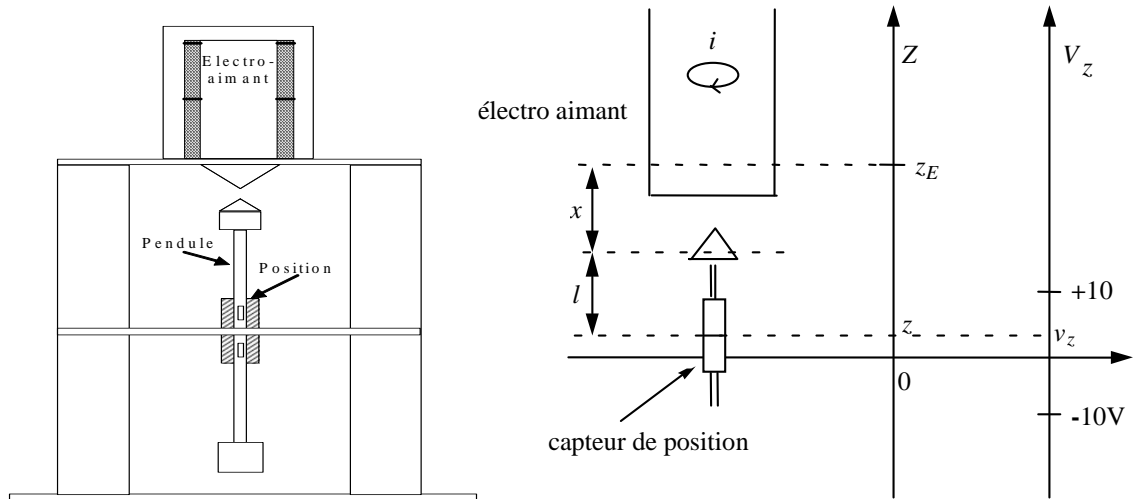
De nombreuses variantes de l'algorithme existent dans la littérature. Ainsi, des variations dans l'écriture de la loi d'évolution (3.18) sont fréquemment proposées et analysées comme dans [ES00] ou [CS04] par exemple. De même, la topologie du voisinage des particules a été étudiée de manière intensive [Ken99]. Deux voisinages principaux peuvent être cités : le voisinage géographique et le voisinage social. Dans le voisinage géographique, les particules « amies » d'une particule donnée sont les particules situées les plus proches dans l'espace de recherche ; pour le voisinage social, les particules « amies » d'une particule donnée sont fixées une fois pour toutes, quelles que soient leurs positions au cours de l'algorithme. Le voisinage social est plus simple à mettre en œuvre et sera utilisé ici.

Le choix des paramètres de l'algorithme (taille de l'essaim, facteur d'inertie  $w$ , coefficients de pondération des tendances  $c_1$  et  $c_2$ , taille du voisinage des particules) est, comme pour toute méthode de type métaheuristique, un élément important qui a été abondamment étudié [SE98], [Tre03] par exemple. Cependant, la retouche d'un correcteur est souvent une problématique industrielle qui doit être faite sur site, en fonction des conditions courantes de production, par un technicien non nécessairement formé aux techniques d'optimisation sous-jacentes au réglage. D'autre part, on ne gagnerait rien à changer un problème de réglage de paramètres de correcteurs en un problème de réglage des paramètres de l'algorithme. Il est donc important d'utiliser une méthode d'optimisation générique. Nous utiliserons donc ici des réglages dits « standard », validés par James Kennedy et Maurice Clerc [KC06] :

- Taille de l'essaim :  $10 + \sqrt{D}$ , où  $D$  est le nombre de variables d'optimisation du problème ;
- $w = 1/(2\ln(2))$  ;
- $\overline{c_1} = \overline{c_2} = 0,5 + \ln(2)$ .

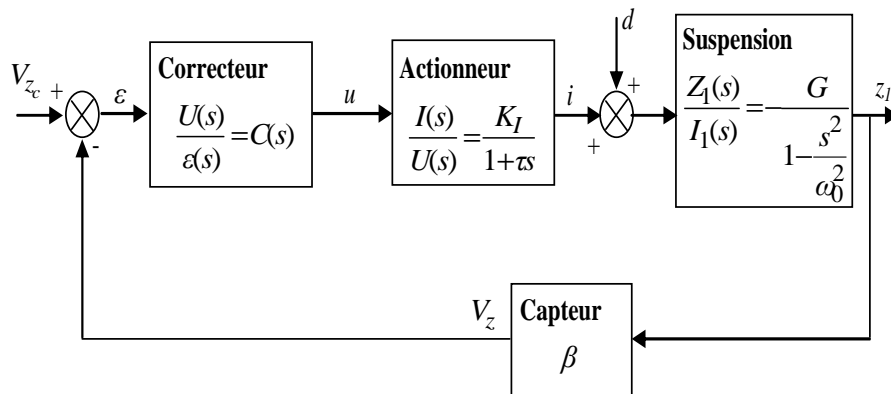
### 3.3.2.2. Résultats obtenus

Dans cette section, nous présentons des résultats numériques obtenus en optimisant des correcteurs calculés pour une maquette de suspension magnétique. Cette maquette peut se représenter conformément à la figure 3.7.



**Figure 3.7** – Maquette de suspension magnétique.

Le schéma-bloc du système linéarisé autour du point de fonctionnement  $z = 0$  est donné sur la figure 3.8.



**Figure 3.8** – Schéma-bloc de la suspension magnétique.

Les valeurs numériques des paramètres du modèle sont les suivantes :

- $K_I = 0,09 \text{ A/V}$  ;
- $\tau = 5 \cdot 10^{-4} \text{ s}$  ;
- $G = -0,011 \text{ m/A}$  ;
- $\omega_0 = 39,9 \text{ rad/s}$  ;
- $\beta = 4000 \text{ V/m}$ .

Le correcteur utilisé est un correcteur Proportionnel-Intégral-Dérivé (PID) filtré, de fonction de transfert :

$$C(s) = K \left( 1 + \frac{1}{T_i s} + \frac{T_d s}{1 + \tau_d s} \right) \cdot \frac{1}{1 + T_f s} \quad (\text{Eq. 3.19})$$



Notons que le critère optimisé est un critère non partout différentiable. De plus, de nombreux minima locaux existent. Ainsi, un algorithme déterministe classique se trouve rapidement bloqué. A titre d'exemple, nous avons testé la méthode du simplexe de Nelder et Mead [NM64] à partir de chacun des points de chaque population initiale. Il n'a jamais été possible de trouver un correcteur aussi performant que ceux calculés par la méthode d'optimisation par essaim particulaire. D'autre part, un tel algorithme, initialisé par un correcteur non stabilisant ne peut pas toujours converger vers un correcteur stabilisant, au contraire de la méthode développée.

### 3.3.3. Optimisation multiobjectif

Plus récemment, nous avons proposé [IS10] d'étendre ces résultats en utilisant l'optimisation par essaim particulaire dans un contexte multiobjectif. Tout comme les algorithmes évolutionnaires [Coe99], [Jas04], l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire est en effet un algorithme à base de population et donc tout à fait adapté à la résolution de ce type de problèmes [Ber01].

L'optimisation multi-objectifs consiste en la minimisation « simultanée » de  $k$  objectifs :

$$\min_x \{f_1(x), \dots, f_k(x)\} \quad (\text{Eq. 3.21})$$

Une telle optimisation est réalisée au sens de la Pareto optimalité [EG00], [TMJ99]. Une solution  $x$  domine une autre solution  $y$  si :

$$\begin{aligned} x < y \\ \Leftrightarrow \forall i, f_i(x) \leq f_i(y) \text{ et } \exists j \text{ t.q. } f_j(x) < f_j(y) \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.22})$$

Une solution est dite « Pareto optimale », si elle n'est dominée par aucune autre. La principale difficulté dans l'extension de l'algorithme d'optimisation particulaire au cas multi-objectifs réside dans la définition de « leaders » ou « guides »  $b_p^k, g_p^k$ . Quelques implémentations ont déjà été réalisées [RC06], [SRC06], [CEC05], [AEF05]. L'algorithme présenté a l'avantage de ne pas utiliser de mesure de distance dans l'espace des objectifs, mais uniquement le concept de dominance. Ceci permet de s'affranchir en partie des problèmes de sensibilité à la formulation des critères. En utilisant [AEF05], le guide local  $b_p^k$  suit l'équation d'évolution :

$$\begin{aligned} \text{Si } (x_p^{k+1} < b_p^k) \text{ ou } (x_p^{k+1} \prec b_p^k \text{ et } b_p^k \prec x_p^{k+1}) \\ \text{alors } b_p^{k+1} = x_p^{k+1} \\ \text{sinon } b_p^{k+1} = b_p^k \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.23})$$

Où le symbole  $\prec$  signifie qu'on ne peut pas comparer les deux solutions au sens de la dominance. La définition des leaders globaux  $g_p^k$  passe par la définition d'une matrice d'archive  $\mathbf{A}$  contenant à l'itération  $k$  toutes les solutions non dominées connues. Ainsi, à l'itération  $k+1$ , toutes les particules  $x_p^{k+1}$  qui ne sont dominées par aucune des solutions de l'archive sont incorporées à l'archive. En revanche, toute solution de l'archive dominée par l'une des particules de l'essaim sort de cette archive. A partir de cette archive, nous pouvons alors définir les ensembles suivants :

$$\begin{aligned} A_x^k &= \{a \in \mathbf{A} \text{ tel que } a \prec x\} \\ X_a^k &= \{x_p^k \text{ tel que } a \prec x_p^k\} \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.24})$$

Ainsi,  $A_x^k$  représente pour une solution potentielle  $x$  l'ensemble des éléments de l'archive qui la dominent, et  $X_a^k$  représente, pour un élément  $a$  de l'archive, l'ensemble des particules de l'essaim qu'elle domine. Dès lors, pour une particule  $x_p^k$ , le guide global choisi est :

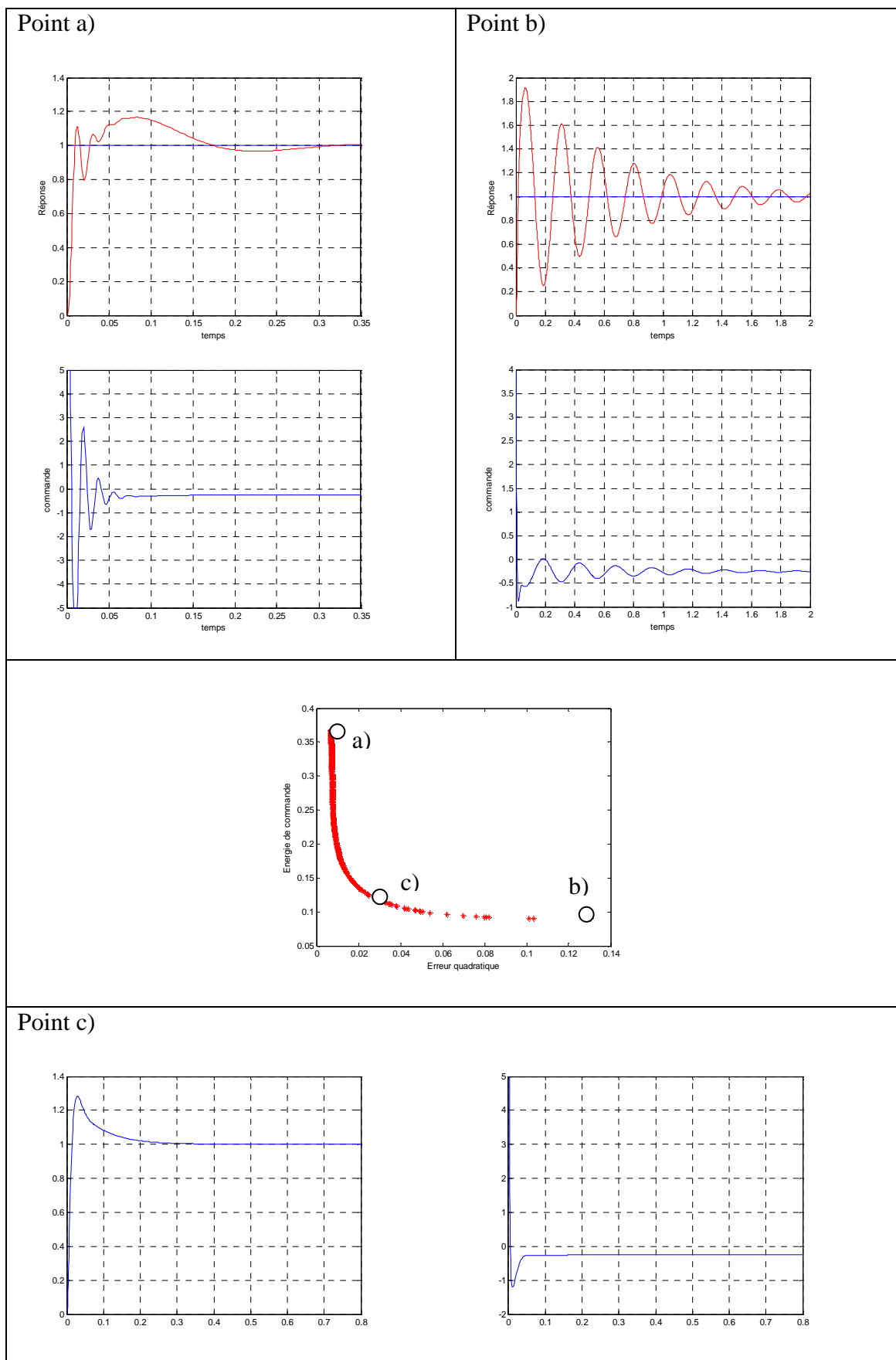
$$g_p^k = \begin{cases} a \in \mathbf{A} \text{ avec la probabilité } \alpha / |X_a^k| \text{ si } x_p^k \in A \\ a \in A_x^k, x = x_p^k, \text{ avec la probabilité } \alpha / |X_a^k| \text{ sinon} \end{cases} \quad (\text{Eq. 3.25})$$

Où  $||$  est le cardinal de  $X_a^k$  et  $\alpha$  est choisi afin d'avoir la somme des probabilités égale à 1. L'équation (3.25) s'interprète de la façon suivante : il est clair que les éléments de l'archive qui dominent une particule sont des candidats intéressants pour jouer le rôle de guide global. D'autre part, en choisissant une probabilité inversement proportionnelle à  $|X_a^k|$ , on favorise les éléments de l'archive dominant peu de particules, espérant ainsi obtenir un front de Pareto plus large. Remarquons encore une fois que le passage à un algorithme multiobjectifs n'entraîne pas de paramètres de réglage. L'algorithme utilisé ici reste donc un algorithme sans paramètre ni reformulation. Nous choisissons ici de synthétiser un correcteur pour la suspension magnétique (section 3.3.2) en résolvant le problème d'optimisation multi-objectif suivant :

$$\begin{aligned} \min_{\theta=(K, T_i, T_d, T_f)} \{f_1(\theta), f_2(\theta)\} \\ \text{avec : } f_1(\theta) = \int_{t=0}^{0,5} \varepsilon^2(t) dt, f_2(\theta) = \int_{t=0}^{0,5} u^2(t) dt \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.26})$$

en réponse à un échelon de consigne. Ces deux objectifs sont clairement contradictoires. Le simulateur prend en compte la saturation de la commande à  $\pm 5V$ . La figure 3.9 présente le front de Pareto obtenu par l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire multi-objectif ainsi que des réponses typiques obtenues pour les points du front (a) qui favorise le plus le critère 1, (b) qui favorise le plus le critère 2 et (c) qui réalise un compromis entre les deux. Les temps de calcul sont de 1 minute avec Matlab 2007b sur un Pentium 2,5 GHz.





**Figure 3.9** – Résultats d'optimisation multiobjectif.

### 3.4. Synthèse $H_\infty$

La synthèse  $H_\infty$  est une méthode désormais classique de commande en Automatique. Le principe de cette méthode repose sur la définition de filtres de pondération permettant de modéliser les différents transferts de la boucle fermée entre les consignes et les perturbations d'une part et les erreurs de suivi et les efforts de commande d'autre part. Le calcul du contrôleur est ensuite effectué via la minimisation de la norme du système pondéré. Les techniques classiques de résolution sont basées soit sur la résolution d'équations algébriques de Riccati [GD88], [ZDG96], soit sur la résolution de problèmes d'optimisation LMI (Linear Matrix Inequalities) [GA94], [IS94].

#### 3.4.1. Optimisation des filtres de pondération

##### 3.4.1.1. Principe

La synthèse  $H_\infty$  suppose la définition de filtres de pondération adéquats, traduisant les spécifications du cahier des charges. Cette opération, souvent menée par essais et erreurs pour affiner le réglage, nécessite une certaine habitude (les spécifications classiques devant être reformulées en contraintes fréquentielles sur les transferts de la boucle fermée), et devient rapidement difficile pour les systèmes multi-variables. Ainsi, ces difficultés de réglage peuvent apparaître comme un frein à l'utilisation de cette méthode de commande.

Reprenons ainsi la boucle d'asservissement de la figure 3.4 en ajoutant des filtres de pondération (figure 3.10). De manière classique, un filtre  $W_1$  pondère l'erreur d'asservissement  $\varepsilon$ , un filtre  $W_2$  la commande  $u$ , et un filtre  $W_3$  la perturbation  $d$ .

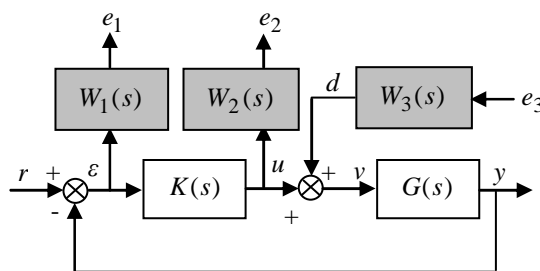


Figure 3.10 – Schéma de synthèse pour la commande  $H_\infty$ .

La matrice de transfert de ce système fictif devient alors :

$$\begin{bmatrix} e_1(s) \\ e_2(s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} W_1 S & -W_1 S G W_3 \\ W_2 K S & -W_2 K S G W_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r(s) \\ e_3(s) \end{bmatrix} \tag{Eq. 3.27}$$

La solution du problème  $H_\infty$  pour ce système, aboutissant à un correcteur  $K$  et une norme du transfert (3.27) égale à  $\gamma$  impose des contraintes aux différents transferts de la matrice de transfert. Par exemple, pour un système mono-variable :

$$\left\| \begin{pmatrix} W_1 S & -W_1 S G W_3 \\ W_2 K S & -W_2 K S G W_3 \end{pmatrix} \right\|_\infty \leq \gamma$$

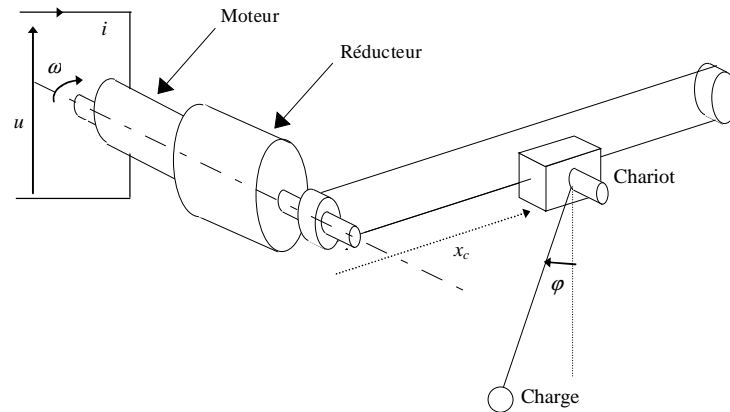
$$\Rightarrow \forall \omega \begin{cases} |S(j\omega)| \leq \frac{\gamma}{|W_1(j\omega)|} \\ |KS(j\omega)| \leq \frac{\gamma}{|W_2(j\omega)|} \\ |SG(j\omega)| \leq \frac{\gamma}{|W_1(j\omega)W_3(j\omega)|} \\ |KSG(j\omega)| \leq \frac{\gamma}{|W_2(j\omega)W_3(j\omega)|} \end{cases} \quad (\text{Eq. 3.28})$$

Ainsi, la définition des filtres  $W_i$  permet de modéliser les différents transferts de la boucle fermée pour satisfaire le cahier des charges. La définition de ces filtres peut être difficile car le cahier des charges peut faire apparaître des spécifications temporelles sur la boucle fermée (temps de réponse, dépassement, énergie de commande, temps de rejet des perturbations...) et/ou des spécifications fréquentielles sur la boucle ouverte (bande passante, marge de phase...) qui doivent être traduites en gabarits fréquentiels sur la boucle fermée. Cette opération peut être délicate, notamment pour un système multi-variable.

Cependant, il est clair que tous les critères de performances, dont certains ont été rappelés dans la section 3.3 sont alors des fonctions des paramètres définissant les filtres de pondération. Nous proposons ainsi une nouvelle approche. L'idée est de reformuler le problème de réglage des filtres de pondération sous forme de problème d'optimisation. Les différentes spécifications sont alors explicitement prises en compte sous la forme de contraintes du problème d'optimisation, et ne nécessitent pas de reformulation.

### 3.4.1.2. Résultats obtenus

La méthode de réglage va être testée sur un système de chariot, piloté par un moteur à courant continu, et sur lequel est monté un pendule. Le système considéré est représenté sur la figure 3.11.



**Figure 3.11** – Système de pont roulant avec pendule.

Le système considéré peut être modélisé par les équations suivantes :

$$L \frac{di(t)}{dt} + Ri(t) + K_e \omega(t) = u(t) \quad (\text{Eq. 3.29a})$$

$$J \frac{d\omega(t)}{dt} + f \omega(t) + d(t) = K_e i(t) \quad (\text{Eq. 3.29b})$$

$$\frac{dx_c(t)}{dt} = \frac{r}{N} \omega(t) \quad (\text{Eq. 3.29c})$$

$$\cos(\phi) \frac{d^2 x_c}{dt^2} + l \frac{d^2 \phi}{dt^2} + \alpha \frac{d\phi}{dt} + g \sin(\phi) = 0 \quad (\text{Eq. 3.29d})$$

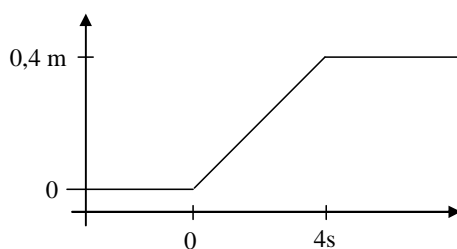
Avec :

- $i(t)$  : courant dans le moteur ;
- $u(t)$  : tension aux bornes du moteur ;
- $\omega(t)$  : vitesse de rotation du moteur ;
- $x_c(t)$  : position du chariot ;
- $\phi(t)$  : angle du pendule ;
- $d(t)$  : perturbation de couple ;
- $L = 0,0002\text{H}$  : inductance du moteur ;
- $R = 2,3\Omega$  : résistance du moteur ;
- $K_e = 0,0162\text{Nm/A}$  : constante électromagnétique ;
- $J = 5 \cdot 10^{-6} \text{kg.m}^{-2}$  : inertie du moteur ;
- $f = 6 \cdot 10^{-5} \text{N.m.s}$  : coefficient de frottement ;

- $r = 0,022$  m : rayon de la poulie ;
- $N = 17$  : facteur de réduction ;
- $l = 0,275$  m : longueur du pendule ;
- $\alpha = 0,3$  m.s<sup>-1</sup> : coefficient de frottement du pendule ;
- $g = 9,81$  m.s<sup>-2</sup> : accélération de la pesanteur.

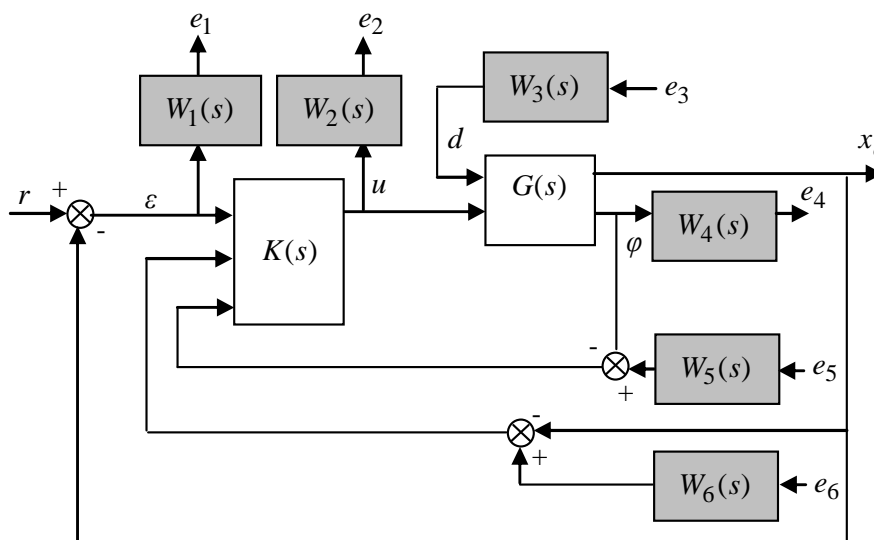
$x_c(t)$  et  $\phi(t)$  sont les grandeurs mesurées. Le cahier des charges est le suivant :

- En réponse à la consigne particulière de la figure 3.12 :
  - Suivi sans dépassement ni erreur statique (une erreur de traînage est tolérée) ;
  - Peu d'oscillation du pendule :  $|\phi(t)| \leq 0,01$ rad ;
  - Efforts de commande faibles :  $|u(t)| \leq 2$ V ;
  - Bande passante supérieure à 1rad.s<sup>-1</sup>.
  - Marge de module supérieure à 0,5.
- En réponse à un échelon de couple perturbateur de  $d(t) = 0,01$ Nm :
  - Influence sur la position du chariot :  $|x_c(t)| \leq 0,01$ m ;
  - Influence sur le pendule  $|\phi(t)| \leq 0,015$ rad ;
  - Rejet de la perturbation.



**Figure 3.12** – Consigne de position appliquée au chariot.

Afin de résoudre le problème d'asservissement, nous choisissons de synthétiser un correcteur à 3 entrées (écart entre la consigne et la position, position du chariot et angle du pendule) conformément au schéma de synthèse de la figure 3.13.  $G(s)$  est le système obtenu en linéarisant les équations du système (3.23) autour du point  $\phi = 0$ .



**Figure 3.13** – Schéma de synthèse à trois degrés de liberté.

Classiquement, l'influence des filtres est la suivante :

- $W_1$  permet de régler le suivi de référence ;
- $W_2$  permet de régler les efforts de commande ;
- $W_3$  permet de régler le rejet de perturbation ;
- $W_4$  pondère l'importance relative de la sortie position  $x_c(t)$  et de la sortie angle du pendule  $\phi(t)$  ;
- $W_5$  et  $W_6$  pondèrent l'influence des 3 mesures pour le calcul de la commande par  $K(s)$ . Ainsi augmenter ces deux filtres par exemple conduira la synthèse à considérer les deux mesures correspondantes comme très bruitées, et la synthèse conduira à un correcteur n'utilisant que la sortie position  $x_c(t)$ .

Nous choisissons les expressions suivantes pour les différents filtres de pondération :

$$W_1(s) = k_1 \cdot \frac{1 + \tau_1 s}{1 + \tau_2 s} \tag{Eq. 3.30a}$$

$$W_2(s) = k_2 \cdot \frac{1 + \tau_3 s}{1 + \tau_4 s} \tag{Eq. 3.30b}$$

$$W_3(s) = k_3, W_4(s) = k_4, W_5(s) = k_5, W_6(s) = k_6 \tag{Eq. 3.30c}$$

Le problème d'optimisation peut donc s'écrire :

$$\min_{\substack{k_1, k_2, k_3, k_4, k_5, k_6 \\ \tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4}} \|T(s)\|_\infty, \text{ avec } \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ e_4 \end{bmatrix} = T(s) \begin{bmatrix} r \\ e_3 \\ e_5 \\ e_6 \end{bmatrix} \tag{Eq. 3.31}$$

Les différentes spécifications du cahier des charges sont des contraintes du problème d'optimisation. L'optimisation par essaim particulaire étant un algorithme d'optimisation pour des problèmes non contraints, des fonctions de pénalité sont ajoutées au critère. Ainsi, si l'on note  $x_{cr}(t)$ ,  $\phi_r(t)$ ,  $u_r(t)$  les signaux obtenus en réponse à la consigne de la figure 3.12,  $x_{cd}(t)$ ,  $\phi_d(t)$ ,  $u_d(t)$  les signaux obtenus en réponse à un échelon de perturbation de  $d(t) = 0,01Nm$ , la bande passante du système corrigé par  $\omega_{BP}$  et sa marge de module par  $\Delta m$ , le critère à optimiser devient :

$$\min_{\substack{k_1, k_2, k_3, k_4, k_5, k_6 \\ \tau_1, \tau_2, \tau_3, \tau_4}} \left( \begin{array}{l} \|T(s)\|_{\infty} \\ + \exp(1000 \cdot (\max_t |\phi_r(t)| - 0,01)) \\ + \exp(1000 \cdot (\max_t |u_r(t)| - 2)) \\ + \exp(1000 \cdot (1 - \omega_{BP})) \\ + \exp(1000 \cdot (0,5 - \Delta m)) \\ + \exp(1000 \cdot (\max_t |\phi_d(t)| - 0,015)) \\ + \exp(1000 \cdot (\max_t |x_{cd}(t)| - 0,01)) \\ + \exp(1000 \cdot \lim_t |x_{cd}(t)|) \end{array} \right) \quad (\text{Eq. 3.32})$$

Les fonctions de pénalité choisies sont des fonctions très dures, proches de pénalité barrière. Un tel choix a été fait pour ne pas rajouter de paramètres de réglage dans le problème d'optimisation.

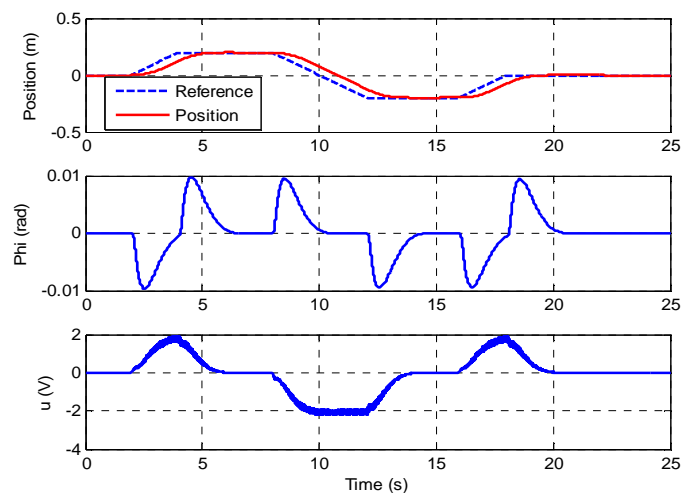
Remarquons que les différentes pénalités ne peuvent être calculées que par simulation, ce qui n'est pas un problème pour un algorithme tel que l'optimisation par essaim particulaire, qui suppose simplement d'être capable d'évaluer la fonction coût à optimiser.

La méthode d'optimisation a été implantée à l'aide de Matlab 2007b et Simulink 7.0 sur un Pentium IV, 2 GHz. La résolution du problème nécessite 15 minutes de calcul, pour un nombre d'itérations de l'algorithme fixé à 20. L'algorithme proposé est un algorithme stochastique. Dès lors, il est nécessaire d'exécuter plusieurs fois l'algorithme pour une même instance du problème afin d'obtenir des résultats statistiques sur la qualité des résultats et ainsi de valider l'approche proposée. 40 tests ont donc été effectués pour le problème (3.32), conduisant aux résultats du tableau 3.4.

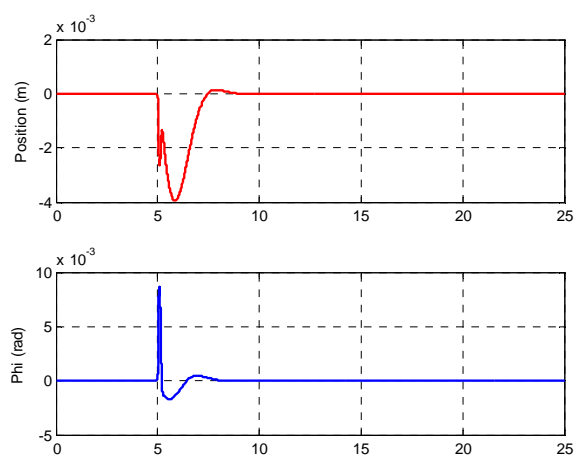
Les résultats obtenus sont présentés dans les figures 3.14 (suivi de consigne), 3.15 (rejet de perturbation), et 3.16 (diagramme de Bode de la fonction de sensibilité). Les résultats présentés correspondent à une norme  $H_{\infty}$  de 0,79 (norme obtenue pour le système corrigé par le correcteur moyen) pour le système de la figure 3.13. Les filtres correspondants sont :

$$W_1(s) = 0.332 \frac{s + 2.84}{s + 0.00094} \quad W_2(s) = 2 \cdot \frac{s + 0.0866}{s + 173.2} \quad (\text{Eq. 3.33})$$

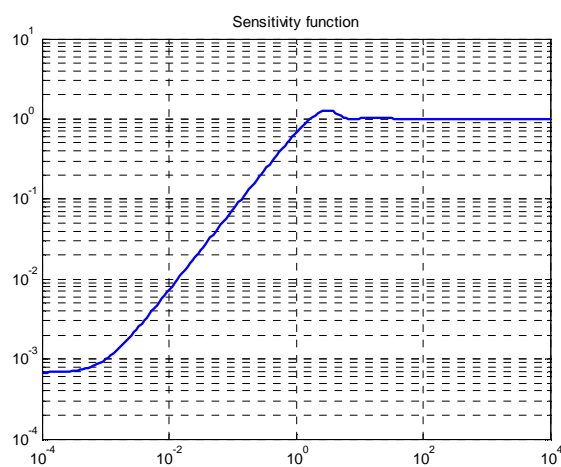
$$W_3(s) = 0.0032, \quad W_4(s) = 10, \quad W_5(s) = 0.1, \quad W_6(s) = 0.01$$



**Figure 3.14** – Suivi de consigne.



**Figure 3.15** – Rejet de perturbation.



**Figure 3.16** – Fonction de sensibilité.



**TABLE 3.4** – Résultats de l'optimisation des filtres de pondération (norme  $H_\infty$ )

Meilleur cas	Moyenne	Pire cas
0,683	0,788	1,001

Le problème d'optimisation résolu est un problème très difficile avec de nombreux minima locaux, ce qui explique la relative disparité des résultats obtenus. De plus, nous nous sommes limités à 20 itérations de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire et une augmentation du nombre d'itérations conduit naturellement à une diminution de l'écart-type des résultats. Enfin, la population initiale est constituée de manière complètement aléatoire, afin d'explorer tout l'espace de recherche, mais induisant nécessairement une plus grande variété des résultats.

Néanmoins, les résultats demeurent très satisfaisants, avec à chaque fois le calcul d'un correcteur permettant de satisfaire le cahier des charges. Rappelons qu'aucune traduction de ce cahier des charges n'a été nécessaire pour prendre en compte les critères de performances demandés, exprimés sous forme de contraintes temporelles sur des réponses particulières de la boucle fermée et sous forme de contraintes fréquentielles sur la boucle ouverte. De plus, aucun réglage de paramètres n'est nécessaire.

### 3.4.2. Synthèse $H_\infty$ d'ordre réduit

#### 3.4.2.1. Synthèse de correcteurs d'ordre réduit

Il est bien connu que la synthèse  $H_\infty$  produit des correcteurs d'ordre élevés, généralement de l'ordre du modèle de synthèse (modèle du système plus filtres de pondération). Si l'on rajoute une contrainte sur l'ordre du système, le problème d'optimisation sous-jacent devient non convexe du fait de contraintes de rang sur des matrices. Le problème de synthèse  $H_\infty$  d'ordre réduit se traduit alors sous forme de problème BMI (Bilinear Matrix Inequality).

Pour résoudre le problème, plusieurs approches existent :

- approximations convexes du problème, souvent obtenues à partir de considérations conservatives ;
- optimisation globale non linéaire, mais qui peuvent être très coûteuses en temps de calcul ;
- optimisation locale, comme les solvers BMI. La solution dépend alors du point initial et il n'y a pas de garantie d'optimalité globale.

Ainsi, plusieurs heuristiques ont pu être développées : choix de pénalités barrières [DD93], [DD94], [Dav94] ; projection sur des sous-ensembles définis pour chacune des

contraintes [NN93], [BE93] ; résolutions alternées pour retrouver une suite de problèmes convexes [RI94], [IS95] ; complémentarité conique [EOA97].

Plus récemment, des méthodes fondées sur l'optimisation non différentiable sont apparues [AN06], [BHL06], [Bom07], [BNA07], [ANR08], [Sim09], [ARN11]. Ces travaux ont abouti à la création du solveur HIFOO et de la routine 'hinfstruct' de Matlab. Ces solveurs restent des optimisations locales. Les résultats peuvent donc dépendre fortement du ou des points initiaux.

Nous proposons ici une méthode d'optimisation globale fondée sur les essais particuliers. L'avantage de cette méthode est le fait que nous pourrions intégrer non seulement la contrainte sur l'ordre du correcteur, mais également toutes les autres contraintes du cahier des charges.

Nous reprenons l'exemple du pont roulant traité dans la section 3.4.1, en conservant les filtres de pondération moyens obtenus. La synthèse du problème (à ordre plein) conduit alors à un ordre 6 pour le correcteur à trois degrés de liberté (4 pour le système, 1 pour  $W_1$  et 1 pour  $W_2$ ). Nous cherchons un correcteur d'ordre 2, de la forme :

$$K(s) = \begin{bmatrix} K_1 \frac{(1 + \tau_{11}s)(1 + \tau_{12}s)}{(1 + \tau_1s)(1 + \tau_2s)} \\ K_2 \frac{(1 + \tau_{21}s)(1 + \tau_{22}s)}{(1 + \tau_1s)(1 + \tau_2s)} \\ K_3 \frac{(1 + \tau_{31}s)(1 + \tau_{32}s)}{(1 + \tau_1s)(1 + \tau_2s)} \end{bmatrix}^T \quad (\text{Eq. 3.34})$$

Le problème d'optimisation peut alors s'écrire, en conservant le cahier des charges et les notations de la section 3.4.1 :

$$\min_{\substack{K_1, K_2, K_3 \\ \tau_1, \tau_2 \\ \tau_{11}, \tau_{12} \\ \tau_{21}, \tau_{22} \\ \tau_{31}, \tau_{32}}} \left( \begin{array}{l} \|T(s)\|_\infty \\ + \exp(1000 \cdot D) + \exp(1000 \cdot (\max_t |\phi_r(t)| - 0.05)) \\ + \exp(1000 \cdot (\max_t |u_r(t)| - 2)) + \exp(1000 \cdot \lim_{t \rightarrow +\infty} |x_{cd}(t)|) \\ + \exp(1000 \cdot (\max_t |x_{cd}(t)| - 0.01)) \\ + \exp(1000 \cdot (\max_t |\phi_d(t)| - 0.05)) \\ + \exp(1000 \cdot (1 - \omega_{BP})) + \exp(1000 \cdot (0.5 - \Delta m)) \end{array} \right) \quad (\text{Eq. 3.35})$$

Les résultats sont donnés dans le tableau 3.5. Les temps de calcul sont de l'ordre de 300 secondes (Pentium IV, 2GHz, Matlab R2007).

**TABLE 3.5** – Résultats statistiques de l'optimisation de correcteurs d'ordre réduit (norme  $H_\infty$ )

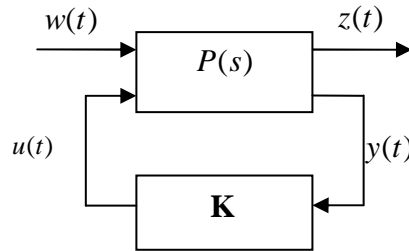
Meilleur	Moyenne	Pire
$\  \cdot \ _\infty = 3.78$	$\  \cdot \ _\infty = 6.23$	$\  \cdot \ _\infty = 7.69$

A titre de comparaison, une réduction du correcteur d'ordre plein à l'ordre 2 par une troncature de Hankel [Moo81], [SPG95] conduit à une norme  $H_\infty$  de 3,85. Cependant, il est difficile de faire une comparaison exhaustive entre les deux approches. En effet, le point crucial de notre approche est le fait que les contraintes sont satisfaites a priori, alors qu'avec une technique de réduction, elles doivent être vérifiées a posteriori.

### 3.4.2.2. Synthèse de retours de sortie statiques

Afin de comparer plus avant les techniques déterministes et l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire pour la synthèse de correcteurs d'ordre réduit, nous nous penchons désormais sur le problème de synthèse de retours de sortie statiques.

Ainsi, nous considérons le problème standard de la figure 3.17.



**Figure 3.17**– Forme standard pour le retour de sortie statique

La représentation d'état de ce système est donnée par :

$$\Sigma : \begin{cases} \dot{x}(t) = \mathbf{A}x(t) + \mathbf{B}_1 w(t) + \mathbf{B}u(t) \\ z(t) = \mathbf{C}_1 x(t) + \mathbf{D}_{11} w(t) + \mathbf{D}_{12} u(t) \\ y(t) = \mathbf{C}x(t) + \mathbf{D}_{21} w(t) \end{cases} \quad (\text{Eq. 3.36})$$

avec  $x \in \mathfrak{R}^n$  le vecteur d'état,  $u \in \mathfrak{R}^m$  le vecteur des commandes,  $y \in \mathfrak{R}^r$  le vecteur des sorties mesurées,  $w \in \mathfrak{R}^{m_2}$  le vecteur des signaux externes et  $z \in \mathfrak{R}^{r_2}$  le vecteur des sorties à contrôler. Nous recherchons une loi de commande de la forme  $u(t) = \mathbf{K}y(t)$ ,  $\mathbf{K} \in \mathfrak{R}^{m \times r}$  stabilisant le système et minimisant la norme  $H_\infty$  du transfert de  $w$  à  $z$ ,  $T_{w \rightarrow z}(s)$ .  $\mathbf{K}$  est un retour de sortie stabilisant si :

$$\Lambda(\mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{K}\mathbf{C}) \in \mathfrak{R}^- \quad (\text{Eq. 3.37})$$

Où  $\Lambda(\mathbf{M})$  est l'ensemble des parties réelles des valeurs propres de  $\mathbf{M}$ .

Le problème d'optimisation s'écrit alors :

$$\begin{aligned} \min_{\mathbf{K} \in \mathfrak{R}^{m \times r}} & \|T_{w \rightarrow z}\|_{\infty} \\ \text{s.c. } & u(t) = \mathbf{K}y(t) \end{aligned} \quad (\text{Eq. 3.38})$$

La boucle pouvant être instable pour certaines valeurs de  $\mathbf{K} \in \mathfrak{R}^{m \times r}$ , le problème est reformulé en :

$$\min_{\mathbf{K} \in \mathfrak{R}^{m \times r}} J(\mathbf{K}) \quad (\text{Eq. 3.39})$$

avec :

$$J(\mathbf{K}) = -1 / \|T_{w \rightarrow z}\|_{\infty} \quad (\text{Eq. 3.40})$$

si la boucle est stable, et :

$$J(\mathbf{K}) = \max(\text{Re}(\lambda(T_{w \rightarrow z}(s)))) \quad (\text{Eq. 3.41})$$

sinon.

Le nombre de variables d'optimisation est ici  $m \times r$  qui peut être rapidement important. Nous utilisons ici une version améliorée de l'algorithme d'optimisation par essaim particulière [VE02], [Xin10] permettant de s'affranchir des risques de convergence prématurée de l'algorithme classique utilisée jusqu'à présent. L'idée générale est de perturber la meilleure solution courante afin de la forcer à continuer son exploration.

L'algorithme est comparé avec les résultats obtenus avec le solveur HIFOO [BHL06] (optimisation non lisse) et les résultats obtenus dans [AGP10] (utilisation de LMIs et d'algorithme stochastique du type « Hit and Run »). Pour ce faire, on teste la résolution sur la bibliothèque Compleib [Lei04] qui regroupe de nombreux exemples de systèmes issus de la littérature. Cette librairie est utilisée à des fins de benchmarks et de comparaison entre algorithmes [YC05]. Ces résultats sont présentés sur le tableau 3.6 [YS11]. Les résultats obtenus montrent que l'algorithme PSO utilisé, avec très peu de réglage (les valeurs des paramètres choisies sont directement tirées de [VE02] et n'ont pas été optimisées pour le problème posé), conduit à des résultats comparables aux meilleurs solveurs.

TABLE 3.6 – Synthèse de retours de sortie statiques  $H_\infty$ 

Ex.	$n$	$m$	$r$	HIFOO	Arz., et al.	PSO
AC1	5	3	3	$4.14 \cdot 10^{-7}$	$1.76 \cdot 10^{-6}$	$4.7 \cdot 10^{-22}$
AC2	5	3	3	0.1115	0.1115	0.1115
AC5	4	2	2	669.56	661.7	665.09
AC9	10	4	5	1.0029	1.0061	1.098
AC10	55	2	2	Inf	Inf	Inf
AC11	5	2	4	2.8335	2.8375	2.8609
AC12	4	3	4	0.3120	0.6165	0.3134
AC13	28	3	4	163.33	395.0404	167.36
AC14	40	3	4	101.7203	319.31	101.96
AC18	10	2	2	12.6282	10.6214	27.18
HE1	4	2	1	0.1539	0.1538	0.1529
HE3	8	4	6	0.8061	0.8291	0.8399
HE4	8	4	6	22.8282	22.8282	23.43
HE5	4	2	2	8.8952	17.6061	10.0031
HE6	20	4	6	192.3445	401.7698	195.86
HE7	20	4	6	192.3885	353.9425	194.24
DIS2	3	2	2	1.0412	1.0244	1.0255
DIS4	6	4	6	0.7394	0.7404	0.7863
DIS5	4	2	2	1035.5	1030.82	1028
JE2	21	3	3	183.3512	365.09	192.17
JE3	24	3	6	5.0963	9.194	5.138
REA1	4	2	3	0.8694	0.8661	0.8738
REA2	4	2	2	1.1492	1.1482	1.1451
REA3	12	1	3	74.2513	74.2513	74.2513
WEC1	10	3	4	4.0502	4.1055	6.4843
BDT2	82	4	4	0.6471	2.90	1.0345
CSE	60	2	30	0.0201	0.02	0.0200
PAS	5	1	3	32.2258	0.0087	0.0571
TF1	7	2	4	0.3736	0.3799	0.4038
TF2	7	2	3	5200	5200	5200
TF3	7	2	3	0.4567	0.3264	0.5829
NN1	3	1	2	13.9089	13.458	13.8189
NN2	2	1	1	2.2216	2.2050	2.2049
NN5	7	1	2	266.54	266.5445	266.4023
NN6	9	1	4	5602	5602	5593
NN7	9	1	4	74.0757	74.0372	74.0326
NN9	5	3	2	28.6633	31.03	30.1549
NN12	6	2	2	16.3925	16.3116	17.7568
NN13	6	2	2	14.0589	14.0579	14.4829
NN14	6	2	2	17.4778	17.4757	17.5063
NN15	3	2	2	0.0982	0.0980	0.0980
NN16	8	4	4	0.9556	0.9556	0.9560
NN17	3	2	1	11.2182	11.2182	11.4864
HF2D10	5	2	3	79853	82314	80658
HF2D11	5	2	3	7719	78248	77213
HF2D14	5	2	4	53156	557008	535040
HF2D15	5	2	4	17521	202610	178900
HF2D16	5	2	4	44432	465790	447500
HF2D17	5	2	4	30024	303380	300240
HF2D18	5	2	2	124.7259	154.9970	126.6402
TMD	6	2	4	2.5267	2.1622	2.8015
FS	5	1	3	96925	87160	84727

### 3.5. Conclusions

Nous avons présenté dans ce chapitre quelques résultats obtenus en termes de méthodologies fondées sur les métaheuristiques pour l'Automatique. Ainsi, l'utilisation d'un algorithme de colonie de fourmis a-t-elle permis de résoudre le problème de régression symbolique, tandis qu'un algorithme d'optimisation par essaim particulaire a permis d'optimiser le réglage de correcteurs PID et de correcteurs  $H_\infty$  en prenant en compte des contraintes fréquentielles et temporelles variées.

Plusieurs avantages quant à l'utilisation de tels algorithmes peuvent être avancés :

- les différentes contraintes du problème peuvent être prises en compte sans aucune reformulation ;
- la solution trouvée ne dépend pas du ou des points initiaux choisis ;
- il est possible d'optimiser sur les paramètres de réglage des méthodes classiques.

Au chapitre des inconvénients figure bien entendu l'absence de garanties sur l'optimalité de la solution trouvée. Cependant, il est d'une part toujours possible d'utiliser une étape de post traitement avec un algorithme de descente à partir de la solution trouvée, et d'autre part dans un problème de synthèse l'optimalité de la solution n'est pas forcément nécessaire.

Un deuxième inconvénient souvent reproché aux méthodes stochastiques est la nécessité de régler un certain nombre de paramètres. Il est à reconnaître que l'on ne gagnerait rien à transformer un problème de réglage de paramètres d'une loi de commande par exemple en un problème de réglage de paramètres de l'algorithme d'optimisation utilisé. C'est pourquoi nous avons toujours privilégié le choix de paramètres dits « standard ». Ainsi les résultats obtenus ont-ils été obtenus sans réglage fin des paramètres mais en reprenant des valeurs trouvées dans la littérature pour la résolution de problèmes différents. Cela constitue un grief important dans la communauté « métaheuristiques » qui s'intéresse naturellement au choix de variantes et de paramètres de l'algorithme. Nous considérons néanmoins qu'il s'agit pour la communauté automatique d'un atout très fort car elle montre la robustesse de l'approche. N'oublions pas que les méthodologies développées devront être utilisées par des gens ne connaissant généralement pas ce type d'algorithme.

Les exemples présentés dans ce chapitre restent académiques. Ils permettent de prouver la viabilité de l'approche suivie. Néanmoins, il reste à valider plus avant les méthodes développées en montrant qu'elles peuvent se transférer dans le monde de l'industrie. Ce sera l'objet du chapitre suivant.



# Chapitre 4

## Transfert de méthodologies vers l'industrie

<b>4.1. Introduction .....</b>	<b>93</b>
<b>4.2. Optimisation de l'affectation d'unités .....</b>	<b>93</b>
4.2.1. Présentation du problème.....	93
4.2.2. Modélisation du problème .....	94
4.2.3. Solutions proposées .....	95
<b>4.3. Utilisation d'algorithmes d'optimisation métaheuristiques pour la synthèse de correcteurs .....</b>	<b>100</b>
4.3.1. Utilisation de l'optimisation par essaim particulaire pour la synthèse $H_{\infty}$ ..	100
4.3.2. Commande à séquençement de gain .....	101
<b>4.4. Extension de résultats d'optimisation dans un contexte de boucle fermée .</b>	<b>103</b>
4.4.1. Principe général .....	103
4.4.2. Gestion de l'énergie .....	103
4.4.3. Ventilation minière .....	104
<b>4.5. Conclusions .....</b>	<b>106</b>





## 4.1. Introduction

Nous avons présenté au chapitre 3 un certain nombre de méthodes fondées sur l'optimisation, et notamment sur les métaheuristiques. Les résultats présentés ont été validés essentiellement à l'aide de problèmes académiques. Cette démarche classique a permis de prouver la viabilité des approches proposées. Il convient désormais de confronter ces méthodologies à des problèmes concrets.

Ce chapitre présente quelques transferts de méthodologies, développées au Département Automatique de Supélec, vers l'industrie. Il est à la frontière entre les travaux effectués et les perspectives de ses travaux dans la mesure où la finalité est toujours de pouvoir appliquer ces méthodes à des problèmes réels en répondant de manière innovante à des problématiques industrielles.

Les problématiques étudiées dans ce chapitre sont :

- le problème d'affectation d'unités, que nous résoudrons par algorithme génétique et colonie de fourmis ;
- la synthèse de correcteurs ( $H_\infty$  et LPV) par optimisation par essaim particulière ;
- l'extension des résultats d'optimisation dans un contexte de boucle fermée en utilisant les principes de la commande prédictive.

## 4.2. Optimisation de l'affectation d'unités

### 4.2.1. Présentation du problème

Le problème auquel nous nous intéressons ici est celui de l'affectation d'unités, ou « Unit Commitment ». Ce problème est le plus souvent étudié pour les systèmes de production d'énergie électrique, raison pour laquelle il a déjà été en partie étudié durant la thèse. Un certain nombre de méthodes ont été appliquées et sont énumérées par exemple dans [SK98].

Une première possibilité est d'utiliser des méthodes de résolution exacte. La programmation mixte entière est ainsi utilisée dans [CY83] et [Eri94]. La complexité combinatoire limite néanmoins l'utilisation de telles méthodes. La même difficulté se rencontre également dans le cas de la programmation dynamique, traitée dans [HHW88] et [RR94]. L'espace d'état nécessaire à la résolution est en effet de taille exponentielle par rapport au nombre d'unités. Cette dimension augmente encore lorsque l'on veut prendre en compte des contraintes couplant temporellement les variables. Cependant on peut se ramener à la résolution de problèmes de petite dimension en utilisant la relaxation lagrangienne [RV94]. Les contraintes couplant plusieurs installations sont

relaxées via l'introduction de multiplicateurs de Lagrange. Le problème de minimisation est alors résolu via la maximisation du problème dual, lequel est décomposable en plusieurs sous problèmes, un par unité. Ces problèmes élémentaires, de taille relativement réduite, peuvent alors être résolus, par exemple, par programmation dynamique. Une structure itérative doit être mise en place, en alternant les phases de résolution du problème à multiplicateurs fixés, et des phases de mise à jour de ces multiplicateurs, par exemple par algorithmes génétiques [CLL00], [DSN99], [OI97] ou par des techniques de sous gradients [DH97]. Aucune garantie ne peut être donnée sur l'optimalité de la solution finalement obtenue, d'une part à cause de cette structure itérative, et d'autre part du fait du gap de dualité résultant de la non convexité du critère (variables entières).

Afin de lutter contre l'explosion combinatoire, une seconde possibilité est l'utilisation des méthodes déterministes approchées. Dans [She90], une méthode à base de listes de priorités est développée, en classant les unités élémentaires par ordre de coûts croissants. Cependant, de telles méthodes peuvent aboutir à des solutions très sous optimales lorsque le nombre de contraintes temporelles augmente. Des batteries de tests deviennent nécessaires, et on se rapproche des systèmes experts [KA95].

Enfin, une troisième possibilité, celle qui nous intéressera ici, est d'utiliser une méthode approchée stochastique. Des résolutions par algorithmes génétiques sont présentées dans [SKU02], [SKU01], [FYA96] et [MES95], par recuit simulé dans [CLL02] et [ZG90], par recherche tabou dans [MAS99]. Dans les cas étudiés, les algorithmes génétiques convergent rapidement vers des solutions relativement bonnes. Le recuit simulé converge plus lentement, mais vers des solutions de meilleure qualité. Afin de combiner les avantages des deux méthodes, celles-ci peuvent être hybridées comme dans [Won01], [Won98].

#### 4.2.2. Modélisation du problème

Les notations suivantes seront employées :

- $N$  : nombre de périodes temporelles ;
- $K$  : nombre de chaudières ;
- $Q_n^k$  : puissance produite par l'installation  $k$  durant la période temporelle  $n$  ;
- $u_n^k$  : variable binaire définissant l'état de fonctionnement de l'unité  $k$  pendant la période temporelle  $n$ .

Le problème d'optimisation est alors la minimisation des coûts de production et de démarrage / extinction :

$$\min_{\left\{ \begin{array}{l} Q_n^k, u_n^k \\ n=1, \dots, N; k=1, \dots, K \end{array} \right\}} \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \left( c_{prod}^k(Q_n^k, u_n^k) + c_{on}^k u_n^k (1 - u_{n-1}^k) + c_{off}^k u_{n-1}^k (1 - u_n^k) \right) \quad (\text{Eq. 4.1})$$

où  $c_{on}^k, c_{off}^k$  sont connus et les coûts de production s'écrivent :

$$c_{prod}^k(Q_n^k, u_n^k) = \left( \alpha_2^k (Q_n^k)^2 + \alpha_1^k Q_n^k + \alpha_0^k \right) u_n^k \quad (\text{Eq. 4.2})$$

Le site de production doit satisfaire les contraintes suivantes :

- Satisfaction de la demande des consommateurs  $Q_n^{dem}$

$$\sum_{k=1}^K Q_n^k \geq Q_n^{dem}, \forall n \in \{1, \dots, N\} \quad (\text{Eq. 4.3})$$

- Contrainte de capacité :

$$Q_{\min}^k u_n^k \leq Q_n^k \leq Q_{\max}^k u_n^k, \forall n \in \{1, \dots, N\} \quad (\text{Eq. 4.4})$$

- Contrainte de temps minimum de marche et de temps minimum d'arrêt :

$$\begin{cases} (u_{n-1}^k = 0, u_n^k = 1) \Rightarrow (u_{n+1}^k = 1, u_{n+2}^k = 1, \dots, u_{n+T_{up}^k-1}^k = 1) \\ (u_{n-1}^k = 1, u_n^k = 0) \Rightarrow (u_{n+1}^k = 0, u_{n+2}^k = 0, \dots, u_{n+T_{down}^k-1}^k = 0) \end{cases} \quad (\text{Eq. 4.5})$$

Les différents paramètres  $c_{on}^k, c_{off}^k, \alpha_2^k, \alpha_1^k, \alpha_0^k, Q_{\min}^k, Q_{\max}^k, T_{up}^k, T_{down}^k$  sont des données constructeur supposées constantes et parfaitement connues. La demande des consommateurs  $Q_n^{dem}$  est également supposée connue bien qu'il s'agisse en fait d'une prédiction. D'autres contraintes (rampe, réserves...) peuvent bien sûr être ajoutées à cette modélisation.

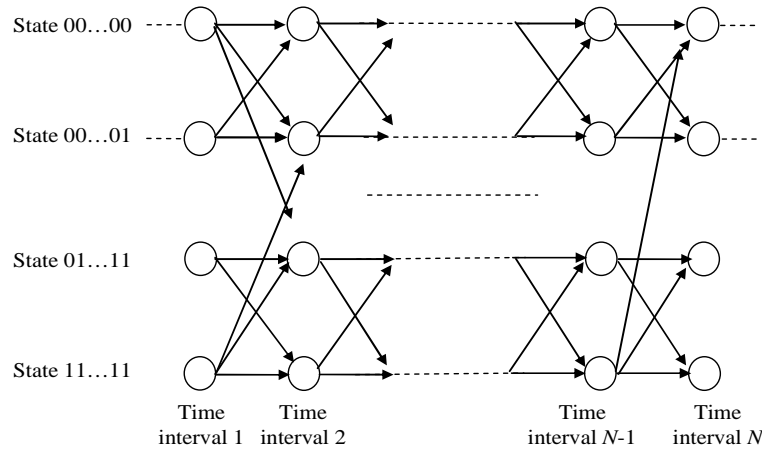
### 4.2.3. Solutions proposées

#### 4.2.3.1. Résolution par colonie de fourmis (version problème binaire)

Nous faisons ici l'hypothèse que pour toutes les installations, le coefficient  $\alpha_2^k$  est nul. Dans ce cas, il est relativement facile d'éliminer les variables réelles  $Q_n^k$  qui s'expriment à partir des  $u_n^k$  [SFT04b], en supposant  $\alpha_1^1 \leq \alpha_1^2 \leq \dots \leq \alpha_1^K$  :

$$\begin{cases} Q_n^1 = \min \left( \max \left( Q_n^{dem} - \sum_{i=2}^K Q_{\min}^i u_n^i, Q_{\min}^1 \right), Q_{\max}^1 \right) u_n^1 \\ \vdots \\ Q_n^k = \min \left( \max \left( Q_n^{dem} - \sum_{i=1}^{k-1} Q_n^i - \sum_{i=k+1}^K Q_{\min}^i u_n^i, Q_{\min}^k \right), Q_{\max}^k \right) u_n^k \\ \vdots \\ Q_n^K = \min \left( \max \left( Q_n^{dem} - \sum_{i=1}^{K-1} Q_n^i, Q_{\min}^K \right), Q_{\max}^K \right) u_n^K \end{cases} \quad (\text{Eq. 4.6})$$

Dès lors, le problème est une suite de décisions binaires (allumer ou éteindre des installations en fonction du temps) pouvant se représenter par un parcours de graphe donné sur la figure 4.1.



**Figure 4.1**– Représentation graphique du problème d'affectation d'unités

Le but est alors d'aller d'un état possible à l'instant 1 jusqu'à un état possible à l'instant  $N$  en minimisant la somme des coûts. Les coûts de démarrage sont associés aux états, tandis que les coûts de démarrage et d'extinction sont associés aux transitions. L'algorithme de colonie de fourmis, déjà rencontré à la section 3.2, est une méthode parfaitement adaptée à ce type de problème, que nous avons développé dans [SFT04b], [SFT10].

#### 4.2.3.2. Résolution par colonie de fourmis (version problème mixte)

Nous relâchons désormais l'hypothèse  $\alpha_2^k = 0$ . Dès lors, il n'est plus possible d'éliminer les variables de production  $Q_n^k$ , et le problème est un problème d'optimisation mixte. Poursuivant les travaux de [BP95], [SD08], [Soc08] sur l'adaptation de l'algorithme de colonie de fourmis aux problèmes d'optimisation en variables continues, nous avons proposé la résolution du problème à l'aide d'un algorithme de colonies de fourmis pour les problèmes d'optimisation mixte. Les résultats obtenus sont disponibles dans [SS07].

#### 4.2.3.3. Résolution par algorithme génétique

Nous proposons ici une méthode de résolution par algorithme génétique [SFT08]. L'algorithme génétique est probablement la métaheuristique la plus connue [BFM00a], [BFM00b], [Koz92], [Koz94]. Contrairement à l'algorithme par colonie de fourmis qui est un algorithme constructif et donc gère explicitement les contraintes, l'algorithme génétique nécessite une attention toute particulière pour la prise en compte des nombreuses contraintes du problème. Pour ce faire, nous introduisons une fonction de pénalité. Le problème résolu est donc le suivant :

$$\min_{\substack{\{u_n^k, Q_n^k\} \\ n=1, \dots, N \\ k=1, \dots, K}} \left( \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K (c_{prod}^k(Q_n^k, u_n^k) + c_{on/off}^k(u_n^k, u_{n-1}^k)) \right) + ((1 + \varepsilon) c^f + h(\{u_n^k, Q_n^k\})) \cdot B(\{u_n^k, Q_n^k\}) \quad (\text{Eq. 4.7})$$

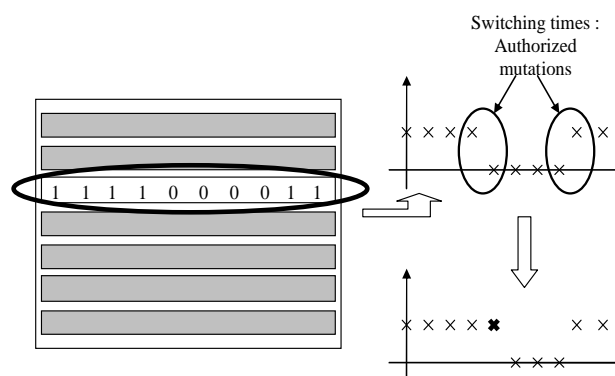
Avec :

- $\varepsilon$  un petit reel positif ;
- $h(\{u_n^k, Q_n^k\})$  une fonction pénalisant les solutions violant les contraintes ;
- $B(\{u_n^k, Q_n^k\})$  une fonction booléenne (1 si la solution viole les contraintes, 0 sinon) ;
- $c^f$  le coût d'une solution faisable connue.

Avec un tel critère, toute solution violant les contraintes aura un coût supérieur à celui de la solution faisable connue, laquelle peut être rapidement calculée à partir de listes de priorité par exemple.

En outre, afin d'améliorer la convergence de l'algorithme, nous introduisons des opérateurs génétiques supplémentaires (autres que ceux de mutation et de croisement habituels) tenant compte de la connaissance a priori dont nous disposons sur le problème.

Le premier de ces opérateurs est un opérateur de mutation sélective représenté sur la figure 4.2. En effet, du fait des contraintes de temps minimum de marche et d'arrêt, une mutation classique (changement d'un 0 en 1 ou inversement) entrainera très souvent la création d'un enfant violant les contraintes. Ce nouvel opérateur vient repérer les instants de commutation d'une solution et n'autorise les mutations qu'en ces points particuliers.

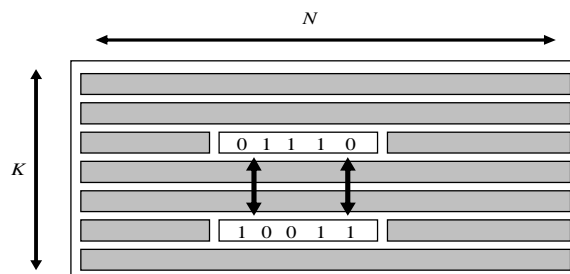


**Figure 4.2**– Opérateur de mutation sélective

Dans le même ordre d'idée, nous avons rajouté des opérateurs « tout allumé » et « tout éteint » qui viennent prendre au hasard une installation et une période de temps et allument ou éteignent cette installation durant toute la période correspondante. Il est à

noter que ces trois opérateurs ne garantissent pas la création de nouvelles solutions faisables, ils en augmentent seulement la probabilité.

Enfin, comme il est bien connu que certaines installations sont plus rentables que d'autres, nous avons ajouté un opérateur d'échange de planning, représenté sur la figure 4.3.



**Figure 4.3**– Opérateur d'échange de planning

Cet opérateur choisit aléatoirement deux installations et une tranche de temps et échange les plannings de ces deux unités.

Afin de tester l'apport de ces nouveaux opérateurs, le tableau 4.1 présente les résultats obtenus avec les nouveaux opérateurs pour un cas de relative petite dimension : 4 unités et 24 périodes temporelles soit 96 variables binaires pour lequel la solution optimale est connue. A chaque fois 100 tests sont effectués. Un test est un succès si la solution optimale est trouvée.

**TABLE 4.1** – Résultats d'optimisation avec nouveaux opérateurs

Cas	Meilleur	Moyenne	Ecart-Type	Nombre de succès	Temps de calcul
<b>50 ind. 100 iter.</b>	8778 € (+0%)	9050 € (+3.1%)	236 €	20	13 s
<b>100 ind. 100 iter.</b>	8778 € (+0%)	9006 € (+2.6%)	265 €	31	26 s
<b>50 ind. 200 iter.</b>	8778 € (+0%)	8824 € (+0.5%)	73 €	77	24 s
<b>50 ind. 300 iter.</b>	8778 € (+0%)	8788 € (+0.1%)	37 €	94	40 s

Les mêmes résultats sont donnés sur le tableau 4.2, cette fois avec seulement les opérateurs classiques. L'amélioration apportée par les nouveaux opérateurs est très nette. Cela ne signifie pas que l'algorithme classique ne fonctionne. Il faut simplement beaucoup plus d'itérations pour le faire converger vers des solutions acceptables.

**TABLE 4.2** – Résultats d'optimisation avec opérateurs classiques seuls

Cas	Meilleur	Moyenne	Ecart-Type	Nombre de succès	Temps de calcul
<b>50 ind. 100 iter.</b>	12221 €	13272 €	466 €	0	12 s
<b>100 ind. 100 iter.</b>	10798 €	12838 €	559 €	0	12 s

Enfin, le tableau 4.3 présente les résultats obtenus avec l'algorithme proposé pour des cas de grande dimension (jusqu'à 100 unités, soit 2400 variables binaires, soit  $2^{2400} \approx 2,96.10^{722}$  combinaisons possibles). Les tests sont effectués à l'aide de cas particuliers pour lesquels la solution optimale est connue. La taille des populations est fixée à 50. Les résultats obtenus montrent que des solutions de très bonne qualité peuvent être obtenues par cet algorithme et les nouveaux opérateurs.

**TABLE 4.3** – Résultats d'optimisation pour des cas de grande dimension

Nombre d'unités	Nombre d'itérations	Meilleur	Moyenne	Ecart-type	Temps de calcul
10	500	29815 € (+0.07%)	30016 € (+0.74%)	185 €	188 s
20	500	$1.50 \cdot 10^5$ € (+ 0.1%)	$1.51 \cdot 10^5$ € (+ 0.9%)	710 €	466 s
40	1000	$5.56 \cdot 10^5$ € (+ 0.07%)	$5.59 \cdot 10^5$ € (+ 0.7%)	$1.76 \cdot 10^3$ €	3100 s
60	1500	$1.21 \cdot 10^6$ € (+ 0.21%)	$1.22 \cdot 10^6$ € (+ 0.37%)	$3.45 \cdot 10^3$ €	12000 s
80	2000	$2.14 \cdot 10^6$ € (+ 0.32%)	$2.15 \cdot 10^6$ € (+ 0.61%)	$6.83 \cdot 10^3$ €	21000 s
100	2000	$3.34 \cdot 10^6$ € (+ 0.85%)	$3.36 \cdot 10^6$ € (+ 1.51%)	$1.50 \cdot 10^4$ €	34000 s

#### 4.2.3.4. Résolution hybride

Nous avons enfin proposé d'hybrider l'algorithme de colonie de fourmis avec l'algorithme génétique [SFT08b]. L'idée est d'utiliser la meilleure solution trouvée dans l'algorithme de colonie de fourmis comme solution faisable dans le coût (4.7). De plus, nous utilisons l'algorithme de fourmis comme générateur de solutions faisables pour



former la population initiale de l'algorithme génétique. Les résultats obtenus montrent que cette approche permet de diminuer encore le nombre d'itérations nécessaires pour trouver des solutions de qualité.

### **4.3. Utilisation d'algorithmes d'optimisation métaheuristiques pour la synthèse de correcteurs**

#### **4.3.1. Utilisation de l'optimisation par essaim particulaire pour la synthèse $H_{\infty}$ .**

Les travaux présentés dans la section 3.4 concernant la synthèse  $H_{\infty}$ , et notamment l'optimisation des filtres de pondération trouvent un écho très favorable dans l'industrie, et ce pour plusieurs raisons :

- Le réglage des filtres de pondération dans une approche classique est une étape demandant une certaine expérience pour traduire les objectifs du cahier des charges en termes de gabarits fréquentiels de la boucle fermée. Cette étape étant supprimée, il n'est plus nécessaire de faire cette reformulation (les spécifications prises en compte sont les spécifications « naturelles » du cahier des charges), et le réglage peut être effectué par des personnels moins qualifiés.
- Toutes les contraintes du cahier des charges sont prises en compte lors de la synthèse. Il n'est plus nécessaire d'alterner des phases de synthèse de correcteur et des phases de vérification a posteriori de la satisfaction des contraintes. Il s'agit donc d'un gain de temps non négligeable dans la phase de conception de la loi de commande.
- L'utilisation d'une version relativement simple de l'algorithme par optimisation particulaire et de valeurs de paramètres standard conduit à une méthode sans aucun paramètre à régler.
- Même s'il n'y a pas de garantie d'avoir l'optimum global, la solution trouvée satisfait toutes les spécifications et conduit généralement à des performances meilleures que celles obtenues avec un réglage classique.

Dans ce contexte, deux études ont été menées au Département Automatique de Supélec en utilisant l'algorithme développé.

Une première étude, réalisée pour Renault [PTS09] a ainsi permis de calculer des correcteurs pour l'alimentation en air d'un moteur thermique, tandis qu'une deuxième, réalisée pour Arcelor [JDG11] a concerné sur le problème de la coulée continue. Ces deux exemples prouvent l'efficacité de la méthodologie développée.

### 4.3.2. Commande à séquençement de gain

Cette étude est menée en collaboration avec MBDA (France et UK) et l'université de Leicester [PTS09b], [PTS10]. Le projet a pour but la définition de correcteurs permettant le pilotage d'engins volants sur un grand domaine de vol. Il est en effet bien connu que les caractéristiques aérodynamiques d'un engin volant fluctuent énormément en fonction notamment de l'altitude, des angles d'incidence et de dérapage ou encore du nombre de Mach. Dans le projet, plusieurs techniques de conception de correcteurs séquencés et donc variant dans le temps en fonction des caractéristiques de l'engin sont étudiées et comparées à l'aide d'un benchmark fourni par MBDA. Pour des raisons de confidentialité, il est clair que nous ne donnerons pas de détails ici sur ce benchmark. La structure mathématique du modèle étudié est néanmoins très proche des modèles classiques de missile [Rei92], [WPB95].

Nous nous sommes intéressés dans un premier temps à la synthèse d'un correcteur à séquençement de gains pour la chaîne de tangage. Suivant la procédure générale pour la synthèse de correcteurs interpolés [LL00], [RS00], une linéarisation du modèle non linéaire a été effectuée pour plusieurs points de fonctionnement, paramétrée par l'angle d'incidence et le nombre de Mach. Le modèle linéarisé autour d'un point d'équilibre  $(\alpha_0, M_0)$  s'écrit alors sous la forme générale :

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \dot{q}_\delta(t) \\ \dot{\alpha}_\delta(t) \end{pmatrix} &= \mathbf{A}(\alpha_0, M_0) \begin{pmatrix} q_\delta(t) \\ \alpha_\delta(t) \end{pmatrix} + \mathbf{B}(\alpha_0, M_0) u_\delta(t) \\ \Gamma_\delta(t) &= \mathbf{C}(\alpha_0, M_0) \begin{pmatrix} q_\delta(t) \\ \alpha_\delta(t) \end{pmatrix} + \mathbf{D}(\alpha_0, M_0) u_\delta(t) \end{aligned} \quad (\text{Eq. 4.8})$$

Avec :

- $\alpha$  l'angle d'incidence ;
- $M$  le nombre de Mach ;
- $q$  la vitesse de rotation en tangage ;
- $u$  la commande des gouvernes ;
- $\Gamma$  l'accélération verticale.

L'indice  $\delta$  signifie que l'on considère des variations par rapport au point d'équilibre ; l'indice 0 caractérise le point d'équilibre.

L'étape suivante consiste à calculer des correcteurs pour chacun des points de fonctionnement considérés afin d'asservir l'accélération verticale. Pour ce faire, nous avons choisi de calculer dans un premier temps un correcteur Linéaire Quadratique avec action intégrale, ce qui conduit, le système (4.8) étant d'ordre 2, à déterminer trois gains de retour  $(K_1, K_2, K_3)$ . Dans un deuxième temps, il s'agit de robustifier le système pour prendre en compte la dynamique de l'actionneur et des capteurs et d'incorporer un filtre trou afin de contrer les modes de flexion de la structure de l'engin. Pour ce faire, les gains calculés sont conservés comme filtres compensateurs pour la synthèse d'un

correcteur  $H_\infty$  Loop Shaping [GM89], [MG92]. Remarquons que nous avons utilisé un correcteur sous-optimal, permettant d'avoir naturellement un correcteur sous forme observateur / retour d'état favorisant l'interpolation.

Finalement, le calcul du correcteur pour un point de fonctionnement donné revient à choisir des matrices de pondération  $(\mathbf{Q}, \mathbf{R})$  pour le régulateur Linéaire Quadratique initial. Cela peut se faire assez facilement par essais et erreurs. Le problème qui se pose est le fait que ce réglage doit se faire pour chaque point de fonctionnement. Cette procédure peut donc devenir rapidement fastidieuse du fait du nombre de correcteurs à calculer, et il est donc nécessaire de définir une procédure systématique pour ce réglage. Nous avons décidé ici de reformuler le problème de réglage des correcteurs locaux en un problème d'optimisation (un pour chaque point de fonctionnement) :

$$\begin{aligned} & \min_{\mathbf{Q}, \mathbf{R}} t_r(\mathbf{Q}, \mathbf{R}) \\ & s.c \begin{cases} \Delta\varphi(\mathbf{Q}, \mathbf{R}) \geq 45^\circ \\ \Delta G(\mathbf{Q}, \mathbf{R}) \geq 6dB \end{cases} \end{aligned} \quad (\text{Eq. 4.9})$$

Avec :

- $t_r(\mathbf{Q}, \mathbf{R})$  le temps de réponse à 5% en boucle fermée obtenu en considérant le système linéarisé et le correcteur calculé à partir des matrices de pondération  $(\mathbf{Q}, \mathbf{R})$  ;
- $\Delta\varphi(\mathbf{Q}, \mathbf{R})$  la marge de phase obtenue en considérant le système linéarisé et le correcteur calculé à partir des matrices de pondération  $(\mathbf{Q}, \mathbf{R})$  ;
- $\Delta G(\mathbf{Q}, \mathbf{R})$  la marge de gain obtenue en considérant le système linéarisé et le correcteur calculé à partir des matrices de pondération  $(\mathbf{Q}, \mathbf{R})$ .

Le problème d'optimisation obtenu est bien sûr très délicat à résoudre (nombreux minima locaux, fonctions de coûts et de contraintes n'ayant pas d'expression analytique...). Nous avons donc eu recours à un algorithme d'optimisation par essaim particulière tel que celui décrit dans le chapitre 3. En outre, l'utilisation des valeurs de paramètres « standard » a permis d'obtenir une méthode sans réglage de paramètre.

La suite de l'étude, non détaillée ici, a consisté à étendre les résultats aux autres voies (lacet et roulis), puis à comparer le correcteur interpolé mono-axe à une synthèse LPV [AGB95], [AG95], [Pac94], [FAG96]. Concernant la synthèse LPV, le réglage des pondérations a pu être optimisé par essaim particulière également.

## 4.4. Extension de résultats d'optimisation dans un contexte de boucle fermée

### 4.4.1. Principe général

L'optimisation d'un système peut souvent être vue comme une commande en boucle ouverte de ce système : elle permet de déterminer une séquence de commande optimale permettant de satisfaire un objectif donné. C'est typiquement ce que l'on fait lorsqu'on résout le problème d'Unit Commitment de la section 4.2. Il est évident que cette commande ne peut être appliquée directement au système. En effet :

- Ce résultat d'optimisation a été obtenu à partir d'un modèle souvent très simplifié du système. Ces simplifications ont été nécessaires afin d'avoir un modèle suffisamment rapide pour l'optimisation.
- Il existe de nombreuses incertitudes paramétriques.
- Il existe de nombreuses perturbations agissant sur le système.

Ces incertitudes peuvent avoir un impact d'autant plus grave que la solution optimale calculée se trouve généralement en limite de contraintes : c'est en saturant une ou des contraintes qu'on obtient les meilleures performances.

Afin d'utiliser les résultats d'optimisation dans un contexte de boucle fermée, une façon relativement courante de faire est d'utiliser le principe de l'horizon fuyant : l'optimisation est réalisée à chaque période d'échantillonnage, la première commande de la séquence calculée est envoyée au système, puis on remet à jour le modèle utilisé pour l'optimisation à la période d'échantillonnage suivante où le problème d'optimisation est à nouveau résolu. Nous avons déjà vu cette approche aux paragraphes 2.2.1 et 2.2.2.

Nous avons de plus appliqué cette stratégie pour des problèmes de gestion de l'énergie et sur un benchmark ABB de ventilation minière.

### 4.4.2. Gestion de l'énergie

Nous reprenons ici le problème d'affectation d'unités de la section 4.2. L'optimisation présentée suppose que toutes les grandeurs sont connues. Ceci est bien sûr faux, notamment en ce qui concerne la demande des consommateurs  $Q_n^{dem}$  de l'équation (4.3) qui est en réalité prédite à partir de données météorologiques et de différents facteurs sociaux.

Nous avons présenté dans [SO07] l'utilisation du principe de l'horizon fuyant pour résoudre le problème, l'optimisation en ligne étant réalisée par l'algorithme hybride colonie de fourmis / algorithme génétique de la section 4.2.3.4. Le problème résolu fait partie d'une classe de problèmes plus générale, à savoir la commande prédictive sous

contrainte des systèmes hybrides [BBM98]. La méthodologie proposée peut s'étendre, sous réserve, comme toujours pour ce type de problème, que l'optimisation en ligne puisse être réalisée en un temps inférieur à la période d'échantillonnage.

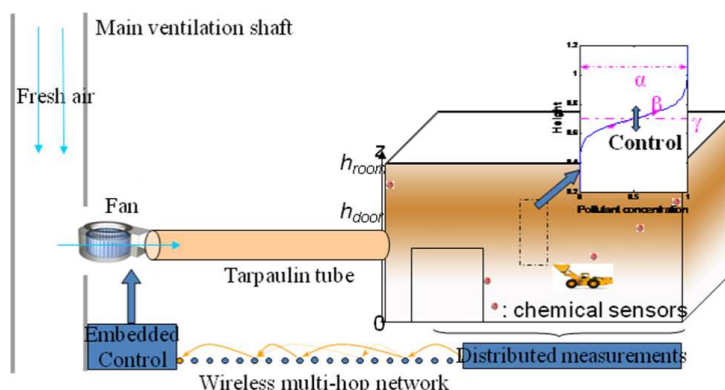
Avec le même type d'approche, nous avons proposé le pilotage d'un réseau de chauffage urbain, tel que celui décrit dans la section 2.2.1 [SO09], [SFT05c]. Sur le fond le problème est identique : il s'agit de robustifier le pilotage d'un réseau de production d'énergie afin de le rendre insensible aux erreurs de prédiction sur la courbe de charge. La différence réside néanmoins au niveau de la structure mathématique du problème, puisque les grandeurs de commande sont des températures de fourniture d'eau chaude. Il s'agit donc d'un problème en variables réelles. En revanche, le modèle utilisé fait intervenir des équations aux dérivées partielles pour décrire la propagation de l'énergie au sein du réseau de distribution. Les algorithmes d'optimisation utilisés sont des méthodes de quasi Newton dans [SFT05c] et d'essaim particulaire dans [SO07].

Enfin, le couplage entre la production et la distribution dans le cas de réseau de chauffage urbain a été étudiée dans [San09].

Remarquons pour finir ce paragraphe, que les systèmes étudiés dans ce paragraphe 4.4.2, et notamment les réseaux de chauffage urbain, sont complexes en termes de modélisation, mais relativement faciles à piloter. Il faut entendre par là qu'ils sont « inconditionnellement stables ». En effet, dans le cas des réseaux de chauffage urbain, si on ne produit pas assez, le client n'aura pas toute l'énergie demandée, mais cela ne met pas en péril le fonctionnement du réseau de distribution du fait du fonctionnement des échangeurs de chaleur. Inversement, si on produit trop d'énergie, le surplus sera naturellement stocké (aux pertes thermiques près) dans le réseau de distribution d'eau chaude.

### 4.4.3. Ventilation minière

Le problème considéré ici est un benchmark ABB représenté sur la figure 4.4.



**Figure 4.4**– Problème de ventilation minière

La ventilation est réalisée par une turbine connectée à la surface via un puits vertical. Des ventilateurs envoient l'air frais à chaque niveau de forage. A l'intérieur de la mine,

des engins travaillent et rejettent des polluants nocifs pour l'être humain. Ces polluants sont naturellement expulsés à l'extérieur du fait du gradient de pression occasionné par l'introduction d'air frais. L'objectif de la régulation est de maintenir une qualité de l'air suffisante (c'est-à-dire avec des concentrations faibles en polluants) en agissant sur les ventilateurs.

La concentration d'un polluant  $j$  à l'altitude  $z$  est modélisé par :

$$c_j(z, t) = \frac{\alpha_j(t)}{1 + e^{-\beta_j(t)(z - \gamma_j(t))}} \quad (\text{Eq. 4.10})$$

avec  $\alpha_j(t)$  l'amplitude,  $\beta_j(t)$  la dilatation et  $\gamma_j(t)$  l'inflexion de la distribution. Ces grandeurs constituent les variables d'état du problème et obéissent à une équation non linéaire de la forme :

$$\begin{aligned} & [\dot{\alpha}_1(t) \quad \dot{\beta}_1(t) \quad \dot{\gamma}_1(t) \quad \dots \quad \dot{\alpha}_n(t) \quad \dot{\beta}_n(t) \quad \dot{\gamma}_n(t)]^T \\ & = f \left( \begin{array}{l} \alpha_1(t), \beta_1(t), \gamma_1(t), \dots, \\ \alpha_n(t), \beta_n(t), \gamma_n(t), u(t), \dot{m}_{in}(t) \end{array} \right) \end{aligned} \quad (\text{Eq. 4.11})$$

Où  $\dot{m}_{in}(t)$  représente les émissions de polluants par les engins. Il s'agit d'une perturbation pour notre système.

Le problème se traduit naturellement comme un compromis entre la qualité de l'air et l'énergie utilisée par les ventilateurs. Nous allons le traduire en un critère d'optimisation très semblable à celui de la commande prédictive :

$$\begin{aligned} & \min_{\{u_i\}_{i=1, \dots, N_u}} \int_{kT}^{kT+N} \left[ \sum_j (\hat{y}_j(\tau) - y_{j,des}(\tau))^2 + \lambda u^2(\tau) \right] d\tau \\ & \text{avec : } u(\tau) = u_i \\ & \text{pour } \tau \in [kT + (i-1)N/N_u, kT + iN/N_u[ \end{aligned} \quad (\text{Eq. 4.12})$$

avec  $N_u$  le nombre de degrés de liberté dans la loi de commande,  $N$  l'horizon de prédiction,  $T$  la période,  $\hat{y}_j(\tau)$  la concentration en polluant  $j$  prédite par le modèle (4.11) à partir de prédiction des émissions de polluants,  $u(\tau)$  la commande des ventilateurs supposée constante sur une période d'échantillonnage,  $y_{j,des}(\tau)$  la concentration désirée, et  $\lambda$  un facteur de pondération.

Les contraintes à satisfaire sont un niveau de polluant maximum  $y_j^{\max}$  à respecter à une altitude  $z_r$  fixée :

$$y_j(t) = c_j(z_r, t) \leq y_j^{\max} \quad (\text{Eq. 4.13})$$

Le problème (4.12) est résolu en utilisant le simplexe de Nelder Meald, et le système bouclé par le principe de l'horizon fuyant. Les résultats obtenus dans [WIS09], où cette approche a été comparée avec une approche basée sur la commande de système hybride

montrent des résultats tout à fait satisfaisants en termes de compromis qualité de l'air / énergie de commande.

## 4.5. Conclusions

Nous avons présenté dans ce chapitre un certain nombre d'applications industrielles qui utilisent les méthodologies développées au Département Automatique de Supélec. Ainsi, nous avons successivement présenté la résolution du problème d'affectation d'unités, l'utilisation de l'optimisation par essaim particulaire pour la synthèse  $H_\infty$  et le calcul de correcteurs interpolés, et l'utilisation du principe de l'horizon fuyant pour boucler le système à partir de résultats d'optimisation.

Comme l'a montré notamment la section 4.3, les méthodes basées sur l'utilisation de métaheuristiques intéressent grandement nos partenaires industriels et ce pour plusieurs raisons. La raison principale est le fait que l'on peut résoudre le problème initial sans aucune reformulation du cahier des charges et tenant compte dès la phase de synthèse de toutes les contraintes. De plus, en utilisant des méthodes sans réglage de paramètres, la résolution peut être faite par des personnels ne connaissant pas forcément les méthodes sous jacentes, que cela soit en termes d'Automatique ou d'optimisation.

Outre l'intérêt théorique d'étudier les algorithmes stochastiques pour la résolution de problèmes d'automatique, cet intérêt industriel prouve le potentiel de ces méthodes. Ce chapitre, d'une part, ferme la boucle par rapport au chapitre 2 dans la mesure où il retourne à des applications industrielles. Dans le chapitre 2, la problématique initiale était reformulée pour conduire à la résolution exacte d'un problème approché. Dans ce chapitre, nous avons exploité une deuxième approche qui est la résolution approchée du problème initial. D'autre part, ce chapitre a déjà un pied dans les perspectives des travaux de recherche, puisque la finalité de ces travaux est toujours le transfert des méthodes vers l'industrie.

Pour terminer l'exposé de ces travaux de recherche, il convient d'insister sur le rôle de l'optimisation pour la résolution de problèmes d'automatique. Résoudre un problème d'optimisation peut sembler pour le novice un peu magique dans le sens où, sans connaître réellement l'Automatique, il sera capable de régler un correcteur en utilisant des méthodes avancées. En réalité il n'en est rien. En effet, un algorithme d'optimisation ne résout que ce qu'on lui donne à résoudre. Poser le problème de façon intelligente nécessite une connaissance fine à la fois du système que l'on étudie et des méthodes d'optimisation. Enfin, il ne faut pas oublier qu'un algorithme d'optimisation appartient au redoutable monde du calcul numérique. Il convient donc de toujours valider les solutions obtenues et leur cohérence à l'aune de la connaissance a priori disponible pour le problème traité.

*Troisième partie :*

*Projet de recherche*





# Chapitre 5

## Projet de recherche

<b>5.1. Introduction .....</b>	<b>111</b>
<b>5.2. Perspectives à court terme.....</b>	<b>111</b>
5.2.1. Collaborations industrielles en cours .....	111
5.2.2. Synthèse de correcteurs d'ordre réduit.....	112
5.2.3. Analyse de robustesse .....	113
5.2.4. Optimisation robuste .....	114
5.2.5. Métaheuristiques pour l'industrie .....	115
<b>5.3. Perspectives à moyen terme.....</b>	<b>115</b>
5.3.1. Problèmes d'automatique potentiellement traités avec des métaheuristiques .....	115
5.3.2. Collaborations avec la communauté « métaheuristiques ».....	116
5.3.3. Optimisation et commande prédictive .....	116
<b>5.4. Perspectives à long terme.....</b>	<b>117</b>
5.4.1. Modélisation de systèmes complexes .....	117
5.4.2. Inversion des rôles automatique / optimisation.....	118



## 5.1. Introduction

Nous avons présenté dans les chapitres précédents une synthèse des travaux de recherche. Ceux-ci s'articulent autour de trois axes : la modélisation, l'optimisation et la commande de systèmes industriels, le développement de méthodologies pour l'automatique fondée sur les métaheuristiques, et le transfert de ces méthodes vers l'industrie. En schématisant, les collaborations industrielles du chapitre 2 s'appuient généralement sur une formalisation de problématiques industrielles qui se traduisent par une modélisation adaptée de ce problème pour que celui-ci puisse être résolu par des méthodes classiques ad hoc. Nous avons ensuite montré les limites possibles de cette approche lorsque les systèmes deviennent « trop » complexes ou que l'on désire optimiser les paramètres de réglages des méthodes de synthèse classiques. Cela nous a conduits au développement de méthodes utilisant des algorithmes stochastiques présentées au chapitre 3. Enfin, nous avons commencé à présenter des transferts de ces méthodes vers l'industrie au chapitre 4 en insistant sur le fort potentiel et le ressenti favorable qu'elles peuvent avoir au sein des industriels.

Le projet de recherche va naturellement tenter de poursuivre les voies ouvertes pour étendre, exploiter et capitaliser les travaux entrepris. Nous séparons dans la suite les perspectives à court terme qui concernent des travaux en cours ou qui vont démarrer prochainement, des perspectives à plus long terme.

## 5.2. Perspectives à court terme

### 5.2.1. Collaborations industrielles en cours

Quelques collaborations industrielles sont actuellement en cours. Parmi celles-ci se trouve l'étude réalisée avec MBDA et l'université de Leicester présentée au paragraphe 4.3.2. Les étapes à venir vont permettre de valider plus avant la démarche de synthèse de correcteurs interpolés à partir d'optimisation par essaim particulière. En effet, l'objectif est de complexifier le problème étudié en effectuant une synthèse trois axes pour tenir compte des couplages entre les voies de tangage, de lacet et de roulis. La synthèse du correcteur devra donc être pleinement multivariable, ce qui entraînera une augmentation du nombre de variables de décision dans l'algorithme d'optimisation par essaim particulière.

Une autre collaboration a actuellement lieu avec Renault et la société LMS qui commercialise le logiciel de simulation AMESim. Cette collaboration a lieu dans le cadre beaucoup plus général du projet CSDL (Complex System Design Lab). Ce projet a pour but le développement d'un environnement collaboratif important permettant la simulation et l'optimisation de systèmes complexes. Il regroupe plusieurs industriels (Renault, Dassault, MBDA...) qui proposent chacun un cas d'étude représentatif des

problématiques abordées, des éditeurs de logiciel de simulation (LMS, Enginsoft, Ansys...) qui apportent chacun leur spécificité en termes de niveau de modélisation et simulation (simulation par éléments finis, orientée commande...), et des institutions académiques (Supélec, Centrale Paris, Mines de Paris...) qui mettent à disposition leur savoir faire en termes de méthodologies d'étude. Parmi les points étudiés se trouvent la réduction de modèles (au sens passage d'un modèle à éléments finis à un modèle utilisable pour la commande), la propagation d'incertitudes dans les codes de calcul, et les méthodologies permettant de renseigner les modèles.

L'implication du Département Automatique, associé au Département Electrotechnique et Systèmes d'Energie, a lieu dans le cadre du cas d'étude Renault sur le véhicule électrique, dans la continuité des travaux de thèse de NOËLLE JANIAUD [Jan11]. Il s'agit de développer des modèles de machines électriques prenant en compte la saturation magnétique et les pertes fers et d'optimiser les lois de commande associées. Les méthodologies devront être implantées au sein du logiciel AMESim.

D'autres collaborations industrielles effectuées dans le cadre de thèses de doctorat sont présentées dans les sections 5.2.2 et 5.2.3.

### 5.2.2. Synthèse de correcteurs d'ordre réduit

Un axe important des travaux actuels concernent la synthèse de correcteurs d'ordre réduit ou structurés, calculés notamment dans un formalisme de type  $H_{\infty}$ . En effet, la synthèse de correcteurs robustes multivariables par un tel formalisme est une technique de commande avancée des systèmes qui a désormais fait ses preuves dans le domaine industriel (aéronautique, aérospatial...). L'une des difficultés sous-jacentes à ce type de méthodes demeure l'ordre du correcteur obtenu. En effet, une contrainte sur l'ordre du correcteur entraîne la perte de la convexité du problème de synthèse. Historiquement, la difficulté était contournée soit en réduisant a posteriori le correcteur obtenu, soit en adaptant les outils de l'optimisation convexe sans garantie d'optimalité. Plus récemment, l'optimisation non convexe a permis quelques avancées dans le domaine [Bom07], [Sim09] (optimisation non lisse), [YS11] (optimisation par essaim particulière).

Dans ce contexte, la thèse CIFRE de SERGE HIRWA, effectuée en collaboration avec la Sagem et encadrée par GILLES DUC et moi-même, a démarré en juillet 2010. Cette thèse s'intitule « Méthodes de commande avancées appliquées aux viseurs » qui s'inscrit dans le cadre de l'activité Viseurs Hélicoptères de Sagem Défense Sécurité. Le système concerné est un viseur type Boule Gyro-Stabilisée 4 axes. La synthèse des correcteurs doit faire face aux contraintes industrielles suivantes :

- performances demandées toujours accrues, tant en précision de pointage qu'en performances dynamiques ;
- contraintes d'implémentation hardware obligeant à optimiser grandement les correcteurs et notamment leur ordre.

Les premiers travaux entrepris ont concerné l'identification du système. Le modèle correspondant est caractérisé par de nombreux modes souples. Parallèlement, le système est soumis à de fortes perturbations harmoniques dues par exemple aux vibrations induites par le mouvement des pales de l'hélicoptère. Ces perturbations imposent l'introduction de réjecteurs dans le correcteur et augmentent d'autant son ordre.

Plusieurs techniques de synthèse de correcteurs d'ordre réduit dans un contexte de synthèse  $H_\infty$  standard ou Loop Shaping ont déjà été testées sur des modèles simplifiés :

- réduction a posteriori ;
- utilisation de solveurs basés sur l'optimisation non convexe tels HIFOO [BHL06] ou la routine 'hinfstruct' de Matlab [Sim09] ;
- utilisation d'une heuristique développée dans [VM97] qui synthétise un correcteur réduit à partir d'un pré-correcteur. Ce pré-correcteur peut par exemple être calculé à partir de la méthode développée dans [TL09].

Après de premiers tests concluants, les travaux futurs s'orientent vers une complexification du problème traité en abordant des structures de commande multivariables (plusieurs mesures disponibles), une introduction d'une correction par anticipation permettant de lutter efficacement contre les vibrations, et une étude approfondie de la robustesse de la loi de commande obtenue. En effet, une grande dispersion des valeurs numériques du système est observée lors de la production en série.

Cette thématique de synthèse de correcteurs d'ordre réduit est également un thème majeur de l'équipe-projet INRIA DISCO à laquelle je participe en tant que chercheur associé.

### 5.2.3. Analyse de robustesse

L'analyse de la robustesse d'une loi de commande est un point clé de l'automatique dans un contexte industriel. C'est pourquoi la thèse de JULIEN CHAUDENSON, effectuée en collaboration avec Astrium, l'ESA et l'université de Stuttgart, a débuté en octobre 2010. Cette thèse est co-encadrée par DOMINIQUE BEAUVOIS, CARSTEN SCHERER et moi-même et porte sur l'analyse de robustesse des systèmes non linéaires avec application aux lanceurs spatiaux en phase balistique. J'ai obtenu une dérogation du Conseil Scientifique de l'université Paris XI pour être le directeur de thèse.

L'objectif général de la thèse est d'étendre les méthodes, actuellement utilisées pour valider les lois de commande des lanceurs, pour prendre en compte les non linéarités du système. Actuellement, la validation des lois de commande est en effet effectuée à l'aide d'outils désormais classiques de l'automatique linéaire (marges de stabilité,  $\mu$ -analyse...) à partir de modèles linéarisés, ou de campagnes intensives et donc coûteuses en temps de calcul de simulations du modèle non linéaire (validation de type Monte Carlo).

Les travaux se sont pour l'instant concentrés sur la définition de modèles non linéaires, à une et trois dimensions, représentatifs du système, obtenus à partir du simulateur complet du lanceur. L'objectif de la définition de ces modèles était d'avoir des benchmarks suffisamment simples mais intégrant les principales non linéarités du système afin de tester les différentes méthodes d'analyse de robustesse. Dans un deuxième temps, les outils classiques d'étude de stabilité ont été utilisés pour obtenir des conditions, souvent conservatives, de stabilité à partir de modèles linéarisés.

Il s'agit désormais de traiter le cas des non linéarités. Pour ce faire, la piste envisagée concerne l'utilisation des IQCs (Contraintes Intégrales Quadratiques) [Jon97], [MR97], [KMJ04], [KS09] par exemple. Parmi les différentes non-linéarités et retards présents dans les modèles, certains peuvent être pris en compte par les toolboxes disponibles. En revanche, d'autres non linéarités plus « exotiques » (PWM par exemple) nécessiteront une réflexion poussée afin de définir des multiplieurs adaptés au problème.

#### 5.2.4. Optimisation robuste

Lorsque l'on cherche à optimiser le fonctionnement d'un système, l'optimum est généralement de se placer en limite de contraintes. Ceci est généralement incompatible avec le pilotage d'un système réel. En effet, l'optimisation a toujours été effectuée à partir d'un modèle du système. Il existe forcément des incertitudes de modélisation (certains phénomènes sont négligés par exemple) et des incertitudes paramétriques (les paramètres du modèle sont identifiés à partir de résultats expérimentaux). Dès lors, l'application du pilotage optimal calculé au système réel entraînera une variation par rapport à ce qui été prédit par le modèle et l'optimisation, et donc bien souvent une violation des contraintes. Ainsi, optimisation et robustesse sont-elles des notions contradictoires.

C'est dans ce contexte que se place l'optimisation robuste. Une vaste littérature existe sur le sujet, [Sah04], [BD96], [CSW03], [MVZ95] par exemple, abordant différentes techniques et notamment la notion d'optimisation avec recours. La thèse d'HENRI BORSENBERGER, co-encadrée par PHILIPPE DESSANTE du Département Electrotechnique et Systèmes d'Energie de Supélec et moi-même est actuellement en cours de finalisation. Cette thèse porte sur l'optimisation robuste de systèmes complexes avec application aux réseaux d'énergie. Le cas d'étude considéré est celui de l'affectation d'unités présenté au paragraphe 4.2. Cet exemple présente en effet de nombreuses incertitudes que nous avons étudiées :

- Incertitudes sur la demande d'énergie de la part des consommateurs ;
- Incertitudes sur les coûts de production [BDS11]. C'est typiquement le cas lorsque le système de production d'énergie présente des incinérateurs ou des systèmes de cogénération.
- Incertitudes sur la capacité maximale de production. C'est le cas pour des installations photovoltaïques ou éoliennes.

Les travaux effectués ont porté sur des méthodes d'optimisation robuste déterministes (à base de relaxation lagrangienne) applicables aux problèmes d'optimisation mixte (nombreuses variables binaires).

Les perspectives de ces travaux concernent d'une part l'utilisation de méthodes approchées pour des cas de très grande dimension, et d'autre part la prise en compte du réseau de distribution. Dans ce dernier cas, les modèles d'optimisation sous-jacents n'ont pas toujours d'expressions analytiques (c'est le cas des réseaux de chauffage urbain). D'autre part, ils sont relativement longs à simuler ce qui limite le nombre d'évaluations des fonctions de coût et de contraintes.

### **5.2.5. Métaheuristiques pour l'industrie**

Nous avons exposé au paragraphe 4.3 un certain nombre d'exemples concrets où l'utilisation de méthodes d'optimisation métaheuristiques a trouvé un écho très favorable chez les industriels. Dans ce cadre, une thèse a débuté en janvier 2012 entre le département Automatique de Supélec et la Sagem portant sur l'optimisation des asservissements des viseurs par les métaheuristiques.

La Sagem est en effet parti d'un constat que nous avons déjà fait, à savoir que les méthodes d'automatique dites avancées employées pour la synthèse des correcteurs robustes linéaires ont permis à l'ingénieur de synthétiser ou d'adapter des correcteurs rapidement, facilement et surtout robustes aux incertitudes du système. En revanche, les méthodes de travail employées nécessitent, d'une part, encore plusieurs itérations de synthèses, et d'autre part un certain degré d'expérience de la part du concepteur.

Les objectifs de la thèse seront donc d'utiliser les algorithmes métaheuristiques pour améliorer et accélérer le réglage des correcteurs. En outre, l'utilisation de tels algorithmes rendra possible la prise en compte d'éléments non linéaires tels que les frottements lors de la phase de synthèse.

Le démarrage de cette thèse montre une nouvelle fois l'intérêt que porte le monde industriel pour le type de méthodes développées.

## **5.3. Perspectives à moyen terme**

### **5.3.1. Problèmes d'automatique potentiellement traités avec des métaheuristiques**

Nous avons présenté dans ce manuscrit plusieurs problèmes d'automatique résolus en ayant recours à des méthodes de type métaheuristiques. Voici une liste non exhaustive de problèmes qu'il nous semble possible de résoudre à l'aide de tels algorithmes :

- Identification de systèmes dynamiques non linéaires ;



- Identification de modèles de frottements ;
- Synthèse de correcteurs structurés multi-variables ;
- Synthèse mixte  $H_2 / H_\infty$  avec prise en compte de contraintes diverses ;
- Synthèse de filtres à partir de gabarits fréquentiels quelconques ;
- Commande prédictive non linéaire ;
- Optimisation du volume du domaine de stabilité garanti ;
- $\mu$ -synthèse ;
- ...

### 5.3.2. Collaborations avec la communauté « métaheuristiques »

Dans les exemples donnés dans les chapitres 3 et 4, nous avons toujours privilégié les variantes d'algorithmes les plus simples et avec des valeurs de paramètres relativement standard. En effet, nous sommes partis des constats suivants :

- Il y aurait peu à gagner à transformer un problème de réglage de paramètres d'une loi de commande en un problème de réglage de paramètres d'un algorithme d'optimisation ;
- Les méthodologies développées ont pour but d'être utilisées dans un contexte industriel et donc par des personnels n'ayant généralement pas de connaissance des méthodes d'optimisation stochastiques ;
- Nous recherchons des méthodes relativement génériques, donc ayant une certaine robustesse vis-à-vis du problème traité. Le but n'était donc pas de trouver la variante la meilleure possible pour résoudre un problème donné.

Les travaux effectués ont permis de prouver la viabilité des approches proposées [San09b], [San11] et le fort potentiel de ces méthodes dans le domaine de l'automatique. Il convient désormais de pousser plus avant les travaux en recherchant des collaborations avec des laboratoires dont les métaheuristiques sont le thème de recherche principal.

### 5.3.3. Optimisation et commande prédictive

Comme nous l'avons dit à plusieurs reprises, la commande prédictive est caractérisée par la résolution de problèmes d'optimisation en ligne. Très récemment, des travaux ont eu lieu pour aborder l'optimisation de fonctions coûteuses, c'est-à-dire des fonctions dont l'évaluation est très longue [Vil08]. Une telle approche pourrait sans doute être utilisée en Automatique, notamment pour la commande prédictive non linéaire. Dans ce domaine, le point bloquant est toujours la résolution en ligne de problèmes d'optimisation, la résolution devant se faire dans le temps d'une période

d'échantillonnage. Afin de minimiser les temps de résolution pour les faire tenir en une période d'échantillonnage, une façon de faire pourrait être de diminuer le nombre d'évaluations de la fonction coût (qui ici ne serait pas réellement coûteuse).

Une autre perspective intéressante concerne la robustification des lois de commande prédictive. Des travaux ont eu lieu, notamment au Département Automatique pour robustifier ces lois de commande en utilisant par exemple la paramétrisation de Youla [Sto08]. Ces techniques sont généralement des techniques d'optimisation off-ligne. Il nous semblerait intéressant pour robustifier, cette fois-ci en ligne, la loi de commande d'utiliser des techniques d'optimisation robuste pour résoudre le problème à chaque pas de temps, prenant en compte des incertitudes sur la fonction de coût et les contraintes, et donc sur la modélisation du système.

## **5.4. Perspectives à long terme**

### **5.4.1. Modélisation de systèmes complexes**

Dans le cadre de systèmes complexes, le modèle initial permettant une simulation représentative du comportement du système est généralement inutilisable dans une optique d'optimisation ou de commande. Dès lors, il est nécessaire de disposer d'une batterie de modèles, chacun étant développé pour un objectif particulier (dimensionnement, simulation, optimisation, commande...). La structure des modèles reste néanmoins identique, et il serait intéressant de réfléchir à une « méta modélisation », permettant une manipulation efficace des modèles (modélisation objet, approches formelles, langage de description basé sur les approches objet...), indépendamment du but recherché.

L'élaboration des modèles passe généralement par une agrégation de sous systèmes, permettant d'obtenir des modèles globaux, sous l'hypothèse que ces modèles agrégés soient représentatifs, à l'échelle considérée, des phénomènes locaux. La formalisation de cette approche reste à effectuer et il serait intéressant d'explorer plus avant le passage des informations d'un niveau local au niveau global.

Enfin, il est apparu, au cours de nos travaux, que le choix de la causalité des modèles pouvait s'avérer crucial. D'autre part, le choix des variables de commande (ou d'optimisation) peut conduire à des expressions plus ou moins compliquées des critères et des contraintes. Ce choix est souvent à faire au cas par cas. Il peut utiliser un choix non physique du point de vue de la causalité mais correspondant à un simple changement de variables du point de vue de l'optimisation, les variables de commande pouvant être retrouvées a posteriori, en fonction des variables optimisées. La recherche de méthodologies générales de choix de variables et de structures de modèles nous semble une piste de travail à exploiter.

Tous ces aspects liés à la modélisation et à l'organisation des sous modèles sont des points clés dans le cadre de collaborations industrielles comme nous l'avons vu dans le chapitre 2.

Dans le cadre de la réorganisation de la recherche à Supélec en une seule équipe de recherche baptisée « Supélec sciences des Systèmes », trois thèmes transverses ont été définis, à savoir modélisation, analyse et conception dont je suis l'un des coordinateurs scientifiques. Cette volonté de rapprochement devrait permettre des discussions fructueuses au sujet de la modélisation des systèmes complexes, notamment avec le Département Informatique dont l'une des thématiques de recherche constitue la modélisation des systèmes hétérogènes.

#### **5.4.2. Inversion des rôles automatique / optimisation**

Terminons ce chapitre de perspectives par une réflexion plus générale. Dans tous les travaux présentés, l'optimisation apparaît comme un outil au service de l'Automatique. Il serait très intéressant d'inverser les rôles et que les concepts de l'Automatique permettent de résoudre des problèmes d'optimisation, et notamment des problèmes d'optimisation dynamique (la fonction de coût dépend du temps et son optimum fluctue). Dès lors, on peut considérer ce problème d'optimisation comme un système dynamique donc la sortie serait le gradient (en supposant le problème en variables continues, différentiable, et sans contraintes pour simplifier l'exposé), sortie qu'il s'agit de réguler à 0. De telles approches ont déjà été testées, notamment avec la méthode de l'« Extremum seeking » [KW00], [ZSK07], [TNM06], [AG06], [DG05], [GZ03]. De la même façon, des études de convergence d'algorithmes d'optimisation par essaim particulière ont pu être menées [Tre03] en considérant cet algorithme comme un système dynamique discret.

Il y a là un potentiel très intéressant pour l'Automatique.

# Bibliographie

- [ABN07] P. APKARIAN, V. BOMPART, D. NOLL, 2007. Nonsmooth structured control design with application to PID loop-shaping of a process. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 17, no. 14, pp. 1320-1342.
- [ACL05] K. H. ANG; G. CHONG, Y. LI, 2005. PID control system analysis, design, and technology. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 13, no. 4, pp.559-576.
- [AEF05] J. E. ALVAREZ-BENITEZ, R. M. EVERSON, J. E. FIELDSSEND, 2005. A MOPSO algorithm based exclusively on Pareto dominance concepts. *Lecture Notes in Computer Science*, vol 3410, pp 459-473.
- [AG95] P. APKARIAN, P. GAHINET, 1995. A convex characterization of gain scheduled  $H_\infty$  controllers. *IEEE Transactions on Automatic control*, vol. 40, pp. 853-864.
- [AG06] V. ADETOLA, M. GUAY, 2006. Adaptive output feedback extremum seeking receding horizon control of linear systems. *Journal of Process Control*, vol.16, pp. 521–533.
- [AGB95] P. APKARIAN, P. GAHINET, G. BECKER, 1995. Self-scheduled  $H_\infty$  control of linear parameter-varying systems: a design example. *Automatica*, vol. 31, no. 9, pp. 1251-1261.
- [AGP10] D. ARZELIER, E. N. GRYAZINA, D. PEAUCELLE, T. POLYAK, 2010. Mixed LMI/Randomized methods for static output feedback control design, *Proceedings of the IEEE American Control Conference*, Baltimore, USA.
- [AH01] K.J. ÅSTRÖM, T. HÄGGLUND, 2001. The future of PID control. *Control Engineering Practice*, vol. 9, no. 11, pp. 1163-1175.
- [AN06] P. APKARIAN AND D. NOLL, 2006. Nonsmooth  $H_\infty$  synthesis. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 51, no. 1, pp. 71-86.
- [ANR08] P. APKARIAN, D. NOLL AND A. RONDEPIERRE, 2008. Mixed  $H_2/H_\infty$  control via nonsmooth optimization. *SIAM Journal on Control and Optimization*, vol. 47, no. 3, pp. 1516-1546.

- [ANS09] P. APKARIAN, D. NOLL AND A. SIMOES, 2009. Time-domain control design: a nonsmooth approach. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, vol. 17, no. 6, pp. 1439-1445.
- [ARN11] P. APKARIAN, L. RAVANBOD-HOSSEINI, D. NOLL, 2011. Time domain constrained  $H_\infty$  synthesis. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 21, no. 2, pp. 197-217.
- [Arv01] L. ARVASTSON, 2001. Stochastic modelling and operational optimization in district heating systems. *PhD. Thesis, Lund Institute of Technology, Centre for Mathematical Sciences, Mathematical Statistics*, ISBN 91-628-4855-0.
- [BA95] C. BOHN, D. P. ATHERTON, 1995. An analysis package comparing PID antiwindup strategies. *IEEE Control System Magazine*, vol. 15, no. 2, pp. 34-40.
- [BAN08] V. BOMPART, P. APKARIAN, D. NOLL, 2008. Control design in the time- and frequency domains using nonsmooth techniques. *Systems & control letters*, vol. 57, no. 3, pp. 271-282.
- [BBR95] A. BENONYSSON, B. BOHM, H. F. RAVN, 1995. Operational optimization in a district heating system. *Energy Conversion Management*, vol. 36, no. 5, pp. 297-314.
- [BBM98] M. S. BRANICKY, V. S. BORKAR, S. K. MITTER, 1998. A unified framework for hybrid control: model and optimal control theory. *IEEE Transaction on Automatic Control*, vol. 43, pp. 31-45.
- [BC02] M. BORYCZKA, Z. J. CZECH, 2002. Solving approximation problems by ant colony programming. *Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference*, New York, USA.
- [BCW02] M. BORYCZKA, Z. J. CZECH, W. WIECZOREK, 2002. Ant colony programming for approximation problems. *Proceedings of the Intelligent Information Systems 2002 Symposium*, Sopot.
- [BD96] J. R. BIRGE, M. A. H. DEMPSTER, 1996. Stochastic programming approaches to stochastic scheduling. *Journal of Global Optimization*, vol. 9, no. 3-4, pp. 417-451.
- [BDS11] H. BORSENBERGER, P. DESSANTE, G. SANDOU, 2011. Unit Commitment with production cost uncertainty: a recourse programming method. *Journal of Energy and Power Engineering*, vol. 5, pp. 164-172.
- [BE93] S. BOYD, L. EL GHAOU, 1993. Methods of centers for minimizing generalized eigenvalues. *Linear Algebra and Applications*, special issue on Numerical Linear Algebra Methods in Control, Signals and Systems, vol. 188, pp. 63-111.
- [Ber01] A. BERRO, 2001. Optimisation multiobjectif et stratégies d'évolution en environnement dynamique. Thèse de doctorat de l'Université des Sciences Sociales de Toulouse I.
- [BFM00a] T. BAECK, D. B. FOGEL, Z. MICHALEWICZ, 2000. *Evolutionary computation 1: basic algorithms and operators*. Institute of Physics Publishing.
- [BFM00b] T. BAECK, D. B. FOGEL, Z. MICHALEWICZ, 2000. *Evolutionary computation 2: advanced algorithms and operators*. Institute of Physics Publishing.

- [BHL06] J. V. BURKE, D. HENRION, A. S. LEWIS, M. L. OVERTON, 2006. HIFOO - A Matlab package for fixed-order controller design and  $H_\infty$  optimization. *Proceedings of the IFAC Symposium on Robust Control Design*, Toulouse, France.
- [BNA07] V. BOMPART, D. NOLL AND P. APKARIAN, 2007. Second-order nonsmooth optimization for  $H_\infty$  synthesis. *Numerische Mathematik*, vol. 107, no. 3, pp. 433-454.
- [Bom07] V. BOMPART, 2007. Optimisation non lisse pour la commande des systèmes de l'Aéronautique. Thèse de doctorat de l'Université Paul Sabatier – Toulouse III.
- [Bou03] A. BOUSCAYROL, 2003. Formalismes de représentation et de commande appliqués aux systèmes électromagnétiques multimachines multiconvertisseurs. Mémoire d'HDR de l'Université des Sciences et Technologies de Lille.
- [BP95] G. BILCHEV, I. PARMEE, 1995. The ant colony metaphor for searching continuous spaces. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 993, pp. 25-39.
- [BW88] D. M. BATES, D. G. WATTS, 1988. *Nonlinear Regression Analysis and Its Applications*. New York: Wiley.
- [CBG90] S. CHEN, S. A. BILLINGS, P. M. GRANT, 1990. Non-linear system identification using neural networks. *International Journal of Control*, vol. 51, no. 6, pp. 1191-1214.
- [CEC05] L. CAGNINA, S. ESQUIVEL, C. A. COELLO COELLO, 2005. A particle swarm optimizer for multi-objective optimization. *Journal of Computer Science & Technology*, vol. 5, no. 4, 2005.
- [CD08] N. CRAPLET, T. DESSENNE, 2008, sous la direction de G. SANDOU. Répartition optimale d'une consigne de puissance/débit sur les groupes turbines d'une centrale hydroélectrique. *Rapport de recherche EDF*.
- [CLL00] C.-P. CHENG, C.-W. LIU, C.-C. LIU, 2000. Unit commitment by Lagrangian relaxation and genetic algorithms. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 15, no. 2, pp. 707-714.
- [CLL02] C.-P. CHENG, C.-W. LIU, C.-C. LIU, 2002. Unit commitment by annealing-genetic algorithm. *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 24, pp. 149-158.
- [CMT97] D. W. CLARKE, C. MOHTADI, AND P. S. TUFFS, 1987. Generalized predictive control – Part I. The basic algorithm. *Automatica*, vol. 23, no. 2, pp. 137-148.
- [Coe99] C. A. C. Coello, 1999. An updated survey of evolutionary multiobjective optimization techniques: state of the art and future trends. *Proceedings of the Congress on Evolutionary Computation*, Washington, USA.
- [CS04] A. CHATTERJEE, P. SIARRY, 2004. Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization. *Computers & Operations Research*, vol. 33, pp. 859–871.

- [CSW03] L. CHENG, E. SUBRAHMANIAN, A. W. WESTERBERG, 2003. Design and planning under uncertainty: Issues on problem formulation and solution. *Computers & Chemical Engineering*, vol. 27, pp. 781-801.
- [CY83] A. I. COHEN, M. YOSHIMURA, 1983. A branch-and-bound algorithm for unit commitment. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. 102, no. 2, pp. 444-451.
- [CW02] K. T. CHAU, Y. S. WONG, 2002. Overview of power management in hybrid electric vehicles. *Energy Conversion and Management*, vol. 43, no. 15, pp. 1953-1968.
- [Dau99] G. DAUPHIN-TANGUY, 1999. Les Bond Graphs et leur application en mécatronique. *Techniques de l'Ingénieur*, no. S7222.
- [Dau00] G. DAUPHIN-TANGUY, 2000. *Les Bond Graphs*. Hermès.
- [DBT00] M. DORIGO, E. BONABEAU, G. THERAULAZ, 2000. Ant algorithms and stigmergy. *Future Generation Computer Systems*, vol. 16, pp. 851-871.
- [DD93] J. DAVID, B. DE MOOR, 1993. The opposite analytic centering for solving minimum rank problems in control and identification. *Proceedings of the 32<sup>nd</sup> IEEE Conference on Decision and Control*, pp. 2901-2902.
- [Dav94] J. DAVID, 1994. Algorithms for analysis and design of robust controllers. PhD Thesis, Department of Electrical Engineering, Leuven.
- [DD94] J. DAVID, B. DE MOOR, 1993. Designing reduce order output feedback controllers using a potential reduction method. *Proceedings of the American Control Conference*, Baltimore, USA, pp. 845-849.
- [DF99] G. DUC, S. FONT, 1999. *Commande  $H_\infty$  et  $\mu$ -analyse – des outils pour la robustesse*. Hermès.
- [DG96] M. DORIGO, L. M. GAMBARDELLA, 1996. A study of some properties of Ant-Q. *Proceedings of PPSN, 4<sup>th</sup> International Conference on Parallel Problem Solving from Nature*, September 22-27, Berlin, Germany, pp. 656-665.
- [DG05] D. DEHAAN, M. GUAY, 2005. Extremum-seeking control of state-constrained nonlinear systems. *Automatica*, vol. 41, pp. 1567 – 1574.
- [DGK89] J. C. DOYLE, K. GLOVER, P. P. KHARGONEKAR, B. A. FRANCIS, 1989. State space solutions to standard  $H_2$  and  $H_\infty$  control problems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol.34, no. 8, pp. 831-847.
- [DH97] E. DOTZAUER, K. HOLMSTRÖM, 1997. Optimal scheduling of cogeneration plants. *Proceedings of the 16<sup>th</sup> International Symposium on Mathematical Programming*, Lausanne, Switzerland.
- [DM97] M. DORIGO, L. M. GAMBARDELLA, 1997. Ant Colony System: a Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, vol. 1, pp. 53-66.
- [DMC96] M. DORIGO, V. MANIEZZO, A. COLORNI, 1996. The ant system: optimization by a colony of cooperating agents. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics – Part B*, vol. 26, no. 1, pp. 1-13.

- [DS01] M. DORIGO, T. STÜTZLE, 2001. An experimental study of the simple ant colony optimization algorithm. *Proceedings of the 2001 WSES International Conference on Evolutionary Computation*, pp. 253-258.
- [DSN99] H. DUO, H. SASAKI, T. NAGATA, H. FUJITA, 1999. A solution for unit commitment using Lagrangian relaxation combined with evolutionary programming. *Electric Power Systems Research*, vol. 51, pp. 71-77.
- [DSW03] J. W. DAVIDSON, D. A. SAVIC, G. A. WALTERS, 2003. Symbolic and numerical regressions: experiments and applications. *Information Sciences*, vol. 150, pp. 95-117.
- [EG00] M. EHRGOTT, X. GANDIBLEUX, 2000. A survey and annotated bibliography of multiobjective combinatorial optimization. *OR Spektrum*, vol. 22, pp. 425-460.
- [EK95] R. C. EBERHART, J. KENNEDY, 1995. A new optimizer using particle swarm theory. *Proceedings of the 6<sup>th</sup> International Symposium on Micromachine and Human Science*, Nagoya, Japan. pp. 39-43.
- [EKK06] T. ESRAM, J. W. KIMBALL, P. T. KREIN, P. L. CHAPMAN, P. MIDYA, 2006. Dynamic maximum power point tracking of photovoltaic arrays using ripple correlation control. *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 21, no. 5, pp. 1282-1291.
- [EOA97] L. EL GHAOU, F. OUSTRY, M. AITRAMI, 1997. A cone complementary linearization algorithm for static output feedback and related problems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 42, no. 8, pp. 1171-1176.
- [Eri94] H. ERIKSON, 1994. Short term operation of district heating systems. School of Mechanical and Vehicular Engineering - Department of Energy Conversion - Postgraduate Program in Energy Conversion.
- [ES00] R. C. EBERHART, Y. SHI, 2000. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization. *Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2000)*, San Diego, CA, USA, pp. 84-88.
- [FAG96] E. FERON, P. APKARIAN, P. GAHINET, 1996. Analysis and synthesis of robust control systems via parameter-dependent Lyapunov functions. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 41, no. 7, pp. 1041-1046.
- [FD87] B. A. FRANCIS, J. C. DOYLE, 1987. Linear control theory with an  $H_\infty$  optimality criterion. *SIAM Journal on Control and Optimization*, vol. 25, pp. 815-844.
- [FLP11] P. FONGARLAND, A. LESIEUR, C. PHILIPPE, 2011, sous la direction de C. KARIMI, P. RODRIGUEZ-AYERBE, G. SANDOU. Dimensionnement et régulation d'une chaîne de conversion de puissance pour panneau solaire. *Rapport de recherche Fondation Ocean Vital*.
- [Fri99] P. FRIDMANN, 1999. Equilibrage des réseaux de distribution. *Techniques de l'ingénieur, traité Génie énergétique*, doc. BE 9 200.
- [FYA96] K. FUJITA, K. YOSHIDA, S. AKAGI, N. HIROKAWA, 1996. Genetic algorithm based optimal planning method of energy plant configurations. *Proceedings of the 1996 ASME Design Engineering Technical Conferences*, Irvine, USA.



- [Gan03] G. GANDANEGARA, 2003. Méthodologie de conception systémique en génie électrique à l'aide de l'outil Bond Graph. Application à une chaîne de traction ferroviaire. Thèse de doctorat de l'INP Toulouse.
- [GA94] P. GAHINET, P. APKARIAN, 1994. A linear matrix inequality approach to  $H_\infty$  control. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 4, no. 4, pp. 421-448.
- [GD88] K. GLOVER, J. C. DOYLE, 1988. State space formulae for all stabilizing controllers that satisfy an  $H_\infty$ -norm bound and relations to risk sensitivity. *Systems and Control Letters*, vol. 11, pp. 167-172.
- [Ger87] J.P. GERRY, 1987. A comparison of PID control algorithms. *Control Engineering*, vol. 34, no. 3, pp. 102-105.
- [GM89] K. GLOVER, D. MCFARLANE, 1989. Robust stabilization of normalized coprime factor plant description with  $H_\infty$ -bounded uncertainty. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 34, no. 8, pp. 821-830.
- [GM10] Y. GAO, L. MERIENNE, sous la direction de D. BEAUVOIS, G. SANDOU, 2010. Etude de faisabilité d'un système de mesure. Rapport de recherche DGA.
- [GML98] J. G. GRAY, D. J. MURRAY-SMITH, Y. LI, Y., K. C. SHARMAN, T. WEINBRENNER, 1998. Nonlinear model structure identification using genetic programming. *Control Engineering Practice*, vol. 6, pp. 1341-1352.
- [GWJ04] J. GREEN, J. L. WHALLEY, C. G. JOHNSON, 2004. Automatic programming with ant colony optimization. *Proceedings of the 2004 UK Workshop on Computational Intelligence*, pp. 70-77, Loughborough University, United Kingdom.
- [GZ03] M. GUAY, T. ZHANG, 2003. Adaptive extremum seeking control of nonlinear dynamic systems with parametric uncertainties. *Automatica*, vol. 39, pp. 1283-1293.
- [HHW88] W. J. HOBBS, G. HERMON, S. WARNER, G. B. SHEBLÉ, 1988. An enhanced dynamic programming approach for unit commitment. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 3, no. 3, pp. 1201-1205.
- [Hoa01] N. X. HOAI, 2001. Solving the symbolic regression problem with tree-adjunct grammar guided genetic programming: the preliminary results. *Proceedings of the 5<sup>th</sup> Australia-Japan co-joint Workshop on Evolutionary Computation*, Ontago New Zealand.
- [IS94] T. IWASAKI, R. E. SKELTON, 1994. All controllers for the general  $H_\infty$  control problem: LMI existence conditions and state space formulas. *Automatica*, vol. 30, no. 8, pp. 1303-1317.
- [IS94] T. IWASAKI, R. E. SKELTON, 1995. The XY centering algorithm for dual LMI problem: a new approach to fixed-order control design. *International Journal of Control*, vol. 62, pp. 1257-1272.
- [IS10] S. IGHOUBRIOUEN, G. SANDOU, 2010. Optimisation multi-objectifs par essaim particulaire pour la synthèse de correcteurs. *10<sup>ième</sup> Conférence Internationale Francophone d'Automatique*, Nancy, France.

- [Jan11] N. JANIAUD, 2011. Modélisation du système de puissance du véhicule électrique en régime transitoire en vue de l'optimisation de l'autonomie, des performances et des coûts associés. Thèse de doctorat de Supélec.
- [Jas04] A. JASZKIEWICZ, 2004. On the computational efficiency of multiple objective metaheuristics. The knapsack problem case study. *European Journal of Operational Research*, vol. 158, no. 2, pp. 418-433.
- [JDG11] K. JABRI, D. DUMUR, E. GODOY, A. MOUCHETTE, B. BELE, 2011. Particle swarm optimization based tuning of a modified smith predictor for mould level control in continuous casting. *Journal of Process Control*, vol. 21, pp. 263-270.
- [Jon97] U. JONSSON, 1997. Stability analysis with popov multipliers and integral quadratic constraints. *Systems & Control Letters*, vol. 31, no. 2, pp. 85-92.
- [JVB09] N. JANIAUD, F.-X. VALLET, PATRICK BASTARD, M. PETIT, G. SANDOU, 2009. Electric Vehicle Powertrain Architecture and Control Global Optimization. *World Electric Vehicle Journal*, vol. 3.
- [JVP10] N. JANIAUD, F.-X. VALLET, M. PETIT, G. SANDOU, 2010. Electric Vehicle Powertrain Simulation to Optimize Battery and Vehicle Performances, *IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference*, Lille, France.
- [KA95] D. P. KOTHARI, A. AHMAD, 1995. An Expert System Approach to the Unit Commitment Problem. *Energy Conversion Management*, vol. 36, no. 4, pp. 257-261.
- [KC06] J. KENNEDY, M. CLERC, 2006. Standard PSO. [http://www.particleswarm.info/Standard\\_PSO\\_2006.c](http://www.particleswarm.info/Standard_PSO_2006.c)
- [Ken99] J. KENNEDY, 1999. Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance. *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 1999)*, Piscataway, NJ, USA, pp. 1931-1938.
- [KL08] R.-Y. KIM, J.-S. LAI, 2008. A seamless mode transfer maximum power point tracking controller for thermoelectric generator applications. *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 23, no. 5, pp. 2310-2318.
- [KMJ04] C.-Y. KAO, A. MEGRETSKI, U. JÖNSSON, 2004. Specialized fast algorithm for IQC feasibility and optimization problems. *Automatica*, vol. 40, pp. 239-252
- [Koz92] J. R. KOZA, 1992. *Genetic programming: on the programming of computers by means of natural selection*. MIT Press.
- [Koz94] J. R. KOZA, 1994. *Genetic programming II: automatic discovery of reusable programs*. MIT Press.
- [KS72] H. KWAKERNAAK, R. SIVAN, 1972. *Linear optimal control system*. New York: Willey-interscience.
- [KS88] A. KAYA, T. J. SCHEIB, 1988. Tuning of PID controls of different structures. *Control Engineering*, vol. 35, no. 7, pp. 62-65.
- [KS09] I. E. KÖSE, C. W. SCHERER, 2009. Robust  $L_2$ -gain feedforward control of uncertain systems using dynamic IQCs. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol. 19, pp. 1224-1247.

- [KW00] M. KRSTIC, H.-H. WANG, 2000. Stability of extremum seeking feedback for general nonlinear dynamic systems. *Automatica*, vol. 36, pp. 595-601.
- [LAC06] Y. LI, K. H. ANG, G. CHONG, 2006. PID control system analysis and design. *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 26, no. 1, pp. 32-41.
- [Las08] B. LASSAMI, 2008. Optimisation non différentiable pour la prise en compte de cahier des charges génériques en automatique. Thèse de doctorat de l'Université Parsi XI.
- [Lei04] F. LEIBFRITZ, 2004. COMpleib: CONstraint Matrix-optimization Problem library - a collection of test examples for nonlinear semidefinite programs, control system design and related problems. *Technical report*. University of Trier, Department of Mathematics, URL: [www.complib.de](http://www.complib.de).
- [LF05] B. LASSAMI, S. FONT, 2005. Backstepping controller retuning using  $\varepsilon$  subdifferential optimization. *Proceedings of the 44<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control, and the European Control Conference*, Sevilla, Spain, pp. 5119-5125.
- [LL00] D. J. LEITH, W. E. LEITHEAD, 2000. Survey of gain-scheduling analysis and design. *International Journal of Control*, vol. 73, no. 11, pp. 1001-1025.
- [LPB02] H. V. LARSEN, H. PALSSON, B. BOHM, H. F. RAVN, 2002. Aggregated dynamic simulation model of district heating networks. *Energy Conversion Management*, vol. 43, pp. 995-1019.
- [Mac02] J. M. MACIEJOWSKI, 2002. *Predictive control with constraints*, Prentice-Hall, Pearson Education Limited, Harlow, UK.
- [MAS05] J. MADAR, J. ABONYI, F. SZEIFERT, 2005. Genetic programming for the identification of nonlinear input-output models. *Industrial and Engineering Chemistry Research*, vol. 44, pp. 3178--3186.
- [MAS99] A. H. MANTAWY, Y. L. ABDEL-MAGID, S. Z. SELIM, 1999. A new genetic-based Tabu search algorithm for unit commitment problem. *Electric Power Systems Research*, vol. 49, pp. 71-78.
- [MES95] X. MA, A. A. EL-KEIB, R. E. SMITH, H. MA, 1995. A genetic algorithm based approach to thermal unit commitment of electrical power systems. *Electrical Power Systems Research*, vol. 34, pp. 29-36.
- [MG92] D. MCFARLANE, K. GLOVER, 1992. A loop shaping design procedure using  $H_\infty$  synthesis. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 37, no. 6, pp. 759-769.
- [MKS09] I. MARUTA, T.-H. KIM, T. SUGIE, 2009. Fixed-structure  $H_\infty$  controller synthesis: A meta-heuristic approach using simple constrained particle swarm optimization. *Automatica*, vol. 45, pp. 553-559.
- [Moo81] B. C. MOORE, 1981. Principal components analysis in linear systems: controllability, observability and model reduction. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 26, no. 1, pp. 17-31.
- [MR97] A. MEGRETSKI, A. RANTZER, 1997. System analysis via Integral Quadratic Constraints. *IEEE Transactions on Automatic Control*, vol. 42, no. 6, pp. 819-830.

- [MRS05] C. MUSARDO, G. RIZZONI, B. STACCIA, 2005. A-ecms: an adaptative algorithm for hybrid electric vehicle enrgy management. *Proceedings of the 44<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference*, Sevilla, Spain.
- [Mul04] B. MULTON, 2004. *Les machines synchrones autopilotées*. Préparation à l'agrégation de genie électrique, ENS Cachan.
- [MVZ95] J. M. MULVEY, R. J. VANDERBEI, S. A. ZENIOS, 1995. Robust optimization of large-scale systems. *Operations Research*, vol. 43, pp. 264-281.
- [NM64] J. A. NELDER, R. MEAD, 1964. A simplex method for function minimization. *The Computer Journal*, vol. 7, pp. 308-313.
- [NN93] Y. NESTEROV, A. NEMIROVSKY, 1993. Interior point polynomial methods in convex programming. *SIAM Studies in Applied Mathematics*, vol. 13.
- [NPS05] N. FERNIA, G. PETRONE, G. SPAGNUOLO, M. VITELLI, 2005. Optimization of perturb and observe maximum power point tracking method. *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 20, no. 4, pp. 963-973.
- [ODw03] A. O'DWYER, 2003. *Handbook of PI and PID Controller Tuning Rules*. London. Imperial College Press.
- [OI97] S. O. ORERO, M. R. IRVING, 1997. A Combination of the genetic algorithm and Lagrangian relaxation decomposition techniques for the generation unit commitment problem. *Electric Power Systems Research*, vol. 43, pp. 149-156.
- [Pac94] A. PACKARD, 1994. Gain scheduling via Linear Fractional Transformations. *Systems and control Letters*, vol. 22, pp. 79-92.
- [Pal93] O. P. PALSSON, 1993. Stochastic modelling, control and optimization of district heating systems. *PhD. Thesis, IMSOR no.68*, Lyngby.
- [PDM07] A. PANDEY, N. DASGUPTA, A. K. MUKERJEE, 2007. A simple single-sensor MPPT solution. *IEEE Transactions on Power Electronics*, vol. 22, no. 2, pp. 698-700.
- [PKR05] P. PISU, K. KOPRUBASI, G. RIZZONI, 2005. Energy management and drivability control problems for hybrid electric vehicles. *44<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference*, Sevilla, Spain.
- [PTS09] G. PITA-GIL, V. TALON, G. SANDOU, E. GODOY, D. DUMUR, 2009. Robust Non-linear Control Applied to Internal Combustion Engine Air Path Using Particle Swarm Optimization. *Proceedings of the 3<sup>rd</sup> IEEE Multi-conference on Systems and Control*, Saint-Petersburg, Russia.
- [PTS9b] E. PREMPAIN, M.C. TURNER, I. POSTLETHWAITE, G. SANDOU, G. DUC, D. VORLEY, J.-PH. HARCAUT, 2009. Dynamic controllers. *Proceedings of the Materials and Components for Missiles - Innovation & Technology Partnership Conference*, Lille, France.
- [PTS10] E. PREMPAIN, M.C. TURNER, G. SANDOU, G. DUC, D. VORLEY, J.-PH. HARCAUT, 2010. Dynamic controllers flight control design over a large flight envelope. *Proceedings of the Materials and Components for Missiles*

- *Innovation & Technology Partnership Conference*, Manchester, United Kingdom.
- [Rai98] G. R. RAIDL, 1998. A hybrid GP approach for numerically robust symbolic regression. *Proceedings of the Third Annual Conference on Genetic Programming*, pp. 323-28. University of Wisconsin, USA.
- [RA06] X. ROBOAM, S. ASTIER, 2006. Graphes de liens causaux pour systèmes à énergie renouvelables (parties 1 et 2). *Techniques de l'Ingénieur*, no. D3970-3971.
- [RC06] M. REYES-SIERRA, C. A. COELLO COELLO, 2006. Multi-objective particle swarm optimizers: a survey of the state-of-the-art. *International Journal of Computational Intelligence Research*, vol.2, no. 3, pp. 287–308.
- [Rei92] R. T REICHERT, 1992. Dynamic scheduling of modern robust control autopilot designs for missiles. *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 12, no. 5, pp. 35-42.
- [Rey08] O. REYSS, 2008. Stratégies de contrôle embarquables d'un GMP hybride de type bi-mode. Thèse de doctorat de l'Universités Paris XI.
- [RI94] M. A. ROTEA, T. IWASAKI, 1994. An alternative to the D-K iteration? *Proceedings of the American Control Conference*, pp. 53-57.
- [RPD09] O. REYSS, P. POGNANT-GROS, G. DUC, G. SANDOU, 2009. Multivariable torque tracking control for E-IVT hybrid powertrain. *International Journal of Systems Science*, vol. 40, no. 11, pp. 1181-1195.
- [RR94] H. F. RAVN, J. M. RYGAARD, 1994. Optimal scheduling of coproduction with a storage. *Engineering Optimization*, vol. 22, pp. 267-281.
- [RS00] W. J. RUGH, J. S. SHAMMA, 2000. Research on gain scheduling. *Automatica*, vol. 36, pp. 1401-1425.
- [RV10] V. ROUDOT, M. VIEL, sous la direction de D. BEAUVOIS, G. SANDOU, 2010. Etude de l'asservissement en phase et fréquence d'un système de synchronisation. *Rapport de recherche Spectracom*.
- [RV94] F. J. ROOIJERS, R. A. M. VAN AMERONGEN, 1994. Static economic dispatch for co-generation systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 9, no. 3, pp. 1392-1398.
- [Sah04] N. V. SAHINIDIS, 2004. Optimization under uncertainty: state-of-the-art and opportunities. *Computers and Chemical Engineering*, vol. 28, pp. 971-983.
- [SAN09] A. SIMOES, P. APKARIAN, D. NOLL, 2009. Nonsmooth multi-objective synthesis with applications. *Control Engineering Practice*, vol. 17, no. 11, pp. 1338-1348.
- [San09] G. SANDOU, 2009. Metaheuristic strategy for the hierarchical predictive control of large scale energy networks. *Control Engineering and Applied Informatics*, vol. 11, no. 3, pp. 32-40.
- [San09b] G. SANDOU, 2009. Particle Swarm Optimization: an efficient tool for the design of automatic control laws. *Proceedings of the European Control Conference*, Budapest, Hungary.

- [San11] G. SANDOU, 2011. Some problems handled by Particle Swarm Optimization in automatic control. *Proceedings of the International Conference on Evolutionary Computation Theory and Applications*, Paris, France.
- [SD08] K. SOCHA, M. DORIGO, 2008. Ant colony optimization for continuous domains. *European Journal of Operational Research*, vol. 185, no. 3, pp. 1155-1173.
- [SE98] Y. SHI, R. C. EBERHART, 1998. Parameter selection in particle swarm optimization. *Evolutionary Programming VII: Proceedings of the Seventh Annual Conference on Evolutionary Programming*, New York, USA. pp. 591-600.
- [SFT04] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON, 2004. Global modelling and simulation of a district heating network. *Proceedings of the 9<sup>th</sup> International Symposium on District Heating and Cooling*, Espoo, Finland.
- [SFT04b] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON, 2004. Optimisation d'un site de générateurs par colonies de fourmis. *Journal Européen des Systèmes Automatisés*, Numéro spécial « Métaheuristiques pour l'optimisation difficile », vol. 38, no. 9/10, pp.1097-1121.
- [SFT05a] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON, 2005. Optimization and control of a district heating network. *Proceedings of the 16<sup>th</sup> IFAC World Congress*, Prague, Czech Republic.
- [SFT05b] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON, 2005. Short term optimization of cogeneration systems considering heat and electricity demands. *Proceedings of the 15<sup>th</sup> Power Systems Computation Conference*, Liège, Belgium.
- [SFT05c] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON, 2005. Predictive control of a complex district heating network. *Proceedings of the 44<sup>th</sup> IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference 2005*, Séville, Spain.
- [SFT08] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON, 2008. Enhanced genetic algorithm with guarantee of feasibility for the Unit Commitment problem. *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 4926, pp. 291-302.
- [SFT08b] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON, 2008. Feeding a genetic algorithm with an ant colony for constrained optimization - an application to the Unit Commitment problem. *Proceedings of the 5<sup>th</sup> International Conference on Informatics in Control, Automation and Robotics*, Funchal, Madeira, Portugal.
- [SFT10] G. SANDOU, S. FONT, S. TEBBANI, A. HIRET, C. MONDON, 2010. Ant colonies for the unit commitment problem: from optimization to predictive control. *Artificial ants, from collective intelligence to real-life optimization and beyond*, chapter 6, pp. 119-138, Nicolas Monmarché, Frédéric Guinand, Patrick Siarry (Eds), ISBN: 978-1-84821-194-0, Wiley.
- [SGD98] A. SALHI, A., H. GLASER, D. DE ROURE, 1998. Parallel implementation of a genetic-programming based tool for symbolic regression. *Information Processing Letters*, vol. 66, pp. 299-307.

- [SH97] T. STÜTZLE, H. HOOS, 1997. MAX-MIN ant system and local search for combinatorial optimization problems. *Proceedings of the 2<sup>nd</sup> International Conference on Metaheuristics*, Sophia-Antipolis, France.
- [SH00] T. STÜTZLE, H. HOOS, 2000. MAX-MIN ant system. *Future Generation Computer Systems*, vol. 16, pp. 889-914.
- [She90] G. B. SHEBLÉ, 1990. Solution of the unit commitment problem by the method of unit periods. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 5, no. 1, pp. 257-260.
- [Sim09] A. M. SIMOES, 2009. Synthèse de compensateurs structurés par l'optimisation non lisse. Thèse de doctorat de l'ONERA et l'ISAE.
- [SK98] S. SEN, D.P KOTHARI, 1998. Optimal thermal generation unit commitment: a review. *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 20, no. 7, pp. 443-454.
- [SKU01] M. SAKAWA, K. KATO, S. USHIRO, M. INAOKA, 2001. Operation planning of a district heating and cooling plants using genetic algorithms for mixed integer programming. *Applied Soft Computing*, vol. 1, pp. 139-150.
- [SKU02] M. SAKAWA, K. KATO, S. USHIRO, 2002. Operational planning of district heating and cooling plants through genetic algorithms for mixed 0-1 linear programming. *European Journal of Operational Research*, vol. 137, pp. 677-687.
- [SM11] A. SAFARI, S. MEKHILEF, 2011. Simulation and hardware implementation of incremental conductance MPPT with direct control method using Cuk converter. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 58, no. 4, pp. 1154-1161.
- [SO07] G. SANDOU, S. OLARU, 2007. Ant colony and genetic algorithm for constrained predictive control of power systems. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4416, pp. 501-514.
- [SO09] G. SANDOU, S. OLARU, 2009. Particle Swarm Optimization based NMPC: An application to district heating networks. *Lecture Notes in Control and Information Sciences*, vol. 384, pp. 551-559.
- [Soc08] K. SOCHA, 2008. Ant colony optimization for continuous and mixed-variable domains. Thèse de doctorat de l'Université Libre de Bruxelles.
- [SP05] S. SKOGESTAD, I. POSTLEWAITE, 2005. *Multivariable feedback control*. Wiley edition.
- [SPG95] R. SAMAR, I. POSTLETHWAITE, D.-W. GU, 1995. Model reduction via balanced realization. *International Journal of Control*, vol. 62, no. 1, pp. 33-64.
- [SRC06] L. V. SANTANA-QUINTERO, N. RAMIREZ-SANTIAGO, C. A. COELLO COELLO, J. MOLINA LUQUE, A. GARCIA HERNANDEZ-DIAZ, 2006. A new proposal for multiobjective optimization using particle swarm optimization and rough sets theory. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4193, pp. 483-492.
- [SS92] Y.-T SU, Y.-T. SHEEN, 1992. Neural network for system identification. *International Journal of Systems Science*, vol. 23, no. 12, pp. 2171-2186.

- [SS07] A.T. SERBAN, G. SANDOU, 2007. Mixed ant colony optimisation for the Unit Commitment problem. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 4431, pp. 332-340.
- [SSS02] M. SOGA, M. SHIMADA, J.-Y. SAKAMOTO, A. OTOMO, 2002. Development of vehicle dynamics management system for hybrid vehicles: Ecb system for improved environmental and vehicle dynamic performance, *JSAE Review*, vol. 23.
- [Sto08] C. N. STOICA, 2008. Robustification de lois de commande prédictives multivariées. Thèse de doctorat de l'Université Paris XI.
- [SV09] M. SOCK, V. VERDEIL, 2009, sous la direction de G. SANDOU. Régulation coordonnée de niveau et de puissance électrique d'usines hydroélectriques au fil de l'eau. *Rapport de recherche EDF*.
- [TL09] R. TOSCANO, P. LYONNET, 2009. Robust PID controller tuning based on the heuristic Kalman algorithm. *Automatica*, vol. 45, pp. 2099-2106.
- [TMJ99] M. TAMIZ, S. K. MIRRAZAVI, D. F. JONES, 1999. Extensions of Pareto efficiency analysis to integer goal programming. *International Journal of Management Science*, vol. 27, pp. 179-188.
- [TNM06] Y. TAN, D. NEŠIĆ, I. MAREELS, 2006. On non-local stability properties of extremum seeking control. *Automatica*, vol. 42, pp. 889-903.
- [Tre03] I. C. TRELEA, 2003. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection. *Information Processing Letters*, vol. 85, no.6, pp. 317-325.
- [VE02] F. VAN DEN BERGH, A. P. ENGELBRECHT, 2002. A new locally convergent particle swarm optimizer. *Proceedings of the IEEE Conference on Systems, Man and Cybernetics*, Hammamet, Tunisia.
- [Vil08] J. VILLEMONTAIX, 2008. Optimisation de fonctions coûteuses. Modèles gaussiens pour une utilisation efficace du budget d'évaluations : théorie et pratique industrielle. Thèse de doctorat de l'Université Paris Sud.
- [VM97] G. VINNICOMBE, S. MIYAMOTO, 1997. On reduced order  $H_\infty$  loop shaping controllers: a design method and examples of local optima. *Proceedings of the European Control Conference*, Bruxelles, Belgium.
- [WAW04] S. WINKLER, M. AFFENZELLER, S. WAGNER, 2004. New methods for the identification of nonlinear model structures based upon genetic programming techniques. *Proceedings of the 15<sup>th</sup> International Conference on Systems Science*, vol. 1, pp. 386-393, Wroclaw, Poland.
- [WBC95] L. WANG, T. J. D. BARNES, W. R. CLUETT, 1995. New frequency-domain design method for PID controllers. *IEE Proceedings, Control Theory and Applications*, vol. 142, no. 4, pp. 265-271.
- [WIS09] E. WITRANT, A. D'INNOCENZO, G. SANDOU, F. SANTUCCI, M. D. DI BENEDETTO, A. J. ISAKSSON, K. H. JOHANSSON, S.-I. NICULESCU, S. OLARU, E. SERRA, S. TENNINA, U. TIBERI, 2009. Wireless ventilation control for large-scale systems: the mining industrial case. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, vol.20, pp.226-251.



- [WPB95] F. WU, A. PACKARD, G. BALAS, 1995. LPV control design for pitch axis missile autopilots. *Proceedings of the Conference on Decision and Control, Mew Orleans, USA*.
- [Won98] S. Y. W. WONG. An enhanced simulated annealing approach to unit commitment. *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 20, no. 5, pp. 359-368.
- [Won01] S. Y. W. WONG, 2001. Hybrid simulated annealing/genetic algorithm approach to short term hydro thermal scheduling with multiple thermal plants. *Electrical Power and Energy Systems*, vol. 23, pp. 565-575.
- [Xin10] Z. XINCHAO, 2010. A perturbed particle swarm algorithm for numerical optimization. *Applied Static output feedback Computing*, vol. 10, pp. 119-124.
- [YC05] M. YAGOUBI, P. CHEVREL, 2005. Structured  $H_2$  Controller Synthesis via a dilated LMI Based Algorithm. *Proceedings of the IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference*, Sevilla, Spain.
- [Yin03] P.-Y. YIN, 2003. Ant colony search algorithms for optimal polygonal approximation of plane curves. *Pattern recognition*, vol. 36, pp. 1783-1797.
- [YS11] M. YAGOUBI, G. SANDOU, 2011. Particle Swarm Optimization for the design of  $H_\infty$  static output feedbacks, *Proceedings of the 18<sup>th</sup> IFAC World Congress*, Milano, Italy.
- [ZD97] K. ZHOU, J. C. DOYLE, 1997. *Essential of robust control*. Prentice-Hall.
- [ZDG96] K. ZHOU, K., J. C. DOYLE, K. GLOVER, 1996. *Robust and optimal control*. New Jersey: Prentice-Hall.
- [ZG90] F. ZHUANG, F. D. GALIANA, 1990. Unit commitment by simulated annealing. *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 5, no. 1.
- [Zha00] G. P. ZHANG, 2000. Neural networks for classification: a survey. *IEEE Transactions on systems, man and cybernetics, part C: applications and reviews*, vol. 30, no. 4, pp. 451-462.
- [ZLQ05] J. ZHAO, T. LI, J. QIAN, 2005. Application of particle swarm optimization algorithm on robust PID controller tuning. *Lecture Notes in Computer Science*, vol. 3612, pp. 948-957, Springer-Verlag Berlin Heidelberg.
- [ZN42] J. G. Ziegler, N. B. Nichols, 1942. Optimum settings for automatic controllers. *Transactions of the ASME*, vol. 64. pp. 759-768.
- [ZSK07] C. ZHANG, A. SIRANOSIAN, M. KRSTIC, 2007. Extremum seeking for moderately unstable systems and for autonomous vehicle target tracking without position measurements. *Automatica*, vol. 43, pp. 1832-1839.

*Annexe :*

*Copies de publications significatives*



## Wireless ventilation control for large-scale systems: The mining industrial case

E. Witrant<sup>1,\*</sup>,<sup>†</sup>, A. D'Innocenzo<sup>2</sup>, G. Sandou<sup>3</sup>, F. Santucci<sup>2</sup>, M. D. Di Benedetto<sup>2</sup>, A. J. Isaksson<sup>4</sup>,  
K. H. Johansson<sup>5</sup>, S.-I. Niculescu<sup>6</sup>, S. Olaru<sup>3</sup>, E. Serra<sup>2</sup>, S. Tennina<sup>2</sup> and U. Tiberi<sup>2</sup>

<sup>1</sup>*Control Systems Department, Université Joseph Fourier/GIPSA-lab, Grenoble, France*

<sup>2</sup>*Department of Electrical and Computer Engineering, DEWS-University of L'Aquila, L'Aquila, Italy*

<sup>3</sup>*Automatic Control Department, SUPELEC, Gif sur Yvette, France*

<sup>4</sup>*ABB Corporate Research, Västerås, Sweden*

<sup>5</sup>*Automatic Control Department, KTH, Stockholm, Sweden*

<sup>6</sup>*LSS-SUPELEC, Gif-sur-Yvette, France*

### SUMMARY

This paper describes a new industrial case on automation, for large-scale systems with high environmental impact: the *mining ventilation* control systems. Ventilation control is essential for the operation of a mine in terms of safety (CO and NO<sub>x</sub> regulation) and energy optimization. We first discuss a novel regulation architecture, highlighting the interest for a model-based control approach and the use of distributed sensing capabilities thanks to a wireless sensor network (WSN). We propose a new model for underground ventilation. The main components of the system dynamics are described with time-delays, transmission errors, energy losses and concentration profiles. Two different model-based control approaches, which can embody the complex dynamics of the system, are proposed. The first one resorts to a nonlinear model predictive control strategy (receding horizon) and aims to energy minimization, thanks to a continuous operation of the fans. The second one, based on a hybrid description of the model and fans operation, provides automatic verification of the wireless control thanks to abstraction techniques. These control strategies are compared with simulations, in terms of regulation efficiency, energy consumption and the need for computational capabilities. The industrial case description and control strategies open new vistas for the development of global system approaches that allow for the optimization of energy consumption of complex large-scale systems. Copyright © 2009 John Wiley & Sons, Ltd.

Received 14 May 2008; Revised 25 April 2009; Accepted 6 May 2009

KEY WORDS: network controlled systems; ventilation control; large-scale systems; distributed flow control; wireless sensor networks

### 1. INTRODUCTION

Mining ventilation is an interesting example of a large-scale system with high environmental impact where

advanced control strategies can bring major improvements. Indeed, one of the first objectives of modern mining industry is to fulfill environmental specifications [1] during the ore extraction and crushing, by optimizing the energy consumption or the production of polluting agents. The mine electric consumption was 4% of total industrial electric demand in the US in 1994 (6% in 2007 in South Africa) and 90% of it was related to motor system energy [2]. Another interesting figure is

\*Correspondence to: E. Witrant, GIPSA-lab, Control Systems Department, ENSE<sup>3</sup>-Domaine Universitaire-BP46, 38402 Saint Martin d'Hères-Cedex, France.

<sup>†</sup>E-mail: emmanuel.witrant@gipsa-lab.grenoble-inp.fr

given in [3] where it is estimated that the savings associated with global control strategies for fluid systems (pumps, fans and compressors) represent approximately 20% of the total manufacturing motor system energy savings. This motivates the development of new control strategies for large-scale aerodynamic processes based on appropriate automation and a global consideration of the system. More specifically, the challenge in this paper is focused on the mining ventilation since as much as 50% or more of the energy consumed by the mining process may go into the ventilation (including heating the air). It is clear that investigating automatic control solutions and minimizing the amount of pumped air to save energy consumption (proportional to the cube of airflow quantity [4]) are of great environmental and industrial interest.

In the advanced ventilation control context depicted so far, reconfigurability and wireless interconnection are key automation components. The first issue is related to the variable topology of the mine (mobile process industry): after all accessible ore has been retrieved from a mine level, the extraction rooms are filled and a new level further down along the decline (which is a spiraling tunnel used by the trucks to reach the surface) is bored. All equipments, including the ventilation, have to be moved and re-configured in the new level. While making easier re-configurability, the second issue also comes from the blasting and drilling operations in the extraction rooms, rendering the wiring infeasible in these areas. Our approach strongly relies on distributed sensing and actuation capabilities, and consequently communication capabilities. Wireless networks can also be used for improving the efficiency of other processes that are of importance in operating a mine, e.g. equipment (trucks and ventilation system) maintenance, people and equipment localization, voice communication and security. We will consequently quickly discuss the wireless automation in the mining environment and determine the impact of such a network on the controlled dynamics. Note that the specific study of wireless communications in underground areas is a specific field of research [5] out of the scope of this paper, where we focus on the ventilation control aspects. Nevertheless, further details on wireless network architecture and performance can be found in [6, 7].

We focus our attention on a specific control problem: the regulation of the underground fans. A new model is proposed to describe this part of the system, highlighting the main dynamics that should be considered for model-based control strategies. These dynamics involve communication constraints (delays and packet losses) associated with the WSN, energy losses and physical delays due to flow transport, and the dynamics of the stratified flow in the extraction room. While experimental results are not available yet to validate the proposed model, we tried to capture the fundamental dynamics that affect the closed-loop performances and represent them in a detailed simulation scenario.

Based on the previous model, two different control strategies are proposed to regulate the gas concentrations in the extraction rooms, essentially distinguished by continuous and hybrid automation. The first one is a nonlinear model-predictive control (receding horizon) scheme, which is particularly well suited to handle the model nonlinearities and to optimize a performance criterion (energy minimization) under some constraints. The second strategy is based on a conservative mathematical model of the system, and proposes a simple threshold control strategy. The advantage of this approach is that the control can be easily implemented and is suited for embedded fan controllers and pervasive sensors deployment in the rooms.

This work integrates the main results presented in [7–10] in a unified way, highlighting the use of a WSN in the regulation process and the non linear (continuous and hybrid) control aspects. The main novelty is the comparison between the continuous (nonlinear model predictive control) and the discrete approaches.

This paper is organized as follows. In Section 2, we illustrate and discuss in detail the mining ventilation control problem from an industrial point of view. In Section 3, we propose a mathematical model of the system. Section 4 is focused on a nonlinear model predictive control algorithm, while in Section 5 we introduce a conservative mathematical model of the system and formally prove safety of a threshold control strategy. These two control approaches are compared in Section 6.

## 2. MINING VENTILATION CONTROL

Traditionally, the control of large-scale systems is performed locally with decentralized pre-set control actions. The terms *control* and *optimization* consequently refer to the preliminary design of the global system and automation devices, without feedback or real-time control considerations. Mining ventilation provides an interesting example for the automation evolution of large-scale systems. To this end we have explored the literature background and found that we can track mathematical modeling efforts back to 1968 [11], when a steady-state compartmental model was proposed for flow networks with complex topology. In 1973, new results on the experimental determination of turbulent diffusion coefficients were presented [12], indicating a motivation for more advanced models. We have to wait until the 1990s to find the first use of Navier–Stokes equations, with simplified chamber-like [13] and general mine aerology [14] models. The associated problems of nonlinearity and nonstationary behavior, high dimensionality and numerical issues are quickly reported in [15]. This short literature overview also illustrates the parallel evolution of computing capability and automation complexity.

Mining engineers have been primarily concerned with the proper design of ventilation tunnels, fans and turbines, and more generally with the short- and long-term planning of ventilation requirements [16]. However, recent technological developments in the fields of embedded control and wireless sensing [17, 18] systems motivate some new research efforts, seeking global automation strategies that would allow for an optimized real-time control of the ventilation system. The novel socio-political concern for energy consumption and the increase of electricity prices in a context of worldwide competition also motivate theoretical research leading to improved control architectures, such as the one presented in this section.

### 2.1. The mining system and main control objectives

The global mine configuration is illustrated in Figure 1. The ventilation is first achieved by a turbine and a heater connected on the surface to a vertical shaft. The heater is required (in winter time at least) to avoid freezing in

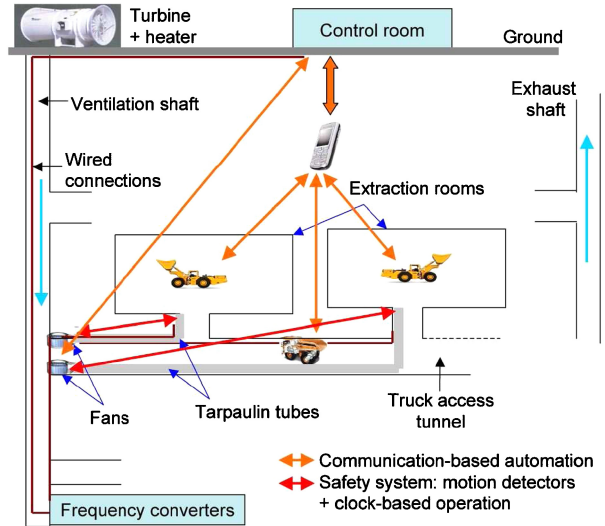


Figure 1. Mine ventilation process and current automation.

the upper part of the shaft and air cooling devices are used at high depths (more than 1000 m) to compensate the geothermal effect (the temperature increases by 1°C every 30 m as we go down). We will refer to this part of the system as the *primary system*. From the ventilation shaft, fans located at each extraction level pump fresh air to the extraction rooms via tarpaulin tubes: this is the *secondary system*. Bad quality air naturally flows because of the pressure gradient from the extraction rooms back into the decline and to the exhaust ventilation shaft (similar but separate from the primary ventilation shaft).

The distinction between primary system and secondary system will be used in the following sections to split the control problems. In fact, the primary system typically has a simpler and more stable geometry while the secondary system is strongly varying in geometry (rooms are blasted every day), characteristics (tarpaulin tube length and shape) and disturbances (trucks) even within the same mine. Computational fluid dynamics (CFD) models, such as the one presented in [19] can then be envisioned for the primary system while gray-box identification or global models focused on the main dynamics should be preferred for the secondary one.

**2.1.1. Today's automation architecture.** In the current ventilation regulation architecture, the turbine is operated based on the flow pressure gradient and the heating depends on the external temperature. The system of fans is controlled according to the demand of airflow in different parts of the mine thanks to frequency converters, as presented in Figure 1. This airflow demand is simply activated on messages sent by human operators to the control room using walkie-talkies, indicating their position and which fan needs to be set to its maximum speed (no automatic control, but maximum ventilation power during ore extraction). Both turbine and fans are at least operated at low speed for safety reasons. There may also be an additional safety system that triggers the fan high-speed operation based on a motion detector placed at the entrance of the extraction rooms. The current control architecture is then characterized by the absence of any true sensing of air quality and of real-time feedback loops in the secondary system.

**2.1.2. Definition of control objectives.** The main objective of the mining control system is to provide the extraction rooms with good air quality, thus referring to a ventilation control. We specify the objective as the *control of air quality* ( $O_2$ ,  $NO_x$  and/or  $CO_x$ ) in the extraction rooms at different levels. Considering the distinction between the primary and the secondary systems as defined above, it is then suitable to fulfill a cascade control configuration with the following two objectives:

1. regulate the turbine and heater based on physical measurements within the vertical shaft to provide a suitable airflow pressure at the location of the fans;
2. regulate the ventilation fans based on chemical sensors to ensure air quality in extraction rooms.

An additional system objective is to obtain *safety through wireless networking* (e.g. support of personal communication and localization). It should be noted that today's control architecture does not enable the fulfillment of these objectives, due to the lack of automatic control and sensing capabilities. Instead the wireless control architecture that is proposed in the following strives for fulfilling all the objectives

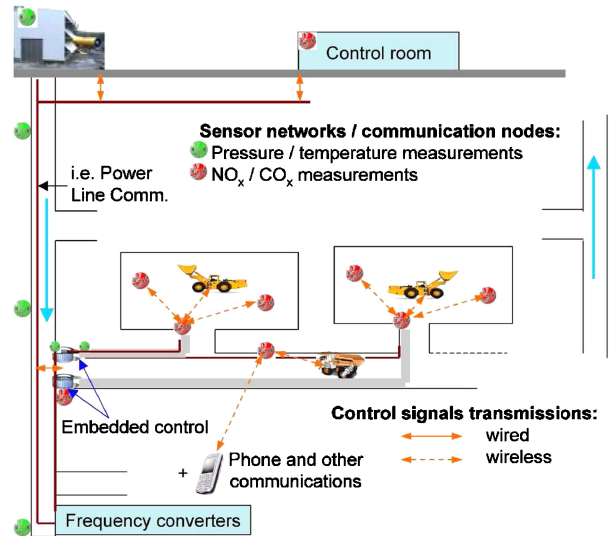


Figure 2. Proposed automation architecture.

listed above. Moreover, due to the advanced features of this architecture, additional control objectives can be defined, e.g. in terms of personal safety for mining personnel (localization, real-time process monitoring, etc.).

## 2.2. Proposed wireless control architecture

The proposed automation architecture is depicted in Figure 2, where we introduced networked sensors in the vertical ventilation shaft, in access tunnels and in the extraction rooms. The sensors placed in the vertical shaft and in the access tunnels can make use of the existing wired connections, while those in the extraction rooms must be wireless, due to the blasting activities. The exchange of sensor measurements and control signals can then be carried through a mix of wired and wireless links.

**2.2.1. Hybrid wired–wireless communication.** Since the whole system setup foresees the presence of some cabling, for power delivery to fans along the primary system and for connecting entrance detectors in rooms in the secondary system, it seems interesting to investigate the exploitation of power line communication (PLC) devices. The main idea is to provide a wired backbone along the power line already present in the

system, while resorting to a proper WSN deployment for air sensing within the extraction rooms. In this setup a proper PLC/WSN gateway node should be deployed at the interface between the area and the wired backbone.

This basic setup can be further enhanced by exploiting the fact that the working environment is typically populated by several mobile entities like trucks and humans. Such entities (let them be equipped with one or more sensor nodes) could be useful to improve the quality of monitoring by increasing the spatial density of measurements. While the mobile entities are a potential benefit from an energy point of view (as the wireless nodes can resort to classical battery recharge mechanisms), their deployment poses additional challenges as it induces an increased topology variability in space and time. Along that line, an interesting evolution is concerned with hand-held and/or on truck mobile nodes acting as cluster-heads and in turn interconnected (e.g. through an IEEE 802.11 wireless interface) to build a dynamic wireless backbone. This would help to make energy constraints on some lower tier wireless sensor nodes less stringent, while providing a larger bandwidth support for introducing advanced services, like, for example, an IP-based (peer-to-peer) voice service [7].

In the next sections, we suppose that such a network is deployed and ensures the necessary communication capabilities for distributed sensing and actuation.

*2.2.2. Decentralized control and fans regulation.* Two control architectures can be considered:

1. A *centralized* strategy, where all the sensor signals are transmitted to the control room, where the control algorithms are run. This strategy aims at global optimization of the energy consumption, at the price of a higher communication load due to the transmission of control signals between the surface and the fans.
2. A *decentralized* approach, where some intelligence is embedded at the locations of the fans and can adjust their regulation directly based on the chemical sensor measurements. This regulation is structurally sub-optimal but should be preferred as

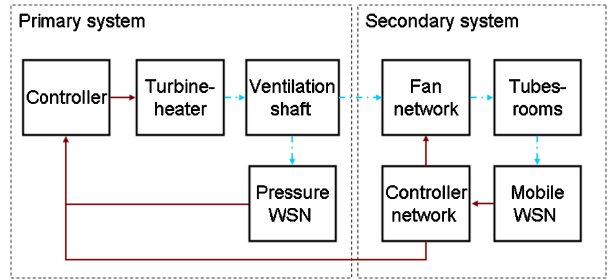


Figure 3. Description of the control setup, including communications (—) and airflows (---).

a first approach for its simplicity and the limited communication constraints.

Note that a control algorithm embedded at a fans location has to be relatively simple, because of the limited computation capabilities, while we can develop more complex control strategies for the algorithms run in the control room.

The ventilation system can be described in two parts: one fixed installation, which is the primary air supply from the ground via a vertical shaft, and the secondary system, a mobile network of fans. This architecture can be abstracted in the block diagram description proposed in Figure 3, where both the physical (airflow) and the communication (wired and wireless) interconnections are modeled. This description includes the existing systems as well as key elements of the advanced technological solutions presented in this paper.

Considering the fact that a feedback controller (using the pressure gradient) is already available on the primary system, we will focus on proposing feedback control strategies that can be implemented on the secondary system. We suppose that the primary system is regulated so that a fixed pressure is available for the fans and will detail in the next sections the main dynamics of the secondary system, the importance of the WSN in the controlled dynamics and two possible model-based control strategies.

### 3. EXTRACTION ROOMS AIR QUALITY MODEL

Clearly, model-based control strategies have a significant advantage to ensure optimized performances and



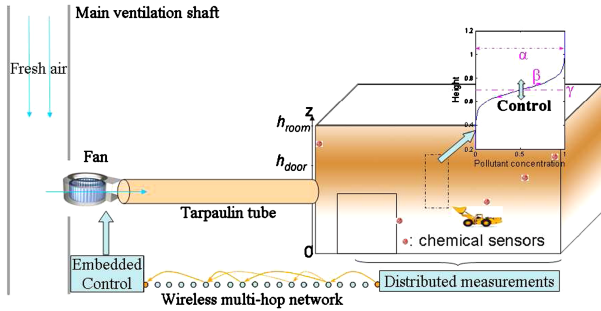


Figure 4. Stratification and sigmoid description in extraction rooms.

handle classical control problems, such as actuation and communication constraints, disturbances rejection and energy consumption minimization. In order to provide a global control strategy for a large-scale interconnected system, we first present a simplified fluid model that makes use of the available distributed measurements. The aerodynamics in the room environment is mainly set by the gas buoyancy and resulting stratification. In the extraction rooms, the pollutant sources from trucks can be considered as forced plumes, the incoming fresh air as a jet and the gas in the room as a stratified flow. Specific simplified fluid models have been proposed to represent such flows in [20, 21], which gave rise to an active research field in fluid mechanics. The development of *Intelligent Buildings* automation, and particularly *Underfloor Air Distribution* systems [22], renewed the interest in these models, due to the associated potential costs and energy savings (buildings air conditioning currently represents 10% of all energy use in the US).

We consider the secondary system, detailed in Figure 4. Distributed wireless sensors provide chemical measurements at different locations in the extraction room. We consider that the sensor signals are carried to the fans embedded control units over a wireless multi-hop network, to account for the fact that a wired network would be difficult to install and maintain in such an environment. We suppose that there is no pollutant in the tarpaulin tube and that the flow in the room is incompressible.

Most of the proposed dynamics rely on a non-dimensional modeling of the distributed phenomena. The two main advantages of this approach, classically used

in industrial preliminary design, are the integration of as many physical properties as possible (avoid data mapping) and a reduced computation time (close to real-time, approximately 10 times slower in the worst cases). It then allows for predictive models on non-identified operating points with satisfying computation times.

### 3.1. Time-delays

Two different delays are involved in this model. The first one is a *physical delay*, associated with the airflow in the tarpaulin tube, between the fan and the extraction room (the time needed for a change of the flow speed due to a modification in the fan actuation to reach the extraction room). This airflow is considered inviscid and incompressible, and modeled as a *time-varying* delay  $\tau_{\text{tarp}}(t)$ . Indeed, for a one-dimensional Poiseuille laminar flow and the previous hypotheses, the flow speed  $u(x, t)$  and temperature  $T_{\text{tarp}}(x, t)$  are obtained from Navier–Stokes equations (see, for example, [23] or similar textbooks for details) as

$$\frac{\partial}{\partial t} \begin{bmatrix} u \\ T_{\text{tarp}} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} u & r \\ \gamma T_{\text{tarp}} & u \end{bmatrix} \frac{\partial}{\partial x} \begin{bmatrix} u \\ T_{\text{tarp}} \end{bmatrix} = 0$$

where  $r = 287.045 \text{ J/kgK}$  is the air gas constant and  $\gamma = 1.4$  is the ratio of specific heat coefficients. The characteristic velocities  $v(x, t)$  of the traveling waves are then the solutions of

$$\det \begin{bmatrix} -v + u & r \\ \gamma T_{\text{tarp}} & -v + u \end{bmatrix} = 0$$

$$\Leftrightarrow v_{1,2}(x, t) = u(x, t) \pm \sqrt{r\gamma T_{\text{tarp}}(x, t)}$$

We are interested in the down-flow time-delay, which is approximated by the previous equation as

$$\tau_{\text{tarp}}(t) \approx \frac{L_t}{\bar{u}(t) + \sqrt{r\gamma \bar{T}_{\text{tarp}}(t)}} \quad (1)$$

where  $L_t$  is the length of the tarpaulin tube,  $\bar{u}(t)$  and  $\bar{T}_{\text{tarp}}(t)$  are the space-averaged flow speed and temperature, respectively.

The second source of delay is due to the distributed measurements and wireless transmission between the

extraction room and the fan. This delay is time-varying and denoted as  $\tau_{\text{wsn}}(t)$ , to indicate that it is related to wireless sensor network (WSN) automation. We consider that a wireless multi-hop protocol is set, as detailed in [24], to minimize the energy consumption of the wireless nodes according to specific communication quality constraints. The associated end-to-end delay writes as

$$\tau_{\text{wsn}}(t) = h(t)F + \sum_{i=1}^{h(t)} (\alpha_i + \beta_i)$$

where  $h(t)$  is the time-varying number of hops,  $F$  denotes the propagation and transmission delays,  $i = 1, \dots, h(t)$  indicates the transmission node considered,  $\alpha_i$  is the time to wait before sending a data packet (typically a random variable) and  $\beta_i$  is the time induced by an automatic repeat reQuest (ARQ) mechanism. For simulation purposes, we consider the experimental data presented in [25], scaled to represent a tunnel of length  $L_t$  (the initial measurements were performed in a 10m corridor, approximately). Note that packet losses (not detailed here) are associated with this model, as the number of packet losses is directly proportional to the number of hops.

### 3.2. Energy losses in the tarpaulin tube

The loss of airflow energy due to curves and length of the tube can be modeled using standard loss parameters as follows. The fan produces a pressure gradient that results in a flow speed  $u_{\text{fan}}$  at the entrance of the tarpaulin tube. This speed is then increased by the negative variation of pressure  $\Delta H = P_{\text{fan}} - P_{\text{room}}$  between the input and the output of the tube, and decreased by the energy losses (friction). The flow energy is partly dissipated along the tarpaulin tube (distributed losses  $\xi_d$ ) and in the curves (concentrated losses  $\xi_c$ ). Conservation of energy (Bernoulli's equation) implies that

$$\Delta H = \xi_d + \xi_c + \rho \frac{u_{\text{room}}^2}{2} - \rho \frac{u_{\text{fan}}^2}{2} \quad (2)$$

where  $\rho$  is air density and  $u_{\text{room}}$  is the flow speed at the room side of the tube. We can express the distributed losses by  $\xi_d = L_t \rho u_{\text{avg}}^2 f / (2D_t)$  (Darcy-Weisbach equation), where  $D_t$  is the tube diameter,  $f$  models friction losses, and  $u_{\text{avg}}$  is the average velocity of the

fluid in the tube. We take into account the concentrated losses introduced by the curves considering an *effective* length  $L_e = \sigma L_t$ ,  $\sigma > 1$ . The value of  $\sigma$  depends on the curvature and diameter of the tube. Replacing  $u_{\text{avg}}$  with  $u_{\text{fan}}$  (over-approximation of the losses), we have that  $\xi_d + \xi_c = L_e \rho u_{\text{fan}}^2 f / (2D_t)$ . For the considered operating conditions, the flow is turbulent (i.e. the Reynolds number  $Re$  is very high) and the energy losses are further simplified considering that  $f$  can be expressed as [26]

$$f = (1.82 \log_{10} Re - 1.64)^{-2} \Rightarrow \xi = \xi_d + \xi_c = \frac{1}{2} \frac{L_e}{D_t} \rho \left( \frac{u_{\text{fan}}}{1.82 \log_{10} Re - 1.64} \right)^2 \quad (3)$$

By substituting (3) in (2) and solving for  $u_{\text{room}}$  we obtain

$$u_{\text{room}}(t) \approx \eta \times u_{\text{fan}}(t - \tau_{\text{tarp}}) \eta \doteq \sqrt{1 - \frac{\sigma L_t}{D_t} \left( \frac{1}{1.82 \ln Re - 1.64} \right)^2}$$

where  $\eta < 1$  represents the energy losses associated with the tarpaulin tube and  $Re \approx 672, 80 D_t \times u_{\text{fan}}$  [4]. We supposed that  $2\Delta H / (\rho u_{\text{fan}}^2) \ll 1$ , which is a reasonable assumption associated with the incompressibility hypothesis in the tarpaulin tube.

### 3.3. Concentration profiles

The novel modeling approach presented in this section is primarily motivated by the shapes similarity of the experimental buoyancy profiles presented in [22] and related works. Indeed, fluid stratification (relative gravity), monitored for different inflow buoyancy, momentum and number of sources, always exhibits sigmoid-like profile. WSN measurements motivate further use of this property, as they can be easily associated with an appropriate estimation strategy to provide 'on-line' shape monitoring. This extra simplification is particularly suitable to the proposed global approach. Establishing the control strategy on the shape properties also has the significant advantage that, compared with classical space discretization methods, the closed-loop performance is structurally robust with

respect to the time-varying localization of the WSN measurements.

Note that, as the clean airflow and pollutants enter directly into the extraction rooms, we do not consider the physical transport phenomenon (or associated time-delay) in the rooms but only first order dynamics on mass conservation. This is consequently equivalent to a zero-dimensional model of the extraction room. The associated model uncertainties can be considered as acceptable since the distributed measurements provided by the WSN allow for an online model adjustment using classical estimation methods.

The pollutants ( $\text{CO}_x$ ,  $\text{CH}_4$ ,  $\text{SO}_2$  and  $\text{N}_x\text{O}_x$ ) are classically associated with the trucks engines) volume concentration profiles  $c_j(z, t)$ , where  $z \in [0, h_{\text{room}}]$  is the height in the extraction room,  $h_{\text{room}}$  is the room height and  $j$  indicates the pollutant considered, are approximated by the sigmoid distribution:

$$c_j(z, t) = \frac{\alpha_j(t)}{1 + e^{-\beta_j(t)(z - \gamma_j(t)h_{\text{room}})}}$$

where  $\alpha_j(t)$  is the amplitude,  $\beta_j(t)$  is the dilatation and  $\gamma_j(t)$  is the inflection point of the distribution. Note that any function can be approximated with the desired precision level by a sum of such sigmoid functions: we suppose here that one curve is sufficiently accurate for feedback control purposes and that the induced error is negligible in comparison with the system uncertainties. This simplified modeling approach was proposed for distributed systems involving smooth energy transport phenomena in [27] for the modeling of temperature profiles in Tokamak plasmas and validated with experimental results.

In our case, the real-time measurements provided by the WSN can be used to estimate the shape parameters  $\{\alpha_j, \beta_j, \gamma_j\}$ , thanks to classical recursive identification or Kalman filtering techniques [28]. To ensure the system identifiability, we have to suppose that measurements are available at three different heights for each regulated pollutant. We can consider that a node contains all the necessary chemical sensors, which simplifies the previous hypothesis to the need of three wireless sensor nodes located at different heights. Note that the height dependency of the concentration distribution allows for a direct use of all the available information at a given sampling time if we have more

than three nodes (e.g. we can easily substitute the information provided by a sensor by the one provided by another if we keep  $z$  as a free variable in the estimation algorithm). The model accuracy then directly depends on the measurements frequency, the number of nodes and the precise knowledge of the nodes localization (e.g. achieved thanks to ultra-wide band techniques for very accurate positioning in harsh environments such as underground mines, as proposed in [29, 30]).

As the aim of this paper is to investigate the impact of the main dynamics on the feedback regulation and since no experimental data are available for the moment, we only describe the impact of the mass conservation (flow continuity property). This ensures that the proposed model is consistent with the global physics of the system and can be used in a predictive mode. The shape parameters  $\{\alpha_j, \beta_j, \gamma_j\}$  can also be related to the global parameters (room temperature and pressure, number of trucks and engines power, etc.) with an appropriate identification method. The pollutant mass  $m_j(t)$  in the room is obtained from the concentration distribution, thanks to the relationship:

$$\begin{aligned} m_j(t) &= S_{\text{room}} \int_0^{h_{\text{room}}} c_j(z, t) dz \\ &\approx S_{\text{room}} \left[ \int_0^{h_{\text{door}}} c_j(z, t) dz + \alpha_j(t) \Delta h \right] \end{aligned}$$

where  $S_{\text{room}}$  is the room surface,  $h_{\text{door}}$  is the door height and  $\Delta h = h_{\text{room}} - h_{\text{door}}$ . The last equality is established by supposing that the air above  $h_{\text{door}}$  is saturated with pollutants, as there is no exhaust in this region. Furthermore, we are interested in a detailed model below the room entrance level, as it corresponds to the breathing and engine levels, and can consider the term  $\alpha_j(t) \Delta h$  as an averaging of what happens above. This hypothesis is reasonable in mining ventilation applications as, typically, the ceiling is blasted and the engines/humans enter the room only to work on the ore at the ground level. The pollutant dynamics is set thanks to the mass conservation law:

$$\dot{m}_j(t) = \dot{m}_{j,\text{in}}(t) - \dot{m}_{j,\text{out}}(t) - \dot{m}_{j,\text{chem}}(t) \quad (4)$$

where  $\dot{m}_{j,\text{in}}$  is the incoming pollutant mass rate due to the engines and humans, given by appropriate

specifications, and  $\dot{m}_{j,\text{chem}}$  is the mass variation due to chemical reactions between components  $j$  and  $k$  at a rate  $v_{jk} = -v_{kj}$ . The mass conservation Equation (4) sets the shape parameters dynamics with:

$$\begin{aligned}\dot{m}_j(t) &\approx S_{\text{room}} \left[ \int_0^{h_{\text{door}}} \dot{c}_j(z, t) dz + \dot{\alpha}_j(t) \Delta h \right] \\ \dot{m}_{j,\text{out}}(t) &\approx \frac{Q_{\text{out}}}{h_{\text{door}}} \int_0^{h_{\text{door}}} c_j(z, t) dz \\ \dot{m}_{j,\text{chem}}(t) &= S_{\text{room}} \left[ \int_0^{h_{\text{door}}} v_{jk} c_j(z, t) c_k(z, t) dz \right. \\ &\quad \left. + v_{jk} \alpha_j(t) \alpha_k(t) \Delta h \right]\end{aligned}$$

where  $Q_{\text{out}} = S_t \eta u_{\text{fan}}(t - \tau_{\text{tarp}})$  is the volume rate of flow leaving the room (equal to the one entering the room, from the incompressibility hypothesis), while  $S_t$  is the cross-section of the tarpaulin tube. The dynamics of the mass transformed by chemical reactions  $\dot{m}_{j,\text{chem}}(t)$  is set using the classical equation  $\dot{m}_{j,\text{chem}}(t) = v_{jk} m_j m_k$ , applied to our room division (above and below  $h_{\text{door}}$ ) and expressed in terms of the concentration. This model ensures that the transformed mass is conserved ( $\dot{m}_{j,\text{chem}} + \dot{m}_{k,\text{chem}} = 0$ ).

The variable-step integration method described in [27] (discretization of the integral term, which is expressed as a constant matrix) is now introduced to obtain a differential equation representation of the distributed model:

$$E_j \begin{bmatrix} \dot{\alpha}_j(t) \\ \dot{\beta}_j(t) \\ \dot{\gamma}_j(t) \end{bmatrix} = \dot{m}_{j,\text{in}}(t) - B_j u_{\text{fan}}(t - \tau_{\text{tarp}}) - D_{jk}$$

with:

$$E_j \doteq S_{\text{room}} \left( V_{\text{int}} \begin{bmatrix} \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial C_{j,i}}{\partial \alpha_j} & \frac{\partial C_{j,i}}{\partial \beta_j} & \frac{\partial C_{j,i}}{\partial \gamma_j} \\ \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta h \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}^T \right)$$

$$\begin{aligned}B_j &\doteq \frac{1}{h_{\text{door}}} V_{\text{int}} \begin{bmatrix} \vdots \\ C_{j,i} \\ \vdots \end{bmatrix} \times S_t \eta \\ D_{jk} &= S_{\text{room}} v_{jk,i} \begin{bmatrix} V_{\text{int}} \begin{bmatrix} \vdots \\ C_{j,i} C_{k,i} \\ \vdots \end{bmatrix} + \alpha_j \alpha_k \Delta h \end{bmatrix}\end{aligned}$$

where  $i = 1, \dots, N$ ,  $V_{\text{int}} = M_{\text{int}}(N, 1:N)$ ,  $N$  is the number of discretization points,  $M_{\text{int}}$  is the integration matrix and  $C_{j,i} = c_j(z_i, t)$ . The system dynamics is finally represented as a set of delay differential equations of the form:

$$\begin{bmatrix} \dot{\alpha}_j(t) \\ \dot{\beta}_j(t) \\ \dot{\gamma}_j(t) \end{bmatrix} = E_j^\dagger [\dot{m}_{j,\text{in}}(t) - B_j u_{\text{fan}}(t - \tau_{\text{tarp}}) - D_{jk}] \quad (5)$$

$$y_j(t) = \frac{\alpha_j(t)}{1 + e^{-\beta_j(t)(z_r - \gamma_j(t)h_{\text{room}})}} \quad (6)$$

where  $\dagger$  denotes the Moore–Penrose inverse and  $y_j(t)$  is the concentration of gas  $j$  at the reference height  $z_r$ .

### 3.4. Locally regulated fan

We used a three-phase asynchronous motor model with the fan as load to determine the fan power consumption. The working principle can be found in [31] or in similar text books. We report here the main principles. Let  $n_2$  be the speed of the motor, then:

$$n_2 = \frac{60 f_1}{p} (1 - s)$$

where  $f_1$  is the supply frequency and  $p$  the number of the poles. The slip factor of the motor is defined as  $s \doteq (n_1 - n_2)/n_1$ , where  $n_1$  is the speed of the rotating magnetic field. A local feedback control loop is set by varying the supply frequency while maintaining a constant voltage–frequency ratio. This kind of control is called *scalar* V/Hz control [31]. The parameters of the motor and the fan, along with their numerical values are shown in Table I.

Table I. Motor and fan characteristics.

Motor and fan characteristics			
Nominal power	75 kW	Nominal RMS voltage	400 V
Nominal current	155 A	Nominal frequency	50 Hz
Nominal frequency	50 Hz	Nominal speed	1484 RPM
Nominal speed	$\sim 155,32$ rad/s	Nominal torque	$\sim 483$ Nm
Maximum voltage	$\sim 565$ V	Motor friction	0.03914
Rotor resistance	20.92 m $\Omega$	Rotor leakage inductance	0.335 mH
Stator resistance	35.52 m $\Omega$	Stator leakage inductance	0.335 mH
Magnetizing inductance	0.0151 mH	Base frequency	50 Hz
Number of poles	4	Motor inertia	1.21 kg/m <sup>2</sup>
Motor friction	0.03914	Base speed	314 rad/s
Stator impedance	105 m $\Omega$	Rotor impedance	105 m $\Omega$
Magnetizing impedance	4.74 $\Omega$	Fan friction	0.13
Load inertia	4 kg/m <sup>2</sup>		

### 3.5. Illustrative test case

To illustrate the previous results, we consider an extraction room with dimensions  $h_{\text{room}}=9$  m,  $S_{\text{room}}=200$  m<sup>2</sup> and  $h_{\text{door}}=5$  m, and wish to regulate the air quality at  $z_r=3$  m. The system (room and tarpaulin tube) temperature is 298 K and its pressure is 1 atm. The tube parameters are  $D_t=1.2$  m,  $L_t=300$  m and  $\sigma=1.66$ . We consider the regulation of two toxic gases emitted by the trucks, CO and NO, with an atmospheric concentration chosen arbitrarily as  $10^{-6}$  kg/m<sup>3</sup> (trace gases). The engines emit approximately 23.5 g/s of NO and 4.6 g/s of CO (inferred from [32]), and we consider the safety thresholds  $\overline{\text{NO}}=5.9$  g/m<sup>3</sup> and  $\overline{\text{CO}}=0.234$  g/m<sup>3</sup> (calculated from [4] for sea level conditions). The network delays and packet losses are obtained by scaling the measurements presented in [25] to the system scale: this results in communication delays between 1 and 5 s and packet losses ranging from 10% to 40%. The time evolution of the concentrations at  $z_r$  is presented in Figure 5, for a fan flow speed  $u_{\text{fan}}=10$  m/s and 1–3 trucks working in the room. In this scenario,  $\overline{\text{CO}}$  is clearly the limiting factor, but the relative importance of the components strongly depends on the chemical reactions rate, which is chosen arbitrarily.

#### Remark 1

The proposed non-dimensional dynamics has been constructed based on the fundamental conservation

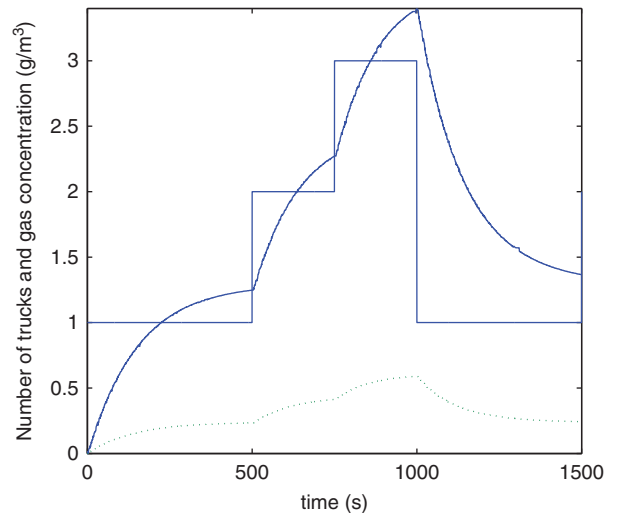


Figure 5. CO (· · ·) and NO (—) concentrations in the extraction room.

laws (flow equation for the physical delay, mass conservation in the room), engineering relationships (Darcy–Weisbach equation and associated energy losses computation, fan model) and experimental measurements (scaled WSN delays and packet losses). This part of the model is then fairly accurate to investigate the main dynamics, compare the time constants and test different control strategies. The concentration

profiles estimation with sigmoid curves constrained by first order dynamics (mass conservation) is sufficient for control design analysis at this point, as the main time constant and some nonlinearities are roughly depicted. Specific care has to be taken in its real-time implementation as it strongly relies on the distributed measurements provided by the WSN and on their localization.

The communication constraints, as time-delays and packet losses, are of secondary importance here due to the slow behavior of the concentration profiles evolution. These constraints will only be considered as light constraints in the control schemes. This reduces the inclusion of WSN into the solution to a conceptual level, as an automation solution that provides the necessary distributed measurements. Future works focused on the communication aspects may consider more specifically the impact of communication outages or the design of ‘sleep and wake’ sensors policy according to the pollutants dynamics (i.e. maximizing the sleeping time to minimize the sensors energy consumption without degrading the closed-loop performances).

4. CONTINUOUS APPROACH:  
NONLINEAR MODEL PREDICTIVE CONTROL

The control *objective* is to minimize the fan energy consumption while ensuring an acceptable air quality in the extraction room. Owing to the height-dependent model proposed in the previous section, the air quality objective can be rephrased as guaranteeing a maximum pollutant concentration at a given height  $z_r$ :

$$\max_{\forall j} y_j(t) \leq \bar{y}_j$$

where  $\bar{y}_j$  is the threshold value on pollutant  $j$  ( $\text{CO}_x$  or  $\text{NO}_x$ , for example). The reference  $z_r$  corresponds to the highest height where the air quality has to be guaranteed and around which the sensors should be placed. Communication constraints, such as delays, timeout, packet losses and bandwidth limitations, are also taken into account in the optimization algorithm.

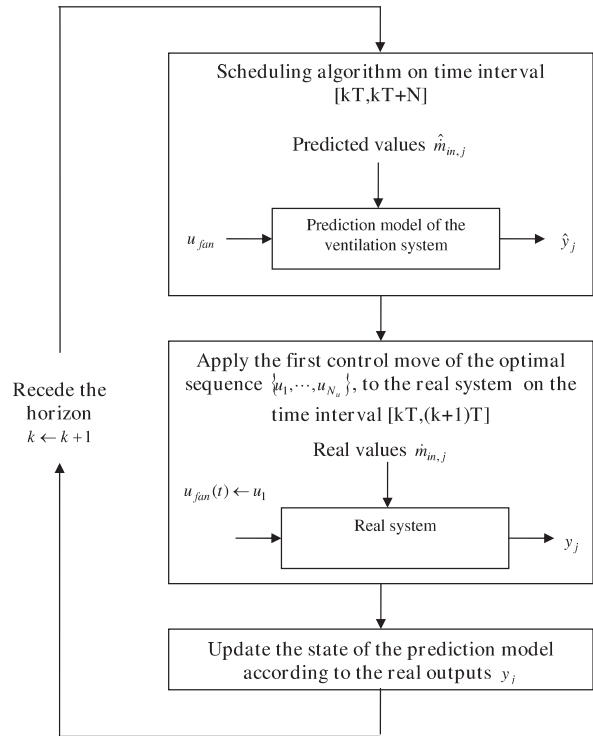


Figure 6. Receding horizon control synopsis.

4.1. Receding horizon control

Predictive control is a model-based design technique [33, 34], which basic principles are illustrated in Figure 6. It is based on the on-line solution of successive optimization problems. The idea is to solve a scheduling optimization problem at time  $kT$  ( $T$ : sampling time) from a prediction model, based on future desired outputs  $y_{j,des}$  and prediction of future disturbances  $\hat{m}_{j,in}$  (pollutant sources from trucks in this case), to apply the first control values to the system, update the prediction model according to the available measurements, and repeat the whole procedure at time  $(k+1)T$ . The desired outputs are chosen as close as possible to the maximum admissible pollutants concentrations, possibly with a safety margin, in order to minimize the fan energy consumption. The receding horizon controller then has to achieve the desired trajectory while respecting the concentration thresholds, which act as output boundary constraints.

The scheduling algorithm can be stated as:

$$\min_{u_i, i \in \{1, \dots, N_u\}} \int_{kT}^{kT+N} \left[ \sum_j (\hat{y}_j(\tau) - y_{j, \text{des}}(\tau))^2 + \lambda u_{\text{fan}}^2(\tau) \right] d\tau$$

where  $u_{\text{fan}}(\tau) = u_i$  if  $\tau \in [kT + (i-1)N/N_u, kT + iN/N_u]$ , and  $\hat{y}_j$  is the prediction of future outputs, computed from the simulation of a prediction model. For the prediction model, predicted values of disturbances  $\hat{m}_{j, \text{in}}$  are considered. The tuning parameters of the control law are  $N$ ,  $N_u$  and  $\lambda$ . Here,  $N$  represents the prediction horizon length. It should be chosen large enough to provide information about the transient behavior. Next,  $N_u$  represents the number of degrees of freedom in the control action during the prediction horizon. A trade-off has to be found between the increased precision (large number of degrees of freedom) and the consequent augmented complexity of the optimal control problem to be solved at each sampling period. Finally,  $\lambda$  is the weighting factor between the control effort and the disturbance rejection performances.

#### 4.2. Implementation issues

In this paper the ‘real system’ will be the reference model, which has been defined in Section 3. However, for a first approach, the following assumption is used for this section. The update of the states of the prediction model supposes that an estimation of the real system states is available from the signals of the wireless network. This part is beyond the scope of this paper, and in the following it is considered that the state of the system is available for control design purpose.

Being a real-time optimization procedure, the main implementation problems are related to the speed of convergence of the scheduling algorithm. This implies that the prediction model has to be simpler than the reference model. A trade-off has to be made between its complexity and its representativeness. For the prediction model, the time-varying delay  $\tau_{\text{tarp}}(t)$  is chosen as a constant equal to the maximal time-delay that may occur in the real system. This choice is the most robust

one as it can only lead to a more reactive control law. The pollutant sources act as disturbances and are taken as the mean value of the sources due to the trucks in the prediction model. Any available information about the disturbances can be included in the prediction model.

The second important issue is the feasibility of the successive optimization procedure, as the scheduling algorithm has to be solved with the constraints defined in Section 4.1. If the problem appears to be unfeasible, then one has to define alternative strategies. This point will be discussed in Section 6.4.

#### 4.3. Numerical result

We focus on the constrained case and consider two pollutants, namely  $\text{CO}_x$  and  $\text{NO}_x$ . The thresholds are defined as:

$$y_{\text{CO}_x}(t) \leq \bar{y}_{\text{CO}_x} = 0.000234 \text{ kg m}^3$$

$$y_{\text{NO}_x}(t) \leq \bar{y}_{\text{NO}_x} = 0.0059 \text{ kg m}^3$$

The desired concentrations are set at 90% of the thresholds:

$$y_{\text{CO}_x, \text{des}} = 0.9 * \bar{y}_{\text{CO}_x}$$

$$y_{\text{NO}_x, \text{des}} = 0.9 * \bar{y}_{\text{NO}_x}$$

The pollutant sources are set according to the scenario depicted in Figure 5. For the prediction model, we consider a number of trucks equal to 2, which is a mean value.

*4.3.1. Reference case.* The tuning parameters of the control law are

- $N$ : prediction horizon of the model;
- $N_u$ : number of degrees of freedom for the control policy;
- $\lambda$ : weighting factor between the controlled input consumption objective and the regulation objective.

The reference case is  $N = 100$ ,  $N_u = 1$  and  $\lambda = 10^{-7}$ . The corresponding results are presented in Figure 7, where the pollutants levels, control input and energy consumption of the electric motor of the fan are given.

## WIRELESS VENTILATION CONTROL

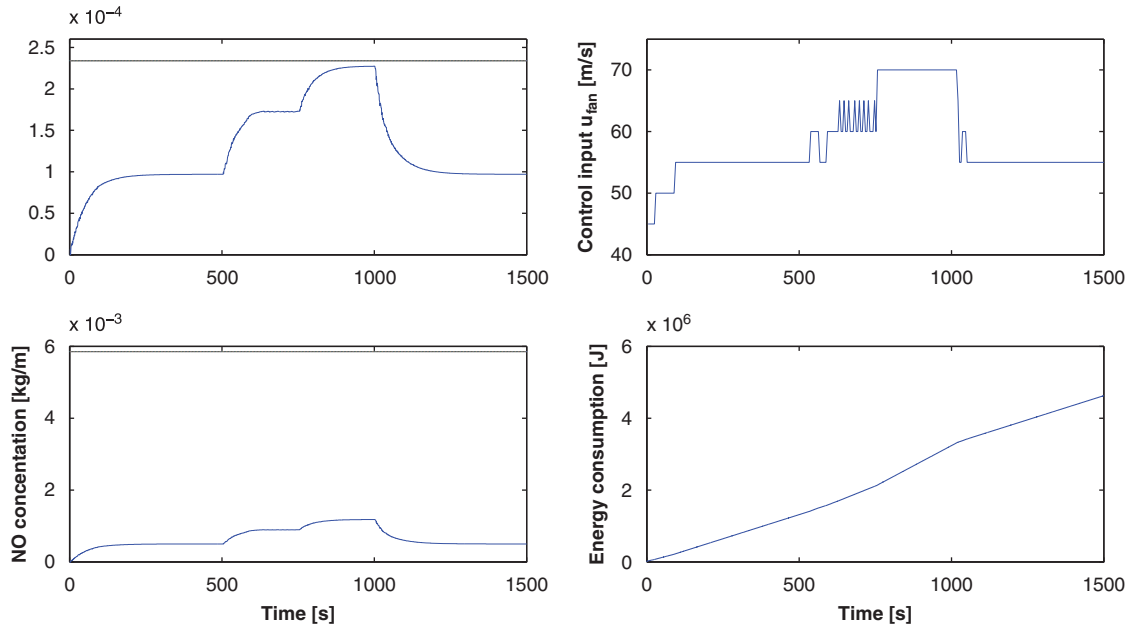


Figure 7. Regulation results for the reference case ( $N = 100$  s,  $N_u = 1$ ,  $\lambda = 10^{-7}$ ).

This regulation is satisfactory, with a smooth control action verifying the constraints over the whole time interval. As previously mentioned, the fact that a single actuator controls both pollutant concentrations ( $\text{NO}_x$  and  $\text{CO}_x$ ) makes the control law to take into account the hardest constraint ( $\text{CO}_x$ ).

The computation time for the simulation of 1500 s (real-time) is 10 min with Matlab 2007a on a Pentium IV™, 2.80 GHz. The proposed regulation can then be performed in real-time, provided that sufficient computation capabilities are available. The influence of the tuning parameters will now be detailed.

**4.3.2. Influence of  $\lambda$ .** The reference case is modified by setting  $\lambda = 10^{-5}$  and the corresponding results are presented in Figure 8. The fan control signal  $u_{\text{fan}}(t)$  illustrates the fact that increasing  $\lambda$  decreases the control inputs, as forecasted by the optimization problem formulation. Consequently, it also leads to a

higher level of pollutant, but this level still satisfies the constraints.

**4.3.3. Influence of  $N$ .** The reference case is now changed by setting  $N = 50$ . The corresponding results are given in Figure 9. The control law is now more reactive, as the decisions of the controller related to the constraints activation are taken later than in the reference case.

**4.3.4. Influence of  $N_u$ .** Finally, the influence of  $N_u$  is studied by testing the reference case with  $N_u = 2$ , as illustrated in Figure 10. The corresponding control law appears to be smoother, with very satisfactory regulation results. However, the computation time is increased to 45 minutes (4.5 times longer than the  $N_u = 1$  case). Remember that  $N_u$  is the number of optimization variables, and thus is directly linked to the computation complexity.



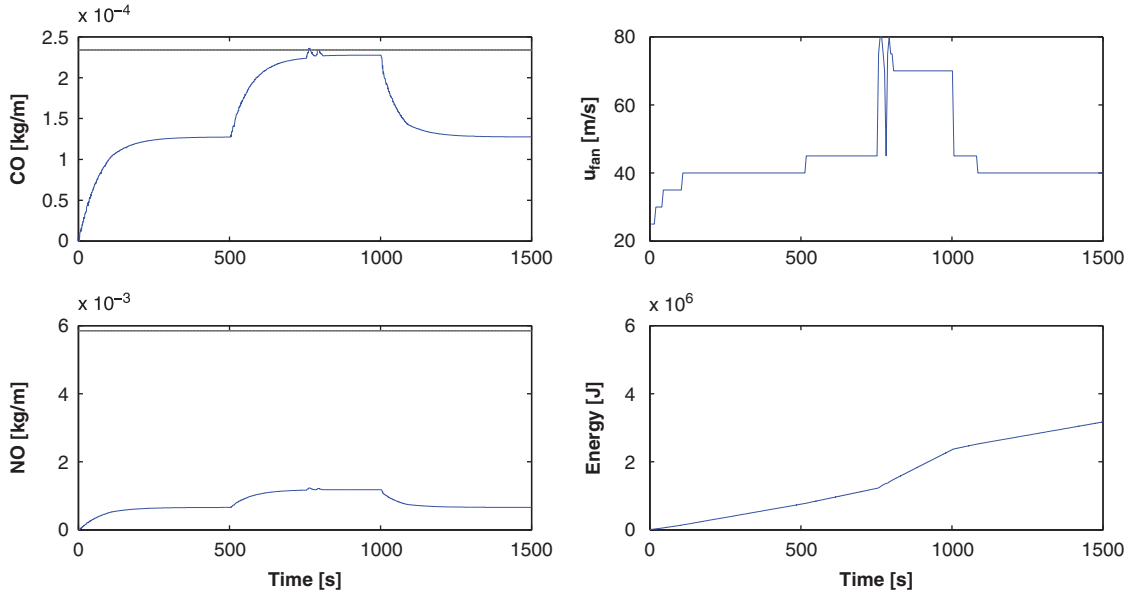


Figure 8. Influence of  $\lambda$  on the reference case ( $N = 100$  s,  $N_u = 1$ ,  $\lambda = 10^{-5}$ ).

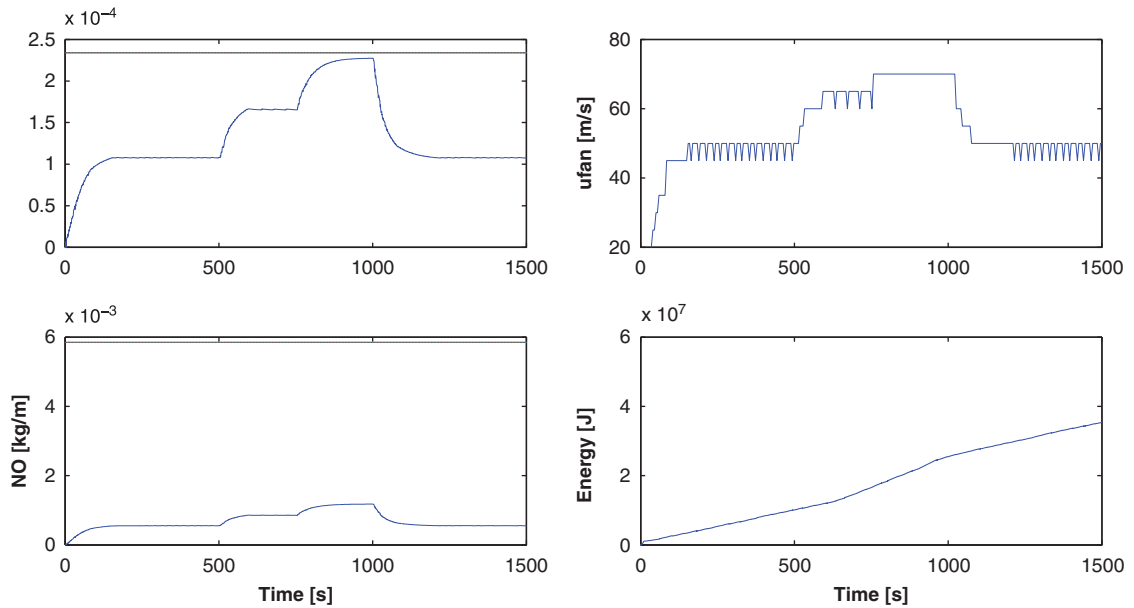


Figure 9. Influence of  $N$  on the reference case ( $N = 50$  s,  $N_u = 1$ ,  $\lambda = 10^{-7}$ ).

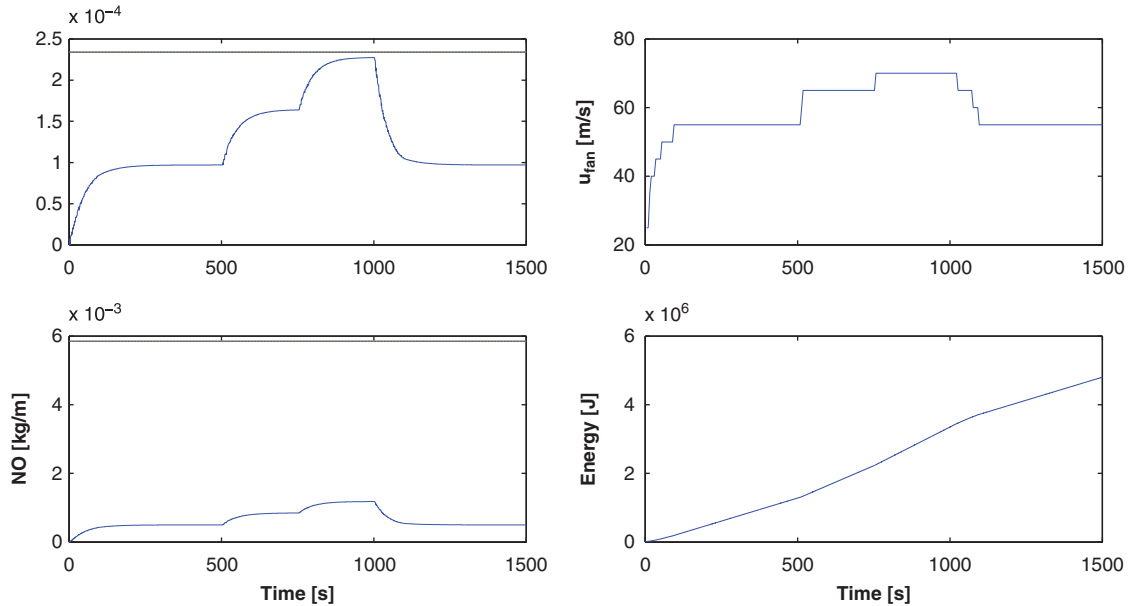


Figure 10. Influence of  $N_u$  on the reference case ( $N = 100\text{ s}$ ,  $N_u = 2$ ,  $\lambda = 10^{-7}$ ).

*Remark 2*

The receding horizon control strategy has proved to be particularly efficient to achieve optimal performances on the nonlinear system considered. Communication constraints and model uncertainties are easily taken into account and the trade-off between regulation performance and energy consumption is transparent in the choice of the scalar parameter  $\lambda$ . The drawback is that the high computational demand associated with the optimization process may not be appropriate for embedded applications. This motivates a second control strategy, presented in the next section, where the algorithm simplicity is preferred to closed-loop performance.

5. HYBRID APPROACH:  
SAFETY CONTROL STRATEGY

The control strategy proposed in this section is focused on the safety of the closed-loop system. The secondary ventilation system is modeled conservatively, e.g. using worst-case approximations, and we use a simple

threshold control algorithm. We model the closed-loop system using the hybrid systems mathematical framework: this allows to take into account the effects of time-delays, transmission errors and safety constraints. Thus, we use abstraction techniques and tools developed in previous works [35, 36] to verify safety (with respect to gas concentrations) and temporal properties of the system, with a required precision. Since we use a conservative approximation of the original system, if the safety verification algorithm states that the abstract system is safe then the original system is also safe.

5.1. Hybrid model

In Section 3.3 we derived the dynamics of the time-dependant shape parameters  $\alpha(t)$ ,  $\beta(t)$  and  $\gamma(t)$  in (5) and used them to compute the concentration of gas  $j$  at the reference height  $z_r$  (6). Since such a model can not be used for the hybrid control approach proposed in this section, we derive approximated (conservative) dynamics for the gas concentration average. We are interested here in the dynamics of the height-averaged

concentration:

$$C_j(h, t) \doteq \frac{1}{h} \int_0^h c_j(z, t) dz \quad (7)$$

The pollutant dynamics is simplified by omitting the chemical reactions in the mass conservation law:

$$\begin{aligned} \dot{m}_j(t) &= \dot{m}_{j,\text{in}}(t) - \dot{m}_{j,\text{out}}(t) \\ &= \dot{m}_{j,\text{in}}(t) + u_{\text{in}}(t) S_t c_{j,\text{atm}} \\ &\quad - u_{\text{out}}(t) S_{\text{out}} C_j(h_{\text{out}}, t) \end{aligned} \quad (8)$$

where  $c_{j,\text{atm}}$  is the gas concentration in the atmosphere,  $S_{\text{out}}$  is the section of the extraction room output,  $S_t$  is the section of the tarpaulin tube, and  $u_{\text{in}}(t)$ ,  $u_{\text{out}}(t)$  are, respectively, the input and output airflow velocities. Dividing (8) by the room volume  $V_R$ , we obtain the concentration dynamics:

$$\begin{aligned} \dot{C}_j(h_{\text{room}}, t) &= \frac{\dot{m}_{j,\text{in}}(t)}{V_R} + \frac{u_{\text{in}}(t) S_t c_{j,\text{atm}}}{V_R} \\ &\quad - \frac{u_{\text{out}}(t) S_{\text{out}}}{V_R} C_j(h_{\text{out}}, t) \end{aligned} \quad (9)$$

From the incompressibility hypothesis, (9) can be rewritten as

$$\begin{aligned} \dot{C}_j(h_{\text{room}}, t) &= \frac{\dot{m}_{j,\text{in}}(t)}{V_R} + \frac{u_{\text{in}}(t) S_t c_{j,\text{atm}}}{V_R} \\ &\quad - \frac{u_{\text{in}}(t) S_t}{V_R} C_j(h_{\text{out}}, t) \end{aligned} \quad (10)$$

The next step is to simplify the profile description by a rough approximation of the shape parameters. We can use a hybrid representation, supposing that  $\beta_j$  and  $\gamma_j$  can only assume a finite number of constant values  $\beta_j^k$  and  $\gamma_j^k$ , where  $k$  is the number of trucks in the room. In other words, we do not consider the transient dynamics of these parameters when the number of trucks in the room changes. Note that  $\beta_j^k$  and  $\gamma_j^k$  should also depend on the current airflow velocity at the room entrance, but we suppose that the strongest contribution derives from the number of trucks in the extraction room. The dynamics of the average concentration in the room is calculated by expressing  $\alpha_j(t)$  as

a function of  $C_j(h_{\text{room}}, t)$ . To this aim, we substitute the sigmoid function in the integral (7) and obtain:

$$\begin{aligned} C_j(h, t) &= \frac{1}{h} \int_0^h \frac{\alpha_j(t)}{1 + e^{-\beta_j^k(z - \gamma_j^k h_{\text{room}})}} dz \\ &= \frac{\alpha_j(t)}{\beta_j^k h} \ln \left( \frac{e^{\beta_j^k(h - \gamma_j^k h_{\text{room}})} + 1}{e^{-\beta_j^k \gamma_j^k h_{\text{room}}} + 1} \right) \\ \Leftrightarrow \alpha_j(t) &= \frac{\beta_j^k h_{\text{room}}}{\ln \left( \frac{e^{\beta_j^k(1 - \gamma_j^k) h_{\text{room}}} + 1}{e^{-\beta_j^k \gamma_j^k h_{\text{room}}} + 1} \right)} C_j(h_{\text{room}}, t) \end{aligned} \quad (11)$$

Substituting (11) in the sigmoid function ( $c_j(z, t)$ ) definition and computing the space averaged concentration between 0 and  $h_{\text{out}}$ , we have that:

$$\begin{aligned} C_j(h_{\text{out}}, t) &= \frac{\beta_j^k h_{\text{room}}}{\ln \left( \frac{e^{\beta_j^k(1 - \gamma_j^k) h_{\text{room}}} + 1}{e^{-\beta_j^k \gamma_j^k h_{\text{room}}} + 1} \right)} C_j(h_{\text{room}}, t) \\ &\quad \times \frac{1}{h_{\text{out}}} \int_0^{h_{\text{out}}} \frac{1}{1 + e^{-\beta_j^k(\theta - \gamma_j^k h_{\text{room}})}} d\theta \end{aligned}$$

Finally, substituting the expression of  $C_j(h_{\text{out}}, t)$  in Equation (10) we obtain:

$$\begin{aligned} \dot{C}_j(h_{\text{room}}, t) &= \frac{\dot{m}_{j,\text{in}}(t)}{V_R} + \frac{u_{\text{in}}(t) S_{\text{in}} c_{j,\text{atm}}}{V_R} \\ &\quad - \frac{u_{\text{in}}(t) S_{\text{in}}}{V_R} \frac{\beta_j^k h_{\text{room}}}{\ln \left( \frac{e^{\beta_j^k(1 - \gamma_j^k) h_{\text{room}}} + 1}{e^{-\beta_j^k \gamma_j^k h_{\text{room}}} + 1} \right)} \\ &\quad \times C_j(h_{\text{room}}, t) \\ &\quad \times \frac{1}{h_{\text{out}}} \int_0^{h_{\text{out}}} \frac{1}{1 + e^{-\beta_j^k(\theta - \gamma_j^k h_{\text{room}})}} d\theta \end{aligned} \quad (12)$$

The simplified model for the secondary system is then the continuous time non-linear delay system:

$$\begin{aligned} \dot{C}_j(h_{\text{room}}, t) = & \frac{\dot{m}_{j,\text{in}}(t)}{V_R} + \frac{S_{\text{in}} c_{j,\text{atm}} \eta}{V_R} u_{\text{fan}}(t - \delta_t(t)) \\ & - \frac{S_{\text{in}} \eta}{V_R} u_{\text{fan}}(t - \delta_t(t)) \\ & \times \frac{h_{\text{room}} \ln \left( \frac{e^{\beta_j^k (h_{\text{out}} - \gamma_j^k h_{\text{room}})} + 1}{e^{-\beta_j^k \gamma_j^k h_{\text{room}}} + 1} \right)}{h_{\text{out}} \ln \left( \frac{e^{\beta_j^k (1 - \gamma_k) h_{\text{room}}} + 1}{e^{-\beta_j^k \gamma_j^k h_{\text{room}}} + 1} \right)} \\ & \times C_j(h_{\text{room}}, t) \end{aligned} \quad (13)$$

where  $\delta_t$  is the worst case delay introduced by the tarpaulin tube  $\tau_{\text{tarp}}(t)$ , as defined in Equation (1). The dynamics becomes affine if we consider the control input  $u_{\text{fan}}$  piecewise constant (i.e. constant during the simulation time step) as we will do in the next subsection. Note that  $\eta$  depends on the airflow velocity in the tube, due to the Reynolds number dependency.

## 5.2. Control design

Given the model of the secondary system (13), we define the following control specifications.

1. *Safety*: the gas concentrations cannot enter an unsafe set (a *red alert* zone), given by standard acceptable air quality for humans.
2. *Comfortable air quality*: the gas concentrations might enter, only for a bounded amount of time, a set (a *yellow alert* zone) that satisfies safety for humans, but might be uncomfortable.

These two properties intuitively state the following: we guarantee that the oxygen concentration is always over the minimum safety threshold for humans, and we require that if a disturbance (e.g. the entrance of a truck in a room) moves it under a threshold of optimality (comfortable air quality), then it only happens for a short amount of time.

Our aim is to automatically verify whether the controlled system satisfies the aforementioned safety/comfort properties. Thus, we first need to

model the two specifications as formulae. The first *strong* specification (classical safety property) can be modeled using the temporal logic CTL [37], while the second *relaxed* specification can be modeled using the temporal logic TCTL [38]. Clearly, we have to verify that both of them are satisfied.

Because of the hybrid nature of the problem (e.g. number of trucks in an extraction room), it is extremely hard to verify exhaustively on the model (13) whether the specifications above are satisfied for any discrete and continuous disturbance. For this reason, we first obtain a conservative hybrid model with affine dynamics of our closed-loop system, then construct a timed automaton abstraction of the hybrid automaton, which preserves CTL and TCTL temporal properties. Timed automata can generally be abstracted into finite state systems [39], which renders the model checking decidable.

We now define a hybrid model of our closed-loop system with affine dynamics thanks to the following assumptions.

### Assumption 1

As a first approach, we consider only two speed levels (which is the case in some of the actual mines, where only basic automation is available), namely:

$$\dot{\theta}_{\text{fan}} \in \{\dot{\theta}_{\text{fan}}^L, \dot{\theta}_{\text{fan}}^H\}$$

Depending on the maximum gas emission/consumption of the trucks, we can choose a desired airflow  $u_{\text{in}}^H$  at the endpoint of the tarpaulin tube and derive the corresponding fan velocity  $\dot{\theta}_{\text{fan}}^H$  using appropriate engineering data sheet.

### Assumption 2

A threshold control strategy is considered: we can switch fans to low and high speed levels when the gas concentrations hit some given thresholds.

### Assumption 3

The WSN design guarantees that the measured concentration is affected by a bounded estimation error  $\varepsilon > 0$  and that the estimation and communication delays are bounded by a value  $\delta_c > 0$ . As discussed in Section 1, the main wiring problem in the mine is in the extraction room. Thus, we reasonably assume that the threshold

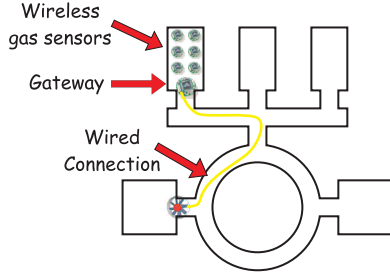


Figure 11. Proposed network architecture for control.

is checked on a gateway sensor positioned in the room and that the control signal is transmitted to the fan on a cable (see Figure 11). On the basis of these assumptions, the secondary control system can be modeled as a non deterministic affine hybrid automaton. Non deterministic guard conditions determined by  $\varepsilon > 0$  model the estimation error, while a clock variable models estimation, communication and actuation delays  $\delta = \delta_c + \delta_t$ .

We consider a three-dimensional continuous state space  $x(t) \in \mathbb{R}^3$ , where the first component is the average concentration of oxygen  $x_1(t) = C_{O_2}(t)$ , the second is the concentration of carbon monoxide  $x_2(t) = C_{CO}(t)$ , and the third is the concentration of carbon dioxide  $x_3(t) = C_{CO_2}(t)$  in the extraction room. The dynamics of this three-dimensional system is obtained by replying the differential Equation (12) for each gas:

$$\dot{x}_i(t) = a_i x_i(t) + b_i, \quad i \in \{1, 2, 3\}$$

with the coefficients  $\{a_i, b_i\}$  obtained according to (13). The constants  $a_i$  depend on the buoyancy characteristics, on the input volumetric airflow and on the concentration of the  $i$ th gas in the room, while the constants  $b_i$  depend on the  $i$ th gas emission/consumption of the trucks and on the input volumetric airflow.

Since we have two speed levels, each one of the constants  $a_i, b_i$  can assume two values (respectively,  $a_i^L, a_i^H$  and  $b_i^L, b_i^H$ ). Let  $g_{l,1}, g_{h,2}, g_{h,3}$  be the thresholds on the gas concentrations that trigger the increase of the fan speed, and  $g_{h,1}, g_{l,2}, g_{l,3}$  be the thresholds on the gas concentrations that trigger the decrease of the fan speed. In our hybrid model of the controlled secondary system we consider the worst case value for

the disturbance introduced by the trucks, namely when there are two working trucks in the extraction room. The hybrid model (depicted in Figure 12) is now described, using the notations introduced in [35].

- $Q = \{q_1, q_2, q_3, q_4\}$  is the set of discrete states that models the two speed levels of the fan and the two actuation delays when we switch from one speed to the other and vice versa. In particular,  $q_1$  models the low speed state,  $q_2$  models the low to high switch delay,  $q_3$  models the high speed state and  $q_4$  models the high to low switch delay.
- $X = \mathbb{R}^4$  where  $x_1, x_2$  and  $x_3$  represent, respectively, the concentration of oxygen, carbon monoxide and carbon dioxide, while  $x_4$  is a clock state variable.
- $Init = \{(q_1, x_0)\}$  is the set of initial conditions.
- $E = \{(q_1, q_2), (q_2, q_3), (q_3, q_4), (q_4, q_1)\}$  is the set of discrete transitions.
- The continuous dynamics for the discrete states  $q_1, q_2$  is given by

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \dot{x}_3(t) \\ \dot{x}_4(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \begin{bmatrix} a_1^L & 0 & 0 \\ 0 & a_2^L & 0 \\ 0 & 0 & a_3^L \end{bmatrix} & \begin{pmatrix} b_1^L \\ b_2^L \\ b_3^L \end{pmatrix} \\ 1 \end{pmatrix}$$

and the continuous dynamics for the discrete states  $q_3, q_4$  is given by

$$\begin{pmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \\ \dot{x}_3(t) \\ \dot{x}_4(t) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \begin{bmatrix} a_1^H & 0 & 0 \\ 0 & a_2^H & 0 \\ 0 & 0 & a_3^H \end{bmatrix} & \begin{pmatrix} b_1^H \\ b_2^H \\ b_3^H \end{pmatrix} \\ 1 \end{pmatrix}$$

- Invariant, guard and reset are defined as follows:

$$\begin{aligned} Inv(q_1) = \{x \in \mathbb{R}^4 \mid & x_1 > g_{l,1} - \varepsilon \wedge x_2 \\ & < g_{h,2} + \varepsilon \wedge x_3 < g_{h,3} \\ & + \varepsilon \wedge x_4 > 0\} \end{aligned}$$

$$Inv(q_2) = \{x \in \mathbb{R}^4 \mid x_4 < \delta\}$$

WIRELESS VENTILATION CONTROL

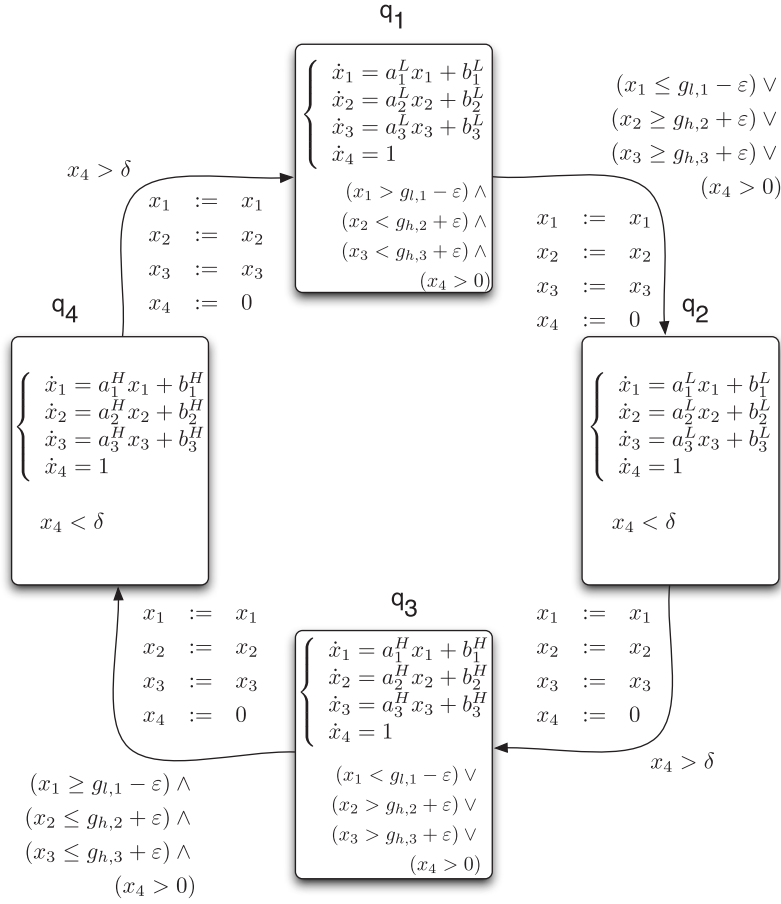


Figure 12. Hybrid model of the closed-loop secondary system.

$$\begin{aligned}
 \text{Inv}(q_3) &= \{x \in \mathbb{R}^4 \mid x_1 < g_{h,1} \\
 &\quad + \varepsilon \vee x_2 > g_{l,2} - \varepsilon \vee x_3 \\
 &\quad > g_{l,3} - \varepsilon \vee x_4 > 0\} \\
 \text{Inv}(q_4) &= \{x \in \mathbb{R}^4 \mid x_4 < \delta\} \\
 G(q_1, q_2) &= \{x \in \mathbb{R}^4 \mid x_1 \leq g_{l,1} \\
 &\quad - \varepsilon \vee x_2 \geq g_{h,2} \\
 &\quad + \varepsilon \vee x_3 \geq g_{h,3} + \varepsilon\} \\
 G(q_2, q_3) &= \{x \in \mathbb{R}^4 \mid x_4 \geq \delta\}
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 G(q_3, q_4) &= \{x \in \mathbb{R}^4 \mid x_1 \geq g_{h,1} + \varepsilon \wedge x_2 \\
 &\quad \leq g_{l,2} - \varepsilon \wedge x_3 \leq g_{l,3} - \varepsilon\}
 \end{aligned}$$

$$G(q_4, q_1) = \{x \in \mathbb{R}^4 \mid x_4 \geq \delta\}$$

$$\forall e \in E, R(e, x(t)) = (x_1(t), x_2(t), x_3(t), 0)'$$

The threshold control strategy is designed by defining the guards  $g_{l,1}$ ,  $g_{l,2}$ ,  $g_{l,3}$ ,  $g_{h,1}$ ,  $g_{h,2}$  and  $g_{h,3}$ . We now automatically verify, by using the theoretical results introduced in [36] and the tool developed in [35], if for a given control strategy the hybrid automaton defined above (which models the closed-loop secondary system

according to our control strategy) satisfies *Safety* and *Comfort* properties. More precisely, define the Safety specification introduced above as a CTL formula  $\psi_s$ , and define the comfortable air quality specification as a TCTL formula  $\psi_c(t_{\max})$ , where  $t_{\max}$  is the maximum time the system is allowed to dwell in uncomfortable air quality.

Unfortunately, model checking is in general undecidable also for affine hybrid automata: an important technique used to cope with complexity is *abstraction*. In recent papers [35, 36] an algorithm that constructs an abstraction of a hybrid automaton with affine dynamics was proposed and implemented. Such a algorithm preserves temporal properties expressed by CTL and TCTL temporal logics. The abstract model belongs to a subclass of timed automata, which is called *durational graph*. Durational graphs are a special class of timed and hybrid automata [40, 41], in which the continuous variables are *clocks*, increasing with a constant slope. Resets are restricted to clock resets to 0.

The following result is directly implied by the results developed in [36]:

*Proposition 1*

Given a hybrid automaton  $\mathcal{H}$  and a durational graph  $\mathcal{G}$  such that  $\mathcal{H}$  and  $\mathcal{G}$  are bisimilar with precision  $\varphi$  ( $\mathcal{H} \approx_{\varphi} \mathcal{G}$ ), then:

- (i.) If the specification  $\psi_s$  is satisfied for the system  $\mathcal{G}$ , then it is satisfied for the system  $\mathcal{H}$ .
- (ii.) If the specification  $\psi_c(t_{\max} - \varphi)$  is satisfied for the system  $\mathcal{G}$ , then  $\psi_c(t_{\max})$  is satisfied for the system  $\mathcal{H}$ .

According to the above proposition, we can verify properties of the affine hybrid automaton by checking properties on the durational graph abstraction, using model checking tools for timed automata (e.g. *KRONOS* [42], *UPPAAL* [43]). If for an initial choice of the threshold the system is not verified to be safe, we can iteratively run the verification procedure for tighter thresholds until both safety and comfort are satisfied.

The abstraction algorithm's graphical output is illustrated in Figure 13(a). The algorithm intuitively works as follows. The set of initial conditions of the gas concentrations (blue polytope) is partitioned in a finite number of polytopes according to the continuous

dynamics and the guard sets. The property of each element of the partition is that, for each pair of initial conditions  $x_1^0, x_2^0$  belonging to it, the arrival times  $t_1, t_2$  to the guard satisfy  $|t_1 - t_2| < \varphi$ . This procedure is iterated to all guard sets (green and red polytopes) of the hybrid automaton. Each partition element is translated into a discrete state of the abstracting durational graph. The resulting durational graph  $\mathcal{G}$  satisfies  $\mathcal{H} \approx_{\varphi} \mathcal{G}$ , and thus Proposition 1 holds. Moreover, we can get from the precision  $\varphi$  of our abstraction a measure of safety: this can be used to optimize the thresholds by iterative search, in order to guarantee safety with a desired robustness and energy consumption reduction.

By executing the automatic verification procedure on our hybrid model using the thresholds  $g_{l,1} = 0.2955$ ,  $g_{l,2} = 0.5 \cdot 10^{-3}$ ,  $g_{l,3} = 0.0885$ ,  $g_{h,1} = 0.2975$ ,  $g_{h,2} = 2.5 \cdot 10^{-3}$ ,  $g_{h,3} = 0.091$  (in  $[\text{kg}/\text{m}^3]$ ) and an abstraction precision  $\varphi = 1$  s, we verified on the abstraction  $\mathcal{G}$  that  $\psi_s$  is satisfied, and  $\psi_c(t_{\max})$  is satisfied for  $t_{\max} = 61$  s. Since our abstraction has been constructed with precision  $\varphi = 1$  s, then Proposition 1 implies that (1) the original is safe and (2) the maximum time of uncomfortable air quality is bounded by 62 s.

For completeness, we also show in Figure 13(b) some Matlab simulations of the closed-loop system. For the particular initial condition chosen for this simulation, safety and air quality can be verified using the plots. The advantage of automatic verification is that the same two properties can be verified in *one shot* for the whole set of initial conditions, which has infinite cardinality.

## 6. COMPARISON BETWEEN THE TWO APPROACHES

### 6.1. Comparison framework

In this section we compare the continuous and the hybrid control strategies on the test case proposed in Section 3.5. The safety thresholds  $\overline{\text{CO}} = 0.000234 \text{ kgm}^3$  and  $\overline{\text{NO}} = 0.0059 \text{ kgm}^3$  are considered as strong constraints, in the sense that the regulated pollutant concentrations have to remain below these values at any time. The comparison is based on simulation results, for which we compare regulation efficiency,

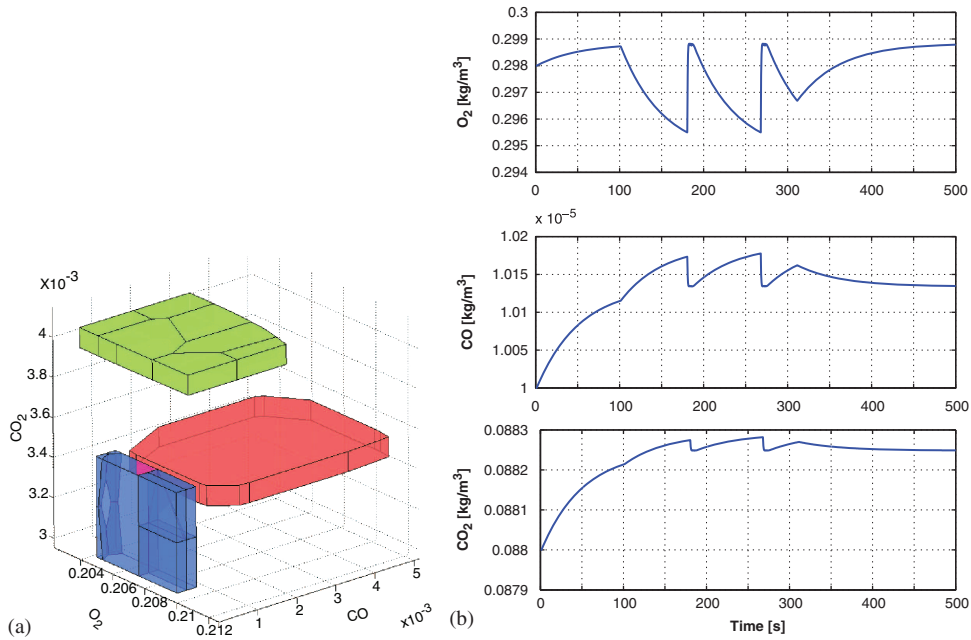


Figure 13. Matlab simulations and screenshot of the abstraction algorithm output. (a) Polytopes representing the set of initial conditions and the projections of their executions with the guard sets and (b) temporal simulation.

energy consumption, robustness with respect to model uncertainties, and computational complexity.

For comparison consistency, the MPC control law depicted in 4.1 is tested with a control regulation objective set to 90% of the thresholds, while for the discrete strategy a choice of the guards  $g_{l,CO/NO}$  and  $g_{h,CO/NO}$  at 80% and 90% of the safety thresholds is made. For both strategies, the high and low operating conditions of the fans result in flow speeds  $u_{fan}$  of 10 and 80 m/s, respectively. The parameters for the MPC strategy are set to  $\lambda = 10^{-5}$ ,  $N = 100$  and  $N_u = 1$ . Simulation results of the two strategies are depicted in Figure 14.

### 6.2. Regulation efficiency

For both strategies, the safety conditions are satisfied. The MPC is tuned such that both approaches have a comparable energy consumption. We can see that, in terms of regulation efficiency, the MPC leads most of the time as the pollutant concentration is significantly lower (40% lower for the one truck case, equivalent

when there are two trucks and 12% higher for the three trucks case).

### 6.3. Energy Consumption and control input

The energy consumption is compared using the fan model discussed in Section 3.4. Figure 14 shows that the MPC strategy is more efficient (by approximately 8.2%) with respect to energy consumption. This is mainly due to the fact that a relatively high  $\lambda$  has been chosen for this comparison, leading to a strong weight on power consumption optimization. Furthermore, the MPC approach obviously leads to smoother control laws. Note that the observed differences between the two approaches are also related to the nonlinear properties of the plant and to the tuning of the controller gains (or choice of the guards for the thresholds approach).

### 6.4. Robustness with respect to model uncertainties

In the receding horizon strategy, one has to consider a prediction model of the system. In our case, the



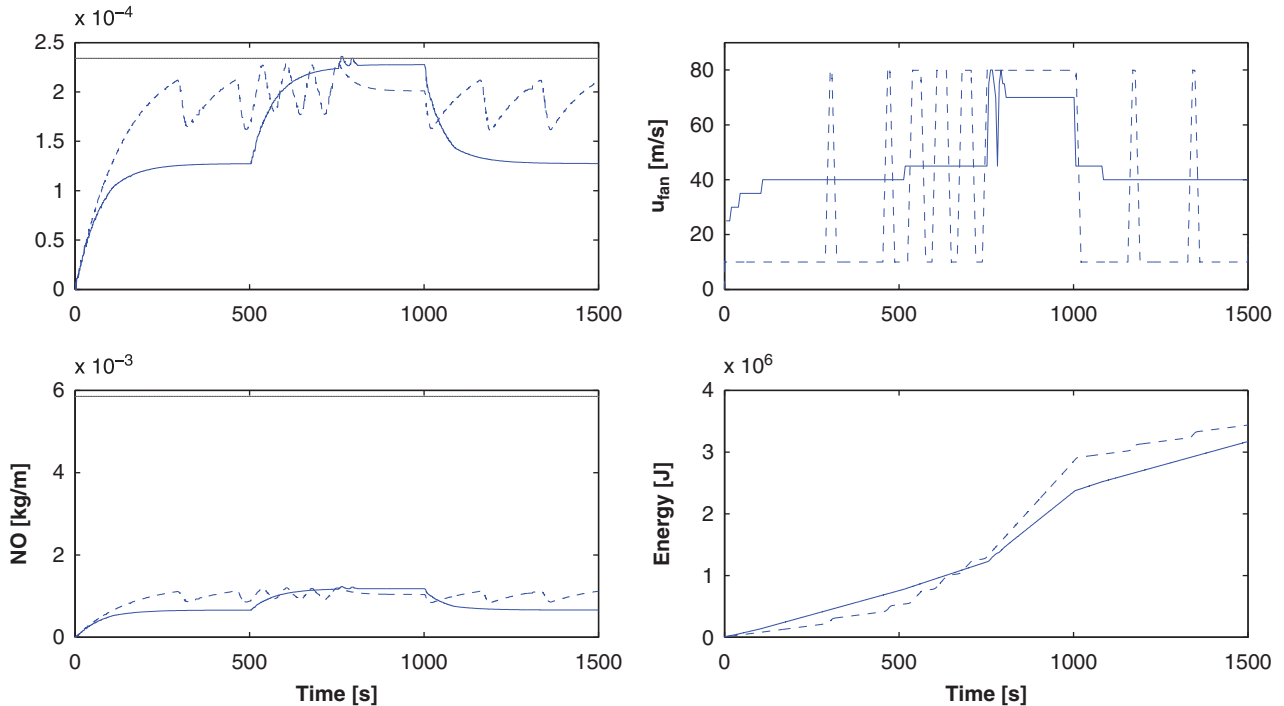


Figure 14. Comparison of the two approaches—MPC (solid) and Hybrid (dotted).

prediction model is the reference model, with the maximum time delay, and prediction of pollutant sources at mid value. Feasibility of successive optimization problems appears to be a crucial point in the receding horizon strategy. The constraints are taken into account by adding some hard penalization terms in the optimization criterion. Thus, when the constraints begin to be slightly violated, the control law increases its value to satisfy the constraints as soon as possible. More advanced strategies are investigated in [44], but the previous approach appears to be sufficient for the mine ventilation, as illustrated by the robustness tests presented in Figure 15(b).

Two different robustness tests were performed. In the first one (Figure 15(a)), we consider underestimated values for the prediction of the pollutant sources. Thus, for this test, the prediction model assumes that there is only one truck in the mine. This is a worst case situation, as can be seen from the real truck profile of Figure 7. The second test (Figure 15(b)) consists of testing a 20% underestimated gain of the system. In other words, the

prediction model assumes that the amount of pollutant is always lower and slower than in reality. Both tests show that the MPC strategy is robust against pollutant prediction errors and model uncertainties.

While the hybrid approach is structurally robust, in the sense that it converges in finite time, the thresholds may not be satisfied due to the system inertia and neglected dynamics. This can happen, for example, if we choose the guards at 85% and 95% of the threshold values, as illustrated in Figure 16. Even if the fans are set to their maximum value once the threshold is triggered, the controller cannot predict the safety margin that is necessary to compensate for the inertia of the pollutants concentration in the room.

### 6.5. Computational complexity

The computational complexity of the threshold control strategy is  $O(1)$ , namely the control algorithm can be executed in a *constant* (and very short) time. In fact, the controller is very simple and does not require any kind

WIRELESS VENTILATION CONTROL

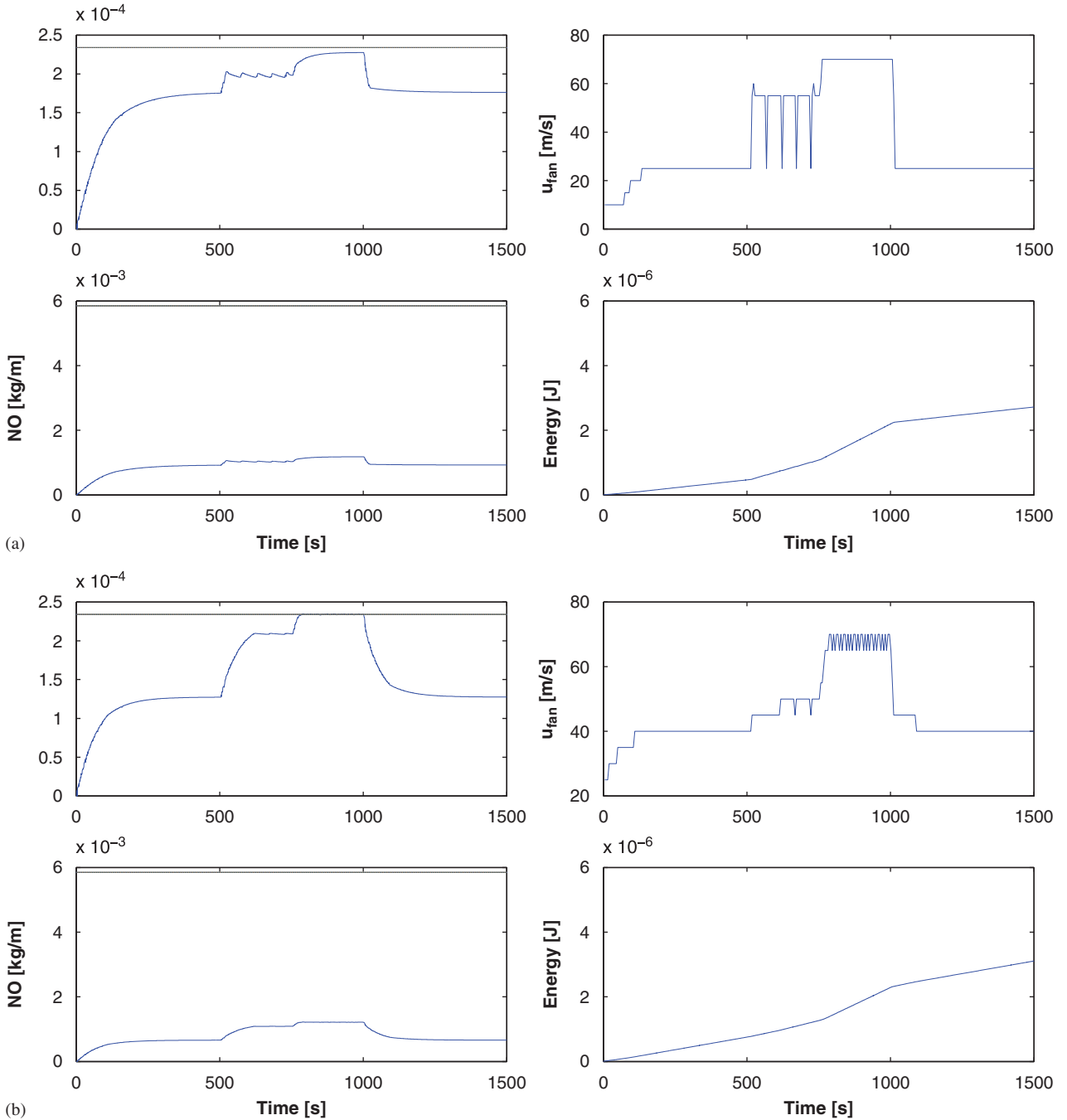


Figure 15. Robustness tests ( $N = 100$  s,  $N_u = 1$ ,  $\lambda = 10^{-5}$ ): (a) MPC with underestimated pollutant source (1 truck) and (b) MPC with parameter uncertainty.

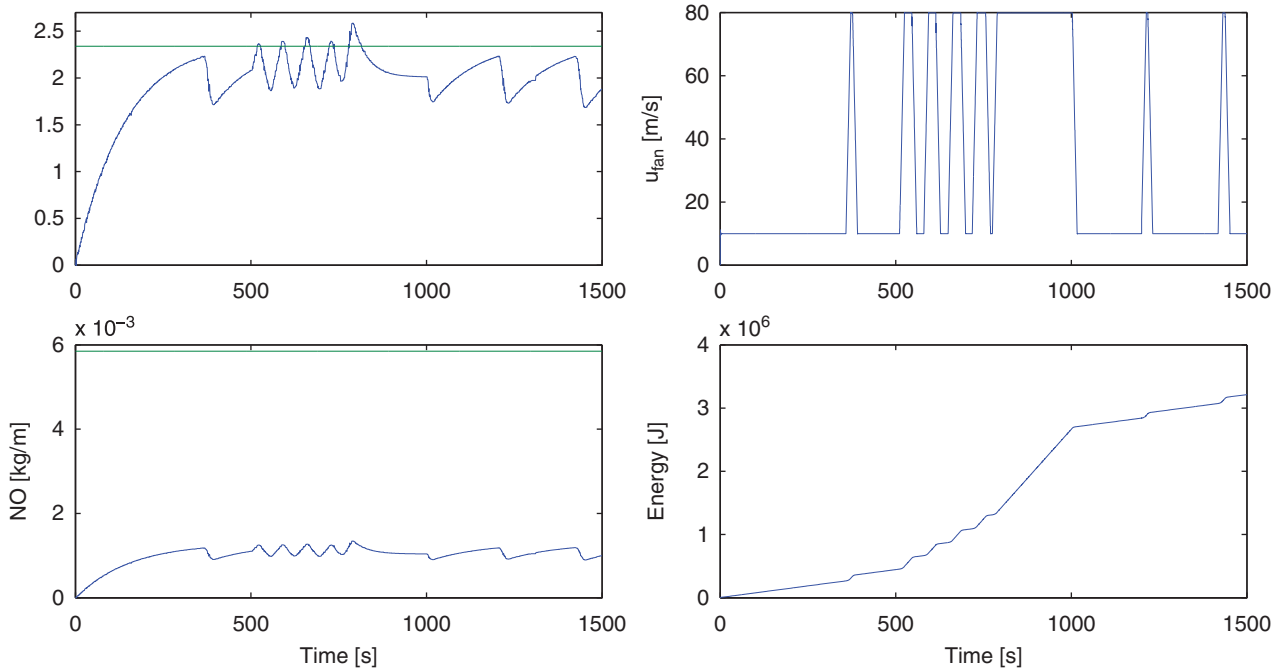


Figure 16. Threshold control strategy with slightly modified guards.

of computation, since it is based only on the comparison between measurements and safety thresholds. On the contrary, the MPC approach is computationally time consuming, since hard optimization problems have to be solved at each sampling time. More precisely, the evaluation of the cost function implies the simulation of the whole model, as well as the numerical integration of differential equations. The number of such simulations grows *exponentially* with the number of degrees of freedom  $N_u$  in the control law design. Further, in the real implementation of the MPC control algorithm it is necessary to take into account, before the prediction stage, the reconstruction of those states which parameterize the finite time optimal control problem to be solved at each sampling period.

*Remark 3*

The comparison between the continuous and the hybrid control strategies have shown that the nonlinear model predictive control outperforms the safety control, in terms of energy consumption minimization and robustness. This performance is achieved at the price

of a higher computational complexity, which renders the MPC difficult to envision for embedded systems, while the threshold control strategy can be included in a modern wireless sensor equipped with a microchip. From an implementation point of view we can then relate the choice of the control strategy to the regulation architecture presented in Section 2.1. Indeed, if a centralized approach can be implemented, then there is no difficulty to set the MPC in the control room. If the computational resource is limited to the WSN, then the threshold control strategy can be used to reduce the energy consumption in comparison with the actual on/off strategy.

## 7. CONCLUSIONS

We provided a precise description of the mining ventilation problem, a novel industrial case in the field of control that is of prime environmental importance and where advanced control methodologies can bring a major improvement. This problem was formulated

as the one of wireless ventilation control for large-scale systems, the core idea being to combine WSN capabilities with model-based control strategies. We consequently derived a new control-oriented model that includes the various dynamics of this multi-physics process. The constraints induced by the WSN were mostly associated with time-delays and packet losses. The modeling of the complete system have shown that the communication constraints have a secondary importance compared to the regulated pollutants dynamics.

Two different control approaches were applied: a continuous approach based on a receding horizon scheme (MPC) and a threshold control strategy that uses a mathematical abstraction of the system. The first approach was shown to allow for a precise control of the pollution level, explicitly taking into account the non linearities and operation constraints, and providing for an easy tuning between closed-loop performance and energy consumption. The second approach was focused on guaranteeing safety and providing for a reduced-complexity regulation that is suitable for embedded control. Comparing the two approaches, it appeared that significantly improved performances can be achieved thanks to MPC while the threshold control strategy can be easily embedded in WSN. Such result can be used as an automation design argument, to motivate a centralized control approach (offering larger computational capabilities) or to evaluate the gains associated with a WSN-embedded control solution.

The on-line estimation of key model parameters and the design of a new control strategy that can synthesize the advantages of the two approaches may provide interesting guidelines for future research.

#### ACKNOWLEDGEMENTS

The authors greatly acknowledge the contribution of the anonymous reviewers, who significantly participated in the paper improvement thanks to their thoughtful and constructive remarks.

#### REFERENCES

1. van der Merwe C. Mining industry challenged to cut energy consumption 15% by 2015. *Mining Weekly Online* 2007.
2. Xenergy Inc. United States industrial electric motor systems market opportunities assessment, Office of energy efficiency and renewable energy. *Technical Report*, U.S. Department of Energy, 1998.
3. Scheihing PE, Rosenberg M, Olszewski M, Cockrill C, Oliver J. United States industrial motor-driven systems market assessment: charting a roadmap to energy savings for industry. *International Workshop on Industrial Energy Efficiency Policies: Understanding Success and Failure*, Utrecht, The Netherlands, 1998.
4. Hartman HL, Mutmansky JM, Ramani RV, Wang YJ. *Mine Ventilation and Air Conditioning* (3rd edn). Wiley: New York, 1997.
5. The Second International Conference on Wireless Communications in Underground and Confined Areas. Val-d'Or, Canada, 2008.
6. Isaksson A, Strand M, Di Benedetto MD, D'Innocenzo A, Santucci F, Serra E, Tennina S, Tiberi U, Bemporad A, Di Cairano S, Maggi F, Synekidou M, D'Angelo M, Johansson KH, Seuret A, Witrant E, Fischione C. Final report on the industrial test case. *HYCON Deliverable D4d.5.3*, 2008.
7. Pomante L, Santucci F, Rinaldi C, Tennina S, Fischione C. Mining ventilation automation: wireless sensing, communication architecture and advanced services. *IEEE CASE*, 2008.
8. Witrant E, D'Innocenzo A, Isaksson A, Di Benedetto M, Johansson K, Santucci F, Strand M. Mining ventilation control: a new industrial case for wireless automation. *Proceedings of the IEEE Conference on Automation Science and Engineering (CASE 2008)*, Washington, DC, U.S.A., 2008.
9. Sandou G, Witrant E, Olaru S, Niculescu S. Receding horizon climate control in metal mine extraction rooms *IEEE CASE*, 2008.
10. Di Benedetto M, D'Innocenzo A, Serra E, Witrant E. Automatic verification of wireless control in a mining ventilation system, *IEEE CASE'08*, 2008.
11. Tolmachev S, Fainshtein E. Analysis of multi-branch junctions in ventilation networks, regarded as systems with distributed parameters. *Journal of Mining Science* 1968; **4**(2):128–133.
12. Klebanov F, Martynyuk G. A method for experimental determination of the coefficient of longitudinal turbulent diffusion in ventilating currents of mine workings. *Journal of Mining Science* 1973; **9**(4):413–416.
13. Kalabin G, Baklanov A, Amosov P. Calculating the aerogas dynamics of chamber-like mine workings on the basis of mathematical modeling. *Journal of Mining Science* 1990; **26**(1):61–73.
14. Petrov N, Shishkin M, Dnitriev V, Shadrin V. Modeling mine aerology problems. *Journal of Mining Science* 1992; **28**(2):185–191.
15. Petrov N. Methods of solving problems and designing equipment for mine ventilation. *Journal of Mining Science* 1994; **30**(2):195–204.
16. Widzyk-Capehart E, Watson B. Agnew gold mine expansion mine ventilation evaluation using VentSim. *Proceedings of the 7th International Mine Ventilation Congress*, 2001.

17. Estrin D, Govindan R, Eidemann J, Kumar S. Next century challenges: Scalable coordination in sensor networks. *Proceedings of the ACM/IEEE International Conference on Mobile Computing and Networking*, 1999.
18. Ribeiro A, Giannakis GB. Bandwidth-constrained distributed estimation for wireless sensor networks—part I and II. *IEEE Transaction on Signal Processing* 2006; **54**.
19. Witrant E, Johansson K. The HynX team. Air flow modelling in deep wells: application to mining ventilation. *IEEE CASE*, 2008.
20. Schmidt W. Turbulent propagation of a stream of heated air. *Zeitschrift für Angewandte Mathematik and Mechanik* 1941; **21**:265–278, 351–363.
21. Morton B. Forced plumes. *Journal of Fluid Mechanics* 1959; **5**(1):151–163.
22. Liu Q, Linden P. The fluid dynamics of an underfloor air distribution system. *Journal of Fluid Mechanics* 2006; **554**:323–341.
23. Hirsch C. *Numerical Computation of Internal & External Flows: The Fundamentals of Computational Fluid Dynamics*. (2nd edn). Butterworth-Heinemann (Elsevier): London, 2007.
24. Park PG. Randomized protocol design in wireless automation. *M. Eng. Thesis*, Royal Institute of Technology (KTH), Stockholm, Sweden, 2007.
25. Witrant E, Park PG, Johansson M, Johansson K, Fischione C. Control over wireless multi-hop networks. *Proceedings of the IEEE Conference on Control Applications*, 2007.
26. Lee P, Garimella S, Liu D. Investigation of heat transfer in rectangular microchannels. *International Journal of Heat and Mass Transfer* 2005; **48**:1688–1704.
27. Witrant E, Joffrin E, Brémond S, Giruzzi G, Mazon D, Barana O, Moreau P. A control-oriented model of the current profile in tokamak plasma. *Plasma Physics Controlled Fusion* 2007; **49**:1075–1105.
28. Ljung L. *System Identification: Theory for the User* (2nd edn). Prentice-Hall PTR: Englewood Cliffs, NJ, 1998.
29. Nerguizian C, Despins C, Affès S. Geolocation in mines with an impulse response fingerprinting technique and neural networks. *IEEE Transactions on Wireless Communications* 2006; **5**(3).
30. Chehri A, Fortier P, Tardif P-M. Frequency domain analysis of UWB channel propagation in underground mines. *64th IEEE Conference on Vehicular Technology*, 2006.
31. Krause P. *Analysis of Electrical Machinery*. McGraw-Hill: New York, 1986.
32. Frey H, Kim K. Comparison of real-world fuel use and emissions for dump trucks fueled with B20 biodiesel versus petroleum diesel. *85th Annual Meeting of the Transportation Research Board*, 2006.
33. Maciejowski J. *Predictive Control with Constraints*. Prentice-Hall: Englewood Cliffs, NJ, 2002.
34. Mayne DQ, Rawlings JB, Rao C, Sokaert P. Constrained model predictive control: stability and optimality. *Automatica* 2000; **30**:789–814.
35. D’Innocenzo A, Julius AA, Pappas GJ, Di Benedetto MD, Di Gennaro S. Verification of temporal properties on hybrid automata by simulation relations. *Proceedings of the 46th IEEE Conference on Decision and Control*, New Orleans, U.S.A., 2007.
36. D’Innocenzo A, Julius A, Di Benedetto M, Pappas G. Approximate timed abstractions of hybrid automata. *Proceedings of the 46th IEEE Conference on Decision and Control*. New Orleans, Louisiana, U.S.A., 2007.
37. Clarke E, Grumberg O, Peled D. *Model Checking*. The MIT Press: Cambridge, MA, 2002.
38. Alur R, Courcoubetis C, Dill D. Model-checking in dense real-time. *Information and Computation* 1993 **104**(1):2–34.
39. Alur R, Henzinger T, Lafferriere G, Pappas G. Discrete abstractions of hybrid systems. *Proceedings of the IEEE* 2000; **88**(2):971–984.
40. Alur R, Dill D. A theory of timed automata. *Theoretical Computer Science* 1994; **126**:183–235.
41. Alur R, Courcoubetis C, Halbwachs N, Henzinger T, Ho P, Nicollin X, Olivero A, Sifakis J, Yovine S. The algorithmic analysis of hybrid systems. *Theoretical Computer Science* 1995; **138**:3–34.
42. Yovine S. Kronos: a verification tool for real-time systems. *International Journal of Software Tools for Technology Transfer* 1997 **1**(1):123–133.
43. Larsen KG, Pettersson P, Yi W. UPPAAL in a nutshell. *International Journal on Software Tools for Technology Transfer* 1997; **1**(1):134–152.
44. Sandou G, Oлару S. Hybrid systems computation and control. *Ant Colony and Genetic Algorithm for Constrained Predictive Control of Power Systems*. Lecture Notes in Computer Science, vol. 4416. Springer: Berlin, Heidelberg, 2007; 501–514.

## Multivariable torque tracking control for E-IVT hybrid powertrain

O. REYSS†§, G. DUC§, P. POGNANT-GROS† and G. SANDOU§

§ Automatic Control Department, École supérieure d'électricité,  
3 rue Joliot Curie, 91192 Gif-Sur-Yvette, France

† Renault Advanced Engineering Department,  
avenue du golf, 78288 Guyancourt, France

(Received 00 Month 200x; In final form 00 Month 200x)

This study deals with the control of an hybrid vehicle powertrain, composed of three actuators (one engine, two electric machines). This powertrain belongs to the Electric-Infinitely Variable Transmission (E-IVT) class. In order to achieve low fuel consumption, drivability and electric power management, controllers must achieve simultaneously three specifications: tracking engine speed, wheel-torque and battery power references. Decoupled controlled-output behaviors and maximal performances are also required.

In order to imitate a classical powertrain control structure, the control structure is split in two parts. The interest is to decouple transmission speed ratio control and wheel torque control. A model-based design approach is proposed, that directly deals with robustness and decoupling, in a full multivariable and frequency-dependent framework ( $H_\infty$  synthesis).

Closed-loop simulations are presented. Stability and performances face to disturbances and nonlinearities are also evaluated, using the theory of linear parameter varying systems.

Keywords:  $H_\infty$ -synthesis; Linear Parameter Varying Systems; Hybrid electric powertrain.

### 1 Introduction

The development of new automotive engine and powertrain concepts is driven by the aim to reduce the average fleet  $CO_2$  emissions and fuel consumption. Hybrid powertrain concepts, in addition to the conventional internal combustion engine, are equipped with one or more electrical machines and a battery as an energy storage unit. By using the specific advantages of both power sources, hybrid vehicles are considered as a short term possibility to achieve the mentioned goals.

In the frame of an Advanced Engineering Department project, RENAULT has initiated collaboration with the Automatic Control Department of SUP-ELEC. The study deals with the control of a dual-mode power-split hybrid powertrain. Such a transmission is composed of three actuators (one internal combustion engine, two electric machines) which allow managing the power from the engine and the battery to the wheels. Opening or closing clutches and breaks change speed ratios between actuators and wheels, so we have two different mechanical modes. In order to achieve low fuel consumption, drivability and electric power management, main control specifications are: tracking engine speed, wheel torque and battery power references, decoupling the controlled-output behaviors and achieving maximal closed-loop performances faced to uncertainties or non-linearities. This powertrain is described in section 2.

To enable the design of the control law, a complete model of the system has been defined. Its study showed that it is possible to perform reduction without losing accuracy on its behavior. It also showed non-linearities due to battery charge process. Indeed, our system can be written as a quasi-LPV model (linear parameter varying), which means that matrices of its state-space description are time-varying. Although stability and performances of our system could seriously be degraded by this non-linearity, a linear time invariant controller has been designed. As a result, the stability and performance robustness face to such variations will have to be guaranteed.

In order to imitate a classical powertrain control behavior, the control structure has been split in two parts. The interest is to decouple transmission speed ratio control and wheel torque control. As shown in section 3, this new control law is composed of two controllers : a  $2 \times 2$ -multivariable part, controlling internal combustion engine speed and battery power from electric machine torques, and an open-loop part, controlling wheel torque from the internal combustion engine. To design the closed-loop part of the control structure, a model-based design approach was proposed, that directly deals with robustness and decoupling, in a full multivariable and frequency-dependent framework. It is based on  $H_\infty$  synthesis. Many specifications have to be taken into account, such as reaching performances, respecting actuators limitations and stability margins, and rejecting disturbances. All these specifications can be expressed by frequency-dependent weights on different closed-loop transfers. This approach allows fixing compromises between each closed-loop objectives and is presented in section 4.

Robust stability and performances face to disturbances and non-linearities have been analysed in section 5. This part of the study was first axed on the analysis of the linearised system, using  $\mu$ -analysis. Stability and performances

of the non-linear system have then been analysed by applying the LPV systems theory. Each method gave good results. Closed-loop simulations on a model of the vehicle have been performed. This full model includes actuators or vehicle speed limits, delays and losses. Since the results detailed in section 6 are very convincing, this control law should be implemented into a prototype.

## 2 System description

### 2.1 Structure

**2.1.1 Mechanical structure.** The main advantage of this structure is the possibility to operate in two mechanical modes. The first one stands for low speeds, the second for high speeds. On the other hand, different driving conditions imply different control strategies. For example, it may be interesting to track the wheel torque (as a classic car does), whereas it may be better to keep the engine speed at zero in particular situations. In this study, the first mechanical mode (low speeds) and the torque tracking strategy will only be considered. This structure is presented in Villeneuve (2004).

Figure 1 presents the transmission architecture, operating in the first mode. On this scheme:

- $T_{e1}$  and  $\omega_{e1}$  (respectively  $T_{e2}$  et  $\omega_{e2}$ ) stand for machine 1 (resp. 2) torque and speed,
- $T_{ice}$  and  $\omega_{ice}$  stand for the torque and speed of the Internal Combustion Engine (ICE),
- $T_{dwh}$  and  $\omega_{wh}$  stand for wheel torque and speed,
- $k_i$  (respectively  $k_o$ ) is the stiffness of the axle that links the ICE to the powertrain (resp. the axle that links the wheels to the powertrain),
- $T_i$  and  $\omega_i$  stand for the torque and speed of the axle that links the ICE to the powertrain,
- $T_o$  and  $\omega_o$  stand for the torque and speed of the axle that links the wheels to the powertrain,
- $T_{vi}$  and  $\omega_{vi}$  stand the torque and speed of the axle that links the electric machine 1 to the powertrain,
- $T_{vo}$  and  $\omega_{vo}$  stand for the torque and speed of the axle that links the electric machine 2 to the powertrain,
- $U_{capa}$  stands for electric machines input voltage,
- $U_{batt}$  stands for battery voltage.



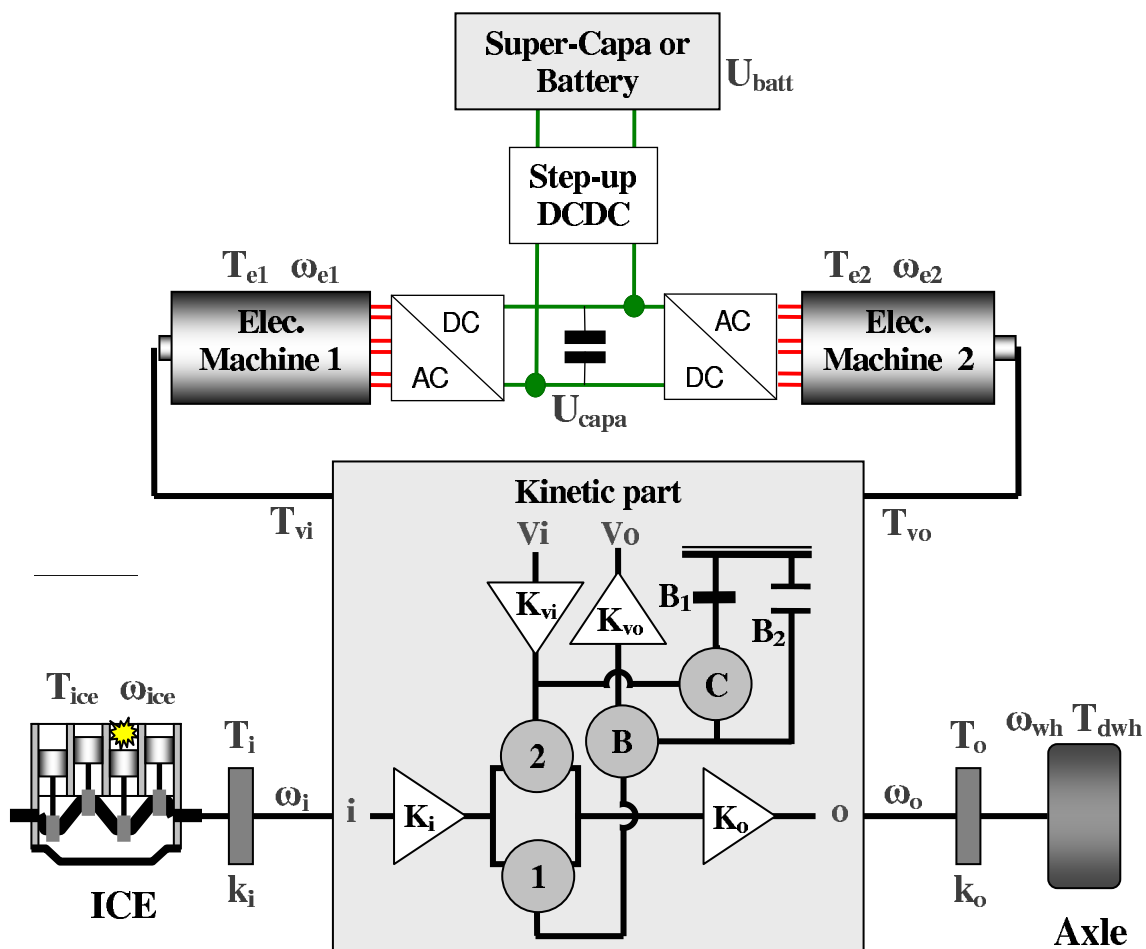


Figure 1. Mechanical structure of the system

In this paper, we will also consider:

- $J_{ice}$ ,  $J_{axle}$  et  $J_e$  inertias of the ICE, the wheels and electric machines,
- $E_{capa}$  the battery charge level,
- $C_x$  the aerodynamical coefficient of the vehicle,
- $\rho$  the air relative density,
- $V_{vh}$  the vehicle speed,
- $R_{wheel}$  the wheel radius,
- $m_{vehicle}$  the vehicle weight,
- $T_{road/wheel}$  the torque applied to the wheel by the floor.

According to figure 1, the kinetic part of the powertrain is composed of four

planetary trains (1, 2, B and C), two breaks B1 and B2, and four speed ratios  $K_i$ ,  $K_o$ ,  $K_{vi}$  and  $K_{vo}$ . This part is connected to the internal combustion engine (ICE), to the wheels and to the electric machines 1 and 2.

The electrotechnical part of the powertrain operates as follow : both machines are connected to a buffer-capacitor via two converters. The aim of this capacitor is not power storage but to ensure a convenient voltage at the machines input. A super-capacitor stands for power storage. Both capacitors are connected by a step-up DC/DC converter. The high bandwidth of the electric machines allows us to control the buffer-capacitor voltage using them. Studying the transmission behavior, it is possible to only consider the buffer-capacitor, and the super-capacitor and the DC/DC converter can be seen as positive or negative power stream.

**2.1.2 Control structure.** To control such a complex system, it is possible to opt for a multi-level control strategy (see figure 2). Each level has different aims, different time response and different operating means. Such a leveled approach is versatile and could be applied to other hybrid vehicles.

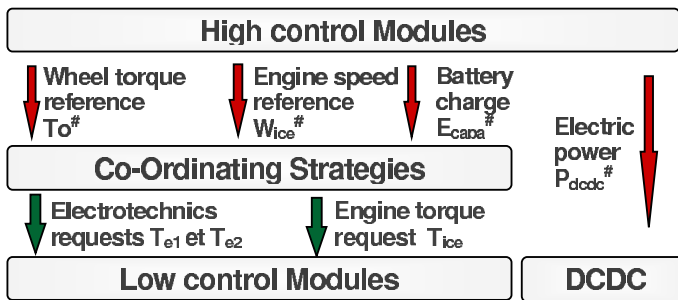


Figure 2. leveled control structure

This paper will only deal with one level called the COS (Co-Ordinating Strategies). Its inputs are references for the wheel torque  $T_o^\#$ , the ICE speed  $\omega_{ice}^\#$  and the electric machines power  $E_{capa}^\#$ . Its aim is to track these references by generating control inputs ( $T_{e1}$ ,  $T_{e2}$  and  $T_{ice}$ ) for both electric machines and for the ICE.

**2.1.3 Specifications for first mechanical mode - torque tracking.** In order to design a controller for the system, the set of specifications for the first mechanical mode and the torque tracking strategy is as follows :

- (i) time response ( $\tau_{\omega_{ice}}$ ) smaller than a predetermined value for  $\omega_{ice}$ ;
- (ii) time response ( $\tau_{\omega_{ice}}$ ) smaller than a predetermined value for  $T_o$ ;
- (iii)  $U_{capa}$  in a range centered on its nominal value  $U_{capa}^{ref}$ ;
- (iv) good stability margins;
- (v) reduced actuators activity;
- (vi) controlled-output behaviors decoupling;
- (vii) rejection of the main disturbances ( $T_{dice}$ ,  $T_{dwh}$  et  $\mathcal{P}_{dcde}$ ).

## 2.2 Full and reduced-order models

**2.2.1 7 state model.** It is possible to get simple equations describing the behavior of each component of the powertrain :

Internal Combustion Engine (crankshaft):

$$J_{ice}\dot{\omega}_{ice} = T_{ice} - T_i + T_{dice}$$

$T_{dice}$  stands for the friction torque (as well as disturbances on the ICE shaft).

Flywheel:

$$\dot{T}_i = k_i(\omega_{ice} - \omega_i)$$

Electric machines 1 and 2:

$$J_e \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{e1} \\ \dot{\omega}_{e2} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} T_{e1} \\ T_{e2} \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} T_{vi} \\ T_{vo} \end{bmatrix}$$

Wheel (one equation for its inertia, one for the shaft stiffness):

$$\dot{T}_o = k_o(\omega_{wh} - \omega_o)$$

$$J_{axle}\dot{\omega}_{wh} = -T_o + T_{road/wheel}$$

Vehicle:

The mechanical effect due to aerodynamical friction is also taken into account:

$$m_{vehicle} \dot{V}_{vh} = -T_{road/wheel} \frac{1}{R_{wheel}} - \rho SC_x V_{vh}^2$$

Then, it is possible to neglect slipping between the road and the wheels. So :

$$J_{wh} \dot{\omega}_{wh} = -T_o + T_{dwh}$$

with  $T_{dwh} = -\rho SC_x V_{vh}^2 \times R_{wheel}$  and  $J_{wh} = J_{axle} + m_{vehicle} R_{wheel}^2$ .

The kinetic part of the powertrain is now considered. It is possible to see it as a two inputs / two outputs block. The inputs are connected to the first electric machine (port  $vi$ ) and to the second electric machine (port  $vo$ ). The outputs are connected to the ICE (port  $i$ ) and to the wheels (port  $o$ ). Its behavior is described by:

$$\begin{bmatrix} \omega_i \\ \omega_o \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} \omega_{e1} \\ \omega_{e2} \end{bmatrix}$$

The  $M$  matrix is fully dependent on the system architecture. If losses are not considered, the dual equation for torques holds:

$$\begin{bmatrix} T_{vi} \\ T_{vo} \end{bmatrix} = -M^T \begin{bmatrix} T_i \\ T_o \end{bmatrix}$$

To have a full model of the powertrain, a description of the buffer-capacitor behavior is required. It is the sum of several powers:

$$\dot{E}_{capa} = -\omega_{e1} T_{e1} - \omega_{e2} T_{e2} + \mathcal{P}_{dcdc} + \mathcal{P}_{loss}$$

$\mathcal{P}_{dcdc}$  and  $\mathcal{P}_{loss}$  being both viewed as disturbances, it is possible to define:  $\mathcal{P}_{DCDC} = \mathcal{P}_{dcdc} + \mathcal{P}_{loss}$ . As a result,  $\mathcal{P}_{DCDC}$  stands for the power (either positive or negative) transmitted from the super-capacitor to the buffer-capacitor (by the DC/DC converter) and for the electric losses (electric machines and DC/DC converter). The voltage  $U_{capa}$  is fully linked to the buffer-capacitor charge :  $E_{capa} = \frac{1}{2} C U_{capa}^2$ .

From all these equations, it is possible to build the state space description of the system:

$$\dot{X} = \begin{bmatrix} -\frac{b_{ice}}{J_{ice}} & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{J_{ice}} & 0 & 0 \\ \frac{b_{ice}}{J_{ice}} & -\frac{b_{wh}}{J_{wh}} & 0 & 0 & 0 & -\frac{1}{J_{wh}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & J_e^{-1}M^T & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ k_i & 0 & -\begin{bmatrix} k_i & 0 \\ 0 & k_o \end{bmatrix} & M & 0 & 0 & 0 \\ 0 & k_o & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} X + \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{1}{J_{ice}} \\ 0 & 0 & 0 \\ J_e^{-1} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ -\omega_{e1} & -\omega_{e2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{e1} \\ T_{e2} \\ T_{ice} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \frac{1}{J_{ice}} & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{J_{wh}} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{dice} \\ T_{dwh} \\ \mathcal{P}_{DCDC} \end{bmatrix}$$

$$Y = \begin{bmatrix} \omega_{ice} \\ T_o \\ E_{capa} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} X$$

where the state vector is:

$$X = [\omega_{ice} \ \omega_{wh} \ \omega_{e1} \ \omega_{e2} \ T_i \ T_o \ E_{capa}]^T$$

**2.2.2 Reduced 3 state model.** This 7 state model is a component-based one. Its study shows that it is possible to reduce the mechanical part to get a 3 states model. The mechanical part of the system corresponds to the first 6 state of its state-space description. A method to perform such a reduction is to neglect high-frequency dynamics of our system. These dynamics describe the stiffness of shafts (the flywheel and the shaft between the kinetic part and the wheels). Bode diagrams show that the behavior of the full and reduced models, are close on a frequency range from 0 to  $10rad.s^{-1}$ . These diagrams are shown on figure 3. The state space description of the reduced system is as follows:

$$\begin{bmatrix} \dot{\omega}_{e1} \\ \dot{\omega}_{e2} \\ \dot{E}_{capa} \end{bmatrix} = 0_{3 \times 3} \begin{bmatrix} \omega_{e1} \\ \omega_{e2} \\ E_{capa} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} M_1 \\ -\omega_{e1} & -\omega_{e2} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{e1} \\ T_{e2} \\ T_{ice} \end{bmatrix} + M_2 \begin{bmatrix} T_{dice} \\ T_{dwh} \\ \mathcal{P}_{dcdc} \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{bmatrix} \omega_{ice} \\ T_o \\ E_{capa} \end{bmatrix} = M_3 \begin{bmatrix} \omega_{e1} \\ \omega_{e2} \\ E_{capa} \end{bmatrix} + M_4 \begin{bmatrix} T_{e1} \\ T_{e2} \\ T_{ice} \end{bmatrix} + M_5 \begin{bmatrix} T_{dice} \\ T_{dwh} \\ \mathcal{P}_{dcdc} \end{bmatrix}$$

where:

$$M_1 = \bar{J}_e^{-1} \left[ M^T \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \right]$$

$$M_2 = \begin{bmatrix} \bar{J}_e^{-1} M^T & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M_3 = \begin{bmatrix} [1 \ 0] M & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$M_4 = \left[ [0 \ 1] M^{-T} \left[ J_e \bar{J}_e^{-1} \left[ M^T \begin{bmatrix} 0_{1 \times 3} & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \right] - \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \right] \right]$$

$$M_5 = \begin{bmatrix} 0_{1 \times 3} \\ [0 \ 1] M^{-T} J_e \bar{J}_e^{-1} M^T & 0 \\ 0_{1 \times 3} \end{bmatrix}$$

with  $\bar{J}_e = J_e + M^T \begin{bmatrix} J_{ice} & 0 \\ 0 & J_{wh} \end{bmatrix} M$ .

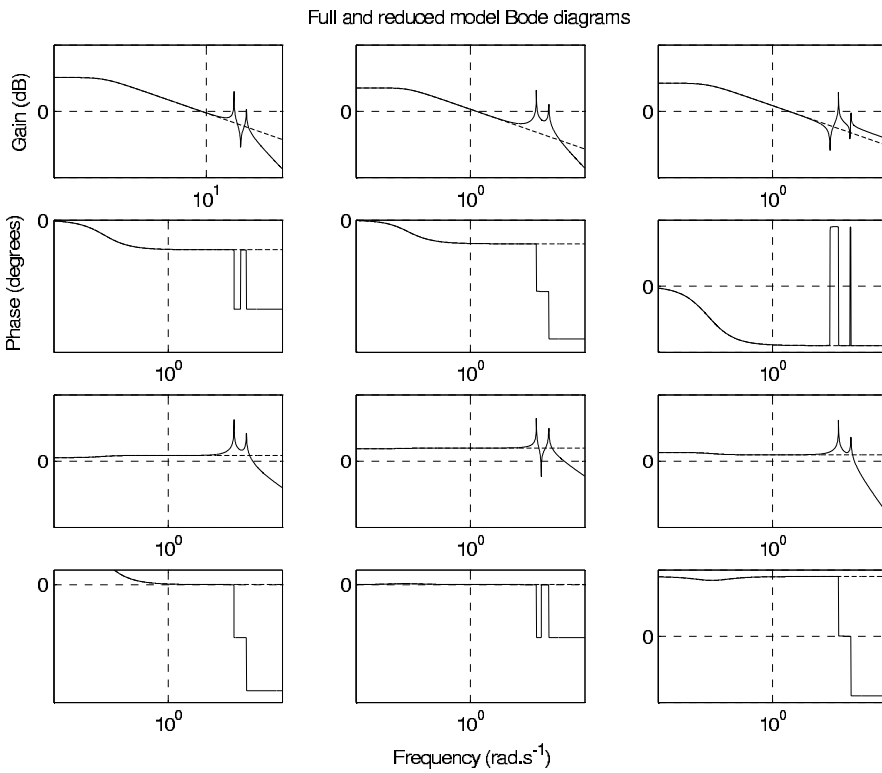


Figure 3. Full model (solid) and reduced model (dashed) Bode diagrams

As a result, three disturbances in the reduced model have to be considered:  $T_{dice}$ ,  $T_{dwh}$  and  $\mathcal{P}_{DCDC}$  for the energetic part.

### 2.3 System properties

The equation describing the energetic part of the system contains torque / speed products. These makes the system being non-linear. In fact,  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  are both states and coefficients of the control input matrix of the state space description (see (2)).

A LPV (linear parameter varying) system is a linear system whose state space description matrices depend on varying parameters. The system (2) is not exactly a LPV system : one matrix is linearly dependent on  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$ , but these parameters are also states of the system. Such systems are called quasi-LPV systems. It is possible to find a LPV system that is very close to a quasi-LPV, called an equivalent LPV system. In order to get this system, varying parameters are replaced by fictive parameters having the same variation range and dynamics. Using this method,  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  are both considered as state variables and varying parameters.

Helmersson (1995) and Leith *et al.* (2000) show that properties satisfied by the equivalent LPV system are satisfied by the quasi-LPV system (but the converse is not true). As soon as we consider arbitrarily variation for the equivalent LPV, variations of the states  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  are a subset of variations of the equivalent LPV parameters. It means that tools developed for LPV systems can be applied to the system, although it is somewhat conservative.

## 3 COS structure

### 3.1 Global COS structure

It is possible to describe the COS as a MIMO controller, whose inputs are references  $T_o^\sharp$ ,  $\omega_{ice}^\sharp$  and  $P_{elec}^\sharp$ , and each measure delivered by the system, that is to say  $E_{capa}$ ,  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$ . It is possible to compute  $\omega_{ice}$  as  $\omega_{ice} = [1 \ 0] M \begin{bmatrix} \omega_{e1} \\ \omega_{e2} \end{bmatrix}$  and to ensure the feedback of each variable ( $\omega_{ice}$  and  $E_{capa}$ , see figure 4).

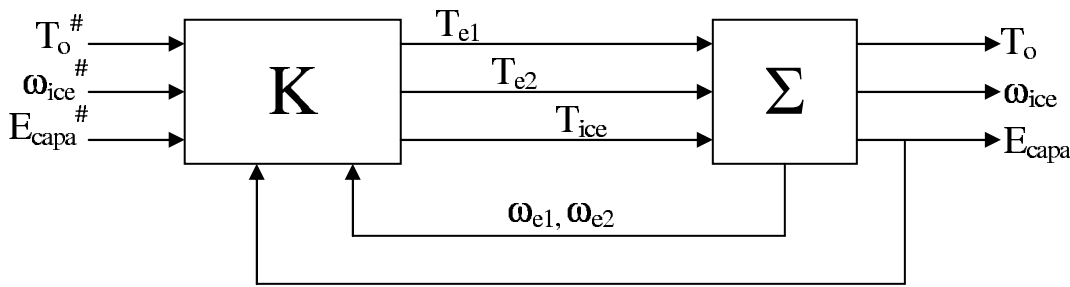


Figure 4. Classic COS structure

### 3.2 Structure proposal for the COS

The strategy of figure 4 is fully multivariable. As a result, this control law may be totally different from the one used in a classic vehicle, that is split in two independent but communicating parts: one that tracks the speed ratio between the ICE and the wheels (gear box control) and another that tracks the wheel torque (ICE control). Usually, a mechanic gear box operates in a discrete mode, but when the car is taking off, its behavior is close to an IVT's one (so does a robotized gear box changing its speed ratio). Indeed, the gear box controller or the driver continuously operates on the speed ratio with the clutch. We would like to get profit of such a knowledge by designing a two levels control structure: a first level tracking the wheel torque by calculating the ICE torque, and a second one tracking the speed ratio between the ICE and the wheels, with the two electric machines torques.

The study of the system model (2) shows an interesting property. Since the second line of matrix  $M_3$  is zero, a simple algebraic equation links six torques :  $T_o$ ,  $T_{e1}$ ,  $T_{e2}$ ,  $T_{ice}$ ,  $T_{dice}$  and  $T_{dwh}$ .

Such an equation has important consequences on the control law. It shows that it is possible to have a first controller  $K_1$  for  $\omega_{ice}$  and  $E_{capa}$  whose outputs are  $T_{e1}$  and  $T_{e2}$ , and a second one  $K_2$  tracking  $T_o$  using  $T_{ice}$ . For the control law to be accurate,  $T_o^\#$  is considered as a disturbance in the design of the the first controller. The structure of this control law is described in figure 5.

Consider the reduced model (2), which can be stated as:



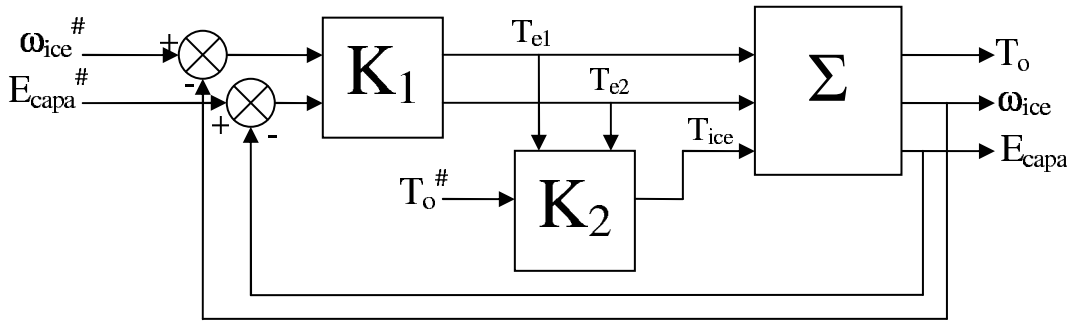


Figure 5. COS structure proposal

$$\begin{bmatrix} \omega_{e1} \\ \omega_{e2} \\ E_{capa} \end{bmatrix} = A \begin{bmatrix} \omega_{e1} \\ \omega_{e2} \\ E_{capa} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{11} & B_{12} & B_{13} \\ B_{21} & B_{22} & B_{23} \\ B_{31} & B_{32} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{e1} \\ T_{e2} \\ T_{ice} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B_{d11} & B_{d12} & 0 \\ B_{d21} & B_{d22} & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{dice} \\ T_{dwh} \\ \mathcal{P}_{DCDC} \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \omega_{ice} \\ E_{capa} \\ T_o \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C \\ C_{T_o} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \omega_{e1} \\ \omega_{e2} \\ E_{capa} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} D & 0 \\ D_{T_o,1} & D_{T_o,2} & D_{T_o,3} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{e1} \\ T_{e2} \\ T_{ice} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ D_{d31} & D_{d32} & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_{dice} \\ T_{dwh} \\ \mathcal{P}_{DCDC} \end{bmatrix} \quad (3)$$

Since  $C_{T_o} = 0$ , the third equation is algebraic:

$$T_o = D_{T_o,1}T_{e1} + D_{T_o,2}T_{e2} + D_{T_o,3}T_{ice} + D_{d31}T_{dice} + D_{d32}T_{dwh} \quad (4)$$

Considering a classic powertrain,  $T_{ice}$  is obtained from  $T_o^\#$  and estimations of  $T_{dwh}$  and  $T_{dice}$ . In this paper, we consider  $T_o^\# = T_o$ , and  $T_{dwh}$  and  $T_{dice}$  as negligible to design  $K_2$ :

$$T_{ice} = \frac{1}{D_{T_o,3}}(T_o^\# - D_{T_o,1}T_{e1} - D_{T_o,2}T_{e2}) \quad (5)$$

Consider now the design of controller  $K_1$ . Inverting the equation (4), one obtains:

$$T_{ice} = \frac{1}{D_{T_o,3}}(T_o - D_{T_o,1}T_{e1} - D_{T_o,2}T_{e2} - D_{d31}T_{dice} - D_{d32}T_{dwh}) \quad (6)$$

Substituting equation 6 in model (2), one obtains the following synthesis

model:

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{\omega}_{e1} \\ \dot{\omega}_{e2} \\ \dot{E}_{capa} \end{bmatrix} &= A \begin{bmatrix} \omega_{e1} \\ \omega_{e2} \\ E_{capa} \end{bmatrix} + B' \begin{bmatrix} T_{e1} \\ T_{e2} \end{bmatrix} + B_d \begin{bmatrix} T_{dice} \\ T_{dwh} \\ \mathcal{P}_{DCDC} \\ T_o \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} \omega_{ice} \\ E_{capa} \end{bmatrix} &= C \begin{bmatrix} \omega_{e1} \\ \omega_{e2} \\ E_{capa} \end{bmatrix} + D \begin{bmatrix} T_{e1} \\ T_{e2} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (7)$$

with:

$$B' = \begin{bmatrix} B_{11} - B_{13} \frac{D_{T_o1}}{D_{T_o3}} & B_{12} - B_{13} \frac{D_{T_o2}}{D_{T_o3}} \\ B_{21} - B_{23} \frac{D_{T_o1}}{D_{T_o3}} & B_{22} - B_{23} \frac{D_{T_o2}}{D_{T_o3}} \\ B_{31} & B_{32} \end{bmatrix}$$

and:

$$B_d = \begin{bmatrix} B_{d11} - B_{13} \frac{D_{d31}}{D_{T_o3}} & B_{d12} - B_{13} \frac{D_{d32}}{D_{T_o3}} & 0 & \frac{B_{13}}{D_{T_o3}} \\ B_{d21} - B_{23} \frac{D_{d31}}{D_{T_o3}} & B_{d22} - B_{23} \frac{D_{d32}}{D_{T_o3}} & 0 & \frac{B_{23}}{D_{T_o3}} \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Controller  $K_1$  can now be designed by any automatic control method. The main advantage of this structure is the decoupling of two different behaviors: one part of the control law acts as a gear box controller and controls the battery charge, the other part as an ICE controller. As explained before, such a control law allows using the knowledge of classic powertrains. Furthermore, it may be very efficient because fast actuators (electric machines) are split from the slow one (ICE).

## 4 $K_1$ controller synthesis

### 4.1 Frequency dependent specifications

Sharp specifications are very important to design controllers. It is possible to translate these specifications into frequency-dependent weights on significant

transfers. Figure 6 shows the closed-loop system we have to study in order to design controller  $K_1$ .

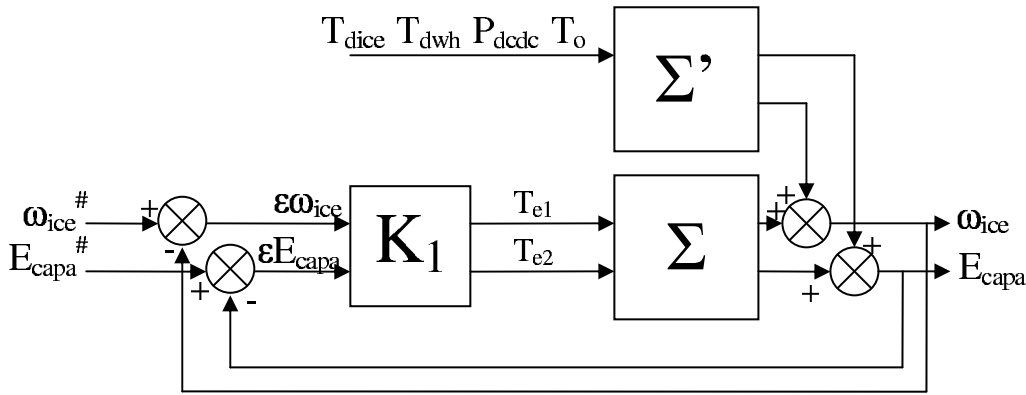


Figure 6. closed-loop system

Studying such a system, most significant transfers are between references and disturbances, to tracking errors and control inputs. Thus :

$$\begin{bmatrix} \varepsilon \\ u \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} S & -SG' \\ K_1S & -K_1SG' \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r \\ d \end{bmatrix}$$

where :  $\varepsilon = [\varepsilon_{\omega_{ice}} \ \varepsilon_{E_{capa}}]^T$ ,  $u = [T_{e1} \ T_{e2}]^T$ ,  $r = [\omega_{ice}^\# \ E_{capa}^\#]^T$  and  $d = [T_{dice} \ T_{dwh} \ P_{DCDC} \ T_o]^T$ .  $G$  and  $G'$  are the transfer function of  $\Sigma$  and  $\Sigma'$ , and  $S = (I + GK_1)$  is the sensitivity function.

Translating specifications into frequency-dependent weights on these transfers gives relevant results. For example, it is possible to reduce the time response and the tracking errors by ensuring low values for  $S(j\omega)$  at low frequencies, and to reduce actuators activity by reducing  $K_1(j\omega)S(j\omega)$ . Low values for  $-S(j\omega)G'(j\omega)$  and  $-K_1(j\omega)S(j\omega)G'(j\omega)$  mean high disturbance rejection.

Controller design methods sometimes work with frequency-dependent weights as specifications. This approach allows independently working on each transfers and on well defined frequency ranges. This is one of the advantages of  $H_\infty$ -synthesis.

### 4.2 $H_\infty$ synthesis

**4.2.1 Principle.** The principle of this method is the minimization of the  $H_\infty$  norm of one or several transfers of the system. Such a method allows satisfying specifications as: performances (time response, overshoot), stability margins or actuator limitations, by introducing frequency dependent weights, according to the specifications. These weights are shown on figure 7.

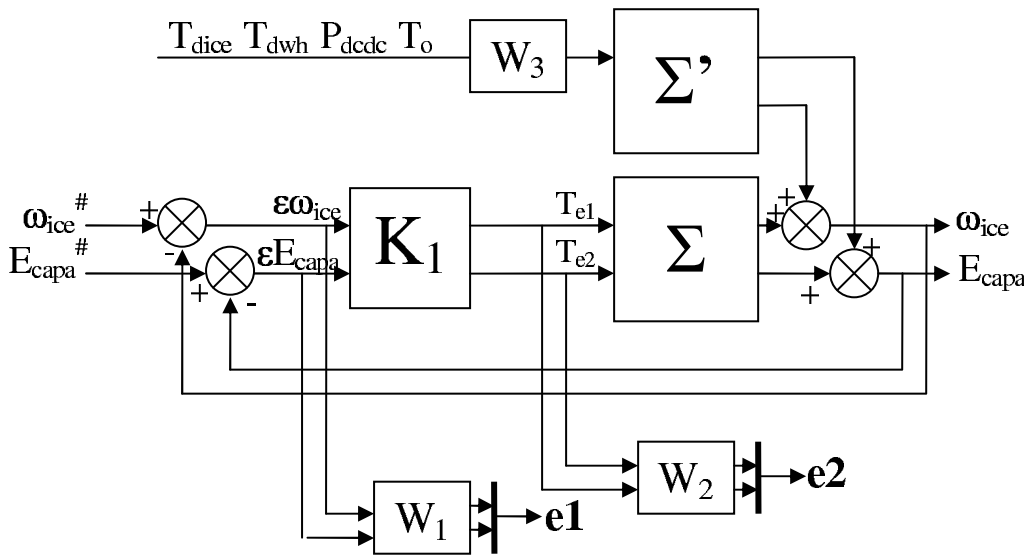


Figure 7. Closed-loop system with frequency dependent weights

Transfers between references and disturbances, and tracking errors and control inputs then become:

$$\begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} w_1 S & -w_1 S G' w_3 \\ w_2 K_1 S & -w_1 K_1 S G' w_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r \\ d \end{bmatrix}$$

If we perform  $H_\infty$  synthesis on this model, interesting properties can be captured. Let's consider that the obtained controller ensures an  $H_\infty$  norm of the closed-loop system less or equal to  $\gamma$ :

$$\left\| \begin{bmatrix} w_1 S & -w_1 S G' w_3 \\ w_2 K_1 S & -w_1 K_1 S G' w_3 \end{bmatrix} \right\|_\infty \leq \gamma$$

For a SISO plant, this inequality implies the following properties,  $\forall \omega$ :

$$|S(j\omega)| \leq \frac{\gamma}{|w_1(j\omega)|}$$

$$|K_1(j\omega)S(j\omega)| \leq \frac{\gamma}{|w_2(j\omega)|}$$

$$|S(j\omega)G'(j\omega)| \leq \frac{\gamma}{|w_1(j\omega)w_3(j\omega)|}$$

$$|K_1SG'(j\omega)| \leq \frac{\gamma}{|w_2(j\omega)w_3(j\omega)|}$$

This is an important result because it shows that it is possible to shape each transfer by choosing the three weights. For MIMO plants, these inequalities further hold by using singular values, or by considering each particular SISO transfer. It is therefore possible to have sharp specifications on each reference (with  $w_1$ ), each control input ( $w_2$ ) and each disturbance ( $w_3$ ). Note that specifications are satisfied only if  $\gamma \leq 1$ .

It is important to consider two things. First, transfers are not equal to the frequency dependent weights, they only satisfy the inequalities. Then, the harder the specifications are, the bigger is  $\gamma$  (remember that specifications are only satisfied if  $\gamma \leq 1$ ). Performing such methods, the most difficult thing is to get a suitable compromise between each specification and system limits. This choice is often made by proceeding iterative shaping of the weights.

Two methods are mostly used to perform  $H_\infty$  synthesis: they are based on solving Riccati equations (see Doyle *et al.* (1989), Glover *et al.* (1988) and Zhou *et al.* (1996) and LMIs (linear matrix inequalities, see Apkarian *et al.* (1994)).

### 4.3 Variations of $\omega_{e1}$ and $\omega_{e2}$

**4.3.1 Polytope.** One matrix of the state space description of the system is linearly dependent on  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$ . As a result,  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  being also state variables, the system is a quasi-LPV one. As explained before, it is possible to study these systems as LPVs, by considering  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  both as state variables and varying parameters. Furthermore, since the plant matrices linearly depend on  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$ , a polytopic LPV representation can be used: such an approach requires considering that  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  evolve in a convex polygone of  $R^2$ , which is called a polytope. It will be defined by considering different physical limitations, the first one being the variation ranges  $[\omega_{e1min}; \omega_{e1max}]$  and  $[\omega_{e2min}; \omega_{e2max}]$ .

In a simple model of the system (neglecting stiffness of the flywheel and the axles), there is an algebraic relation linking  $\omega_{e1}$ ,  $\omega_{e2}$ ,  $\omega_{ice}$  and  $\omega_{wh}$  (so does the vehicle speed  $V_{vh}$ ). The matrix that links these variables is  $M$ . There are limitations on  $\omega_{ice}$  and  $V_{vh}$  too.

The main difference between both mechanical modes is the value of  $M$ . On the other hand, the first mechanical mode stands for  $\omega_{e1} > 0$ , and the second mode stands for  $\omega_{e1} < 0$ . It is possible to draw the two polytopes (for each mode) on the same figure.

Taking into account all limitations gives the domain represented on figure 8. The biggest square stands for the electric machines limitations, dotted areas represent  $\omega_{ice}$  and  $V_{vh}$  limitations and A, B, C and D areas are the intersections of both. As we are studying the first mechanical mode, we only consider the polytope obtained by the union of zones A and B.

**4.3.2 Controllability and observability.** The study of the system controllability and observability is necessary before designing a controller. In fact, it is necessary to know if these properties are satisfied on the whole polytope. Here, consider the reduced model used for the controller  $K_1$  synthesis (with only two outputs, see (7)). It is possible to show that the system controllability vanishes on a line satisfying:

$$\frac{\omega_{e2}}{\omega_{e1}} = -\frac{M(1,1)}{M(1,2)}$$

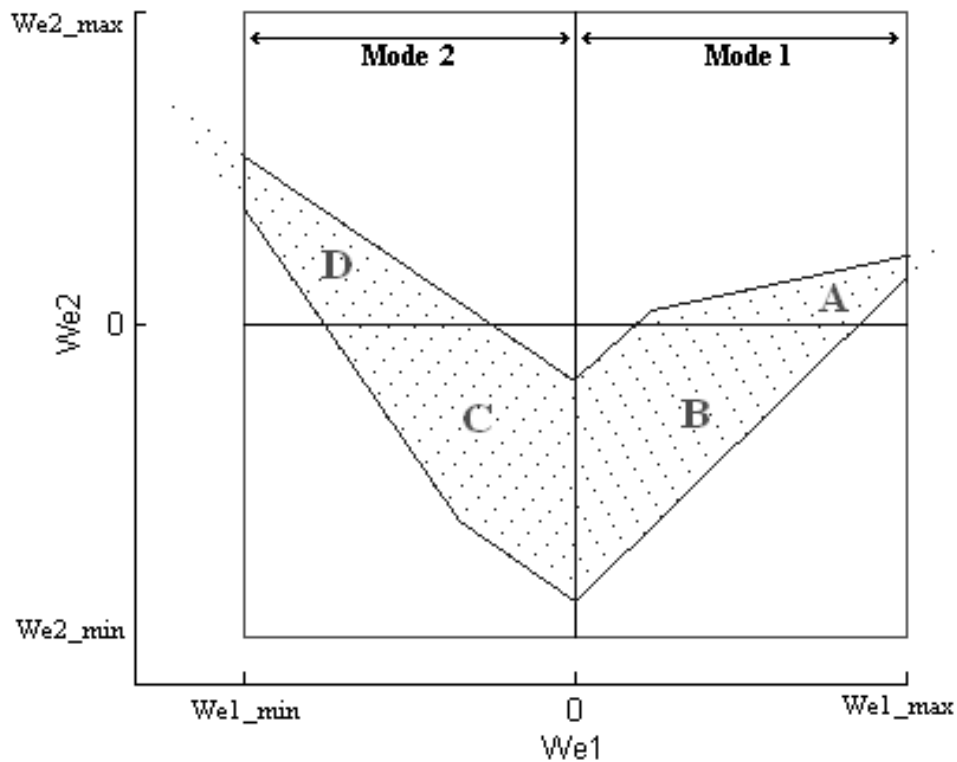


Figure 8.  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  polytope, taking all limitations into account

In fact, on this line, two columns of the state space description of the system become proportional. However, as this line is outside the polytope, we can say that controllability and observability conditions are convenient in the whole polytope.

## 5 LTI controller - $H_\infty$ synthesis

### 5.1 Synthesis framework

The system being an LPV, it is possible to design either a non-linear controller (for example a polytopic LPV controller) or a LTI controller. The choice that is made in this paper, is to design a LTI controller based on the model linearised on a significant operating point of the polytope. To validate this choice, stability and performances of such a controller have to be analysed with LPV

analysis tools.

According to this, conditions to perform the synthesis of a robust controller are:

- (i) consider a two levels control structure,
- (ii) focus on the first mechanical mode, and a torque tracking strategy,
- (iii) use a linearised model of the system for some operating point,
- (iv) perform  $H_\infty$  synthesis,
- (v) design frequency dependent weights induced by specifications:

Two first order weights are introduced for tracking errors and control inputs, whereas  $w_3(s)$  is chosen as a constant diagonal matrix:

$$w_1(s) = \begin{bmatrix} \frac{K_{o11}K_{inf11}s + K_{o11}\omega_{c11}}{K_{o11}s + \omega_{c11}} & 0 \\ 0 & \frac{K_{o12}K_{inf12}s + K_{o12}\omega_{c12}}{K_{o12}s + \omega_{c12}} \end{bmatrix}$$

$$w_2(s) = \begin{bmatrix} \frac{\frac{1}{\omega_{c2}}s + K_{o2}}{K_{inf2}\omega_{c2}s + 1} & 0 \\ 0 & \frac{\frac{1}{\omega_{c2}}s + K_{o2}}{K_{inf2}\omega_{c2}s + 1} \end{bmatrix}$$

$$w_3(s) = \begin{bmatrix} K_{31} & 0 & 0 & 0 \\ 0 & K_{32} & 0 & 0 \\ 0 & 0 & K_{33} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & K_{34} \end{bmatrix}$$

where  $K_{o11}$ ,  $K_{o12}$  and  $K_{o2}$  stand for low frequency gains,  $K_{inf11}$ ,  $K_{inf12}$  and  $K_{inf2}$  stand for high frequency gains and  $\omega_{c11}$ ,  $\omega_{c12}$  and  $\omega_{c2}$  are the  $0dB$  crossover frequencies.  $K_{31}$ ,  $K_{32}$ ,  $K_{33}$  and  $K_{34}$  are constant gains.

Roughly speaking,  $K_{o11}$ ,  $K_{o12}$  have to be high enough to obtain zero steady-state errors;  $K_{inf11}$ ,  $K_{inf12}$  are less than 1 and control the stability margins;  $\omega_{c11}$ ,  $\omega_{c12}$  allow tuning the bandwidth;  $K_{o2}$  is less than 1 while  $K_{inf2}$  (greater than 1) together with  $\omega_{c2}$  allow reducing the actuators' activity; finally gains  $K_{3i}$  allow disturbance rejection.



## 5.2 Reduction and analysis of the controller

According to figure 7, the controller stabilises the linearised system at the corresponding operating point, and ensures that each transfer (between inputs  $\omega_{ice}^\#, E_{capa}^\#, T_{dice}, T_{dwh}, \mathcal{P}_{DCDC}, T_o$  and outputs  $e_1$  and  $e_2$ ) has an  $H_\infty$  norm  $\gamma$  less than 1.

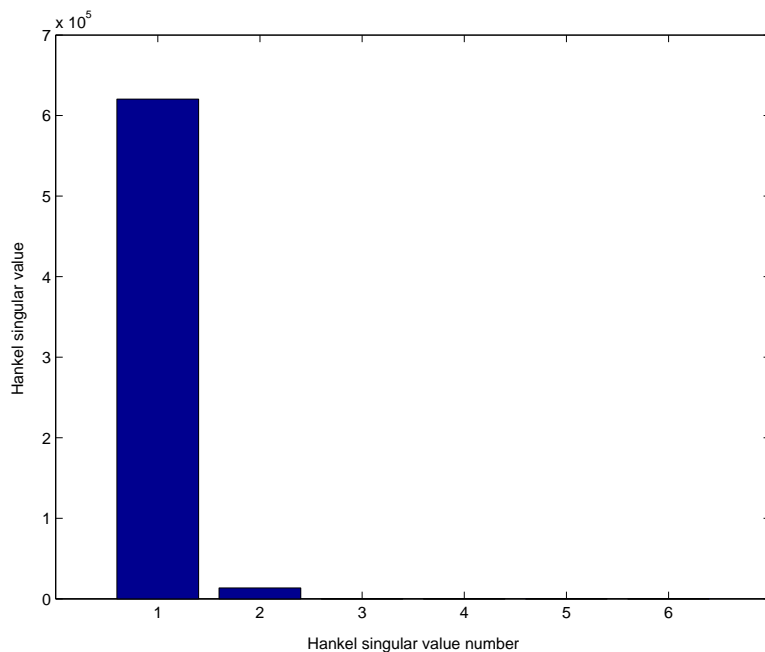


Figure 9. Hankel singular values of the full-order controller

The controller order is six, this order being imposed by the synthesis algorithm. Often, such a controller contains useless states so that the specifications can be satisfied with a reduced number of states. In order to simplify the controller, a Hankel singular value analysis has been performed. The value of each Hankel singular value is presented on figure 9.

Keeping in mind that a reduced-order controller also has to satisfy  $\gamma \leq 1$ , the controller has been simplified. Each element of the transfer matrix has been simplified to order two, without changing significantly their frequency dependent shape. On the other hand, the synthesis algorithm imposes frequency dependent weights to be proper. Furthermore, stability constraints imposes weights on tracking errors  $w_1$  to have a low frequency pole. It is useful to consider these two properties: this pole stands in the obtained controller, and

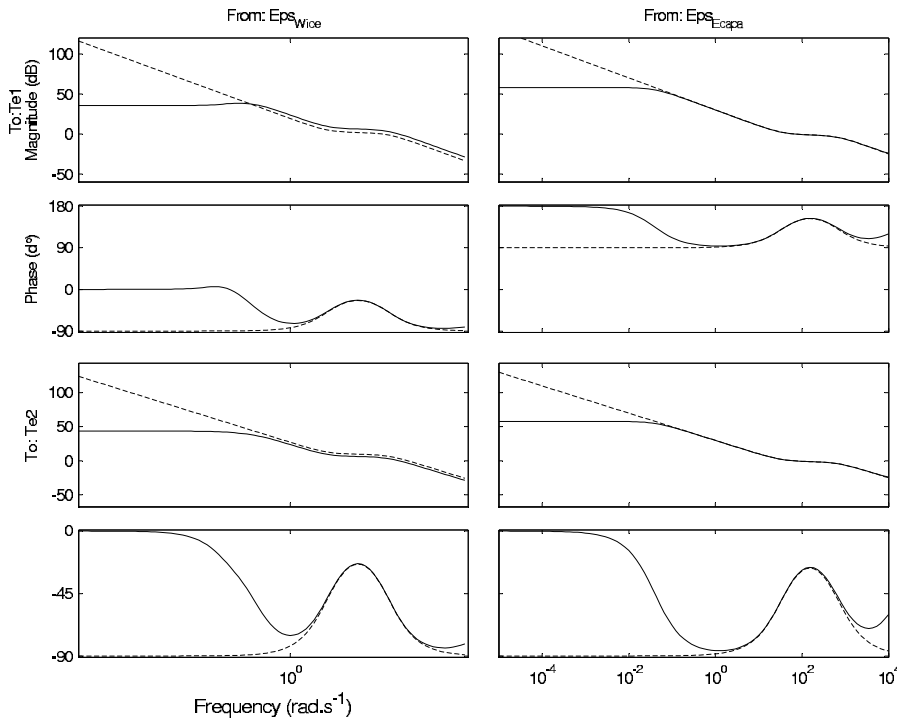


Figure 10. full-order (solid line) and simplified (dashed line) controllers Bode diagrams

the lowest the frequency of this pole is, the better the performances are. As a result, it is gainful to substitute such poles by zero poles.

Such a simplified controller  $K_1$  is composed of 4 PI controllers, with high frequency filtering. The order of the simplified controller is four. Figure 10 presents full-order and simplified controllers Bode diagrams. As a result, we will now call  $K_1$  the simplified controller (tracking  $\omega_{ice}$  and  $E_{capa}$ ).

### 5.3 Controller analysis

The model required to design the controller is different from the real system (that is non-linear). Considering the real system,  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  vary inside the polytope  $AB$  of figure 8. Moreover, the whole system is now considered, that's to say the closed-loop part ( $K_1$ , tracking  $\omega_{ice}$  and  $E_{capa}$ , see figure 5) and the open loop part ( $K_2$ , tracking  $T_o$ ). Every guarantees on stability and performances given by  $H_\infty$  synthesis are lost. As a result, the use of stability and performance analysis tools is necessary.

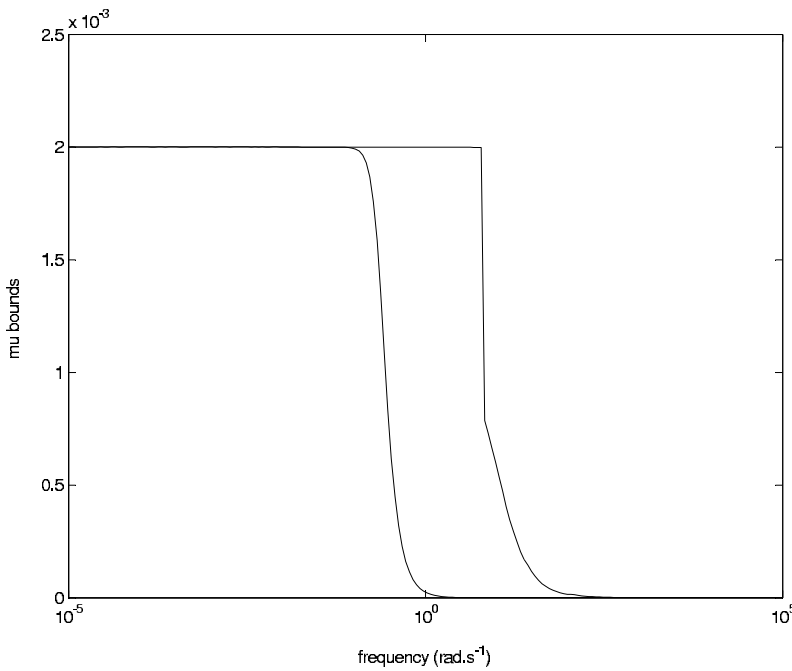


Figure 11.  $\mu$  upper and lower bounds (system in  $\omega_{e1} = \frac{\omega_{e1max}}{2} rad.s^{-1}$  and  $\omega_{e2} = \frac{\omega_{e2min}}{r} ad.s^{-1}$ )

**5.3.1 Linear analysis.** First, slow variations of  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  are considered. If those variations are slow enough, it is possible to consider that they have no influence on stability and performances. Then, it is possible to see  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  as invariant uncertain parameters instead of varying parameters. The stability and the performances of the system is given by its analysis on each point of the polytope. Considering this hypothesis,  $\mu$ -analysis (see Zhou *et al.* (1996)) has been performed and showed stability on the whole polytope. Considering the model linearised for  $\omega_{e1} = \frac{\omega_{e1max}}{r} ad.s^{-1}$  and  $\omega_{e2} = \frac{\omega_{e2min}}{r} ad.s^{-1}$ , and using real parameter uncertainties with unit norm, 0.002 is obtained as the maximum of  $\mu$  upper bound (see figure 11). It shows that the system is stabilised for  $\omega_{e1} \in [0; \omega_{e1max}] rad.s^{-1}$  and  $\omega_{e2} \in [\omega_{e2min}; 0] rad.s^{-1}$ . Using such a method, it is therefore possible to shows that the system is stabilised on the whole polytope.

Transfers between references and disturbances, and tracking errors and control inputs are helpful tools to analyse performances of the system. Although performances are worst on the corners, these stands convenient, and the specifications are satisfied on the whole polytope.

**5.3.2 Robust stability in the polytope.** It is possible to write the state space description of the system as follows:

$$\dot{x}_S = A_S x_S + B_S(\theta) u_S$$

$$y = C_S x_S + D_S u_S$$

where  $x_S$  is the state vector,  $u_S$  is the control input vector and  $y$  is the output vector,  $A_S$ ,  $C_S$  and  $D_S$  are constant matrices and  $B_S$  is a matrix that linearly depends on  $\theta$  that is time varying in the polytope  $\Theta$ .

A controller being designed, it is possible to write the state space description of the closed-loop system, named  $S_{BF}$ , as:

$$\dot{x} = A(\theta)x + B(\theta)u$$

$$y = C(\theta)x + D(\theta)u$$

where  $x$  is the state vector,  $u$  is the input vector and  $y$  the output vector of the closed-loop system,  $A(\theta)$ ,  $B(\theta)$ ,  $C(\theta)$  and  $D(\theta)$  are matrices that linearly depends on  $\theta$  that is time varying in the polytope  $\Theta$ . Indeed, these matrices are varying because they are dependent on  $B_S$ .

One of the most common tools to study the stability of a LTI (linear time invariant) system is the quadratic Lyapunov stability.

Lyapunov stability:

An equilibrium point  $x_0$  is Lyapunov stable if it is possible to find a function  $V(x)$  satisfying:

- (i)  $V(x) > V(x_0)$  for  $x \neq x_0$
- (ii)  $\frac{d}{dt}(V(x)) < 0$  for  $x \neq x_0$

Such a function  $V(x)$  is called energy function of the system.

When  $V(x) = (x - x_0)^T P (x - x_0)$  with  $P = P^T > 0$ , quadratic stability is satisfied. Considering a linear time invariant system,  $A$  its state matrix and  $x = 0$  as an equilibrium, this definition is equivalent to solving the following linear matrix inequalities (LMI), whose unknown is  $P$ :

$$P > 0 \tag{8}$$

$$A^T P + PA < 0$$

Gahinet *et al.* (1994) and Gahinet *et al.* (1996) show it is possible to extend this theory to polytopic LPV systems. It means that the varying system is always a barycenter of the linearised systems on the corners of the polytope. Furthermore, if the system is a polytopic LPV system, so does the closed-loop system. As a result:

$$A(\theta(t)) = \sum_i \alpha_i(t) A_i \text{ with } 0 \leq \alpha_i(t) \leq 1 \text{ and } \sum \alpha_i(t) = 1$$

where  $A_i$  are the state matrices of the linearised system on each corner of the polytope.

Now, consider a constant matrix  $P$  being positive, such that quadratic Lyapunov stability is satisfied on each corner of the polytope (on linearised systems), that is to say, such that:

$$\begin{aligned} & A_i^T P + P A_i < 0 && \text{for every } i \\ \text{Then, we have: } & \alpha_i(t) A_i^T P + P \alpha_i(t) A_i < 0 && \text{for every } i \text{ and every } t \\ & \sum_i \alpha_i(t) A_i^T P + P \sum_i \alpha_i(t) A_i < 0 && \text{for every } t \\ \text{Thus} & A(t)^T P + P A(t) < 0 \end{aligned}$$

This is an important result, because it shows that finding such a constant  $P$  matrix satisfying (8) on each corner of the polytope proves Lyapunov quadratic stability for every variation of the parameters on the whole polytope. Note that this is only a sufficient condition.

This analysis has been performed on the system and it has shown that the system is stable for every arbitrarily variations of  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$  in the polytope.

## 6 *Controllers, for two different specification sets*

### 6.1 **Examples of specifications**

One of the main advantages of this method is the possibility to change specifications very sharply, by shaping frequency dependent weights. To show differences between two sets of specifications, based on paragraph 2.1.3, two controllers are considered.

First, a controller with hard constraints on  $\omega_{ice}$  and  $T_o$  is designed. Specifications are:

$\tau_{\omega_{ice}}$	$\tau_{T_o}$	$max( U_{capa}^{ref} - U_{capa} )$
100ms	as fast as possible	25V

The aim of this synthesis is to get a controller able to track  $\omega_{ice}$  during hard simulation events.

Then, a controller with hard constraints on  $E_{capa}$  is designed. Face to simulations close to a real driving cycle, specifications are:

$\tau_{\omega_{ice}}$	$\tau_{T_o}$	$max( U_{capa}^{ref} - U_{capa} )$
100ms	as fast as possible	2V

## 6.2 Simulations

In order to check the performances of these controllers, a complete discrete model of the vehicle is required, with:

- (i) ICE and electric machines limitations,
- (ii) delays as on the real powertrain (measures...),
- (iii) system non-linearities (capacitor charge, depending on  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$ ),
- (iv) disturbances (mostly  $T_{dice}$ ,  $T_{dwh}$ ,  $\mathcal{P}_{dcdc}$ ).

Because the system is non-linear, it is not possible to test each scenarii and to get exhaustive results. But simulations on the whole polytope give significant results.

### *First specification set*

Several types of events happen during the simulation. It is possible to change the value of: the ICE speed and the wheel torque references, the battery charge or discharge power  $\mathcal{P}_{DCDC}$ , and consequently the electric machines and the vehicle speeds. Figure 12 shows  $\omega_{ice}$ ,  $T_o$  and  $U_{capa}$  and their references. On this figure, we also draw  $\mathcal{P}_{dnormalis}$ , that is equal to  $\mathcal{P}$  divided by its maximum and centered, in order to be easily compared to other variables. Studying the  $T_{e1}$ ,  $T_{e2}$  and  $T_{ice}$  torques may also be interesting to verify that they remain inside the specifications (figure 13). Figure 14 presents  $\omega_{e1}$  and  $\omega_{e2}$ , as well as  $V_{vh}$ , in order to see where the system is on the polytope.

### *Second specification set*

Here, the same events are simulated. Results are presented on figures 15 and 16. Vehicle and electric machines speeds are the same as on figure 14.

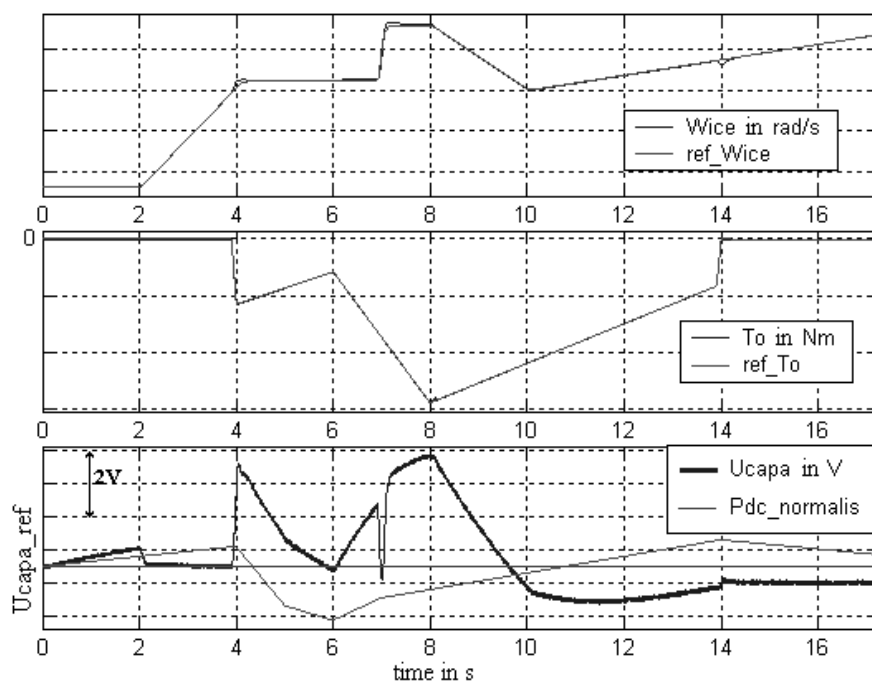


Figure 12. First specification set:  $\omega_{ice}$ ,  $T_o$  and  $U_{capa}$  and references

The specifications are satisfied in both cases. The time response for  $\omega_{ice}$  is smaller than  $100ms$ ,  $T_o$  is fast enough and  $U_{capa}$  stands in an appropriate range. The controlled-outputs behaviors are well decoupled: for example, during a wheel torque step, the ICE speed and the buffer-capacitor voltage variations are not significant.  $\mathcal{P}_{dcdc}$  and other disturbances are rejected.

Differences are shown between these two controllers. The second one ensures a more precise tracking of  $U_{capa}$ . To get such a behavior, constraints on  $\omega_{ice}$  and  $T_o$  has been decreased, but it is not visible on these figures. It is possible to see such differences by performing harder simulations.

These simulations show that a LTI controller give convenient results. For harder simulation events, or with a different polytope the design of a LPV controller may be needed.

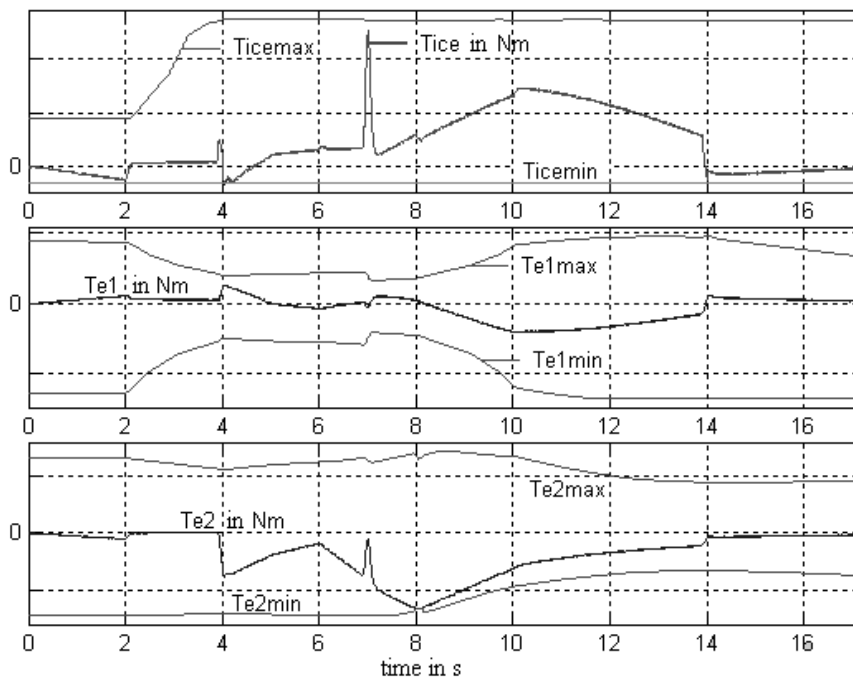


Figure 13. First specification set: actuators torques

## 7 Conclusion

The hybrid electric vehicle described in this paper is a potential solution to reduce  $CO_2$  emissions and fuel consumption. Such hybrid transmissions are non-linear multivariable systems: the three output variables (ICE speed, battery charge and wheel torque) are fully dependent on the three actuators (one ICE and two electric machines). Furthermore, energetic control specification involves non-linearity. This makes the control law be complex and hardly tunable. In order to simplify this problem, a two-level control structure has been defined in order to imitate a classic powertrain behavior. A controller has been designed using  $H_\infty$  synthesis and led to a LTI controller on an operating point. This model-based design approach directly deals with robustness and decoupling, in a full multivariable ( $2 \times 2$ ) and frequency-dependent framework. This LTI controller has been analysed with a LPV analysis tool, in order to check the robustness of stability and performances. Finally, simulation of the closed-loop system have been performed, showing the design approach capabilities to satisfy precise specifications. Since the results are very convincing, this control law will be implemented into a prototype.



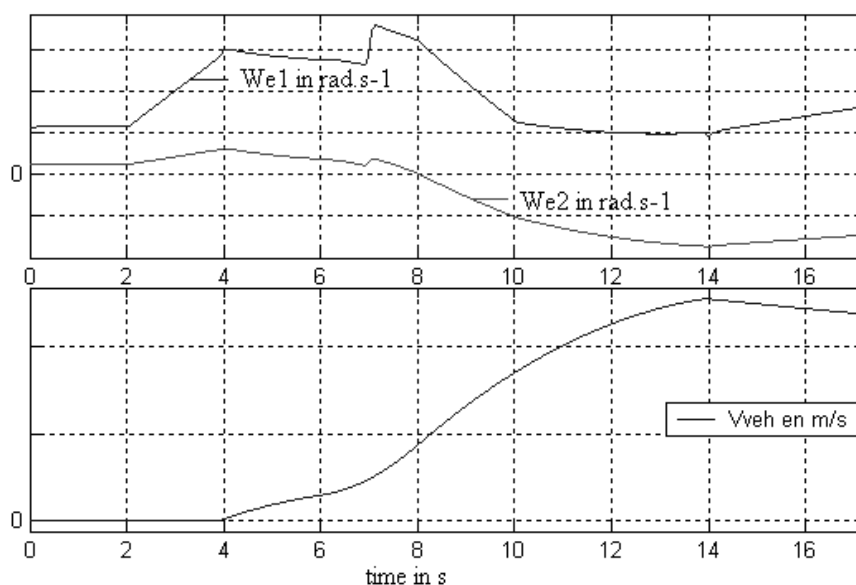


Figure 14. Vehicle and electric machines speeds

## REFERENCES

- A. Villeneuve, "Dual mode electric infinitely variable transmission", Aachener kolloquium fahrzeug- und motorentchnik (2004).
- D.J Leith, W.E Leithead, "Survey on gain-scheduling analysis and design", International journal of control (2000).
- A. Helmersson, "Methods for robust gain scheduling", Phd Thesis, Linköping university (1995).
- J.C. Doyle, K. Glover, P.P. Khargonekar, B. Francis, "State space solutions for  $H_2$  and  $H_\infty$  control problems", IEEE transactions on automatic control (1989).
- P. Gahinet, P. Apkarian, M. Chilali, "Affine parameter-dependent Lyapunov functions for real parametric uncertainty", Proceedings of the 33rd conference on decision and control (1994).
- P. Gahinet, P. Apkarian, M. Chilali, "Affine parameter-dependent Lyapunov functions and real parametric uncertainty", IEEE transactions on automatic control (1996).
- K. Glover, J.C. Doyle, "State space formulae for all stabilizing controllers that satisfy an  $H_\infty$ -norm bound and relations to risk sensitivity", Systems and control letters (1988).
- P. Apkarian, P. Gahinet, "A linear matrix inequality approach to  $H_\infty$  control",

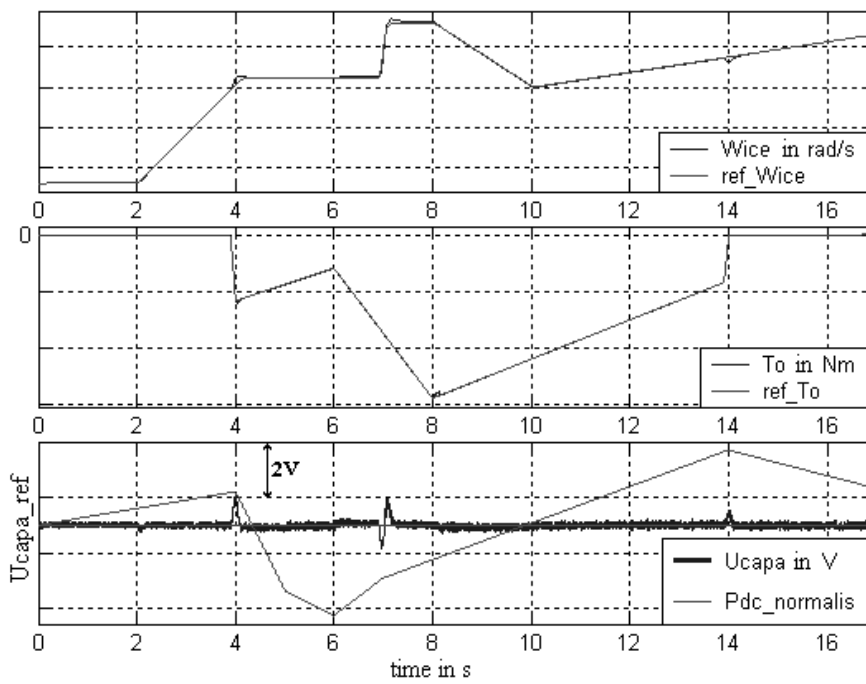


Figure 15. Second specification set :  $\omega_{ice}$ ,  $T_o$  and  $U_{capa}$  and references

Int. of robust and non linear control (1994).

K. Zhou, J.C. Doyle, K. Glover, *Robust and optimal control*, Prentice-hall (1996).

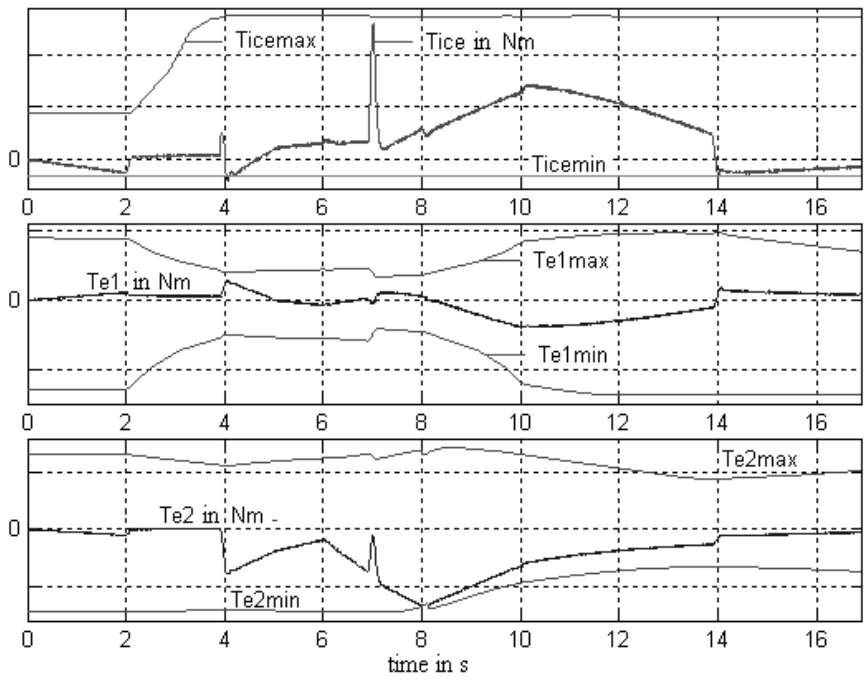


Figure 16. Second specification set: actuators torques

# Ant Colony and Genetic Algorithm for Constrained Predictive Control of Power Systems

Guillaume Sandou and Sorin Olaru

Supélec, Automatic Control Department  
3, rue Joliot Curie, F-91192 Gif-sur-Yvette, France  
{Guillaume.Sandou,Sorin.Olaru}@supelec.fr

**Abstract.** In this paper, a cooperative metaheuristic based on ant colony optimization and genetic algorithm is developed for constrained predictive control of power systems. The classical Unit Commitment solution is an open loop control for power systems which cannot be applied to real system, since it is affected by important uncertainties, a typical source being the consumer load. Predictive control offers an efficient way to use optimization results in a closed loop framework, implying the on-line solution of successive constrained mixed optimization problems. The algorithm proposed here is able to explicitly deal with constraints, and to quickly find high quality suboptimal solutions for computationally involving predictive control schemes. Simulation results show the efficiency of the developed method, even for Unit Commitment problems with underestimated consumer demand.

## 1 Introduction

The control of hybrid systems necessitates pertinent answers to several challenging problems, like the switching between different operating regimes, the interaction of continuous-time and discrete event subsystems and the overall satisfaction of operational constraints [1]. An inherent question is whether the classical automatic control methods (for example frequency domain shaping or optimal control) can be adapted in a systematic manner to the design of control laws for hybrid systems. It turns out that the answer is generally negative (due to the structural disparity) with a notable exception, that of predictive control law [2]. Indeed this technique, which is based on finite time optimal control problems over a receding horizon, has the important advantage of being a time-domain design procedure and thus being effective in the hybrid systems framework, too.

Optimizing the evolution of the hybrid system over a receding horizon generally leads to mixed integer quadratic/linear programs (MIQP/MILP) which are computationally involving (NP-complete problems) due to the presence of logical optimisation arguments. The exact solvers have a worst case combinatorial complexity as it is the case for example with the classical branch and bound

routines, even if they are tailored to the problem specificity [3]. The real-time implementation constraints might force the optimization routines to act on a relative short time interval and to offer at least a feasible suboptimal solution. This can be obtained in a slightly different manner by renouncing to the exhaustive search and the use of evolutionary methods.

Figure 1 presents a classification for the MPC implementations. In a first stage, a cautious control design would pass by the tuning of the prediction horizon such that the attainability demands to be met and the optimization problem to be simplified. However, the real-time implementation would be resumed by a MIQP/MILP or MINP if nonlinearities are considered.

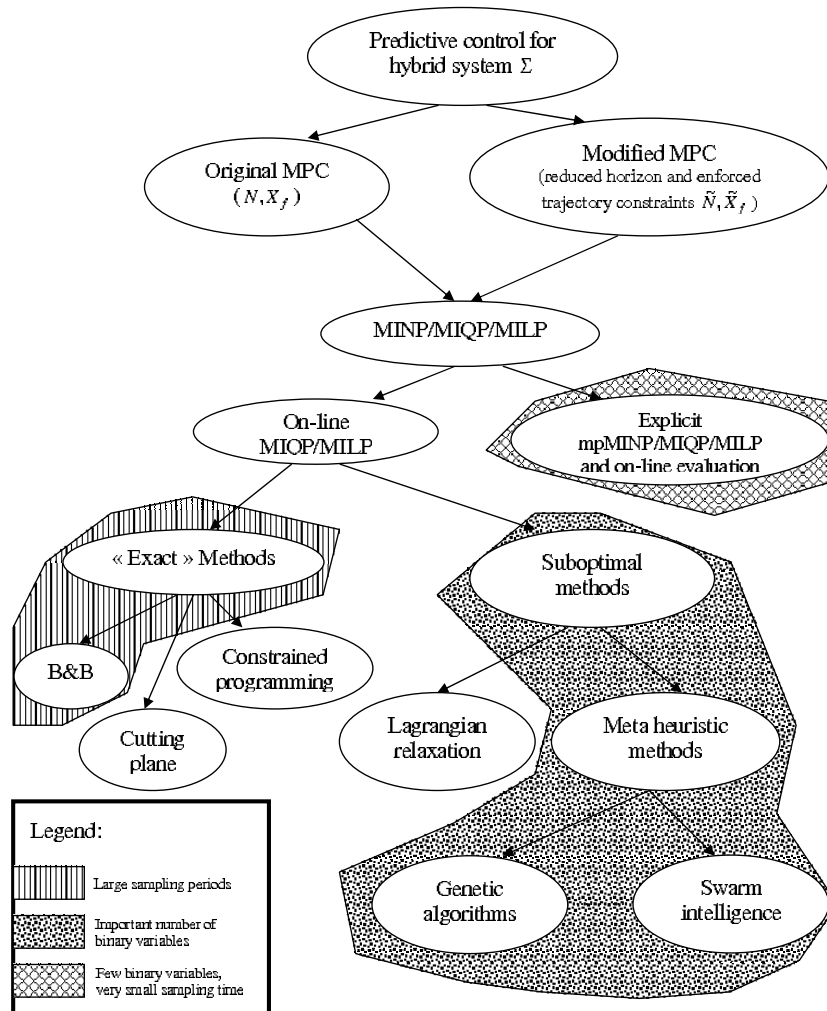


Fig. 1. A classification of predictive control possible implementations

The same figure presents a demarcation between the implementations based on on-line optimisation and those where an explicit analytical dependence of the optimum on the current state is available [4]. In the second case, there is no need for on-line optimisation, the computational load being reduced to the evaluation of the analytical function which gives the exact solution. Unfortunately explicit solution can be practically constructed only for control problems with few states and small prediction horizon due to the curse of dimensionality.

Returning to the classification, on the on-line implementation part a separation can be made between the exact methods and the routines which allow from the design stage a certain degree of suboptimality as it is the case for example with genetic algorithms [5] or the Lagrangian relaxation where the quality of the solution is improved, but it can not go beyond the duality gap.

In the present paper the attention will be given to cooperative metaheuristics based on ant colony optimization and genetic algorithm situated on the class of suboptimal methods. From the standpoint of computational complexity, finding out if an MIQP model has a feasible solution is essentially as hard as actually finding the optimum. Branch and Bound procedures, for example, have to explore the entire search tree to prove this. The developed algorithm proves to have the ability of proposing (high quality) feasible solutions due to the constraints handling mechanism.

For the sake of illustration, a popular problem in power systems will be used, the Unit Commitment. Indeed, power systems can be casted in the class of hybrid systems since they have to be controlled both by integer variables (on/off variables) and real variables (produced powers when switched on). Benefiting from this practical aspects, the details of the algorithm will be described in a practical manner.

The paper is organized as follows. The predictive control of power systems is presented in section 2. This control law is based on a scheduling algorithm. This scheduling algorithm has to be highly tractable even for such large scale mixed integer optimization problems. Furthermore it has to take into account all technical constraints of the system. That is why a cooperative stochastic method using ant colony optimization and genetic algorithm has been developed and is depicted in section 3. Numerical results are given in section 4, showing the efficiency of the proposed control method even in the case of underestimated consumer demand. Finally, conclusions and forthcoming works are drawn in section 5.

## 2 Predictive Control of Power Systems

### 2.1 Open Loop Control and Unit Commitment

Unit Commitment is a classical large scale mixed integer problem in power systems, which aims to compute the optimal scheduling of several production units while satisfying consumer demand and technical constraints:

$$\min_{\{u_n^k, Q_n^k\}} \sum_{n=m}^{m+N-1} \left( \sum_{k=1}^K \left( c_{prod}^k(Q_n^k, u_n^k) + c_{on/off}^k(u_n^k, u_{n-1}^k) \right) \right). \quad (1)$$

$N$  is the length of time horizon,  $K$  the number of production unit,  $u_n^k$  (resp.  $Q_n^k$ ) the on/off status (resp. produced power) of production unit  $k$  during time interval  $n$ . Production costs and start up and shut down costs are defined by:

$$\begin{cases} c_{prod}^k(Q_n^k, u_n^k) = \alpha_1^k Q_n^k + \alpha_0^k u_n^k \\ c_{on/off}^k(u_n^k, u_{n-1}^k) = c_{on}^k u_n^k (1 - u_{n-1}^k) + c_{off}^k u_{n-1}^k (1 - u_n^k) \end{cases} \quad (2)$$

Integer variables are on/off status of production units, and real variables are produced powers. The usual restriction comes from:

– capacity constraints

$$Q_{\min}^k u_n^k \leq Q_n^k \leq Q_{\max}^k u_n^k, \forall n \in \{m, \dots, m + N - 1\}, \forall k \in \{1, \dots, K\}, \quad (3)$$

– consumer demand satisfaction

$$\sum_{k=1}^K Q_n^k \geq \hat{Q}_n^{dem}, \forall n \in \{m, \dots, m + N - 1\}, \quad (4)$$

– time up and time down constraints

$$\begin{cases} (u_{n-1}^k = 0, u_n^k = 1) \Rightarrow (u_{n+1}^k = 1, u_{n+2}^k = 1, \dots, u_{n+T_{up}^k-1}^k = 1) \\ (u_{n-1}^k = 1, u_n^k = 0) \Rightarrow (u_{n+1}^k = 0, u_{n+2}^k = 0, \dots, u_{n+T_{down}^k-1}^k = 0) \end{cases}, \quad (5)$$

– ramp constraints

$$|Q_n^k - Q_{n-1}^k| \leq \Delta Q^k, \quad \forall n \in \{m, \dots, m + N - 1\}, \forall k \in \{1, \dots, K\}. \quad (6)$$

Discrete dynamics on the system are expressed through logical equations (5) and continuous dynamics are stated as power increment limitations (6).

## 2.2 Closed Loop Control

For optimisation, consumer demand is supposed to be perfectly known over the whole time horizon: the computation of the optimal scheduling is a reference trajectory for integer and real control inputs. However, prediction errors of the consumer load may lead to a deficient behavior. Thus, a closed loop control is required: the problem refers to the control of a hybrid system. A convenient way to extend optimisation results in a closed loop framework is the receding horizon. The closed loop structure is presented in figure 2.

The idea is to compute the optimal scheduling on time interval  $[m, m + N - 1]$ , considering predicted consumer load  $\hat{Q}_n^{dem}$ . The first values of integer scheduling are applied to the system. Simultaneously, real variables are slightly updated so as to fulfill, if possible, the real demand at time  $m$ ,  $Q_m^{dem}$ . Production unit local regulations are assumed to be perfect: if production unit  $k$  has produced  $Q_{m-1}^k$  during time interval  $m - 1$ , it can produce, if still switched on, whatever power in the range  $[\max(Q_{m-1}^k - \Delta Q^k, Q_{\min}^k), \min(Q_{m-1}^k + \Delta Q^k, Q_{\max}^k)]$  during time interval  $m$ . The scheduling algorithm will now be detailed.

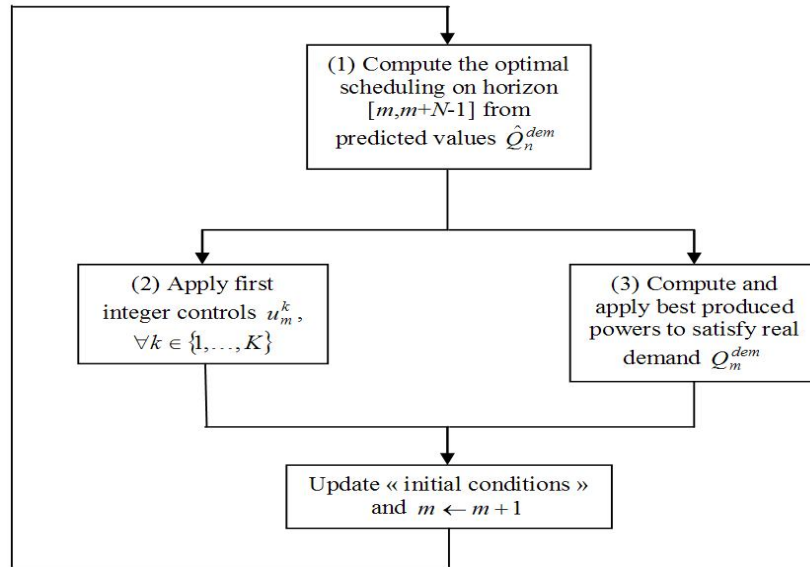


Fig. 2. Closed loop control synopsis

### 3 Optimization Procedure

#### 3.1 Optimization Methods Analysis and Proposition of a Well Suited Algorithm

Numerous methods have been applied to solve Unit Commitment and related problems such as facility location. They are listed for instance in [6] and are here briefly depicted. Exact solution methods (exhaustive enumeration, Branch and Bound [7], dynamic programming [8]) have been tested. These methods suffer from combinatorial complexity: an efficient approximated method is requested. Deterministic approximated methods can be used (priority lists in [9]). But, due to numerous constraints, they are often strongly suboptimal. Constraints are explicitly considered using Lagrangian relaxation [10]. Coupling constraints are relaxed, and the problem is divided into several optimisation problems (one per production unit). However, no guarantee can be given on the actual optimality. Further, an iterative procedure has to be performed: solution of the optimisation problems and updating of Lagrange multipliers. The update can be made with genetic algorithms [11] or subgradient methods [12]. For large scale cases, metaheuristics are interesting methods: simulated annealing in [13], tabu search in [14] and genetic algorithms in [15]. No guarantee can be given on the actual optimality of the solution, but an often suitable solution with low computation times can be found. One of the problems of these methods is the handling of constraints. The algorithm "moves" randomly in the search space, and so, there is



no guarantee that the final solution is in the feasible set. This is particularly the case for Unit Commitment, as the feasible set is much smaller than the search space.

Considering these arguments, ant colony appears to be an efficient way to solve this kind of problems, as it is able to find near optimal solutions with an explicit handling of all constraints. Indeed, ant colony is a constructive stochastic algorithm and solutions are explicitly built as feasible ones (see section 3.2). From this initial population of "medium quality solutions" quickly computed by ant colony, a feasibility criterion is defined (see section 3.4). Genetic algorithm is then used to intensively explore the search space (see section 3.5), with an implicit management of problem constraints. Indeed, due to a positive feedback in the ant colony algorithm formulation, it may converge to a local minimum. An intensive exploration of the search space is thus required to circumvent this issue, and genetic algorithm, which is an efficient stochastic algorithm for unconstrained problems is used. Note that the algorithm supposes that real variables are quickly computed: the developed cooperative algorithm is also hybridized with an exact solution algorithm for real variables (see section 3.3). Finally, this method allows simultaneously using the interesting properties of ant colony (explicitly handling of constraints) and of genetic algorithm (deep exploration of the search space, and so high quality of the solution). The general synopsis of the method is depicted on figure 3.

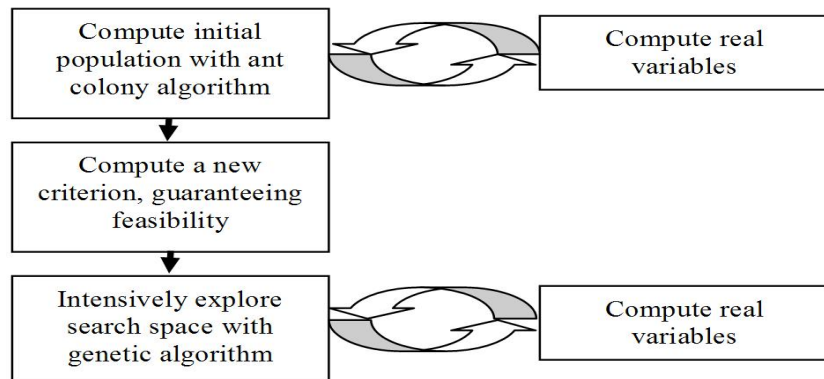


Fig. 3. Cooperative algorithm synopsis

### 3.2 Ant Colony Optimization

**Real world ants.** Ant colony optimization was firstly introduced by Marco Dorigo [16] and [17]. It is based on the way ants are looking for food.

Suppose (see figure 4a), that ants have managed to find food. Each particular ant does not know where to go. It only chooses its path depending on the pheromone trail which has been laid on the ground by previous ants. If the path of pheromone is broken because of an obstacle, see figure 4b, first ants randomly

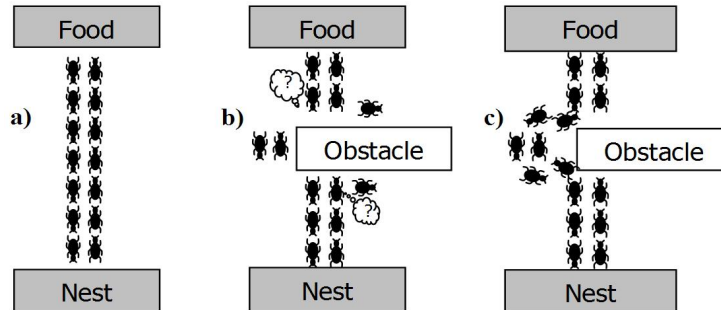


Fig. 4. Ants looking for food

choose their path. But, the ants which have chosen the shortest path will arrive first: the trail of pheromone in the shortest path is increasing faster than in the longest path. The positive feedback structure makes all ants finally choose the shortest path at the end of the experience (see figure 4c).

**Ant colony optimization for the Unit Commitment problem.** The Unit Commitment problem can be formulated as a graph exploration problem as shown in figure 5, as in previous work [18].

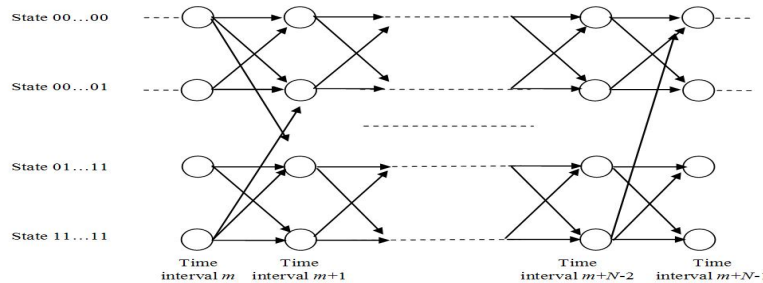


Fig. 5. Graph structure for Unit Commitment

The nodes of the graph represent all the possible states of production system, for all time intervals:  $(u_n^1, \dots, u_n^K)$ . The aim is to go from one of the possible states at time  $m$ , to one of the possible states at time  $m + N - 1$ , while satisfying all the constraints and minimizing global costs defined in equation (1). For each edge  $(u_n^1, \dots, u_n^K) \rightarrow (u_{n+1}^1, \dots, u_{n+1}^K)$  of the graph, start-up and shut-down costs are added. Production costs are also associated to nodes.

During iteration  $t$  of the algorithm,  $F$  ants walk on this graph. If an ant  $f$  has reached state  $i = (u_n^1, \dots, u_n^K)$ , the probability that it chooses the next state  $j = (u_{n+1}^1, \dots, u_{n+1}^K)$  is defined by the probabilistic law:

$$p_i^{(f)}(j) = \frac{\eta_{ij}^\alpha \tau_{ij}(t)^\beta}{\sum_{m \in J_f(i)} \eta_{im}^\alpha \tau_{im}(t)^\beta}. \quad (7)$$

- $\tau_{ij}(t)$  is the pheromone trail on edge  $i = (u_n^1, \dots, u_n^K) \rightarrow j = (u_{n+1}^1, \dots, u_{n+1}^K)$  during iteration  $t$ . Its value depends on the results of previous ants.
- $\eta_{ij}$  is the attractiveness. It refers to the "local choice". When next node has to be chosen, the best local candidate is the node for which the gap between the maximum produced power and the predicted demand is the smallest. It is not sure that this is the best "global" choice, as the security margin is quite low. For more details, see previous work [18].
- $\alpha$  and  $\beta$  are weighting factors.
- $J_f(i)$  is the feasible set. This feasible set contains a priori all  $2^K$  states. But, those states which do not satisfy time up and time down constraints, and those states which do not satisfy consumers' demands, are to be removed. Note that, even if produced powers are not known yet, it is possible to check the possibility of consumer's demand satisfaction with the equation:

$$\sum_{k=1}^K \left( \left( \frac{Q_{\min}^k (1 - u_n^k) + (\min(Q_{\max}^k, Q_n^k + \Delta Q^k)) u_n^k}{u_n^k} \right) u_{n+1}^k \right) \geq \hat{Q}_{n+1}^{dem}. \quad (8)$$

$J_f(i)$  sets are recursively constructed for each ant, and lead to the guarantee of the feasibility of solutions. After the ant has completed its path, it is possible to evaluate the solution by solving the real optimisation problem defined in equation (1), with fixed binary variables. Due to the positive feedback of the algorithm the past mistakes have to be forgotten to avoid premature convergence. This is done by the pheromone evaporation. The pheromone trail is updated:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (9)$$

$\rho$  is the evaporation coefficient. This coefficient is viewed as an analogy with natural evaporation.  $\Delta\tau_{ij}$  is the updating coefficient, depending on the results of ants in iteration  $t$ . An elitism algorithm is used: only the best ant is allowed to lay some pheromone on each edge it has used. The ant evaluation supposes the computation of real variables, which will now be depicted.

### 3.3 Computation of Real Variables

Binary variables are computed by ant colony. For each feasible sequence  $u_n^k$  the corresponding real variables  $Q_n^k$  are computed as the solution of:

$$\begin{aligned} & \arg \min_{\{Q_n^k\}} \sum_{n=m}^{m+N-1} \left( \sum_{k=1}^K \left( c_{prod}^k(Q_n^k, u_n^k) + c_{on/off}^k(u_n^k, u_{n-1}^k) \right) \right) \\ &= \arg \min_{\{Q_n^k\}} \left( \sum_{n=m}^{m+N-1} \sum_{k=1}^K \left( c_{prod}^k(Q_n^k, u_n^k) \right) \right) \\ &= \arg \min_{\{Q_n^k\}} \left( \sum_{n=m}^{m+N-1} \sum_{k=1}^K \alpha_1^k Q_n^k u_n^k + \alpha_0^k u_n^k \right) = \arg \min_{\{Q_n^k\}} \left( \sum_{n=m}^{m+N-1} \sum_{k=1}^K \alpha_1^k Q_n^k u_n^k \right) \end{aligned} \quad (10)$$

As there are no temporally coupling constraints anymore (they have been guaranteed by the constructive ant colony algorithm), the problem can be divided into  $N$  successive optimisation problems:

$$\min_{\{Q_n^k, k=1, \dots, K\}} \left( \sum_{k=1}^K \alpha_1^k Q_n^k u_n^k \right)$$

$$\text{subject to } \begin{cases} \sum_{k=1}^K Q_n^k \geq \hat{Q}_n^{dem} \\ Q_{\min}^k u_n^k \leq Q_n^k \leq \underbrace{\left( Q_{\min}^k (1 - u_{n-1}^k) + (\min(Q_{\max}^k, Q_{n-1}^k + \Delta Q^k)) u_{n-1}^k \right)}_{=Q_{\max}^k(n)} u_n^k \end{cases} \quad (11)$$

Without loss of generality, consider that  $\alpha_1^1 \leq \alpha_1^2 \leq \dots \leq \alpha_1^K$ . Then, the optimal solution of problem (10) is to produce as much as possible with low-cost units, while satisfying capacity constraints. Then, the following recursive algorithm is performed:

$$\begin{cases} Q_n^1 = \min \left( \max \left( \hat{Q}_n^{dem} - \sum_{i=2}^K Q_{\min}^i u_n^i, Q_{\min}^1 \right), Q_{\max}^1(n) \right) u_n^1 \\ \vdots \\ Q_n^k = \min \left( \max \left( \hat{Q}_n^{dem} - \sum_{i=1}^{k-1} Q_n^i - \sum_{i=k+1}^K Q_{\min}^i u_n^i, Q_{\min}^k \right), Q_{\max}^k(n) \right) u_n^k \\ \vdots \\ Q_n^K = \min \left( \max \left( \hat{Q}_n^{dem} - \sum_{i=1}^{K-1} Q_n^i, Q_{\min}^K \right), Q_{\max}^K(n) \right) u_n^K \\ Q_{\max}^k(n+1) = Q_{\min}^k (1 - u_n^k) + (\min(Q_{\max}^k, Q_n^k + \Delta Q^k)) u_n^k \end{cases} \quad (12)$$

### 3.4 Feasibility Criterion

To compute a feasibility criterion one has just to know a feasible solution. If the cost of this feasible known solution is  $c^f$ , the feasibility criterion can be:

$$\min_{\substack{\{u_n^k, Q_n^k\} \\ n=1, \dots, N \\ k=1, \dots, K}} \left( \sum_{n=1}^N \sum_{k=1}^K \left( c_{prod}^k(Q_n^k, u_n^k) + c_{on/off}^k(u_n^k, u_{n-1}^k) \right) + ((1 + \epsilon) c^f + h(\{u_n^k, Q_n^k\})) B(\{u_n^k, Q_n^k\}) \right) \quad (13)$$

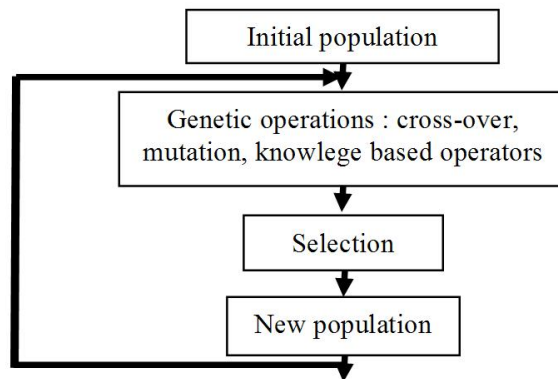
where one can distinguish:

- $\epsilon$  is a small positive real,
- $h(\{u_n^k, Q_n^k\})$  is a penalty function for non feasible solutions  $\{u_n^k, Q_n^k\}$ ,
- $B(\{u_n^k, Q_n^k\})$  is a boolean function with value 1 for non feasible solutions and 0 for feasible ones.

With this criterion, all infeasible solutions will have a higher cost than the cost of the feasible known solution. For feasible solutions, the penalty is null, and the initial cost function is just considered. Finally, any unconstrained optimisation algorithm can be used to solve the problem, the constraints being implicitly taken into account. In this study, the known feasible solution is the best solution found by ant colony optimization.

### 3.5 Knowledge Based Genetic Algorithm

**Classical genetic algorithm.** A knowledge based genetic algorithm, similar to the one developed in current work [19] is used. The general flow chart of a genetic algorithm is called up in figure 6.



**Fig. 6.** Flow chart of a genetic algorithm

The main idea is to make a population of potential solutions evolves to create new solutions by using stochastic (or "genetic") operators. In this cooperative method, the initial population is made of all feasible solutions computed by ant colony optimization. Classical operators are crossing-over operator and mutation operator (see figure 7). For the crossing over operation, two potential solutions are randomly chosen in the population. They randomly merge their variables (or "genes") to create two new solutions. The mutation operation is the random selection of a potential solution and of one of its genes. This gene is changed to another. The aim of this operator is to keep the population genetic diversity.

The selection operator is an operator which aims to choose a new population from parents and children. This operation is made using the roulette wheel selection. After having computed the fitness value of each individual in the population, the probability of selection is proportional to the quality of individuals.

**Knowledge based operator.** Classical genetic operators may not be well suited to Unit Commitment problem. Consider for instance the situation of figure 8. Because of time down and time up constraints, a random mutation will very often lead to an infeasible solution. Switching times are particular points of

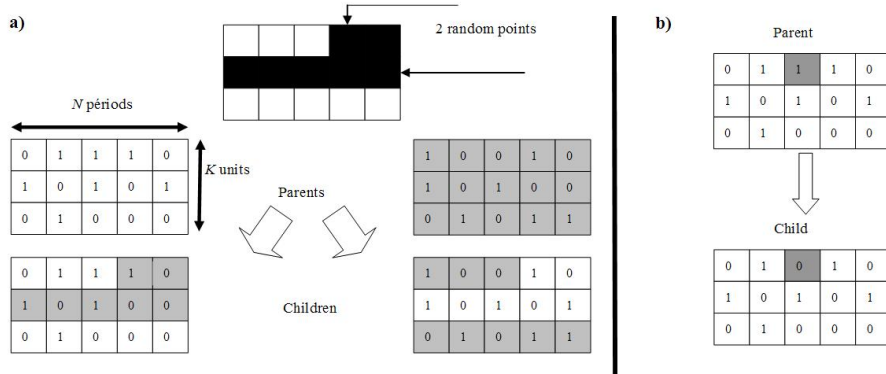


Fig. 7. Classical crossing-over (a) and mutation (b) operators

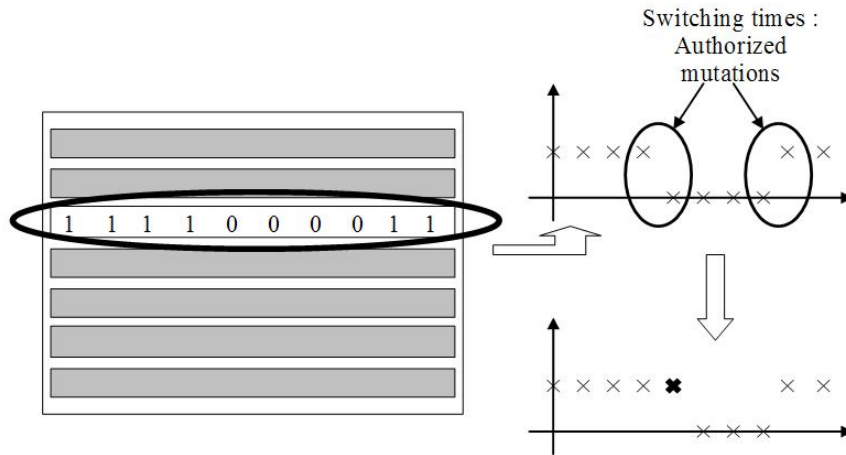


Fig. 8. Selective mutation operator

the solution where a mutation has a higher probability to create a new feasible solution. Thus, a selective mutation operator has been designed. Switching times are detected, and mutations are allowed only for these genes. No guarantee on the feasibility is achieved, but the "probability of feasibility" is higher.

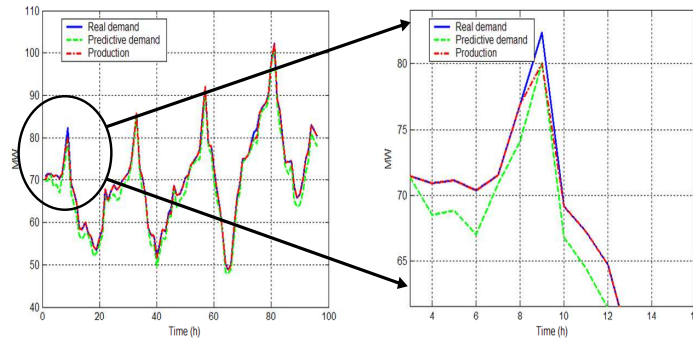
## 4 Simulation Results

### 4.1 Real Time Updating of Produced Powers

As already explained, the "optimal" scheduling of the power system is computed from predicted values  $\hat{Q}_n^{dem}$  on time interval  $[m, m + N - 1]$ . The first values of integer scheduling  $u_m^k$  are applied to the system. Real variables are updated

**Table 1.** Characteristics of the benchmark example

Unit	$Q_{min}$ (MW)	$Q_{max}$ (MW)	$\Delta Q$ (MW)	$\alpha_0$ (€)	$\alpha_1$ (€/MWh)	$c_{on}$ (€)	$c_{off}$ (€)	$T_{down}$ (h)	$T_{up}$ (h)
1	10	40	10	25	2.6	10	2	2	4
2	10	40	10	25	7.9	10	2	2	4
3	10	40	10	25	13.1	10	2	3	4
4	10	40	10	25	18.3	10	2	3	4

**Fig. 9.** Simulation results

at time  $m$ , when real value  $Q_m^{dem}$  is known, using the equation (12) considering  $Q_m^{dem}$  instead of  $\hat{Q}_n^{dem}$ . These values are given to the scheduling procedure at time  $m+1$ , for instance for the satisfaction of ramp constraints.

## 4.2 Case Study

To test the algorithm, a "four unit" academic case is considered. The characteristics of this case are given in table 1. A worst case is considered: consumer load is always underestimated. The prediction error is a random value in the range  $[-5\%, 0\%]$ . The time horizon is  $N = 24$  hours. Consumer load has a daily oscillation. Thus, the dynamic of the system is about 24 hours and the time horizon has to be greater: a high value has to be given to  $N$ . The simulation is performed on a 4 day total horizon. Results, obtained with Matlab 6.5 on a PIV 2GHz, are given on figure 9.

Results show that the production is very close to the real demand, except for some peaks which have been underestimated. The optimization of the 96 binary variable problem is performed in just 25 seconds with the developed ant colony/genetic algorithm method. Due to the computation of successive economical near optimal solutions and real time slight updates, global costs are very close to global optimal costs. More precisely, a comparison has been performed with classical MILP solver, with a "Branch and Bound" method. It shows that the developed metaheuristic optimisation algorithm can compute a sub-optimal

solution with a mean slight increase of 0.4% compared with the optimal solution. Furthermore, the MILP solver is very sensitive to the problem characteristics such as start up and shut down costs, leading to varying computation times going from 10 seconds to 10 hours. Finally, the algorithm has been tested for 10-unit case, leading to satisfying results with 10 minute computation times, and for which MILP solver is untractable.

## 5 Conclusions and Perspectives

In this paper a control structure has been defined for power systems. A meta-heuristic algorithm, based on ant colony and genetic algorithm, is used to perform the solution of Unit Commitment. As this kind of algorithm is highly tractable and explicitly manage all the constraints of the problem, it can be used to extend the optimization results in a closed loop real time framework.

This study is an experimentation of the use of stochastic algorithms for predictive control of hybrid systems. Of course, the main drawback of the proposed method is that no guarantee can be given on the actual optimality of solutions. Further, the problem of stability of the closed loop predictive control structure is a very tough task. However, the use of ant colony for the constrained predictive control of hybrid systems is promising. The proposed algorithm is tractable even for large scale systems and could be applied to various kinds of systems such as non linear or non analytical systems. Further, numerous constraints can be explicitly taken into account as the proposed method is based on a constructive algorithm. Finally, it allows the use of large receding horizons. Forthcoming works deal with the use of such algorithms in a more general framework for control of generic non linear constrained hybrid systems.

## References

1. Branicky M.S., Borkar V.S., Mitter S.K.: A unified framework for hybrid control: model and optimal control theory, *IEEE Transaction on Automatic Control*, **43**, (1998), 31-45.
2. Mayne D.Q., Rawlings J.B., Rao C.V., Scockaert P.O.M.: Constrained model predictive control: Stability and optimality, *Automatica*, **36**, (2000),789-814.
3. Fletcher R., Leyffer S., "Numerical experience with lower bounds for MIQP branch and bound", *Technical report*, Dept. of Mathematics, University of Dundee, Scotland. [http://www.mcs.-dundee.ac.uk:8080/sleyffer/miqp\\_art.ps.z](http://www.mcs.-dundee.ac.uk:8080/sleyffer/miqp_art.ps.z), (1995).
4. Bemporad A., Borelli F., Morari M.: Piecewise Linear Optimal Controllers for Hybrid Systems, *IEEE American Control Conference*, (2000).
5. Oлару S., Thomas J., Dumur D., Buisson J.: Genetic Algorithm based Model Predictive Control for Hybrid Systems under a Modified MLD Form, *International Journal of Hybrid Systems*, **4**, (2004), 113-132.
6. Sen S., Kothari D. P.: Optimal Thermal Generating Unit Commitment: a Review. *Electrical Power and Energy Systems*, **20(7)**, (1998), 443-451.
7. Chen C.-L, Wang S.-C.: Branch and Bound scheduling for thermal generating units. *IEEE Transactions on Energy Conversion*, **8**, (1993), 184-189.



8. Ouyang Z., Shahidehpour S. M.: An intelligent dynamic programming for unit commitment application. *IEEE Transactions on Power Systems*, **6**, (1991), 1203-1209.
9. Senjyu T., Shimabukuro, K., Uezato K., Funabashi T.: A fast technique for Unit Commitment problem by extended priority list. *IEEE Transactions on Power Systems*, **19**, (2004), 2119-2120.
10. Zhai Q; Guan X.: Unit Commitment with identical units: successive subproblems solving method based on Lagrangian relaxation. *IEEE Transactions on Power Systems*, **17**, (2002), 1250-1257.
11. Cheng C.-P., Liu C.-W., Liu C.-C.: Unit Commitment by Lagrangian Relaxation and Genetic Algorithms. *IEEE Transactions on Power Systems*, **15**, (2000), 707-714.
12. Dotzauer E., Holmstrm K., Ravn H. F.: Optimal Unit Commitment and Economic Dispatch of Cogeneration Systems with a Storage. 13th Power Systems Computation Conference, Trondheim, Norway (1999), 738-744.
13. Yin Wa Wong S.: An Enhanced Simulated Annealing Approach to Unit Commitment. *Electrical Power & Energy Systems*, **20**, (1998), 359-368.
14. Rajan C. C. A, Mohan M. R.: An evolutionary programming-based tabu search method for solving the unit commitment problem. *IEEE Transactions on Power Systems*, **19**, (2004), 577-585.
15. Swarup K . S., Yamashiro: Unit commitment solution methodology using genetic algorithm. *IEEE Transactions on Power Systems*, **17**, (2002), 87-91.
16. Dorigo M., Maniezzo V., Colorni A.: The Ant System: Optimization by a Colony of Cooperating Agents. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics-Part B*, **26**, (1996), 1-13.
17. Dorigo M., Gambardella, L. M., Ant Colony System : a Cooperative Learning Approach to the Traveling Salesman Problem, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, **1** (1997), 53-66.
18. Sandou G., Font S., Tebbani S., Hired A., Mondon C.: Optimisation par colonies de fourmis d'un site de génération d'énergie. *Journal Européen des Systèmes Automatisés, Numéro spécial: Métaheuristiques pour l'optimisation difficile*, **38**, (2004), 1097-1119.
19. Sandou G., Font S., Tebbani S., Hired A., Mondon C.: Enhanced genetic algorithm with guarantee of feasibility for the Unit Commitment problem, submitted to *IEEE Transactions on Power Systems*.

# Particle Swarm Optimization for the design of $H_\infty$ static output feedbacks

Mohamed Yagoubi\*, Guillaume Sandou\*\*

\*IRCCyN (Communications and Cybernetic Research Institute of Nantes)

1, rue de la Noë, 44321 Nantes, France

\*EMN (Ecole des Mines de Nantes)

4, rue Alfred Kastler, 44307 Nantes, FRANCE

(Tel.: +33 2 51 85 83 27; e-mail: [mohamed.yagoubi@mines-nantes.fr](mailto:mohamed.yagoubi@mines-nantes.fr))

\*\*SUPELEC Systems Sciences (E3S), Automatic Control Department

3, rue Joliot Curie, 91192 Gif-sur-Yvette, FRANCE

(Tel.: +33 1 69 85 13 86; e-mail: [guillaume.sandou@supelec.fr](mailto:guillaume.sandou@supelec.fr))

---

**Abstract:** The design of  $H_\infty$  reduced order controllers is known to be a non convex optimization problem for which no generic solution exists. In this paper, the use of Particle Swarm Optimization (PSO) for the computation of  $H_\infty$  static output feedbacks is investigated. Two approaches are tested. In a first part, a probabilistic-type PSO algorithm is defined for the computation of discrete sets of stabilizing static output feedback controllers. This method relies on a technique for random sample generation in a given domain. It is therefore used for computing a suboptimal  $H_\infty$  static output feedback solution. In a second part, the initial optimization problem is solved by PSO, the decision variables being the feedback gains. Results are compared with standard reduced order problem solvers using the COMPI<sub>ib</sub> benchmark examples and appear to be much than satisfactory, proving the great potential of PSO techniques.

**Keywords:** Reduced order controllers, Particle Swarm Optimization, static output feedback,  $H_\infty$  synthesis

---

## 1. INTRODUCTION

$H_\infty$  synthesis is an efficient tool in automatic control to compute controllers in a closed-loop framework, achieving high and various performances (Gahinet and Apkarian, 1994, Zhou, et al., 1996). The main drawback of such approaches is the controller order:  $H_\infty$  synthesis provides a controller whose order is the same as the synthesis model. A classical way to derive low order controllers is to use a full-order synthesis and to reduce the obtained controller. However, this kind of approach may lead to a high  $H_\infty$  norm of the closed-loop system and a high sensitivity to high frequency noises.

Another approach is to solve an  $H_\infty$  optimization problem, adding some order constraints on the solution. However, this kind of constraints is expressed by matrices rank constraints. Thus, the reduced-order synthesis problem appears to be a non-convex, non-smooth optimization problem. Several approaches exist, trying to overcome this difficulty:

- Convex approximations of non-convex stability regions, but often obtained from conservative conditions;
- Global nonlinear optimization techniques such as an exhaustive search, which are very expensive;
- Local optimization techniques such as BMI solvers. In that case, the solution strongly depends on the initial controller.

More recently, some new techniques have began to emerge, adding some random process in the deterministic search algorithm (Arzelier, et al., 2010), and achieving results which are almost similar to those obtained with the HIFOO standard

(Burke, et al., 2006). Following this new trend, a new approach is proposed in this paper, based on Particle Swarm Optimization (PSO) to solve the  $H_\infty$  static output feedback synthesis problem. PSO was firstly introduced by Eberhart and Kennedy (Eberhart and Kennedy, 1995). This optimization method belongs to the class of approximated stochastic method called metaheuristics methods. With such methods, the optimality of the computed solution can never be guaranteed, but there are strong advantages:

- The structure of costs and constraints is not an essential point as no gradient has to be computed;
- The random part allows escaping from local minima.

Two approaches based on PSO are presented in the sequel. In the first one, a probabilistic-type PSO algorithm, to deal with the problem of building sets of stabilizing static output feedback controllers, is proposed. A suboptimal  $H_\infty$  static output feedback solution is then computed obviously by selecting the element achieving the best  $H_\infty$  performance in the constructed set. In this approach, the PSO algorithm is proposed to maximize an empirical estimate of the existence probability of static output feedback controllers in some bounded balls moving in the search space. The probability estimate is evaluated based on a random sample generation technique borrowed from (Calafiore, et al., 1999, Calafiore, et al., 2006). This technique produces a finite number of real random matrices uniformly distributed in a given domain.

The second approach deals with the direct optimization of output feedback gains, the optimization variables being the feedback gains.

The paper is organized as follows. The PSO algorithm is presented in section 2. For MIMO systems, a static output feedback may lead to numerous optimization variables and so a perturbed PSO algorithm is also presented. In section 3, a probabilistic-type PSO-based approach leading to discrete sets of stabilizing static output feedback controllers is presented. A direct  $H_\infty$  optimization of feedback gains is fully described in section 4. In the same section, an indirect application of PSO, based on the method described in section 3, is also proposed for solving the optimal  $H_\infty$  static output feedback problem. Comparisons with standard algorithms show much than satisfactory results which can be achieved with low computation loads. Finally conclusions and forthcoming works are drawn in section 5.

## 2. PARTICLE SWARM OPTIMIZATION

### 2.1 Classical algorithm

PSO was firstly introduced by Eberhart and Kennedy (Eberhart and Kennedy, 1995). This optimization method is inspired by the social behavior of bird flocking or fish schooling. Consider the following optimization problem:

$$\min_{x \in \chi} f(x) \quad (1)$$

$P$  particles are moving in the search space  $\chi$ . Each of them has its own velocity, and is able to remember where it has found its best performance. Each particle has also some "friends". The following notations will be used:

- $x_p^k$ : position of particle  $p$  at iteration  $k$  ;
- $v_p^k$ : velocity of particle  $p$  at iteration  $k$  ;
- $b_p^k = \arg \min_{x \in \{b_p^{k-1}, x_p^k\}} (f(x))$ : best position found by particle  $p$  until iteration  $k$  ;
- $V(x_p^k) \subset \{1, 2, \dots, P\}$  set of "friend particles" of particle  $p$  at iteration  $k$  ;
- $g_p^k = \arg \min_{x \in \{b_p^k, i \in V(x_p^k)\}} f(x)$  best position found by the friend particles of particle  $p$  until iteration  $k$ .

The particles move in the search space  $\chi$  according to the following transition rule:

$$\begin{aligned} v_p^{k+1} &= c_0 \cdot v_p^k + c_1 \otimes (b_p^k - x_p^k) + c_2 \otimes (g_p^k - x_p^k) \\ x_p^{k+1} &= x_p^k + v_p^{k+1} \end{aligned} \quad (2)$$

In this equation:

- $\otimes$  is the element wise multiplication of vectors;
- $c_0$  is the inertia factor ;
- $c_1$  (resp.  $c_2$ ) is a random number in the range  $[0, \bar{c}_1]$  (resp.  $[0, \bar{c}_2]$ ).

### 2.2 Perturbed PSO algorithm

The choice of parameters is very important to ensure the satisfying convergence of the algorithm. Lots of work have been done on the topic; see for instance (Shi and Eberhart, 1998; Trelea 2003). However the PSO algorithm may suffer from premature convergence to local minima, especially for optimization problems with numerous variables. This can be the case for static output feedbacks, as a MIMO plant with  $r$  measured outputs and  $m$  control inputs leads to  $r \times m$  optimization variables. To overcome this difficulty, some perturbed versions have been defined. The idea is to add a random movement to the best particle to avoid that behaviour. Following the algorithm given in (van den Bergh and Engelbrecht, 2002), the transition rule (2) for the best particle is reformulated into:

$$\begin{aligned} v_p^{k+1} &= c_0 \cdot v_p^k + (g_p^k - x_p^k) + \rho^k (1 - 2r_{[0,1]}) \\ x_p^{k+1} &= x_p^k + v_p^{k+1} \end{aligned}, \quad (3)$$

where  $r_{[0,1]}$  is a random vector in the range  $[0,1]$ . The value of  $\rho^k$  is updated after each time step by:

$$\rho^{k+1} = \begin{cases} 2\rho^k & \text{if } nb\_success > s_c \\ 0.5\rho^k & \text{if } nb\_failure > f_c \\ \rho^k & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

where  $nb\_success$  is the number of consecutive successes and  $nb\_failure$  the number of consecutive failures (a step is a success if the best value found by the particles is enhanced, and a failure otherwise).  $s_c$  and  $f_c$  are 2 tuning parameters. For more details, see for instance (Van den Bergh and Engelbrecht, 2002; Xinchao, 2010) and references therein.

## 3. PROBABILISTIC-TYPE PSO FOR STATIC OUTPUT FEEDBACK STABILIZATION

Some attempts to use PSO for the design of automatic control laws have already been presented for instance in (Sandou, 2009). The originality, however, of the method proposed in this paper is twofold:

- It allows building discrete sets of stabilizing static output feedbacks: the use of random sample generation technique makes it possible to better scrutinize the set of stabilizing static output feedbacks which may be nonconvex and consisting of many disjoint domains.
- It takes advantage of probabilistic information (probability estimate of the existence of a static output feedback in a predefined domain) which is not the case of a standard PSO method.

### 3.1 Problem statement

Consider the state space representation of the plant  $\Sigma$ :

$$\Sigma : \begin{cases} \dot{x}(t) = \mathbf{A}x(t) + \mathbf{B}_1w(t) + \mathbf{B}u(t) \\ z(t) = \mathbf{C}_1x(t) + \mathbf{D}_{11}w(t) + \mathbf{D}_{12}u(t), \\ y(t) = \mathbf{C}x(t) + \mathbf{D}_{21}w(t) \end{cases} \quad (5)$$

where  $x \in \mathbb{R}^n$  is the state vector,  $u \in \mathbb{R}^m$  is the control vector,  $y \in \mathbb{R}^r$  is the measured outputs vector,  $w \in \mathbb{R}^{m_2}$  is the input vector (reference and disturbance inputs), and  $z \in \mathbb{R}^{r_2}$  is the controlled vector. All matrices are assumed to be of appropriate dimensions. The model (5) is assumed to be stabilizable by static output feedback, that is to say that there exists a control law  $u(t) = \mathbf{K}y(t)$  such that the closed-loop of figure 1 is stable.

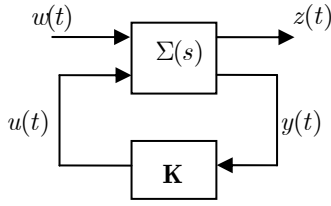


Fig. 1: Computation of static output feedbacks

The set of stabilizing static output feedback matrices is:

$$\Gamma = \left\{ \mathbf{K} \in \mathbb{R}^{m \times r} / \Lambda(\mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{K}\mathbf{C}) \in \mathbb{C}^- \right\} \quad (6)$$

where  $\Lambda(M)$  denotes the spectrum (all eigenvalues) of the matrix  $M$ . The first problem tackled with in this paper is to build a non trivial subset  $\Gamma_{ns} \subset \Gamma$  of  $ns \geq 1$  instances.

### 3.2 Sample generation problem

We describe here the method used for generating real matrix samples  $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{m \times r}$  bounded in the  $l_g$  norm ball of radius  $\delta$  given by:

$$\Theta_g(\delta, \mathbb{R}^{m \times r}) = \left\{ \mathbf{K} \in \mathbb{R}^{m \times r} / \|\mathbf{K}\|_g \leq \delta \right\}, \quad g = 1, 2, \infty \quad (7)$$

The problem can be reduced to multiple random vector generation for which the technique borrowed from (Calafiore, et al., 1999) can be used. It is an algorithm that returns a real random vector  $q \in \mathbb{R}^m$  uniformly distributed in  $\Theta_g(\delta, \mathbb{R}^m)$ .

The algorithm is based on a generalized gamma density function  $\tilde{G}_{a,b}(f)$ , defined as:

$$\tilde{G}_{a,b}(f) = \frac{b}{G(a)} f^{ba-1} e^{-f^b}, \quad f \in \mathbb{R}^+ \quad (8)$$

where  $a$  and  $b$  are given parameters and  $G(a)$  is the gamma function. We report here the algorithm used for this purpose in the Randomized Algorithms Control Toolbox (RATC) (<http://ract.sourceforge.net>).

### Algorithm 1: (Uniform generation in a real $l_g$ norm ball)

- Generate  $m$  independent real random scalars  $\xi_i \in \tilde{G}_{1/g,g}$ ;
- Construct the vector  $d \in \mathbb{R}^m$  of components  $d_i = s_i \xi_i$ , where  $s_i$  are independent random signs;
- Generate  $h = \varphi^{1/m}$ , where  $\varphi$  is uniform in  $[0, 1]$ ;
- Return  $q = \delta h \frac{d}{\|d\|_g}$ .

**Remark 1:** The solution for the case  $\Theta_2(\delta, \mathbb{R}^{m \times r})$  can also be dealt with using RATC. A singular value decomposition is needed in that case. See (Tempo, et al. 2005) for more details.

### 3.3 Probabilistic-type PSO for static output feedback stabilization

The algorithm proposed in this section uses complementary advantages of:

- The sample generation method described in section 3.2.
- The probabilistic information (which is often neglected in a deterministic context) that consists in an empirical probability estimate of the existence of a static output feedback in some predetermined subsets.
- The PSO (the meta-heuristic method described in section 2) property of escaping from local minima.

The main idea for building a set of stabilizing static output feedback controllers for the system given in (5) is summarized hereafter.

The following lines describe the proposed method:

“-For an iteration  $j$ , the method starts from an initialization point  $\mathbf{K}^j \in \Gamma$  that can be computed using a direct application of PSO to optimize a criterion of the form:  $\max(\text{Re}(\Lambda(\mathbf{A} + \mathbf{B}\mathbf{K}\mathbf{C})))$ .”

-Define then a search domain bounded in a  $l_g$  norm ball of radius  $\delta_{\mathbf{K}^j}$  centred on  $\mathbf{K}^j$  and given by:

$$\Theta_g^{\mathbf{K}^j}(\delta_{\mathbf{K}^j}, \mathbb{R}^{m \times r}) = \left\{ \mathbf{K} \in \mathbb{R}^{m \times r} / \|\mathbf{K} - \mathbf{K}^j\|_g \leq \delta_{\mathbf{K}^j} \right\} \quad g = 1, 2, \infty \quad (9)$$

-A PSO particle  $p$  represents a couple  $(\delta_p^j, \mathbf{K}_p^j)$  that is a  $l_g$  norm ball  $\theta_p^{\mathbf{K}^j}(\delta_p^j, \mathbb{R}^{m \times r})$  of radius  $\delta_p^j$  and centred on  $\mathbf{K}_p^j$  moving in the search domain  $\Theta_g^{\mathbf{K}^j}$  defined in (9).

-At each iteration  $k$  of the PSO algorithm, a fixed number  $N$  of samples  $\{\mathbf{K}_p^{j,i}\}_{i=1,\dots,N}$  uniformly distributed in  $\theta_p^{\mathbf{K}^j}$  is generated using the method described in section 3.2. The PSO algorithm is used to optimise the criterion:

$$J_j = \frac{1}{\left(\frac{\delta_p^j}{\delta_{\mathbf{K}^j}}\right) + \hat{P}_N^j(j) - 2}, \quad (10)$$

including the radius  $\delta_p^j$  and an empirical probability estimate

$\hat{P}_N^j$  defined by:

$$\hat{P}_N^j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E(\mathbf{K}_p^{j,i}) \quad (11)$$

where  $E(\mathbf{K}_p^{j,i}) = 1$  when  $\mathbf{K}_p^{j,i} \in \Gamma$  and  $E(\mathbf{K}_p^{j,i}) = 0$  otherwise.

-Finally, the solutions  $\mathbf{K}_p^{j,i} \in \Gamma$  are added to the collection set  $\Gamma_{ns}^j$  of  $ns$  instances.”

The above algorithm is run several times ( $j = 1, \dots, n_{ps0}$ )

with different initialization points  $\mathbf{K}^j \in \Gamma$  and the resulting set of stabilizing controllers is given by:

$$\Gamma_{ns} = \bigcup_{j=1, \dots, n_{ps0}} \Gamma_{ns}^j \quad (12)$$

### 3.4 Some results from Compl<sub>e</sub>ib library

For sake of comparison with existing methods (e.g. Arzelier, et al., 2010), the proposed method is tested on all examples of the database COMPl<sub>e</sub>ib (Leibfritz, 2004). It is a library composed of different Linear Time Invariant models and ranging from purely academic problems to more realistic industrial examples. Among them are models of Aircraft (AC), Helicopter (HE), Jet engine (JE), Reactor (REA), Decentralized interconnected systems (DIS), academic tests problems (NN), a Wind energy conversion (WEC), a Binary distillation towers (BDT), terrain following (TF), a Strings (CSE), a Piezoelectric bimorph actuator (PAS), a Tuned Mass damper (TMD), a Flexible Satellite (FS) and 2D heat Flow (HF2D). This relevant library is now extensively used in order to evaluate the effectiveness of some control design strategies (see for instance (Yagoubi, et al. (2005)).

Figures 2 and 3 show the population of stabilizing gains for the two-parameters examples AC7 and NN5.

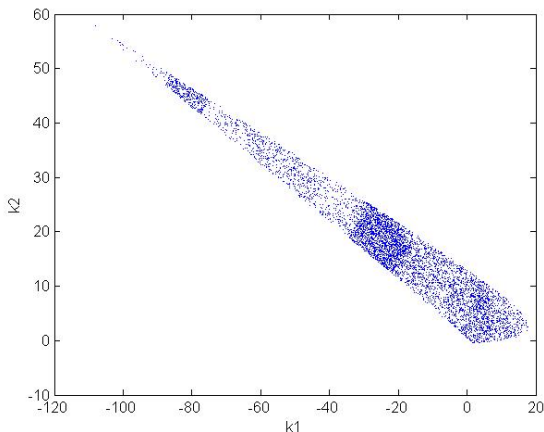


Fig. 2: Set of stabilizing static output feedbacks generated with the probabilistic-type PSO method for example AC7

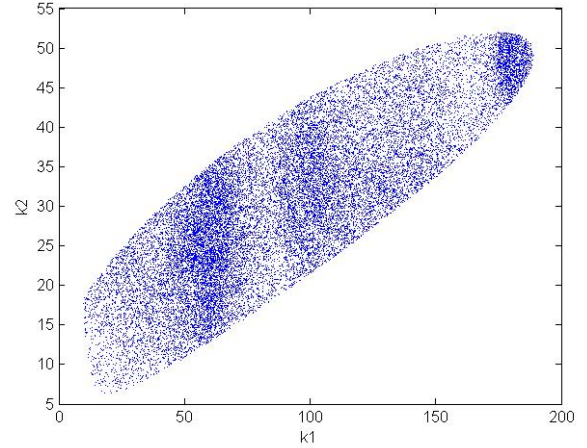


Fig. 3: Set of stabilizing static output feedbacks generated with the probabilistic-type PSO method for example NN5

These results were found with  $n_{ps0} = 8$  iterations executed from 8 different initializing points  $\mathbf{K}^j \in \Gamma$  computed with a direct application of PSO algorithm and ( $N = 10$ ,  $\delta_{\mathbf{K}^j} = 30$ ,  $g = 1$ ). The values of the PSO algorithm parameters are given in section 4.1.

Similar to the algorithms proposed in (Arzelier, et al., 2010), the proposed method allows to detect the exact shape of the set of stabilizing static output feedback controllers.

**Remark 2:** Note that algorithm 2 has a low computation load, as it only evaluates the stability of systems. The number of stabilizing static output feedbacks found depends, however, on the initialization points, the iterations number and the choice of the parameters  $(N, \delta_{\mathbf{K}^j}, g)$ .

## 4. OPTIMIZATION OF STATIC $H_\infty$ OUTPUT FEEDBACKS

### 4.1 Direct PSO method

In this section, the direct optimization of static  $H_\infty$  output feedbacks for a given MIMO plant by a perturbed PSO algorithm is tested. Consider once again the state space representation given by (5). The problem refers to the following optimization problem:

$$\min_{\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{m \times r}} \|T_{w \rightarrow z}\|_\infty, \quad s.t. \quad u(t) = \mathbf{K}y(t), \quad (13)$$

where  $\|T_{w \rightarrow z}\|_\infty$  denotes the  $H_\infty$  norm of the transfer from  $w$  to  $z$ . Of course, the closed-loop may be unstable for some values of matrice  $\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{m \times r}$ . To tackle this difficulty, the optimization problem is reformulated into:

$$\min_{\mathbf{K} \in \mathbb{R}^{m \times r}} J(\mathbf{K}), \quad (14)$$

$$\text{where: } J(\mathbf{K}) = -1 / \|T_{w \rightarrow z}\|_\infty, \quad (15)$$

if the closed-loop of figure 1 is stable, and:

$$J(\mathbf{K}) = \max(\operatorname{Re}(\lambda(T_{w \rightarrow z}(s))), \quad (16)$$

otherwise.  $\lambda(T_{w \rightarrow z}(s))$  denotes the set of the poles of the closed-loop transfer  $T_{w \rightarrow z}(s)$ . This kind of criterion can be optimized by PSO which does not require any particular formulation of the cost function.

The optimization problem is solved using a perturbed PSO algorithm. For comparison, the algorithm is tested on the benchmark examples given in the COMPLib library. Results obtained with the PSO algorithm have been compared with those obtained with the HIFOO package (Burke, et al. 2006), considered as one of the best effective tool for the synthesis of static output feedback, and those obtained in (Arzelier, et al., 2010). Following these works, the algorithm is not tested for systems that are already open-loop asymptotically stable. Corresponding results are given in table I. In (Arzelier, et al., 2010), several algorithms were tested. The best value achieved so far is kept for the comparison.

For the PSO algorithm, the following values have been chosen for the parameters:  $c_0 = 0.7$ ,  $\bar{c}_1 = \bar{c}_2 = 1.5$ ,  $s_c = 15; f_c = 5$ ; Swarm size = 30; Number of iterations: 1000 and initial value of  $\rho$ : 1.

The direct PSO method has been able to stabilize all systems, except A10 (but the other algorithms are not able to do so either). Except examples AC18 and HF2D11...HF217, the PSO algorithm achieves very satisfactory results, with  $H_\infty$  norm values very close to the HIFOO solver. For examples AC1, HE1, DIS2, DIS5, REA2, NN2, NN5, NN6, NN7, NN15 and FS the PSO algorithm gives even the best results. Note also that the PSO algorithm has a low computation load, as it only evaluates the  $H_\infty$  norm of systems. Further, results could be enhanced again with a fine tuning of the parameters. In the presented tests, the same values have been chosen for each example, whereas they should be adapted to each case.

## 4.2 Indirect PSO method

A suboptimal  $H_\infty$  static output feedback solution can also be computed thanks to Algorithm 2. In fact, this is possible by selecting, from the constructed set of stabilizing static output feedbacks  $\Gamma_{ns}$ , the element achieving the best  $H_\infty$  performance. Numerical results, obtained using the same parameters  $(N, \delta_{K'}, g)$  as in section 3.4 for the COMPLib library examples are given in Table I (see Appendix).

## 5. CONCLUSIONS AND FORTHCOMING WORKS

In this paper, two design methods of  $H_\infty$  reduced order controllers by using PSO algorithm have been proposed. First, a new method based on a probabilistic-type PSO algorithm, that computes discrete set of stabilizing static output feedback controllers, has been given. A suboptimal  $H_\infty$  static output feedback solution is computed obviously by selecting the element achieving the best  $H_\infty$  performance in the constructed set. Second, the initial optimization problem has been solved by a direct PSO method, the decision variables being the feedback gains.

Moreover, the numerical results presented in this paper show comparisons with standard reduced order problem solvers using the COMPLib benchmark examples. The proposed methods seem promising when compared with HIFOO and the mixed Randomized/LMI algorithm proposed in (Arzelier, et al., 2010).

Therefore, a forthcoming work will deal with similar methods, incorporating probabilistic strategies into PSO algorithms, to construct new algorithms that can outperform existing methods in designing multi-objective structured output feedback controllers.

## APPENDIX

**Table I. Computation of  $H_\infty$  static output feedbacks**

Example	$n$	$m$	$r$	HIFOO	Arzelier, et al.	Direct PSO	Indirect PSO
AC1	5	3	3	$4.14 \cdot 10^{-7}$	$1.76 \cdot 10^{-6}$	$4.7 \cdot 10^{-22}$	$1.2 \cdot 10^{-7}$
AC2	5	3	3	0.1115	0.1115	0.1115	0.112
AC5	4	2	2	669.56	661.7	665.09	684.32
AC9	10	4	5	1.0029	1.0061	1.098	1.12
AC10	55	2	2	Inf	Inf	Inf	Inf
AC11	5	2	4	2.8335	2.8375	2.8609	2.923
AC12	4	3	4	0.3120	0.6165	0.3134	0.640
AC13	28	3	4	163.33	395.0404	167.36	173.35
AC14	40	3	4	101.7203	319.31	101.96	111.385
AC18	10	2	2	12.6282	10.6214	27.18	10.639
HE1	4	2	1	0.1539	0.1538	0.1529	0.154
HE3	8	4	6	0.8061	0.8291	0.8399	0.853
HE4	8	4	6	22.8282	22.8282	23.43	23.512
HE5	4	2	2	8.8952	17.6061	10.0031	8.931
HE6	20	4	6	192.3445	401.7698	195.86	198.325
HE7	20	4	6	192.3885	353.9425	194.24	210.931
DIS2	3	2	2	1.0412	1.0244	1.0255	1.026
DIS4	6	4	6	0.7394	0.7404	0.7863	0.811



<b>DIS5</b>	4	2	2	1035.5	1030.82	1028	1037.12
<b>JE2</b>	21	3	3	183.3512	365.09	192.17	288.31
<b>JE3</b>	24	3	6	5.0963	9.194	5.138	8.12
<b>REA1</b>	4	2	3	0.8694	0.8661	0.8738	0.871
<b>REA2</b>	4	2	2	1.1492	1.1482	1.1451	1.148
<b>REA3</b>	12	1	3	74.2513	74.2513	74.2513	74.25
<b>WEC1</b>	10	3	4	4.0502	4.1055	6.4843	4.13
<b>BDT2</b>	82	4	4	0.6471	2.90	1.0345	2.45
<b>CSE</b>	60	2	30	0.0201	0.02	0.0200	0.02
<b>PAS</b>	5	1	3	32.2258	0.0087	0.0571	0.061
<b>TF1</b>	7	2	4	0.3736	0.3799	0.4038	0.481
<b>TF2</b>	7	2	3	5200	5200	5200	5200
<b>TF3</b>	7	2	3	0.4567	0.3264	0.5829	0.553
<b>NN1</b>	3	1	2	13.9089	13.458	13.8189	13.921
<b>NN2</b>	2	1	1	2.2216	2.2050	2.2049	2.233
<b>NN5</b>	7	1	2	266.54	266.5445	266.4023	266.31
<b>NN6</b>	9	1	4	5602	5602	5593	5616
<b>NN7</b>	9	1	4	74.0757	74.0372	74.0326	76.041
<b>NN9</b>	5	3	2	28.6633	31.03	30.1549	31.23
<b>NN12</b>	6	2	2	16.3925	16.3116	17.7568	16.67
<b>NN13</b>	6	2	2	14.0589	14.0579	14.4829	14.961
<b>NN14</b>	6	2	2	17.4778	17.4757	17.5063	17.821
<b>NN15</b>	3	2	2	0.0982	0.0980	0.0980	0.0998
<b>NN16</b>	8	4	4	0.9556	0.9556	0.9560	0.9861
<b>NN17</b>	3	2	1	11.2182	11.2182	11.4864	11.31
<b>HF2D10</b>	5	2	3	79853	82314	80658	87564
<b>HF2D11</b>	5	2	3	7719	78248	77213	79012
<b>HF2D14</b>	5	2	4	53156	557008	535040	555140
<b>HF2D15</b>	5	2	4	17521	202610	178900	188903
<b>HF2D16</b>	5	2	4	44432	465790	447500	477321
<b>HF2D17</b>	5	2	4	30024	303380	300240	307111
<b>HF2D18</b>	5	2	2	124.7259	154.9970	126.6402	156.4301
<b>TMD</b>	6	2	4	2.5267	2.1622	2.8015	2.5232
<b>FS</b>	5	1	3	96925	87160	84727	88392

## REFERENCES

- Arzelier, D., Gryazina, E. N., Peaucelle, D. and Polyak, T. (2010). Mixed LMI/Randomized methods for static output feedback control design, *IEEE American Control Conference*, Baltimore, USA, June 2010.
- Burke, J. V., Henrion, D., Lewis, A. S., Overton M. L., (2006). HIFOO - A Matlab package for fixed-order controller design and  $H_\infty$  optimization. IFAC Symposium on Robust Control Design, Toulouse, July 2006.
- Calafiore, G., Dabbene F., and Tempo R. (1999). Radial and uniform distributions in vector and matrix spaces for probabilistic robustness. In *Topics in Control and its Applications*, Springer, New York, pp. 17-31.
- Calafiore G. and Fabrizio Dabbene (2006). Probabilistic and Randomized Methods for Design under Uncertainty, *Springer-Verlag, "Communications and Control Engineering series"*, London, ISBN 1-84628-094-X.
- Eberhart, R.C., and Kennedy, J. (1995). A new optimizer using particle swarm theory. In: *Proc. of the 6<sup>th</sup> Int. Symposium on Micromachine and Human Science*, Nagoya, Japan. pp. 39-43.
- Gahinet, P., and Apkarian P. (1994). A linear matrix inequality approach to  $H_\infty$  control. In *Int. Journal of Robust and Nonlinear Control*, Vol. 4, pp. 421-448.
- Leibfritz, F. (2004). COMPLib: COnstraint Matrix-optimization Problem library - a collection of test examples for nonlinear semidefinite programs, control system design and related problems. *Technical report*. University of Trier, Department of Mathematics, URL: [www.complib.de](http://www.complib.de).
- Sandou, G. (2009). Particle Swarm Optimization: an Efficient Tool for the Design of Automatic Control Law. *European Control Conference*, Budapest, Hungary.
- Shi, Y., and Eberhart, R.C. (1998). Parameter selection in particle swarm optimization. : *Proc. of the 7<sup>th</sup> Annual Conf. on Evolutionary Programming*, USA, pp. 591-600.
- Tempo R., Calafiore G., and Dabbene F., (2005). Randomized Algorithms for Analysis and Control of Uncertain Systems. *Springer-Verlag, "Communications and Control Engineering series"*, London
- Trelea, I. C. (2003). The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection. *Information Processing Letters*, Vol. 85(6), pp. 317-325.
- Van den Bergh F., Engelbrecht A. P., (2002). A new locally convergent particle swarm optimiser, *IEEE Conference on Systems, Man and cybernetics*, Hammamet, Tunisia.
- Xinchao Z (2010). A perturbed particle swarm algorithm for numerical optimization. *Applied Static output feedback Computing*, Vol. 10, pp. 119-124.
- Yagoubi M., and Chevrel P. (2005). Structured H2 Controller Synthesis via a dilated LMI Based Algorithm, *IEEE Conference on Decision and Control and European Control Conference ECC*, Sevilla, Spain.
- Zhou, K., Doyle, J.C., and Glover K. (1996). *Robust and optimal control*, Prentice-Hall.

# Robust Non-linear Control Applied to Internal Combustion Engine Air Path Using Particle Swarm Optimization

Guillermo Pita Gil, Vincent Talon, Guillaume Sandou, Emmanuel Godoy, Didier Dumur

**Abstract**—The goal of this paper is to control intake’s manifold pressure of a downsized turbocharged internal combustion gasoline engine. Since intake’s manifold pressure is an image of the torque that the engine develops, tracking an appropriated intake’s manifold pressure reference implies tracking driver’s reference torque. This paper proposes a novel control architecture based on Q-LPV  $H_\infty$  closed loop shaping and a metaheuristic PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm that enables non control-experts to tune the  $H_\infty$  engine controller. Stability margins and most significant singular values plots are computed. Time domain simulations have been performed using a non-linear 1.2 liter gasoline engine model.

## I. INTRODUCTION

Downsized gasoline engines are one of the most efficient solutions to new anti-pollution norms such as EURO5. Therefore, controlling downsized gasoline engines has become a very well known problem in the automotive industry. The existing control architectures are based on computing an intake’s manifold pressure that will generate the torque requested by the driver. Then, intake’s manifold pressure reference is tracked using a grid of PID’s controllers according to the engine operating point. This architecture is often referred in the literature [1], [2] as the air path control loop. Technician then have to tune PID at each operating point.

One of the advantages of such an air path control structure is that tuning can be performed by a non control-expert technician. On the other hand, tuning a grid of PIDs can be extremely long and expensive, since there is a trade-off between performance and the number of tuning operating points. In addition, performances cannot be guaranteed in-between the operating points.

The contribution of this paper consists in replacing the PID’s map by a robust non-linear  $H_\infty$  Q-LPV controller that will guarantee performances in the entire operating region. In

addition, a tuning strategy is proposed that still allows a non control-expert to efficiently tune the developed controller. This strategy is based on PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm, first introduced in [3].

The choice of a Q-LPV controller versus other non-linear techniques lies on the natural extension of the existing grid technique. The choice of an  $H_\infty$  controller is motivated by the simple translation of the control requirements: no static error for low frequency reference signals, maximum closed-loop bandwidth, high frequency control inputs attenuation and control inputs additive disturbances rejection.

The paper is structured as follows. Section II details the non-linear synthesis model. Section III formalizes the robust  $H_\infty$  Q-LPV synthesis problem. Resulting stability margins and most significant singular values plots of the closed loop are also detailed in Section III. Section IV refers to the proposed metaheuristic tuning strategy. Finally, time domain simulations are realized by means of a non-linear 1.2 liter gasoline engine model in Section V.

## II. NON LINEAR SYNTHESIS MODEL

### A. Non-linear Model

The turbocharged gasoline engine that has been chosen for the present application is called D4FT see Fig. 1. It is a 1.2 liter downsized engine with the performances of a 1.6 liter atmospheric gasoline engine.



Fig. 1: D4FT: 1.2 liter turbocharged gasoline engine  
The engine main characteristics are shown in Table 1 and the schematic description of the air path in Fig. 2. Control inputs are throttle’s and waste-gate’s valves. Both control inputs are necessary: in broad strokes, throttle’s valve is used for low pressure references and waste-gate’s valve is needed when the reference pressure is higher than 1 Bar.

Manuscript received January 14, 2009. This work was supported by Renault SAS and ANRT in terms of a CIFRE thesis contract.

Guillermo Pita Gil is with Renault SAS, 78288 Guyancourt, France and Supélec, 91192 Gif-sur-Yvette, France; e-mail: [guillermo.pita-gil@renault.com](mailto:guillermo.pita-gil@renault.com) and [guillermo.pita@supelec.fr](mailto:guillermo.pita@supelec.fr).

Vincent Talon is with Renault SAS, 78288 Guyancourt, France; e-mail: [vincent.talon@renault.com](mailto:vincent.talon@renault.com).

Emmanuel Godoy, Didier Dumur and Guillaume Sandou are with Supélec 91192 Gif-sur-Yvette, France; e-mail: (emmanuel.godoy,dider.dumur, guillaume.sandou) @ supelec.fr.



TABLE I  
ENGINE CHARACTERISTICS

Characteristic	Value
Bore	69 mm
Stroke	77 mm
Compression ratio	9.5
Number of cylinders	4

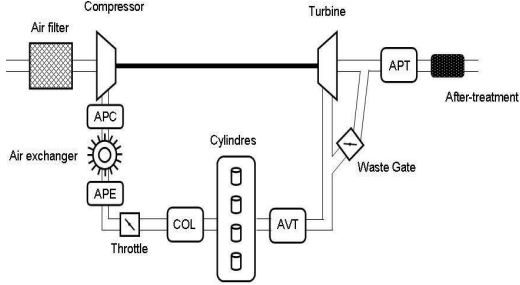


Fig. 2: D4FT's air path scheme

The validation model of this engine, Fig.3, is available in ACHILLE's library [1] and [4]. ACHILLE is a toolbox that has very detailed models of all Renault/Nissan gasoline and diesel engines. The model is 0D (no spatial dependency) and describes the complete air path: air filter, compressor, exchanger, turbine and catalyses. Fig. 4 shows an example of comparison between ACHILLE simulation results and real measurements of a full load transient response.

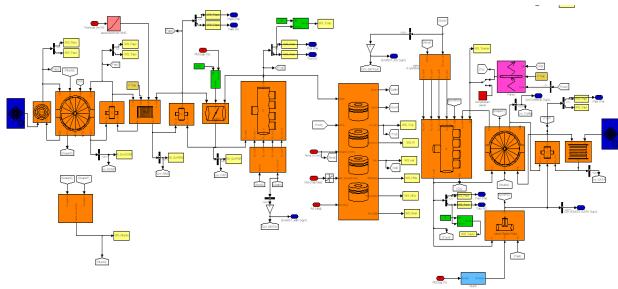


Fig. 3: ACHILLE model of the D4FT

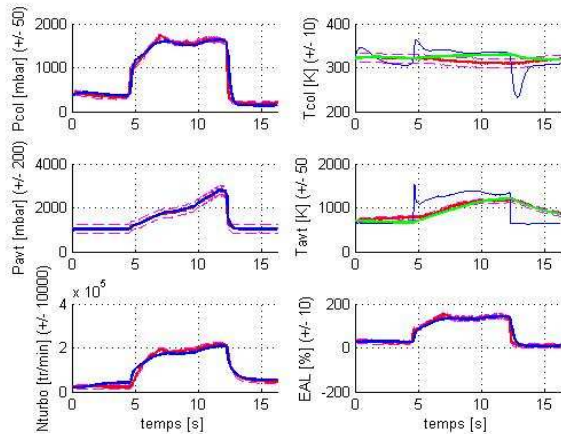


Fig. 4: Transient response of ACHILLE model. Red: measured, blue: model, green: model with a sensor (1st order)

The non-linear model from where the synthesis Q-LPV model has been derived is based on the hypothesis that pressure varies

much faster than temperature and therefore temperature derivatives are neglected [5] and [6]. For the current application, intake's manifold pressure and the pressure at the entry of the turbine have been kept as state variables:

$$\begin{cases} \frac{d}{dt}(P_{col}) = \frac{r}{V_{col}}(Q_{m_{pap}} T_{ape} - Q_{m_{cylA}} T_{col}) \\ \frac{d}{dt}(P_{avt}) = \frac{r}{V_{avt}}(Q_{m_{cylE}} T_{cyl} - Q_{m_{turb}} T_{avt} - Q_{m_{wg}} T_{avt}) \end{cases} \quad (1)$$

where, by using a Bernoulli equation:

$$\begin{cases} Q_{m_{pap}} = S_{pap}^{eff} \sqrt{\frac{2P_{ape}}{rT_{ape}} |P_{ape} - P_{col}|} \\ Q_{m_{wg}} = S_{wg}^{eff} \sqrt{\frac{2P_{avt}}{rT_{avt}} |P_{avt} - P_{apt}|} \end{cases} \quad (2)$$

TABLE II  
NOMENCLATURE

Symbol	Signification
$P_{col}$	Intake's manifold pressure
$P_{avt}$	Pressure at the entry of the turbine
$P_{apt}$	Pressure at the output of the turbine
$Q_{m_{pap}}$	Throttle's valve mass flow
$Q_{m_{cylA}}$	Cylinder's mass flow
$Q_{m_{turb}}$	Turbocharger's mass flow
$Q_{m_{wg}}$	Waste-gate's valve mass flow
$T_{ape}$	Temperature after the heat exchanger
$T_{col}$	Intake's manifold temperature
$T_{cyl}$	Temperature in the cylinders
$T_{avt}$	Temperature at the entry of the turbine
$V_{col}$	Intake's manifold volume
$V_{avt}$	Volume at the turbine entry
$r$	Perfect gas constant

### B. Q-LPV Polytopic Model

Q-LPV representations of non-linear models are not unique. An intuitive set of rules to choose the appropriate Q-LPV representation is:

- Respect the system nature (integrator, low-pass, etc.).
- Do not make controller design harder. Avoid unstable poles or zeros as far as possible.
- Choose control inputs with a physical meaning.

According to these simple rules, a Q-LPV representation of the previously described gasoline engine model has been derived. Control inputs are chosen to be throttle's valve and waste-gate's valve efficient sections. By using these control inputs, we obtain a quasi-linear dependence of pressure derivatives with respect to control inputs while keeping their physical meaning.

Regrouping non-linear terms as specified in (3) leads to the non-linear Q-LPV model (4).

$$\begin{cases} \theta_3 = -r Qm_{cylA} T_{col} / P_{avt} V_{col} \\ \theta_4 = \frac{r T_{ape}}{V_{col}} \sqrt{\frac{2P_{ape}}{rT_{ape}}} |P_{ape} - P_{col}| \\ \theta_\varepsilon = -r Qm_{turb} T_{avt} / P_{avt} V_{avt} \\ \theta_6 = \frac{-r T_{ape}}{V_{avt}} \sqrt{\frac{2P_{ape}}{rT_{ape}}} |P_{avt} - P_{apt}| \\ p = r Qm_{cylE} T_{cyl} / V_{avt} \end{cases} \quad (3)$$

$$\frac{d}{dt} \begin{pmatrix} P_{col} \\ P_{avt} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & \theta_3 \\ 0 & \theta_\varepsilon \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P_{col} \\ P_{avt} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 & \theta_4 & 0 \\ 1 & 0 & \theta_6 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} p \\ S_{pap}^{eff} \\ S_{wgc}^{eff} \end{pmatrix} \quad (4)$$

Note that matrix  $B$  of the state space representation can be normalized as suggested in [7]. According to the present motor control application, the system dynamics are closed to actuators dynamics (which are first order-like with  $\tau_{pap}$  and  $\tau_{wgc}$  time constants). Therefore, actuator's dynamics need to be taken into consideration in the synthesis model (5).

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad (5)$$

where,

$$x = \begin{pmatrix} P_{col} \\ P_{avt} \\ x_{pap} \\ x_{wgc} \end{pmatrix}, u = \begin{pmatrix} p \\ u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p \\ \theta_4 S_{pap}^{eff} \\ \theta_6 S_{wgc}^{eff} \end{pmatrix}$$

$$\left( \begin{array}{c|c} A & B \\ \hline C & D \end{array} \right) = \begin{pmatrix} 0 & \theta_3 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \theta_\varepsilon & 0 & 1 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -\tau_{pap}^{-1} & 0 & 0 & \tau_{pap}^{-1} \\ 0 & 0 & 0 & -\tau_{wgc}^{-1} & 0 & \tau_{wgc}^{-1} \\ \hline 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}$$

with,

$$\begin{cases} -47.84 < \theta_3 < -0.7688 \\ 4.4236 \cdot 10^9 < \theta_4 < 3.521 \cdot 10^{10} \\ -71.75 < \theta_\varepsilon < -5.798 \\ -3.7963 \cdot 10^{11} < \theta_6 < -5.6984 \cdot 10^9 \\ \tau_{pap} = \tau_{wgc} = 0.2 \text{ sec} \end{cases}$$

### III. PROPOSED CONTROL ARCHITECTURE

In this section,  $H_\infty$  Q-LPV controllers have been computed using  $H_\infty$  Q-LPV techniques described in [8] and [9]. The following Fig. 5 closed-loop shaping filters structure has been used.

Control architectures with and without feed-forward actions and with and without measurable disturbance offer 4 different

trades-off between complexity and performance. For instance, when adding a feed-forward action, reference tracking is performed without overshoot. However, the controller has an additional entry, and therefore its  $B$  matrix an extra column.

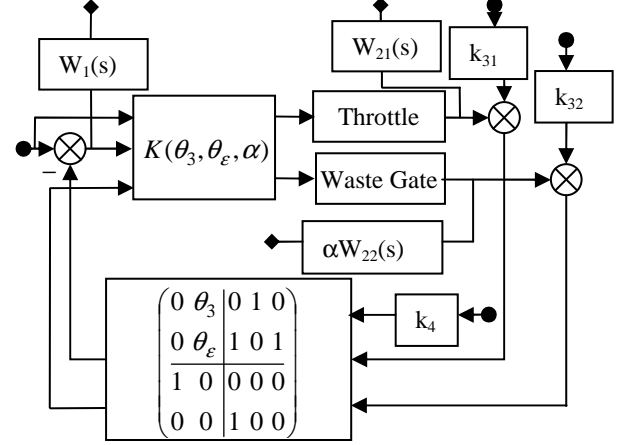


Fig. 5: Q-LPV  $H_\infty$  synthesis scheme

Note that there is a third varying parameter  $\alpha$  that allows choosing whether the controller is going to use the waste-gate to perform reference tracking or not. Note also that because of including a varying parameter in the shaping filter  $W_{22}(s)$ , control input shaping filters have been placed after the actuators. This manipulation ensures that the synthesis problem can be expressed in terms of LMIs. Another way to overcome this difficulty could have been adding a sufficiently fast dynamic before the actuators. In our application, the first solution has been preferred to avoid higher order controllers. For the same reason, shaping filters  $k_{31}$ ,  $k_{32}$  and  $k_4$  have been chosen to be constants.

Most significant singular values plots have been computed Fig. 6 and compared to synthesis specified templates (dashed plot).

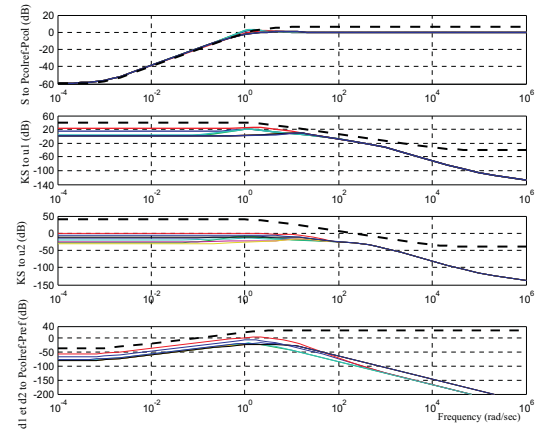


Fig. 6: Main closed loop singular values

Quadratic stability has been successfully checked by finding a positive definite symmetric matrix  $X$  such that:

$$A_{\text{closed-loop } i}^T X + X A_{\text{closed-loop } i} < 0$$

is verified for all polytope's vertexes. In addition, closed-loop poles at polytope's vertexes Fig. 7 present good damping ratios.

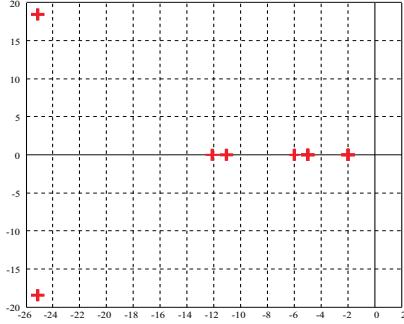


Fig. 7: Closed loop poles of the equivalent LTI at the polytope's vertexes.

In the simplest structure case (no feed-forward actions and no measurable disturbance, Nichols diagrams obtained by opening the loop at the measurement are plot in Fig. 8. Stability margins (50dB gain margin and 67° phase margin) are sufficient, since minimum requirements are 20 dB gain margin and 45° phase margin.

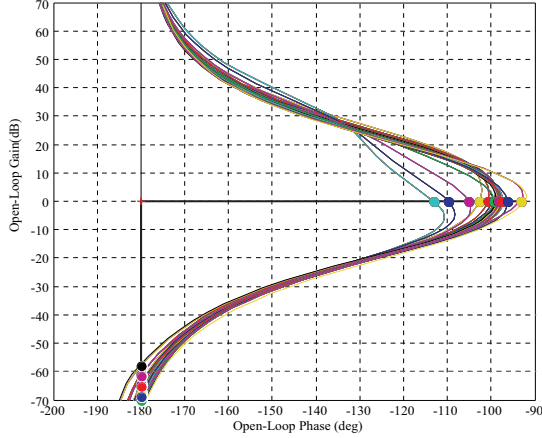


Fig. 8: Nichols Diagrams of the Open loop.

Note also that the Bode diagrams of the equivalent frozen LTI at each vertex of the controller, Fig. 9, illustrate PI plus phase lead behavior.

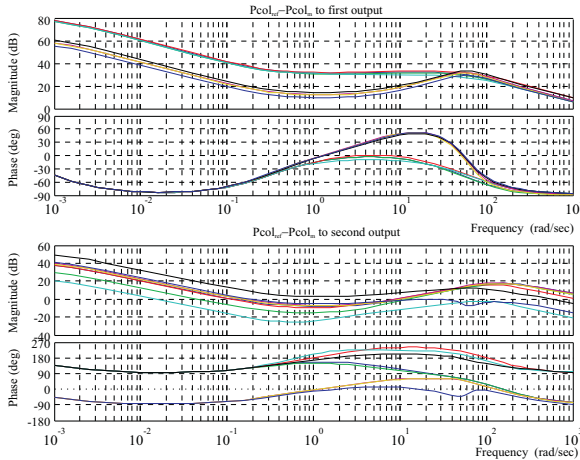


Fig. 9: Bode Diagram of the Controller at the vertexes of its polytope.

## IV. CONTROL LAW TUNING

### A. The Tuning Optimization Problem

Control law tuning has become a very important problem for industry applications. It is one of the main factors that are taken into consideration when choosing among all available control laws the most suited one for an industrial use. The purpose is to ensure that a non control-specialist user can “easily” tune the control law. In the current application, a metaheuristic optimization algorithm (with no tuning parameters) will choose the shaping filters (see [10]) that minimize a criterion built as follows:

$$J(W) = \exp\left(\frac{t_r - t_{r\max}}{t_{r\max}}\right) + \exp\left(\frac{D_{\%} - D_{\% \max}}{D_{\% \max}}\right) + \exp\left(\frac{\text{Phase}_{\text{marginMin}} - \text{Phase}_{\text{margin}}}{\text{Phase}_{\text{margin}}}\right) + \exp\left(\frac{\text{Gain}_{\text{marginMin}} - \text{Gain}_{\text{margin}}}{\text{Gain}_{\text{margin}}}\right) + \exp(\gamma_{\text{opt}} - 1) \quad (6)$$

Note that there are no weights in the criterion so that the person in charge of tuning the controller will only have to specify the maximum acceptable response time, the minimum acceptable gain margin, the minimum acceptable phase margin, the maximum acceptable overshoot, etc. Note also that adding the last term to the sum ensures that  $L_2$  gain is smaller than the unity if the final value of the criterion is smaller than one.

The decision variables are the parameters that define the shaping filters. For  $W_1(s)$ ,  $W_{21}(s)$  and  $W_{22}(s)$ , there are three parameters for each (since they are first order-like): low frequency gain, high frequency gain and the frequency for which the gain magnitude equals 0 dB; and in the case of  $k_{31}$ ,  $k_{32}$  and  $k_4$  just the values of the constants. Therefore, the total number of decision variables is 12.

### B. Particle Swarm Optimization

Particle swarm Optimization (PSO) was firstly introduced in [3]. This optimization method is inspired by the social behavior of bird flocking or fish schooling.

Consider the following optimization problem:

$$\min_{x \in \mathcal{X}} f(x) \quad (7)$$

$P$  particles are moving in the search space. Each of them has its own velocity, and is able to remember where it has found its best performance. Each particle has some “friends”. The following notations are used:

- $x_p^k$  position of particle  $p$  at iteration  $k$ .
- $v_p^k$ : velocity of particle  $p$  at iteration  $k$ .
- $b_p^k = \arg \min_{x \in \{b_p^{k-1}, x_p^k\}} (f(x))$ : best position found by particle  $p$  until iteration  $k$ .

- $V(x_p^k) \subset \{1, 2, \dots, P\}$  set of “friend particles” of particle  $p$  at iteration  $k$ .
- $g_p^k = \arg \min_{x \in \{b_i^k, i \in V(x_p^k)\}} f(x)$  best position found by the friend particles of particle  $p$  until iteration  $k$ .

The particles move in the search space according to the following transition rule:

$$\begin{aligned} v_p^{k+1} &= w \cdot v_p^k + c_1 \otimes (b_p^k - x_p^k) \\ &\quad + c_2 \otimes (g_p^k - x_p^k) \\ x_p^{k+1} &= x_p^k + v_p^{k+1} \end{aligned} \quad (8)$$

In this equation:

- $\otimes$  is the element wise multiplication of vectors.
- $w$  is the inertia factor.
- $c_1$  (resp.  $c_2$ ) is a random number in the range  $[0, \bar{c}_1]$  (resp.  $[0, \bar{c}_2]$ ).

The geometric construction of the transition rule is represented in Fig. 10.

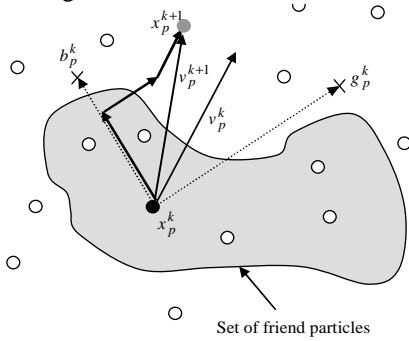


Fig. 10: Geometric representation of PSO

The choice of parameters is very important to ensure the satisfying convergence of the algorithm. Lots of work have been done on the topic [11] and [12]. However, it is not in the scope of this study to look for fine strategies of tuning, as the method has to be used by non control-experts who are not aware of metaheuristics details. Thus, standard values, which are given in [13] will be used:

- Swarm size  $P$ :  $10 + \sqrt{n}$ , where  $n$  is the dimension of the optimization problem.
- $w = 1/(2\ln(2))$ .
- $\bar{c}_1 = \bar{c}_2 = 0.5 + \ln(2)$ .
- $\dim(V(x_p^k)) \leq 3$ .

Several topologies exist for the design of sets  $V(x_p^k)$ . For a comprehensive study of this topic, see [14]. In particular, if these sets do not depend on  $k$ , neighborhoods are said to be “social”. This choice is the simplest for the implementation of the algorithm and so a social neighborhood has been used in this paper.

When using a stochastic optimization algorithm a special attention must be given to the ability the algorithm has to find solutions of almost the same quality (almost the same optimal criterion) when the same problem runs several times. It is often advised in the literature to check the variance of the optimal criterion found by the algorithm after running  $N^2$  (where  $N$  stands for the number of decision variables) times the same optimization problem. In our application, the variance of 144 performed simulations is of magnitude order smaller than the mean of the optimal value of the criterion found by the optimization algorithm.

## V. SIMULATION RESULTS

All time domain simulations have been performed using a non-linear validation model. The optimization algorithm manages to converge towards the optimal criterion in about 10 minutes on a regular PC for a 12 dimensions research space.

### A. Reference Step Response

Reference tracking requirements are: minimize the response time, overshoot under 100 mBar, undershoot less than 50 mBar, static error smaller than 25 mBar and no more than 3 oscillations before the settling time. These specifications are certainly not usual for control designers since they are not expressed in terms of percentages but in terms of real magnitude. The explanation for such unusual specifications is that for a long time the users in charge of tuning the grid of PIDs controllers have settled the specifications according to what they could easily check in an oscilloscope.

The advantage of using PSO for the tuning of the controller is that one can easily add such constraints to the criterion. Time domain simulations of a reference step, Fig. 11, show that all the specifications are fulfilled. Since the simulations were performed using a feed-forward structure, there is no overshoot. However, time domain responses using a non feed-forward structure have an overshoot within the specification requirements.

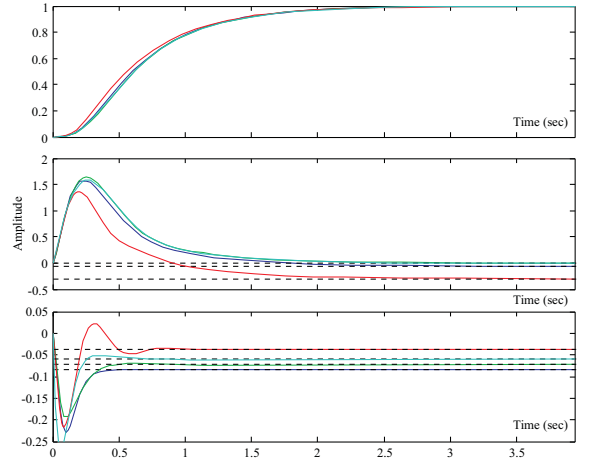


Fig. 11: Intake’s Manifold Pressure Reference Step

### B. Disturbance Step Response

Time domain responses to disturbance steps, Fig. 12 and 13, show that the controller manages to efficiently reject the additive disturbances on the control inputs: it has no static error and the response time is short enough.

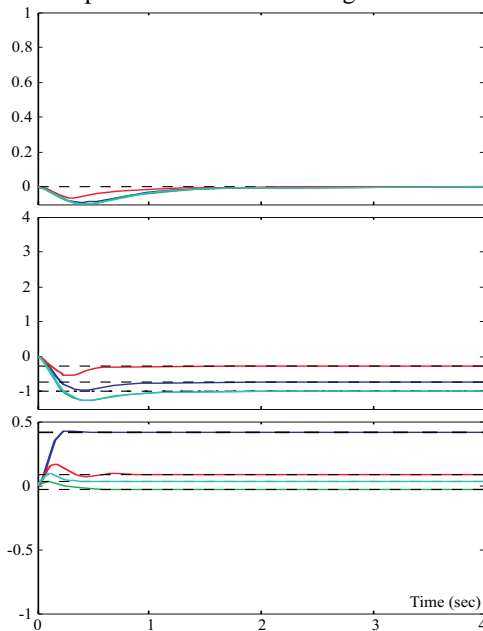


Fig. 12: Additive Disturbance Step on  $u_1$

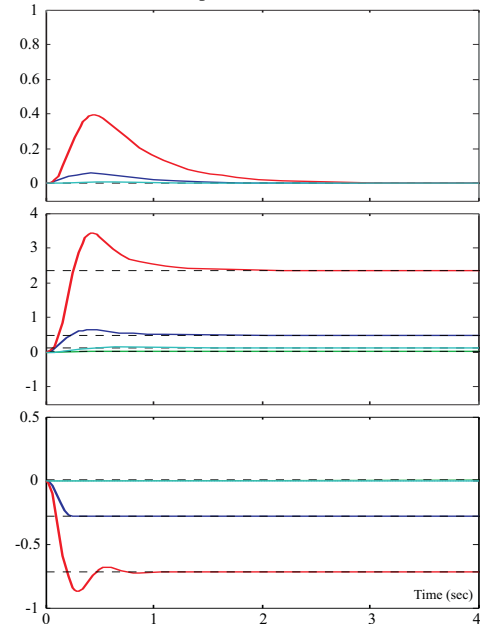


Fig. 13: Additive Disturbance Step on  $u_2$

## VI. CONCLUSIONS

This paper presents a new control structure to perform efficient reference tracking in the air path of a downsized turbocharged gasoline engine. The proposed  $H_\infty$  Q-LPV control structure is computed using a closed-loop shaping

\*design coupled with a metaheuristic PSO (Particle Swarm Optimization) algorithm that allows non control-experts to easily tune the engine controller.

Results are encouraging. Time domain simulations confirm that the resulting controller manages to fulfill all time-domain synthesis requirements in spite of a non-linear validation model.

## VII. PERSPECTIVES

Future work will validate the proposed control architecture within a real D4FT engine and discuss onboard implementation requirements of the Q-LPV  $H_\infty$  controller.

Robust anti-windup actions will be added to the control loop in order to minimize undesirable effects due to actuators saturations.

## REFERENCES

- [1] V. Talon, T. Tabet, S. Castric and P. Emery. "Engine control model based design with ACHILLE library". E-COSM Rencontres Scientifiques de l'IFP. October 2006.
- [2] G. Colin, Y. Chamailard, A. Charlet, G. Bloch, G. Corde. Linearized Neural Predictive Control: A Turbocharged SI Engine Application. SAE 2005-01-0046.
- [3] R.C. Eberhart, J. Kennedy, J., "A new optimizer using particle swarm theory", Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science, Nagoya, Japan. pp. 39-43, 1995.W.-K. Chen, Linear Networks and Systems (Book style). Belmont, CA: Wadsworth, 1993, pp. 123-135.
- [4] G. Martin, V. Talon, P. Higelin, A. Charlet and C. Caillol. "Implementing turbomachinery physics into data map-based turbocharger models". SAE 2009-01-0310.
- [5] L. Guzzella and C. Onder. "Introduction to Modeling and Control of Internal Combustion Engine System". Springer 2004.
- [6] E. Hendricks and S. Sorenson. "Si engine controls and mean value modeling". SAE paper No. 910258, 1991.
- [7] P. Apkarian, P. Gahinet and G. Becker. "Self scheduled H control of linear parameter varying systems: a design example". Automatica, 1995, n°31, pp 1251-1261..
- [8] K. Zhou, J.C. Doyle, K. Glover, "Robust and Optimal Control". Prentice-Hall, 1996.
- [9] G. Pita Gil, M. Ganet. "Gain-Scheduled and LPV Control for Re-entry Vehicle". 7<sup>th</sup> international ESA Conference on Guidance, Navigation and Control, 2008.
- [10] G. Sandou, G. Duc, D. Beauvois, "Optimisation par essaim particulaire du réglage d'un correcteur H-infini", Actes de la 5<sup>ème</sup> Conférence Internationale Francophone d'Automatique internationale (2008) CD ROM 5<sup>ème</sup> Conférence Internationale Francophone d'Automatique (2008-09-03), Bucharest, Romania.
- [11] Shi, Y., and Eberhart, R.C. (1998). Parameter selection in particle swarm optimization. : Proc. of the 7th Annual Conf. on Evolutionary Programming, USA, pp. 591-600.
- [12] Eberhart, R.C., and Shi, Y. (2000). Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization. In: Proc. of the IEEE Congress on Evolutionary Computation, San Diego, USA.
- [13] Kennedy, J. and Clerc, M. (2006). Standard PSO. [http://www.particleswarm.info/Standard\\_PSO\\_2006.c](http://www.particleswarm.info/Standard_PSO_2006.c)
- [14] J. Kennedy, "Small worlds and mega-minds: effects of neighborhood topology on particle swarm performance", IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 1999), Piscataway, NJ, USA, pp. 1931-1938, 1999