



HAL
open science

Contributions à la commande prédictive hiérarchisée et distribuée pour les systèmes complexes

Romain Bourdais

► **To cite this version:**

Romain Bourdais. Contributions à la commande prédictive hiérarchisée et distribuée pour les systèmes complexes. Automatique / Robotique. Université de Rennes 1, 2020. tel-03138082

HAL Id: tel-03138082

<https://hal.science/tel-03138082>

Submitted on 10 Feb 2021

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.

HABILITATION À DIRIGER DES RECHERCHES

UNIVERSITÉ DE RENNES 1

sous le sceau de l'Université Bretagne Loire

École doctorale N° 601 MATH-STIC

présentée par

Romain Bourdais

préparée à l'unité de recherche UMR 6164 IETR
(Institut d'électronique et des technologies du numérique)

**Contributions à la
commande prédictive
hiérarchisée et
distribuée pour les
systèmes complexes**

soutenue à Rennes
le 3 décembre 2020

devant le jury composé de :

Mazen ALAMIR

Directeur de recherche - GIPSA-LAB / rapporteur

Hamid BEN AHMED

Maître de conférences - École Nationale Supérieure
de Rennes / examinateur

Hervé GUÉGUEN

Professeur - CentraleSupélec / examinateur

Malek GHANES

Professeur des universités - École Centrale de Nantes
/ président

Rudy NEGENBORN

Full Professor - Delft University of Technology /
rapporteur

Claire VALENTIN

Professeur des universités - Université de Lyon /
rapporteur

Remerciements

Je voudrais commencer ce mémoire par remercier un ensemble non vide de personnes qui m'ont accompagné ces dernières années, m'offrant le luxe d'arriver au travail dans la joie et la bonne humeur, et d'en repartir également dans la joie et la bonne humeur !

★

Je pense évidemment à toute ma famille, et particulièrement Cathie et Jean-Do. Je pense aussi à mes amis de longue date et à mes partenaires volleyeurs passés et actuels.

★

Je salue tous mes collègues de bureau, de notre capitaine Hervé pour sa disponibilité sans faille, à Jean notre retraité, en passant par Pierre et sa maîtrise du détail, Marie-Anne et nos nombreuses discussions, parfois houleuses, Stas qu'aucune difficulté n'effraie, Alexandros, sans oublier Nabil, mon partenaire de coinche. Nous constituons tous les deux un binôme contre qui de nombreuses générations d'étudiants se sont cassés les dents. Je remercie également toutes les personnes avec qui j'ai pu collaborer, en particulier les doctorants Daniel, Antoine, Khang, Eunice, Safa, Amanda, Renshi, Amir, Xiang, Jesse-James et Rafael. Je n'oublie pas non plus Bart De Schutter et son équipe, qui m'ont réservé à chaque fois un accueil plus que chaleureux à chacune de mes visites dans leur laboratoire.

★

Je tiens également à remercier les trois rapporteurs, madame la professeure Claire Valentin, monsieur Mazen Alamir, directeur de recherche au CNRS et monsieur le professeur Rudy Negenborn, pour leur temps consacré à l'étude de ce document.

★

Je ne peux conclure ces remerciements que par une tendre pensée envers mes trois enfants Zora, Milo et Romy et leur maman Marion, et qui seront heureux et indifférents de savoir que ce mémoire leur est dédié.

Table des matières

Remerciements	3
I Bilan des activités	9
1 Présentation synthétique	11
2 Activités d'enseignement	13
2.1 Enseignement 2019-2020	13
2.2 Études industrielles et Études internes	15
2.3 Récapitulatif des enseignements passés	16
2.3.1 2004-2007 : Monitorat	16
2.3.2 2007-2008 : ATER	17
2.3.3 De 2008 à nos jours	17
2.3.4 Formation continue Intra-Entreprise	17
2.4 Responsabilités administratives	18
2.4.1 Réseau $N+I$, enseignement et coordination.	18
2.4.2 Participation au comité de sélection de maître de conférences	19
2.4.3 Délégué à la pédagogie et à l'enseignement pour le campus de Rennes	19
3 Encadrements	21
3.1 Encadrement de doctorants	21
3.1.1 <i>Rafael Accacio Nogueira</i> (50%)	21
3.1.2 <i>Jesse James Prince</i> (35%)	21
3.1.3 <i>Xiang Dai</i> (50%)	21
3.1.4 <i>Amanda Abreu</i> (45%)	21
3.1.5 <i>Safa Jedidi</i> (40%)	22
3.1.6 <i>Kate Chan</i> (40%)	22
3.1.7 <i>Khang Le</i> (40%)	22
3.1.8 <i>Eunice Herrera</i> (80%)	22
3.1.9 <i>Antoine Lefort</i> (40%)	22
3.1.10 <i>Petru-Daniel Morosan</i> (40%)	22
3.2 Travail avec des post-doctorants	23
3.2.1 <i>Renshi Luo</i> (100%)	23
3.2.2 <i>Jaehwa Lee</i> (50%)	23
3.2.3 <i>Hoai-Nam Nguyen</i> (100%)	23
3.2.4 <i>Somasundar Kannan</i> (33%)	23
3.2.5 <i>Julien Eynard</i> (33%)	23
3.3 Encadrement d'étudiants en Master	23
3.3.1 <i>Christelle Sorgho</i> (100%)	23
3.3.2 <i>Amira Jertila</i> (50%)	23
3.3.3 <i>Sahar Houidi</i> (100%)	24
3.3.4 <i>Kate Chan</i> (50%)	24
3.3.5 <i>Khang Le</i> (50%)	24

3.3.6	<i>Remus Serbanecchi (100%)</i>	24
3.4	Encadrement d'étudiants en double diplôme CentraleSupélec - Xi'an	24
3.4.1	Années 2015-2017	24
3.4.2	Années 2016-2018	24
3.4.3	Années 2017-2019	24
3.4.4	Années 2018-2020	24
4	Publications	25
4.1	Chapitre d'ouvrage	25
4.2	Revue internationale	25
4.3	Journaux	26
4.4	Brevets nationaux	26
4.5	Conférences internationales	26
4.6	Conférences nationales	29
4.7	Conférences nationales	29
4.8	Séminaires invités	29
4.9	Activité de relecture	29
4.10	Participation à un jury	30
4.11	Prix FIEEC	30
4.12	Projets scientifiques	30
4.12.1	Rôle principal	30
4.12.2	Rôle de participant	31
4.12.3	Future responsabilité	31
II	Bilan des activités de recherche	33
1	HDMPC pour le bâtiment	55
1.1	dMPC pour la régulation thermique	55
1.1.1	Prise en compte du couplage thermique : une nécessité	55
1.1.2	Prise en compte d'une commande commune	59
1.1.3	Prise en compte de contraintes communes	61
1.2	Approches HDMPC	68
1.2.1	Position du problème	68
1.2.2	Horizon de prédiction variable pour un meilleur rejet de perturbations	68
1.2.3	Intégration des contrôleurs locaux	69
1.2.4	Une commande prédictive sur deux niveaux	72
2	Contributions dans un contexte hybride	77
2.1	Modèles Producteurs-Consommateurs et décisions discrètes	77
2.1.1	Un premier exemple	77
2.1.2	Une heuristique adaptée à une structure Production-Consommation	80
2.2	Relaxation lagrangienne	83
2.2.1	Quelques mots sur la relaxation lagrangienne	83
2.2.2	La relaxation lagrangienne avec des variables discrètes	84
2.3	Relaxation continue	88
2.4	Partage de ressources	90
2.5	HMPC Hybride	92
3	Questions soulevées par la mise en œuvre	95
3.1	Identification décentralisée	96
3.2	Synthèse par apprentissage	99
3.3	Réduction des itérations	101

III	Projet de recherche	107
3.4	Axes de développement	109
3.4.1	Poursuite des contributions théoriques et méthodologiques.	109
3.4.2	Sécurité des systèmes cyber-physiques	109
3.4.3	Plateau expérimental : Création de la Smart and Secure Room et son développement	111
3.5	Stratégie de développement	111

Première partie

Bilan des activités

Chapitre 1

Présentation synthétique

Curriculum Vitæ

Romain BOURDAIS

Né le 5 janvier 1982 à Coutances (50).

Nationalité française. En couple, 3 enfants.

E-mail : romain.bourdais@centralesupelec.fr

Tél. : +33 2 99 84 45 93 (ou +33 6 07 52 91 08)

Poste actuel

- Maître de conférences contractuel à CentraleSupélec, campus de Rennes
- Unité de recherche : IETR, Institut d'électronique et des technologies du numérique, UMR CNRS 6164
- Équipe de recherche : AUT, Automatique

Diplômes

2008	Qualification aux fonctions de maître de conférences, en 61 ^{ème} section
2007	Doctorat d'Automatique et d'Informatique Industrielle, thèse intitulée : « <i>Une contribution à la modélisation et à la commande des systèmes non linéaires à commutation</i> », soutenue le 29 novembre 2007, mention Très Honorable)
2004	DEA Automatique et Informatique Industrielle, « <i>Modélisation et simulation de robots coopératifs</i> », mention Très Bien
2004	Ingénieur de l'École Centrale de Lille

Expérience professionnelle

2015-	Maître de conférences contractuel - CentraleSupélec, campus de Rennes
2013-2014	Professeur Adjoint - Supélec, campus de Rennes
2008-2012	Professeur Assistant - Supélec, campus de Rennes
2007-2008	ATER (Attaché temporaire d'enseignement et de recherche) - École Centrale de Lille
2004-2007	Thèse de doctorat - Laboratoire d'automatique, génie informatique et signal de Lille (LAGIS)
2004-2007	Moniteur de l'enseignement supérieur - École Centrale de Lille

Activités de recherche

- **Mots-clés** : Commande prédictive distribuée, Commande prédictive pour les systèmes hybrides, Identification

- **Cadre applicatif** : Management des confort et de l'énergie dans les bâtiments
- 14 revues internationales, plus de 30 conférences internationales
- 6 thèses soutenues co-encadrées, 3 thèses co-encadrées en cours
- 2 brevets nationaux, 2ème prix de la recherche appliquée de la FIEEC 2016
- 18 Conventions d'Etudes Industrielles
- Participation à la Chaire Bâtir Durable et Innover de Bouygues Construction
- Porteur d'un PHC Van Gogh avec TU Delft (2014-2015)
- Porteur de deux projets régionaux « Stratégie d'Attractivité Durable » (SAD) de la région Bretagne (2013 et 2016)
- Co porteur du projet « Smart and Secure Room » interne à CentraleSupélec, et porteur de son extension auprès de Rennes Métropole.

Activités administratives

- 2017- : Délégué à la pédagogie pour le campus de Rennes : Mise en œuvre et déploiement du nouveau cursus d'Ingénieur CentraleSupélec sur la campus de Rennes.
- 2014-2018 : Responsable NplusI pour CentraleSupélec. Sélection, suivi des élèves rejoignant le cursus d'ingénieur Supélec via le réseau NplusI, et responsable pédagogique du *Semestre de transition* pour ces élèves.

Chapitre 2

Activités d'enseignement

J'ai eu l'opportunité de dispenser différents cours, travaux dirigés et séances de travaux pratiques dès ma première année de doctorat par le biais du monitorat, à raison de 64 heures par an. Suite à ces trois premières années, j'ai obtenu un poste d'attaché temporaire à l'enseignement et à la recherche avec une charge de 192 heures par an. Cette notion de charge d'enseignement a disparu lors de mon arrivée à Supélec, du fait de son statut privé, et mon implication dans l'enseignement dispensé à Supélec depuis mon arrivée en septembre 2008 s'est densifiée et a évidemment évolué au fil des années.

Plus qu'un historique exhaustif de toutes les activités menées, je propose de dresser un bilan thématique sur ces douze années, ainsi qu'un bilan par type d'activités, afin de montrer ces évolutions, sauf pour cette dernière année, pour laquelle un descriptif plus précis est proposé.

2.1 Enseignement 2019-2020

La totalité de mes enseignements se fait à CentraleSupélec, sur le campus de Rennes, dans le cadre de la formation initiale dispensée aux élèves-ingénieurs. Au fil des années, j'ai essayé de resserrer les thématiques enseignées autour de mes activités de recherche à savoir l'automatique et les mathématiques.

Première et deuxième année de tronc commun

Automatique, 2ème année. Actuellement en charge du cours d'automatique de 2ème année sur le campus de Rennes, j'assure dans ce module les 18 heures de cours magistraux, 9 heures de travaux dirigés et 36 heures de travaux de laboratoire. Je suis membre de l'équipe pédagogique de CentraleSupélec liée à ce cours, qui a pour objectifs de définir le programme et compétences associées. Les grands points abordés sont l'automatique fréquentielle, la représentation d'état, et la synthèse de correcteurs, soit par placement de pôles soit par réglage des marges de stabilité.

Électif Mathématiques pour l'ingénieur, 1ère année. J'ai créé cet électif en 2011 pour proposer aux élèves ingénieurs une appropriation des outils mathématiques indispensables, à raison de 18 heures de cours dirigés. Les grands points abordés sont les équations différentielles, l'algèbre linéaire et matricielle, ainsi que les fonctions complexes.

Encadrement de projets : Depuis 2008, j'encadre en moyenne 4 projets d'élèves par an (environ 40 heures dans leur emploi du temps, pour 2,25 heures équivalent TD). Voilà quelques uns de ces projets :

- Modélisation d'un bâtiment basse consommation
- Stabilisation d'un Segway
- Réalisation et contrôle commande d'un BuckBoost
- Détection de l'ouverture de fenêtre
- Modélisation de la qualité de l'air dans les bâtiments

Ces projets se déroulent sur un, deux ou quatre trimestres, et en plus de ce qu'ils apportent aux élèves, certains ont pu jouer un rôle de pré-étude ou d'étude de faisabilité en vue d'une étude industrielle de troisième année. C'est d'ailleurs par ce biais que nous avons pu amorcer notre partenariat avec Delta Dore.

Enseignement de troisième année

L'organisation de la troisième année permet à un élève de choisir une majeure (180 heures) et six mineures (24 heures par mineure). J'interviens essentiellement au sein de la majeure ISA, Ingénierie des Systèmes Automatisés, depuis mon arrivée à Supélec en 2008 ainsi que dans différentes mineures. Depuis septembre 2015, une partie des enseignements de cette majeure est commune au Master Xi'an sur les Smart Grids. Ce master est suivi par une dizaine d'étudiants, dont la majorité sont des étudiants chinois de l'université de Xi'an qui ont intégré CentraleSupélec en deuxième année dans une voie en anglais. La conséquence directe de ce double diplôme est que tous les cours doivent être dispensés en anglais. *Easy, isn't it ?*

Majeure Ingénierie des Systèmes Automatisés :

- **State-feedback control.** Ce cours a pour objectifs d'introduire les bases de l'automatique avancée en insistant tout particulièrement sur les formes d'état, commandabilité, observabilité, le contrôle optimal qui amène à l'équation de Riccati. Ce cours présente les différents concepts d'un point de vue théorique mais aussi d'un point de vue pratique avec la présentation du contrôle d'état standard. Le volume horaire est de 12 heures de cours, et 9 heures de travaux dirigés.
- **Discrete-Time Systems and Model Predictive Control.** Ce cours vient en complément des enseignements d'automatique linéaire et traite l'importante question de l'échantillonnage dans le cadre de la commande à temps discret et introduit les grands principes de la commande prédictive, pour 12 heures de cours et 6 heures de travaux dirigés.
- **Commande d'un processus bivariable.** Cette étude de laboratoire a pour objectif d'implémenter deux types de commande pour un processus multivariable : la commande par contrôle d'état standard et la commande prédictive, pour 18 heures d'encadrement.

Mineures :

- **Mineure Bâtiments intelligents et responsables.** Cette mineure, dont je suis responsable, vient directement sensibiliser les étudiants sur les problématiques d'un ingénieur automatique autour de l'intégration des bâtiments dans un réseau intelligent en tant que véritable acteur. J'interviens en assurant 15 heures de cours sur les 24 heures de cette mineure, le reste des créneaux sont assurés par des intervenants extérieurs, soit académiques pour présenter des compléments de cours (thermique du bâtiment), soit des industriels, qui viennent présenter les enjeux de demain.
- **Mineure Automatique des grands systèmes.** Cette mineure, dont je suis responsable, introduit des techniques d'automatique pour modéliser, analyser et commander les systèmes de grande taille. J'y présente les techniques de commande prédictive distribuée que nous utilisons notamment dans nos activités de recherche. (10,5 heures de cours sur les 24 heures de cette mineure).
- **Mineure Systèmes dynamiques hybrides.** Cette mineure, commune au master SISEA, a pour objectifs de sensibiliser les étudiants aux problématiques liées au caractère hybride des systèmes. J'y présente une introduction aux techniques de commande pour les systèmes hybrides (qui avaient constitué le cœur des mes travaux de thèse) ainsi que les principes de la commande prédictive hybride, au cœur de mes travaux de recherche (9 heures de cours).

La répartition entre les activités pédagogiques est résumée par le graphique de la figure 2.1. Les responsabilités administratives générant des heures équivalent TD sont décrites dans un paragraphe ultérieur.

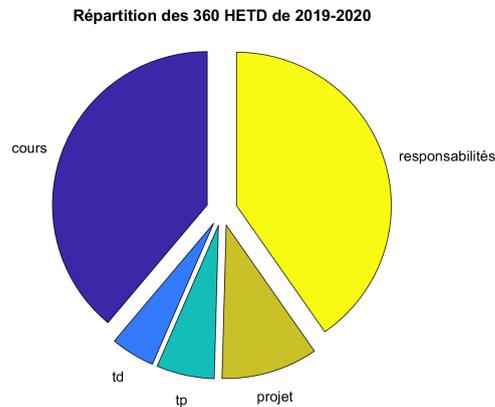


FIGURE 2.1 – Répartition de l'enseignement pour l'année 2019-2020 par type d'activité.

2.2 Études industrielles et Études internes

Une des particularités dans les activités pédagogiques proposées aux élèves de 3^{ème} année de Supélec est l'étude industrielle, qui fait l'objet d'une convention entre CentraleSupélec et le partenaire. Les élèves travaillent par binôme ou trinôme pour répondre à un problème posé par le partenaire industriel, sous l'encadrement d'un ou deux membres de l'équipe pédagogique. Il se peut également que des études soient menées, mais sans partenariat industriel ou sans convention. Celles-ci, définies comme études internes, représentent le même volume horaire pour les étudiants comme pour leurs encadrants. Le volume horaire réservé dans l'emploi du temps des élèves est de 250 heures, la charge équivalente associée est de 30 heures équivalent TD. La mission d'enseignement est triple :

- Assurer le bon déroulement de l'étude, en organisant des points réguliers avec les élèves et le partenaire industriel ;
- Apporter une expertise technique et orienter les élèves sur les pistes à creuser ;
- Démarcher en amont les industriels pour trouver et construire des études, étape nécessaire mais qui est souvent infructueuse car cette prestation reste onéreuse, notamment pour les petites entreprises.

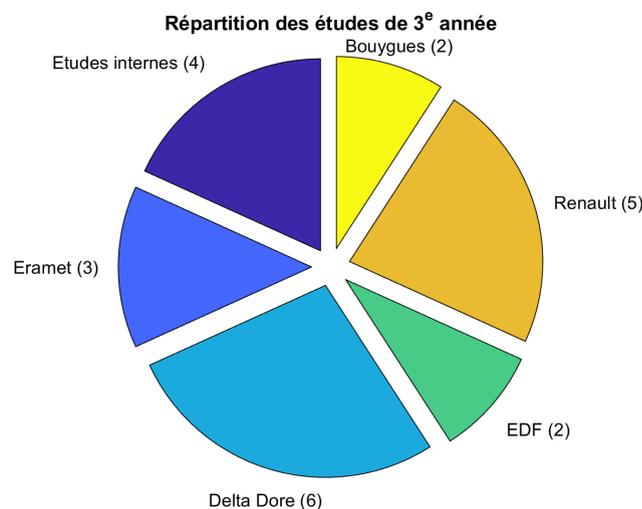


FIGURE 2.2 – Répartition des études de troisième année encadrée depuis 2008.

Voici la liste des études que j'ai pu diriger ou co-diriger depuis mon arrivée en 2008, dont la répartition est illustrée dans la figure 2.2.

1. Synthèse de correcteurs pour la régulation thermique du bâtiment (2008-2009). Etude interne.
2. Etude du modèle électrique d'un four de silico-manganèse (2009-2010). CEI Eramet.
3. Commande optimale prédictive pour le chauffage d'un bâtiment (2009-2010). Etude interne.
4. Stratégie de commande des équipements d'une maison BBC (2010-2011). CEI Delta Dore.
5. Modélisation et identification d'un four de production de silico-manganèse (2010-2011). CEI Eramet
6. Régulation de l'expression génique de la cellule isolée par commande prédictive MPC (2011-2012). Etude interne, partenariat avec l'INRIA.
7. Régulation en résistance d'un four de silico-manganèse (2011-2012). CEI Eramet.
8. Conception d'un tableau de bord pour une maison BBC (2011-2012). CEI Delta Dore.
9. Pilotage des consommations d'un ensemble de bâtiments (2012-2013). CEI EDF.
10. Conception optimale d'un réseau de bord (2012-2013). CEI Renault.
11. Gestion de la ventilation dans les bâtiments BBC (2013-2014). CEI Delta Dore.
12. Gestion de l'énergie dans les MEPOS (2013-2014). CEI Delta Dore.
13. Conception optimale d'un Réseau de Bord (2013-2014). CEI Renault.
14. Gestion de l'énergie électrique dans les BEPOS (2014-2015). CEI Delta Dore.
15. Conception optimale du filtre d'un chargeur intégré pour véhicule électrique (2014-2015). CEI Renault.
16. Conception d'un estimateur de température rotor pour les machines électriques à aimants permanents (2015-2016). CEI Renault.
17. Maquette pédagogique pour l'automatique avancée (2015-2016). Etude interne.
18. Thermique d'un bungalow de chantier : modélisation et commande (2016-2017). CEI Bouygues Construction.
19. Ajustement Automatique Des Régulateurs PID Pour Les Systèmes Thermiques Du Bâtiment (2016-2017). CEI Delta Dore.
20. Etude technico-économique sur l'opportunité du Li-Fi, CEI Bouygues Energies et Services. (2017-2018).
21. Conduite de l'aménagement du Refrain. CEI EDF (2017-2018).
22. Mise au point d'une machine électrique. CEI Renault (2018-2019).

2.3 Récapitulatif des enseignements passés

Je propose de montrer les évolutions de mon activité d'enseignement depuis mon arrivée à Supélec en les classifiant par discipline au sens large et par type d'enseignement. Les abréviations suivantes seront utilisées :

- CM : Cours magistraux
- TD : Travaux dirigés
- TP : Travaux pratiques, comprenant les travaux de laboratoire (TL) de première et deuxième années ainsi que les études de laboratoire (EL) de troisième année.

2.3.1 2004-2007 : Monitorat

J'ai effectué la quasi-totalité de mon monitorat à l'École Centrale de Lille. Les enseignements dispensés sont résumés dans le tableau 2.1.

	CM	TD	TP	Total EQTD
Mathématiques		84		84
Automatique		54	12	62
Logique		12		12
Encadrement et Projet				34
Total		150	12	192

TABLE 2.1 – Enseignement 2004-2007

	CM	TD	TP	Total EQTD
Mathématiques		109		109
Automatique		32	24	48
Informatique		20	20	35
Total		168	44	192

TABLE 2.2 – Enseignement 2007-2008

2.3.2 2007-2008 : ATER

J'ai effectué mon année d'ATER à l'École Centrale de Lille et dans deux autres écoles rattachées : l'ITEEM située à Villeneuve d'Ascq et l'IG2I située à Lens. Les enseignements dispensés sont résumés dans le tableau 2.2

2.3.3 De 2008 à nos jours

Je suis arrivé en tant que professeur assistant en septembre 2008. Mes premières interventions ont été dans le cadre de l'option ISA autour d'un long TP sur la régulation et sur la surveillance de processus industriels, dans l'environnement PL7 pro développé par Schneider Electric, et en électrotechnique pour les premières et deuxièmes années du cursus ingénieur. Ce sont ces activités qui m'ont principalement occupé durant ces trois premières années, jusqu'à la réforme de la troisième année en 2011, à laquelle j'ai pu participer. Cette réforme a permis la création de nombreux nouveaux cours qui explique l'évolution significative de ma charge d'enseignement à partir de l'année 2011-2012. Un de nos collègues partant à la retraite en 2015, j'ai pu recentrer mon enseignement autour de l'automatique pour assurer les cours en 2ème et troisième année. Mais à ce départ, s'est ajoutée la démission de l'un de nos autres collègues, et j'ai dû ainsi continuer à assurer des cours que je ne devais plus dispenser. Il a fallu attendre les premiers recrutements (Pierre Haessig en septembre 2015) pour que j'abandonne complètement mes encadrements d'étude en électrotechnique.

Ces évolutions sont représentées dans les deux figures 2.3 et 2.4 qui montrent les évolutions tant thématiques que par type d'activités.

2.3.4 Formation continue Intra-Entreprise

Après avoir capitalisé sur nos expériences dans le secteur de la régulation dans les bâtiments, nous avons proposé un module de deux jours en formation continue, intitulé « *Contrôle-commande appliqué à l'efficacité énergétique des bâtiments* ». Si celui-ci n'a jamais été ouvert faute de candidats, j'ai eu l'occasion de répondre à une demande intra-entreprise pour Delta Dore, autour du réglage du PID. Cette formation sur mesure s'est effectuée sur 2 journées face un public très hétérogène, loin des bancs de l'école, ce qui offre un véritable challenge pédagogique. La formation s'est tenue en mai 2017 dans les locaux de Delta Dore.

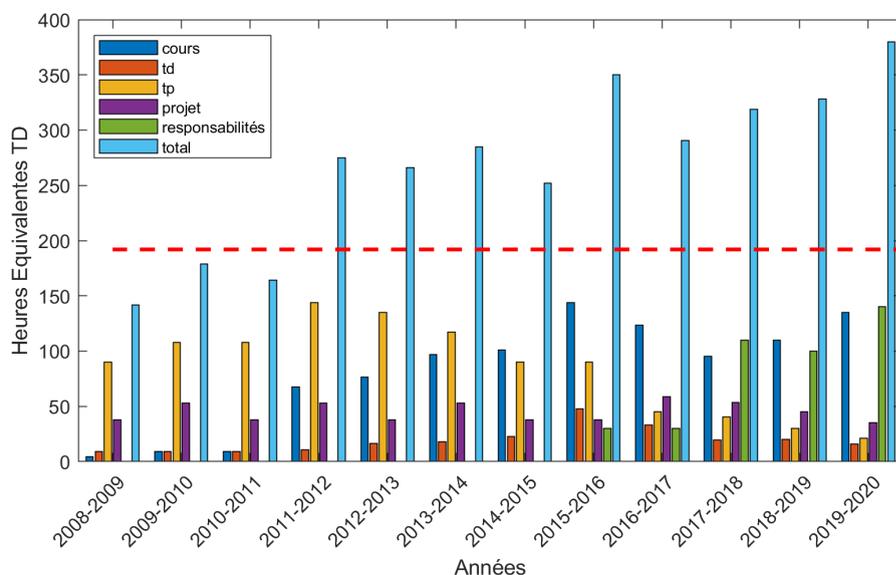


FIGURE 2.3 – Bilan des activités d’enseignement par type d’activité. Une première évolution de la charge est liée à la réforme de troisième année en 2011. Le second est lié au départ de 2 collègues dont le remplacement n’a pas été immédiat (2015).

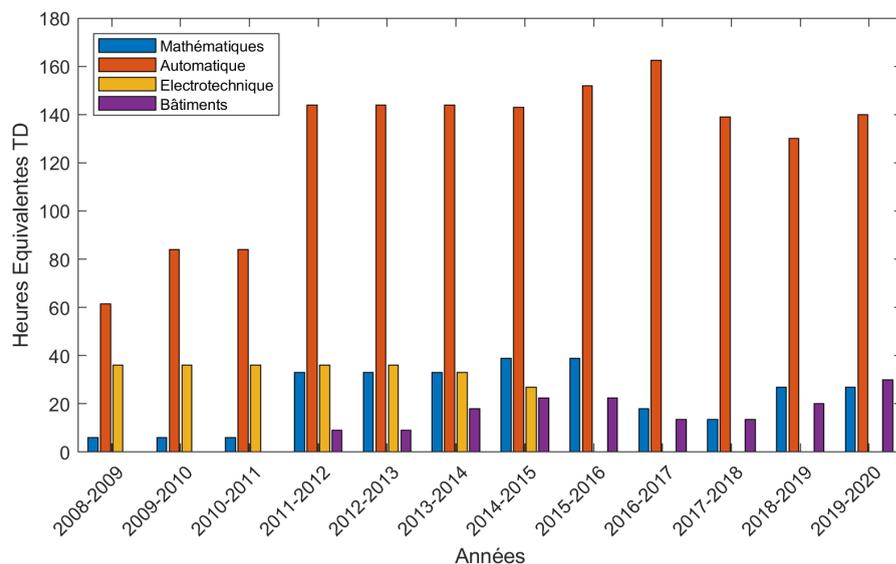


FIGURE 2.4 – Bilan des activités d’enseignement par thématique. Pierre Haessig, arrivé en 2015, a repris la partie électrotechnique.

2.4 Responsabilités administratives

2.4.1 Réseau $N+I$, enseignement et coordination.

Supélec (puis CentraleSupélec) a été membre du réseau $N+I$ (<http://www.nplusi.com>) qui permet à des étudiants étrangers, en grande majorité chinois, de venir finir leur scolarité à CentraleSupélec en intégrant la deuxième année du cursus d’ingénieur. Leur intégration passe par un semestre de transition où ils suivent une partie des enseignements dispensés sous forme de cours dirigés. En tant qu’enseignant, c’est très enrichissant car il faut repenser sa pédagogie pour s’adap-

ter à ces élèves pour les amener à comprendre les enjeux et attentes du système « à la française ». J'ai eu l'occasion d'intervenir plusieurs années de suite dans un module de cours intitulé *Signaux et Systèmes 2* qui a pour objectif d'introduire la forme d'état et ses propriétés pour la modélisation des systèmes.

J'ai pris la responsabilité de la coordination de ce dispositif pour CentraleSupélec. Il y a là plusieurs casquettes à assurer :

- La coordination pédagogique du semestre de transition. Ces élèves viennent de plusieurs universités et ils doivent s'intégrer à la promotion des étudiants après un semestre dit de transition. Il faut donc que le contenu de ce semestre soit le plus adapté possible pour permettre à ces élèves de réussir au mieux leur intégration en leur offrant un socle commun, et une pédagogie adaptée.
- La sélection des étudiants. Tout élève qui veut candidater comme élève ingénieur dans une école du réseau met à disposition son CV aux recruteurs et émet des vœux sur les écoles qui l'intéressent. Il faut donc lors du processus de sélection étudier une petite centaine de dossiers pour n'en retenir que les meilleurs, l'objectif étant avant tout de faire en sorte que les élèves sélectionnés réussissent. Sur mes trois années en tant que responsable, nous avons recruté 45 étudiants et pour le moment, seul un élève n'a pas été admis en 3ème année.
- Le suivi individuel des élèves lors de leur première année. Je rencontre chaque élève de manière systématique une fois par trimestre pour faire un bilan individualisé. Les rendez-vous peuvent être plus nombreux quand les élèves semblent être en difficulté. L'intérêt dans ces entretiens est de vérifier la bonne intégration de chacun et de les aider dans la réussite, et éviter tout décrochage. La difficulté principale constatée est liée à la barrière de la langue plus que les compétences techniques des élèves.
- Le relai administratif entre le réseau NplusI et CentraleSupélec. Une fois par trimestre, le réseau NplusI fait un bilan des diverses actions menées et fait des bilans quant au recrutement.

En 2017, un nouveau processus de recrutement a été mis en place pour les candidats étrangers voulant intégrer CentraleSupélec (Concours international), dont les dates ne sont plus compatibles avec le calendrier NplusI. L'école s'est donc retirée du réseau à partir de septembre 2018.

Cette activité a un volume équivalent TD de 30 heures.

2.4.2 Participation au comité de sélection de maître de conférences

- Septembre 2015 : Participation au comité de sélection pour le recrutement d'un maître de conférences pour l'équipe (A. Charalampidis).
- Septembre 2016 : Participation au comité de sélection pour le recrutement d'un maître de conférences pour l'équipe (S. Aranovski).

2.4.3 Délégué à la pédagogie et à l'enseignement pour le campus de Rennes

Depuis le 1er septembre 2017, je suis délégué à la pédagogie et à l'enseignement pour le campus de Rennes. L'objectif principal de ce poste est le déploiement du nouveau cursus de CentraleSupélec sur le campus de Rennes. Cela se traduit concrètement par le suivi de réunions de direction et de pilotage du nouveau cursus et d'en relayer les informations auprès des collègues du campus. Cette réforme induit de profonds changements dans l'offre de cours telle qu'elle était conçue au sein de Supélec, nécessaires pour la visibilité du campus dans ce grand établissement. Ces changements ont abouti à une offre de formation intitulée : « Smart and Secure Life » qui place le campus de Rennes comme la référence de CentraleSupélec dans les sciences et techniques du numérique pour les enjeux sociétaux de demain, profitant de l'expertise des quatre équipes de recherche du campus et de la dynamique régionale du bassin rennais (pôle d'excellence en cybersécurité, environnement STIC de Rennes, ...). En tant que délégué du campus de Rennes, je participe aux réunions des directeurs de département de CentraleSupélec et de comité de pilotage du cursus d'ingénieur.

Cette mission a un forfait annuel de 80 hETD.

Je participe également à différents groupes de travail :

- Groupe de travail « Compétences ». L'objectif est de mettre en place une évaluation des élèves en termes de compétence, et non plus seulement en évaluation technique, ce qui vient en rupture avec les méthodes de notation actuelles.
- Groupe de travail « Mobilité ». Dans le format initial du nouveau cursus d'ingénieur CentraleSupélec, aucun élève n'était contraint à une mobilité sur les campus de province, ce qui a amené une première occurrence avec des très faibles effectifs par rapport aux capacités d'accueil des sites de Rennes et de Metz. Ce groupe a pour objectif de trouver des solutions satisfaisantes tant pour les élèves que pour les campus de province.
- Groupe de travail « Référentiel ». L'objectif est de proposer une grille d'heure équivalent TD pour l'ensemble des activités d'enseignement et d'accompagnement du cursus.

Chapitre 3

Encadrements

3.1 Encadrement de doctorants

3.1.1 *Rafael Accacio Nogueira* (50%)

- Octobre 2019 - Septembre 2022
- Financement : fond propre équipe de recherche
- Titre du sujet de thèse : « Sécurité dans les systèmes de commande prédictive distribuée »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Hervé Guéguen
 - Co-encadrant : Romain Bourdais

3.1.2 *Jesse James Prince* (35%)

- Décembre 2017 - Mai 2021
- Financement : fond propre équipe de recherche
- Titre du sujet de thèse : « Pilotage d'un Système énergétique pour sa résilience aux événements rares »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Hervé Guéguen
 - Co-encadrants : Romain Bourdais, Pierre Haessig, Hervé Guéguen
- Publications : *CI 35*, *CI 38*

3.1.3 *Xiang Dai* (50%)

- Septembre 2017 - Mai 2021
- Financement : Bourse Chinese Scholarship Council (CSC)
- Titre du sujet de thèse : « Commande prédictive distribuée pour les systèmes hybrides »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Hervé Guéguen
 - Co-encadrants : Romain Bourdais, Hervé Guéguen
- Publications : *CI 36*

3.1.4 *Amanda Abreu* (45%)

- Janvier 2016 - Décembre 2018, thèse soutenue le 2 décembre 2019
- Financement : Cifre Delta Dore
- Titre du sujet de thèse : « Gestion de l'énergie dans un bâtiment résidentiel »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Hervé Guéguen
 - Co-encadrants : Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Jacques Plévin
- Publications : *CI 31*, *CI 34*

3.1.5 *Safa Jedidi* (40%)

- Octobre 2013 - Septembre 2016, thèse soutenue le 15 décembre 2016.
- Financement : Bourse ministérielle MESR
- Titre du sujet de thèse : « Identifiabilité et identification des systèmes de grande taille »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Jean Buisson
 - Co-encadrants : Romain Bourdais, Jean Buisson, Marie-Anne Lefebvre
- Publications : *RI 14, CI 28, RN 4*

3.1.6 *Kate Chan* (40%)

- Octobre 2012 - Septembre 2015, thèse non soutenue suite à la démission de la doctorante.
- Financement : Cifre Bouygues Construction
- Titre du sujet de thèse : « Gestion de l'énergie dans un bâtiment tertiaire »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Hervé Guéguen
 - Co-directeur de thèse : Didier Dumur
 - Co-encadrants : Romain Bourdais, Didier Dumur, Hervé Guéguen
- Publications : *CI 25*

3.1.7 *Khang Le* (40%)

- Juin 2012 - Février 2016, thèse soutenue le 9 février 2016
- Financement : Cifre Delta Dore
- Titre du sujet de thèse : « Stratégies de commande dans un bâtiment basse consommation »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Hervé Guéguen
 - Co-encadrants : Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Jacques Plévin
- Publications : *RI 8, CI 22, BN 1, BN 2*

3.1.8 *Eunice Herrera* (80%)

- Janvier 2012 - Mars 2015, thèse soutenue le 20 mars 2015.
- Financement : Conacyt (Bourse mexicaine)
- Titre du sujet de thèse : « Coordination Producteur-Consommateur par des approches prédictives hybrides : application au rafraîchissement solaire des bâtiments. »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Hervé Guéguen
 - Co-encadrants : Romain Bourdais, Hervé Guéguen
- Publications : *RI 7, RI 10, CI 26*

3.1.9 *Antoine Lefort* (40%)

- Novembre 2010 - Avril 2014, thèse soutenue le 2 avril 2014.
- Financement : CSTB (Centre scientifique et technique du bâtiment)
- Titre du sujet de thèse : « A smart grid ready building energy management system based on a hierarchical model predictive control. »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Hervé Guéguen
 - Co-encadrants : Guillaume Ansan-Alex, Romain Bourdais, Hervé Guéguen
- Publications : *RI 6, CI 18, CI 19*

3.1.10 *Petru-Daniel Morosan* (40%)

- Octobre 2008 - Septembre 2011, thèse soutenue le 30 septembre 2011.
- Financement : Bourse fondation Supélec

- Titre du sujet de thèse : « Commande prédictive distribuée. Approches appliquées à la régulation thermique des bâtiments. »
- Direction et encadrement :
 - Directeur de thèse : Jean Buisson
 - Co-directeur de thèse : Didier Dumur
 - Co-encadrants : Romain Bourdais, Jean Buisson, Didier Dumur
- Publications : *RI 2, RI 3, CO 1, CI 10, CI 11, CI 12, CI 14, CI 15, CI 16, RN 3*

3.2 Travail avec des post-doctorants

3.2.1 *Renshi Luo* (100%)

- Période : Septembre 2016 - Août 2017
- Financement : Stratégie d'attractivité durable, région Bretagne
- Titre : « Commande prédictive distribuée pour les systèmes hybrides. »

3.2.2 *Jaehwa Lee* (50%)

- Période : Septembre 2014 - Août 2015
- Financement : Chaire Bâtir durable et innover (Bouygues Construction)
- Titre : « Commande prédictive économique pour la gestion énergétique des bâtiments. »

3.2.3 *Hoai-Nam Nguyen* (100%)

- Période : Juin 2013 - Mai 2014
- Financement : Stratégie d'attractivité durable, région Bretagne
- Titre : « Commande prédictive pour les systèmes périodiques. »

3.2.4 *Somasundar Kannan* (33%)

- Période : Septembre 2012 - Août 2013
- Financement : Chaire Bâtir durable et innover (Bouygues Construction)
- Titre : « Modélisation et identification structurelle du comportement thermique du bâtiment. »

3.2.5 *Julien Eynard* (33%)

- Période : Septembre 2011 - Août 2012
- Financement : Chaire Bâtir Durable et Innover (Bouygues Construction)
- Titre : « Commande prédictive pour la gestion de l'intermittence dans les bâtiments. »

3.3 Encadrement d'étudiants en Master

3.3.1 *Christelle Sorgho* (100%)

- Période : Avril 2019 - Septembre 2019
- Financement : Fonds propres équipe AUT
- Titre : « Comportement non coopératif dans un mécanisme d'optimisation distribuée »

3.3.2 *Amira Jertila* (50%)

- Période : Avril 2015 - Septembre 2015
- Financement : Fonds propres équipe AUT
- Titre : « Couplage direct d'une installation solaire photovoltaïque avec un compresseur de machine frigorifique »

3.3.3 *Sahar Houdi* (100%)

- Période : Mars 2015 - Septembre 2015
- Financement : fond propre équipe AUT
- Titre : « Optimisation de la recharge des batteries de véhicules électriques sur un parking »

3.3.4 *Kate Chan* (50%)

- Période : Avril 2012 - Septembre 2012
- Financement : Chaire Bâtir Durable et Innover (Bouygues Construction)
- Titre : « Commande prédictive pour la gestion de l’intermittence dans les bâtiments »

3.3.5 *Khang Le* (50%)

- Période : Novembre 2011 - Mai 2012
- Financement : Delta Dore
- Titre : « Stratégies de commande dans un bâtiment basse consommation. »

3.3.6 *Remus Serbanecchi* (100%)

- Période : Avril 2009 - Septembre 2009
- Financement : Fonds propres équipe AUT
- Titre : « Energy efficiency in buildings using weather forecast : A Predictive Control Approach. »

3.4 Encadrement d’étudiants en double diplôme Centrale-Supélec - Xi’an

Depuis la rentrée 2015, une partie de nos étudiants de troisième année sont dans le cursus dit ‘Smart Grids’, en partenariat avec l’université de Xi’an. Ces étudiants doivent mener un projet de recherche sur deux ans sous la responsabilité d’un encadrant en France et d’un encadrant de l’université chinoise. Le volume dédié à cette activité est de 350 heures entre septembre et mars. Il n’y a pas de volume équivalent TD associé à l’encadrement de cette activité pédagogique.

3.4.1 Années 2015-2017

- *Chengeng* Feng. Optimal charging of EV batteries in a smart grid context.
- *Jianwen* Ouyang. Distributed Optimization of a hybrid cost function.
- *Alexandre* Muller. Individual pricing strategies for reducing peaks.

3.4.2 Années 2016-2018

- *Aïcha* Diaw. Building Energy Management Systems under production uncertainties.

3.4.3 Années 2017-2019

- *Tianyang* Liu. Return on Investment for Smart Building based on Economic Model Predictive Control.

3.4.4 Années 2018-2020

- *Vincent* Cazin. Selfish behavior in cooperative systems.

Chapitre 4

Publications

4.1 Chapitre d'ouvrage

- CO 1. Romain Bourdais, Jean Buisson, Didier Dumur, Hervé Guéguen, Daniel-Petru Morosan. *Distributed MPC under coupled constraints based on Dantzig-Wolfe decomposition*, Maestre, José M.; Negenborn, Rudy R. (Eds.). Distributed Model Predictive Control Made Easy, Springer, pp. 101-114, 2013

4.2 Revues internationales avec comité de lecture

- RI 14. Safa Jedidi, Romain Bourdais, Marie Anne Lefebvre, *Preservation of structural identifiability in expanded systems*, European Journal of Control, vol. 40, pp 48-52, 2018
- RI 13. Hoai-Nam Nguyen, Romain Bourdais, Per-Olaf Gutman, *Fast model predictive control for linear periodic systems with state and control constraints*. Int. J. Robust. Nonlinear Control, vol. 27, pp 3703-3726, 2017
- RI 12. Renshi Luo, Romain Bourdais, Ton J.J. van den Boom, Bart De Schutter, *Multi-agent model predictive control based on resource allocation coordination for a class of hybrid systems with limited information sharing*, Engineering Applications of Artificial Intelligence, vol.58, pp 123-133, 2017
- RI 11. Djekidel Kamri, Romain Bourdais, *Periodic Solutions versus Practical Switching Control for Sensorless Piecewise Affine Systems (PWA)*, Journal of the Franklin Institute, vol. 354 (2), pp 917-937, 2017
- RI 10. Eunice Herrera, Romain Bourdais, Hervé Guéguen. *A hybrid predictive control approach for the management of an energy production-consumption system applied to a TRNSYS solar absorption cooling system for thermal comfort in buildings*, Energy and Buildings, 2015, vol. 104, pp. 47-56
- RI 9. Paul Byrne, Laurence Fournaison, Anthony Delahaye, Yacine Aït Ouméziane, Laurent Serres, Patrick Louergue, Anthony Szymczik, Daniel Mugnier, Jean-Luc Malaval, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Ousmane Sow, Jamel Orfi, and Thierry Maré. *A review on the coupling of cooling, desalination and solar photovoltaic systems*. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2015, vol. 47 pp. 703-717
- RI 8. Khang Le, Romain Bourdais, Hervé Guéguen. *From hybrid model predictive control to logical control for shading system : A support vector machine approach*, Energy and Buildings, 2014, vol. 84, pp. 352-359
- RI 7. Eunice Herrera, Romain Bourdais, Hervé Guéguen. *Predictive and interactive controllers for solar absorption cooling systems in buildings*, Journal of Process Control, 2014, vol. 24 (6), pp. 836-845
- RI 6. Antoine Lefort, Romain Bourdais, Guillaume Ansanay-Alex, Hervé Guéguen. *Hierarchical control method applied to energy management of a residential house*, Energy and Buildings, 2013, vol. 64, pp. 53-61

- RI 5. Djekidel Kamri, Romain Bourdais, Jean Buisson, Christian Larbes. *Practical stabilization for piecewise-affine systems : A BMI approach*, Nonlinear Analysis : Hybrid Systems, 2012, vol. 6 (3), pp. 859-870
- RI 4. Alexandre Kruszewski, Romain Bourdais, Wilfrid Perruquetti. *Converging algorithm for a class of BMI applied on state dependant stabilization of switched systems*, Nonlinear Analysis : Hybrid Systems, 2011, vol 5 (4), pp. 647-654
- RI 3. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Didier Dumur, Jean Buisson. *A distributed MPC strategy based on Benders' decomposition applied to multi-source multi-zone temperature regulation*, Journal of Process Control, 2011, vol. 21 (5), pp. 729-737
- RI 2. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Didier Dumur, Jean Buisson. *Building temperature regulation using a distributed model predictive control*, Energy and Buildings, Elsevier, 2010, vol 42 (9), pp. 1445-1452
- RI 1. Emmanuel Moulay, Romain Bourdais, Wilfrid Perruquetti, *Stabilization of nonlinear switched systems using control Lyapunov functions*, Nonlinear Analysis : Hybrid Systems, 2007, vol 1 (4), 482-490

4.3 Journaux nationaux avec comité de lecture

- RN 4. Safa Jedidi, Romain Bourdais, Marie Anne Lefebvre, *Identifiabilité structurelle et identification de systèmes interconnectés*, Journal Européen des Systèmes Automatisés, Hermès, 2017, vol 50 (1-2), pp. 137-155
- RN 3. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Hervé Guéguen. *Apports de la commande prédictive pour la régulation thermique des bâtiments*, Journal Européen des Systèmes Automatisés, Hermès, 2010, vol 44 (4-5), pp. 479-492
- RN 2. Romain Bourdais, Laurentiu Hetel, Jamal Daafouz, Wilfrid Perruetti, *Stabilité et stabilisation d'une classe de systèmes dynamiques hybrides*, Journal européen des systèmes automatisés, 2007, vol 41 (7-8), pp. 819-853
- RN 1. Romain Bourdais, Emmanuel Moulay, Wilfrid Perruquetti, *Stabilisation de systèmes non linéaires à commutation à l'aide de fonctions de Lyapunov contrôlées*, e-sta, 2006, vol. 3 (4), revue électronique

4.4 Brevets nationaux

- BN 2. Khang Le, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Jacques Plévin. *Procédé et dispositif de commande d'au moins un dispositif d'occultation d'au moins une ouverture d'une pièce d'un bâtiment*, 2013, Patent n° : FRA 1256500 FR 06.07.12.
- BN 1. Khang Le, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Jacques Plévin. *Procédé et dispositif de commande d'au moins un dispositif d'occultation d'au moins une ouverture d'une pièce d'un bâtiment*, 2013, Patent n° : FRA 1256499 FR 06.07.12.

4.5 Conférences internationales avec comité de lecture et édition des actes

- CI 38. Jesse-James Prince, Pierre Haessig, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, *Stochastic modelled grid outage effect on home Energy Management*, 2020, Proceedings of Conference on Control Technology and Applications (CSTA), Aug 2020, Montreal, Canada. Pages 1080-1085
- CI 37. Tianyang Liu, Romain Bourdais, T. Zheng, B. Zhang, *Compromise between Investment and Return on Investment for a Small Building based on Economic Model Predictive Control*, Proceedings of International Conference on Advances Power System Automation and Protection, 2019,

- CI 36. Xiang Dai, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Dynamic Reduction of the Iterations Requirement in a Distributed Model Predictive Control, 2019, Proceedings of Conference on Decision and Control,
- CI 35. Jesse-James Prince, Pierre Haessig, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Resilience in energy management system : A study case, 2019, Proceedings of the IFAC Workshop on Control of Smart Grid and Renewable Energy Systems (CSGRES), Volume 52, Issue 4, 2019, Pages 395-400,
- CI 34. Amanda Abreu, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Hierarchical Model Predictive Control for Building Energy Management of Hybrid Systems, Proceedings of Analysis and Design of Hybrid Systems, 2018, Oxford, The United Kingdom, pp. 235-240
- CI 33. Alexandre Muller, Romain Bourdais, *Dynamic Pricing for Local Energy Management : Towards a Better Integration of Local Production*, 2017, Proceedings of IFAC World Congress, vol. 50 (1), Toulouse, France, pp 6749-6754,
- CI 32. Chengang Feng, Romain Bourdais, *Projected Alternating Direction Method of Multipliers for Hybrid Systems*, 2017, Proceedings of IFAC World Congress, vol. 50 (1), Toulouse, France, pp 8423-8428,
- CI 31. Amanda Abreu, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, *Inter-Layer Interactions in Hierarchical MPC for Building Energy Management Systems*, 2017, Proceedings of IFAC World Congress, vol. 50 (1), Toulouse, France, pp 12027-12032,
- CI 30. Renshi Luo, Romain Bourdais, Ton J.J. van den Boom, Bart De Schutter, *Integration of Resource Allocation Coordination and Branch-and-Bound*, 2015, Proceedings of Conference on Decision and Control, Osaka, Japan, pp. 4272-4277
- CI 29. Amir Firooznia, Romain Bourdais, Bart De Schutter, *A Distributed Algorithm to Determine Lower and Upper Bounds in Branch and Bound for Hybrid Model Predictive Control*, 2015, Proceedings of Conference on Decision and Control, Osaka, Japan, pp. 1736-1741
- CI 28. Safa Jedidi, Romain Bourdais, Jean Buisson, Marie-Anne Lefebvre, *Structural identifiability and identification of systems under output couplings*, 2015, Proceedings of the IFAC Symposium on System Identification, Beijing, China, pp. 1415-1420
- CI 27. Hoai-Nam Nguyen, Romain Bourdais. *Quasi Min-Max MPC Design for Constrained LPV Systems*, 2014, Proceedings of the 2014 IEEE Multi-conference on Systems and Control, 2014, Antibes, France, pp. 1406-1411
- CI 26. Eunice Herrera, Romain Bourdais, Hervé Guéguen. *A hybrid predictive control strategy for solar cooling systems in residential buildings*, Proceedings of the 2014 IEEE Multi-conference on Systems and Control, 2014, Antibes, France. pp. 1996-2002
- CI 25. Kate Chan Shin Yu, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Didier Dumur. *Integration of low level controller constraints in supervisory control of buildings*, Proceedings of IFAC World Congress, 2014, Cape Town, South Africa, pp. 12062-12067
- CI 24. Hoai-Nam Nguyen, Per-Olof Gutman, Romain Bourdais. *More efficient interpolating control*, Proceedings of European Control Conference, 2014, Strasbourg, France, pp. 2158-2163
- CI 23. Hoai-Nam Nguyen, Romain Bourdais, Per-Olof Gutman. *Improved MPC design for constrained linear periodic systems*, Proceedings of European Control Conference, 2014, Strasbourg, France, pp. 1462-1467
- CI 22. Khang Le, Romain Bourdais, Hervé Guéguen. *Optimal Control of Shading System Using Hybrid Model Predictive Control*, Proceedings of European Control Conference, 2014, Strasbourg, France, pp. 134-139
- CI 21. Hoai-Nam Nguyen, Romain Bourdais. *Constrained control of discrete-time linear periodic system*, Proceedings of American Control Conference, 2014, Portland, United States
- CI 20. Julien Eynard, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Didier Dumur, *Tractable predictive control strategies for heating systems in buildings*, Proceedings of Conference of International Building Performance Simulation Association, 2013, Chambéry, France

- CI 19. Antoine Lefort, Hervé Guéguen, Romain Bourdais, Guillaume Ansanay-Alex. *A building energy management system based on distributed Model Predictive Control*, Proceedings of CISBAT, 2013, Lausanne, Switzerland, pp. 525-530
- CI 18. Antoine Lefort, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Guillaume Ansanay-Alex. *Planification de la consommation énergétique d'un bâtiment par une méthode d'optimisation linéaire distribuée*, Proceedings of CIFA 2012, 2012, Grenoble, France, pp. 551-556
- CI 17. Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Aziz Belmiloudi. *Distributed Model Predictive Control for a Class of Hybrid system based on Lagrangian Relaxation*, Proceedings of Analysis and Design of Hybrid Systems, 2012, Eindhoven, The Netherlands, pp. 46-51
- CI 16. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Didier Dumur, Jean Buisson. *Distributed MPC for Multi-zone Temperature Regulation with Coupled Constraints*, Proceedings of IFAC World Congress, 2011, Milan, Italy, pp. 1552-1557
- CI 15. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Didier Dumur, Jean Buisson. *Distributed model predictive control based on Benders' decomposition applied to multisource multizone building temperature regulation*, Proceedings of IEEE Conference on Decision and Control, 2010, Atlanta, United States, pp. 3914-3919
- CI 14. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Didier Dumur, Jean Buisson. *A distributed MPC applied to multisource temperature regulation in buildings*, Proceedings of IFAC Workshop on Distributed Estimation and Control in Networked Systems (NECSYS), 2010, Annecy, France, pp. 91-96
- CI 13. Romain Bourdais, Hervé Guéguen. *Distributed predictive control for complex hybrid system. The Refrigeration System example*, Proceedings of IFAC Large Scale Systems, 2010, Villeneuve D'Ascq, France
- CI 12. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Didier Dumur, Jean Buisson. *Distributed model predictive control for building temperature regulation*, Proceedings of American Control Conference, 2010, Baltimore, United States, pp. 3174-3179
- CI 11. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Didier Dumur, Jean Buisson. *A dynamic horizon distributed predictive control approach for temperature regulation in multi-zone buildings*, Proceedings of Mediterranean Conference on Control and Automation, 2010, Marrakech, Morocco
- CI 10. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Didier Dumur, Jean Buisson. *Commande prédictive distribuée pour la régulation thermique des bâtiments*, Proceedings of Conférence Internationale Francophone d'Automatique, 2010, Nancy, France
- CI 9. Romain Bourdais, Hervé Guéguen. *Commande prédictive distribuée d'un système hybride : l'exemple d'un dispositif de réfrigération*, Proceedings of Conférence Internationale Francophone d'Automatique, 2010, Nancy, France
- CI 8. Romain Bourdais, Alexandre Kruszewski, Wilfrid Perruquetti. *Représentation polytopique pour la stabilisation des systèmes non linéaires à commutation*, Proceedings of Conférence Internationale Francophone d'Automatique, 2008, Bucarest, Roumanie
- CI 7. Romain Bourdais, Michel Fliess, Cédric Join, Wilfrid Perruquetti. *Towards a model-free output tracking of switched nonlinear systems*, Proceedings of Nonlinear Control Systems (NOLCOS), 2007, Pretoria, Afrique du sud
- CI 6. Romain Bourdais, Wilfrid Perruquetti. *Stabilization of nonlinear switched systems by state-dependant switching : a polytopic approach*, Proceedings of European Control Conference, 2007, Kos, Grèce
- CI 5. Romain Bourdais, Pascal Yim, Wilfrid Perruquetti. *Time Petri Nets Based Switching Sequences of Hybrid Systems*, Proceedings of International Modeling and Simulation Multi-conference, 2007, Buenos Aires, Argentine
- CI 4. Emmanuel Moulay, Romain Bourdais, Wilfrid Perruquetti. *Stabilization of nonlinear switched systems using control Lyapunov functions*, Proceedings of International Conference on Hybrid Systems and Applications, 2006, New-Orlean, United States

- CI 3. Romain Bourdais, Wilfrid Perruquetti, Pascal Yim. *Modélisation Multi-Agents à l'aide des réseaux de Petri*, Proceedings of Conférence Internationale Francophone d'Automatique, 2006, Bordeaux, France
- CI 2. Romain Bourdais, Emmanuel Moulay, Wilfrid Perruquetti. *Stabilisation de systèmes non linéaires à commutation à l'aide de fonctions de Lyapunov contrôlées*, Proceedings of Conférence Internationale Francophone d'Automatique, 2006, Bordeaux, France
- CI 1. Romain Bourdais, Benoît Trouillet, Pascal Yim. *Etude de nœuds ferroviaires à l'aide des réseaux de Petri temporisés stochastiques*, Proceedings of Conférence Internationale Francophone d'Automatique, 2004, Douz, Tunisie

4.6 Conférences nationales avec comité de lecture et édition des actes

- CN 6. Alexandre Muller, Romain Bourdais, Mécanisme des prix pour la gestion de l'énergie dans une structure hiérarchisée, Journées Scientifiques 2016, Actes des journées scientifiques Energie et Radiosciences, 2016, Cesson-Sévigné, France
- CN 5. Safa Jedidi, Romain Bourdais, Jean Buisson, Marie-Anne Lefebvre, Identifiabilité structurelle et identification de systèmes couplés par les sorties, 2015, Actes JD MACS, 2015, Bourges, France
- CN 4. Antoine Lefort, Romain Bourdais, Guillaume Ansanay-Alex, Hervé Guéguen. *Management de l'énergie d'un bâtiment par une méthode prédictive hiérarchisée*, Actes JD MACS, 2013, Strasbourg, France
- CN 3. Daniel-Petru Morosan, Romain Bourdais, Hervé Guéguen. *Apports de la commande prédictive pour la régulation thermique des bâtiments*, Actes STIC et Environnement, 2009, Calais, France
- CN 2. Romain Bourdais. *Caractérisation des séquences de commutation d'un système hybride par un réseau de Petri temporel*. Actes JD MACS, 2007, Reims, France
- CN 1. Romain Bourdais, Pascal Yim, Wilfrid Perruquetti. *Stabilité des systèmes à commutation caractérisés par un réseau de Petri temporel*. Actes de Modélisation des systèmes réactifs, 2007, Lyon, France

4.7 Conférences nationales sans édition des actes

- D3. Romain Bourdais, *Le bâtiment : un écosystème complexe acteur énergétique*, Journées du club EEA, 2019, Rennes, France
- D2. Romain Bourdais, Hervé Guéguen, Eunice Herrera, *Commande avancée pour la climatisation solaire : interactions production-consommation*, Colloque Les Rendez-vous du pôle Cristal, 2015, Dinan, France
- D1. Romain Bourdais. *Modélisation et simulation de robots coopératifs par réseaux de Petri*. Colloque des doctorants des Ecoles Centrales, 2005, Villeneuve d'Ascq, France

4.8 Séminaires invités

- SI1. Romain Bourdais, *Distributed MPC for some Mixed-Integer Quadratic Programming Problems*, Mini-Colloquium on distributed Model Predictive Control, 2016, Delft, Pays-Bas

4.9 Activité de relecture d'articles scientifiques

Comme tout chercheur, j'ai eu l'occasion de faire des relectures d'articles scientifiques, que ce soit pour des journaux ou des conférences. Voici une liste non exhaustive des différents journaux et conférences :

- Journaux : *Applied Soft Computing, Automatica, Buildings, Control Systems Letters, Control Theory and Applications, Energy, Journal of Process Control, Transactions on Automatic Control*
- Conférences : *American Control Conference, Conference on Control and Decision, Conference on Nonlinear Model Predictive Control, European Control Conference, Ifac World Congress, Mediterranean Conference on Control and Automation, Nonlinear Control Systems (NOLCOS), ...*

4.10 Participation à un jury de thèse hollandais

Outre ma participation aux jurys de thèse des 6 doctorants que j'ai encadrés et qui ont soutenu leur thèse, j'ai eu la chance d'être invité à participer au jury de thèse de *Renshi Luo*, qui était à l'époque doctorant à l'université de TU Delft, et j'ai pu ainsi être confronté à un autre mode de fonctionnement quant à l'évaluation du candidat lors de sa soutenance de thèse, qui s'est tenue en novembre 2016.

4.11 Prix FIEEC de la recherche appliquée

En 2016, j'ai participé au concours FIEEC de la recherche appliquée qui cherche à promouvoir les travaux d'un chercheur collaborant avec une PME (Petite et Moyenne Entreprise) ou une ETI (Entreprise de taille intermédiaire). J'y ai présenté ma candidature suite aux résultats des travaux obtenus au travers de la collaboration avec DeltaDore, au travers de l'encadrement d'un doctorant (Khang LE) et de diverses études avec nos élèves de dernières années, candidature pour laquelle j'ai obtenu le deuxième prix.

4.12 Participation à des projets ou actions scientifiques

4.12.1 Rôle principal

1. 2013 -Porteur du projet Stratégie d'Attractivité Durable « *Commande Prédictive Hybride pour l'Efficacité Énergétique d'un parc de Bâtiments* », qui a permis le financement à 75% du post-doctorant Hoai-Nam N'Guyen pour une durée de 12 mois.
2. 2013-2015 Coordinateur du PHC Van Gogh : « *Commande prédictive distribuée des systèmes hybrides pour la gestion énergétique d'un parc de bâtiments* » en relation avec TU Delft, équipe DCSC conduite par Bart De Schutter. Ce PHC a permis le financement du déplacement de plusieurs doctorants, Eunice Herrera de notre équipe, Renshi Luo et Amir Firooznia de l'équipe hollandaise, ainsi que mon accueil pour 4 séjours d'une semaine à Delft. Profitant de cette dynamique, j'ai obtenu de Rennes Métropole un financement pour de la mobilité entrante de doctorant, qui a permis à Amir Firooznia de rester 4 mois dans notre laboratoire.
3. 2016 Porteur du projet Stratégie d'Attractivité Durable « *COSCO : COntrol for Smart COmmunications* », qui a permis le financement à 75% du post-doctorant Renshi Luo pour une durée de 12 mois.
4. 2017-2020 Animateur de l'action transversale de l'IETR « *E3S : Energy Efficiency of Electronics Systems* », qui a pour but d'accroître les relations entre les différentes sensibilités et équipes du laboratoire.
5. 2019- ... Porteur du projet « *Smart and Secure Room* ». Financement interne à 77k euros. Extension de 65k euros obtenue auprès de Rennes Métropole. Ce projet multidisciplinaire s'intéresse aux enjeux de sécurité cyber-physique des systèmes énergétiques connectés (Smart Grid et Smart Building). Ce projet fédère trois équipes du campus de Rennes de Centrale-Supélec (SCEE de l'IETR, Cidre de l'IRISA) afin d'étudier la sécurité logicielle, matérielle et comportementale d'objets connectés en lien avec le système énergétique. Il constitue une première brique d'une plateforme expérimentale de l'IETR qui devrait grandir via le futur contrat Etat-Région (CPER Cymocod).

6. 2021 Porteur du PEPS CNRS Energie. Financement de 10k euros. Ce projet, intitulé « ALPHA » s'intéresse à la rationalité limitée des usagers dans la gestion énergétique du bâtiment. C'est un projet transdisciplinaire qui fédère à la fois des collègues des sciences humaines et sociales (Laurent Dehouck de l'ENS Rennes) et des réseaux d'énergie (Hamid Ben Hamed et Marie Ruellan de l'équipe SETE du SATIE).

4.12.2 Rôle de participant

1. 2010-2015 Chaire *Bâtir durable et Innover* de Bouygues construction, portée par Hervé Guéguen.
2. 2013 Festival des sciences : Bâtiments intelligents - Les nouveaux enjeux. Tous les membres de l'équipe d'automatique travaillant sur la thématique du bâtiment (Hervé Guéguen, Kate Chan, Khang Le, Antoine Lefort et moi-même) ont tenu un stand lors du festival des sciences de Rennes.

4.12.3 Future responsabilité

- 2022-2027 Responsable du département/équipe d'Automatique de l'IETR. Notre laboratoire est évalué par l'HCERES en vue de la période 2022-2027. A ce titre, j'ai rédigé le projet de recherche de l'équipe dont je devrais prendre la responsabilité à compter du 1^{er} janvier 2022. Dans la structure (actuelle et future) de l'IETR, cette équipe est la seule du département AUT, et je devrais également être responsable de ce département.

Deuxième partie

Bilan des activités de recherche

D'une simple mise en œuvre aux enjeux de la commande prédictive pour les systèmes de grande taille

Introduction

Cette partie du document s'attaque à la synthèse des travaux de recherche menés ces dernières années. Afin de permettre à notre lecteur d'avoir une vision claire sur l'ensemble de ces travaux et leurs différences, nous proposons de commencer ce chapitre par donner un socle commun, en termes de définitions et de notations, qui nous suivra tout au long du manuscrit.

D'une manière générale, les systèmes que nous allons manipuler font partie de ce que l'on appelle des *grands systèmes*, qui pour nous, sont vus comme des ensembles de systèmes, *plus petits*, en interaction. Si on reprend les notions usuelles de l'automaticien, les grands systèmes étudiés ici sont donc des systèmes avec un grand nombre d'entrées et un grand nombre de sorties, et donc, mais pas nécessairement un grand nombre d'états. Cette notion de grand système est donc différente de celle donnée par certains autres collègues et néanmoins automaticiens, qui manipulent aussi des grands systèmes mais pour qui le vecteur d'état est de dimension considérable par rapport aux dimensions des entrées et des sorties. Nous reviendrons plus en détails sur cet aspect grands systèmes dans quelques paragraphes.

Dans la grande majorité de nos travaux, le grand système étudié est linéaire, à temps invariant et sans transfert direct entrée/sortie. Il peut être décrit par la représentation classique des systèmes à temps discret comme suit :

$$\begin{cases} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + B_d d(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{cases} \quad (1)$$

Dans cette description dite *globale* ou encore *centralisée*, $x \in X \subseteq \mathbb{R}^{n_x}$ est le vecteur d'état, $u \in \mathcal{U} \subseteq \mathbb{R}^{n_u}$ est le vecteur d'entrée de commande, $d \in \mathcal{D} \subseteq \mathbb{R}^{n_d}$ est le vecteur d'entrée de perturbation, et $y \in \mathcal{Y} \subseteq \mathbb{R}^{n_y}$ est le vecteur de sortie. Elle est finalement identique à la description de n'importe quel système linéaire invariant et à temps discret, et nous la traiterons comme telle jusqu'à nouvel ordre.

L'outil qui est privilégié dans ces travaux est la commande prédictive, de l'anglais Model Predictive Control (MPC). Même si nous supposons notre lecteur averti sur le sujet, nous proposons de rappeler les grandes idées de cette commande avancée, et d'en fournir les notations associées.

En quelques mots, le principe est de chercher une séquence de commande sur un horizon donné, qui minimise un critère mathématique qui traduit des objectifs de commande futurs. Suite à cette optimisation, seul le premier élément de la séquence est appliqué au système, et le processus est renouvelé à l'instant suivant, selon le principe d'horizon glissant. La réussite de cette commande repose sur 3 ingrédients : un modèle du processus que l'on pourra utiliser pour prédire le comportement du système (et éventuellement des perturbations à venir), une bonne traduction des objectifs de commande en un critère mathématique adéquat, et une capacité à résoudre le problème d'optimisation posé. Le succès de cette méthode d'un point de vue applicatif repose sur son intégration aisée des contraintes dans un contexte d'optimalité. Afin de désigner une séquence sur un horizon de prédiction de taille N_p pour un vecteur z donné, nous utiliserons la notation suivante $Z(K|k)$

pour désigner le vecteur suivant :

$$Z(K|k) = \begin{pmatrix} z(k|k) \\ z(k+1|k) \\ \vdots \\ z(k+N_p-1|k) \end{pmatrix}$$

Avec cette notation, on peut définir formellement un problème de commande prédictive comme suit.

Problème 1. [Formulation générale d'un problème MPC] Etant donné l'état courant $x(k)$ du système considéré, et une prévision des perturbations à venir $D(K|k)$, l'objectif est de résoudre le problème d'optimisation suivant :

$$\mathcal{P}_c : \begin{cases} J^* = \min_{U(K|k)} J_K(U(K|k), X(K|k)) + J_{N_p}(x(k+N_p|k)) \\ s.l.c. : \quad h(U(K|k), X(K+1|k)) \leq 0 \\ \quad U(K|k) \in \mathcal{U}^{N_p} \\ \quad \forall l = 0 : N_p - 1, x(k+l+1|k) = Ax(k+l|k) + Bu(k+l|k) + Bad(k+l|k) \\ \quad x(k|k) = x(k) \end{cases} \quad (2)$$

Résoudre ce problème d'optimisation aboutit à la détermination de la séquence optimale de commande, notée $U^*(K|k)$, dont seul le premier élément est appliqué au système : $u(k) = u^*(k|k)$. Le système évolue, et une nouvelle optimisation est faite à l'instant $k+1$. C'est donc finalement une commande en boucle fermée, qui bénéficiera intrinsèquement des propriétés de robustesse des boucles fermées, mais qui est issue d'une optimisation en boucle ouverte. Qui dit fermeture de boucle dit stabilité, et ses marges associées, mais les systèmes que nous manipulons sont tellement simples dans leurs dynamiques, que ces points ne font pas l'objet de ce mémoire, mais sont assurés, si le critère d'optimisation proposé est bien conçu¹. Le lecteur qui veut approfondir ces notions est appelé à consulter les excellentes références suivantes : [14, 71, 72].

On peut d'ores et déjà faire quelques remarques.

- La fonction objectif fait apparaître deux termes, le premier pénalisant le coût du transitoire, le second est vu comme un coût terminal. Celui-ci est souvent utilisé dans l'analyse de la stabilité de la commande[55]. Dans la majorité de nos travaux, l'objectif n'est pas de stabiliser le système, mais de résoudre de manière *approchée* ce problème d'optimisation. Il ne nous est donc pas nécessaire de différencier l'état final $X(k+N_p|k)$ des états transitoires $X(k+l|k)$. De plus, la variable $x(k|k)$ est imposée comme égale à la valeur de l'état courant $x(k)$ et ne peut donc changée lors de cette optimisation. Tout l'état transitoire ne dépend finalement que de l'état courant $x(k)$ et de la séquence de commande à venir $U(K|k)$. En exploitant le modèle de prédiction, nous pouvons donc adopter, en fonction des situations, une notation quelque peu simplifiée, plus explicite, pour le critère à optimiser sous la forme suivante $J(U(K|k), x(k))$.
- La plupart du temps, obtenir une bonne prédiction des perturbations $D(K|k)$ est parfaitement utopique. Par conséquent, la plupart des travaux considèrent que la perturbation sur l'horizon de prédiction est nulle. D'autres introduisent une certaine incertitude, qui amène à la communauté de la commande prédictive stochastique[32].
- Dans ce problème d'optimisation, nous avons de manière explicite des contraintes à respecter $h(\cdot) \leq 0$, tant pour la séquence de commande mais aussi pour l'état futur. La présence de contraintes peut faire apparaître des problèmes d'infaisabilité. Ces problèmes seront traités par l'introduction de variables d'écart, dites *slack variables*, qui garantiront la faisabilité du problème, mais dont l'utilisation sera fortement pénalisée [28].
- La nature du problème d'optimisation dépend des fonctions de coût $J_K(\cdot)$ et $J_{N_p}(\cdot)$ (ou $J(\cdot)$), des contraintes, exprimées par la fonction $h(\cdot)$ mais aussi de l'espace de recherche \mathcal{U}^{N_p} . La majorité des problèmes que nous allons traiter seront soit :

1. Pour les systèmes thermiques par exemple, un horizon de prédiction suffisamment long suffit à garantir la stabilité.

- linéaires, dans lesquels toutes ces fonctions sont linéaires et l'espace de recherche peut s'exprimer comme un polyèdre.
- quadratiques, dans lesquels le critère à optimiser est exprimé comme une fonction quadratique, toutes les contraintes sont linéaires et l'espace de recherche est lui aussi défini par un polyèdre.
- convexes, faiblement, fortement, strictement², qui impose que les fonctions manipulées, comme l'espace de recherche soient convexes.

Cette nature influence la façon dont il peut être résolu (choix du solveur en particulier) d'une manière globale - centralisée - mais aussi la capacité à organiser le système de contrôle pour le résoudre *autrement*, en exploitant par exemple sa structure.

Un exemple historique

Le terrain de jeu privilégié dans l'application des stratégies de commande développées par la suite est la gestion de l'énergie dans les bâtiments. Celui-ci est la conséquence de quelques expériences que nous avons menées, tel un étudiant découvrant un nouvel outil - en l'occurrence la commande prédictive - et cherchant à l'appliquer à un exemple. Ce sont ces expériences, qui ont commencé dans le cadre de la thèse de Daniel Morosan [56], et quelque peu romancées, que nous proposons de raconter ici.

Historiquement, et il faut remonter à l'année 2008, le premier exemple traité dans la mise en œuvre d'une commande prédictive a été celui de la régulation thermique dans une pièce d'un bâtiment, dans l'environnement de simulation SIMBAD (SIMulator of Building And Devices, [4]), développé par le Centre Scientifique et Technique du Bâtiment (CSTB, <http://www.cstb.fr/>). Nous proposons de mettre de côté le simulateur et de montrer les différentes étapes sur un modèle simplifié de la thermique du bâtiment, mais qui illustre tous les phénomènes que nous voulons montrer, le modèle R3C2, comme illustré dans la figure 1.

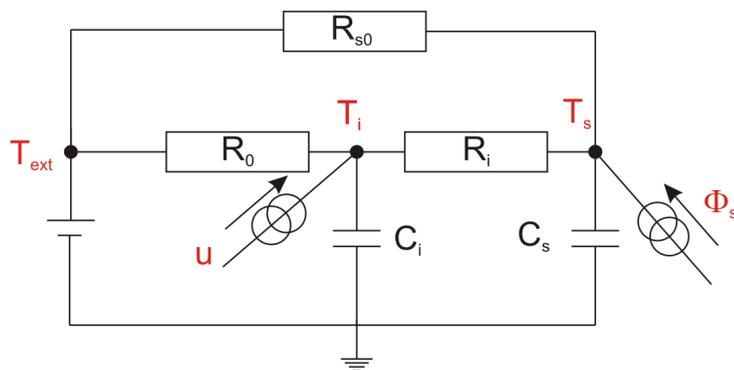


FIGURE 1 – Équivalent électrique du modèle thermique, dit R3C2.

On trouve dans la littérature de nombreux modèles thermiques, basés sur des analogies avec un circuit électrique. Le flux thermique (en W) équivaut au courant (en A), la température en degré assimilé à la tension (en V), la résistance thermique (en K/W) à la résistance électrique (en Ω) et la capacité thermique (en Ws/K), utilisée pour représenter les inerties thermiques est assimilée à la capacité électrique (en F).

De cet équivalent électrique, on peut déduire les équations différentielles caractéristiques de la thermique de la pièce considérée :

$$\begin{cases} C_i \dot{T}_i(t) &= \frac{1}{R_i}(T_s(t) - T_i(t)) + \frac{1}{R_0}(T_{\text{ext}}(t) - T_i(t)) + u(t) \\ C_s \dot{T}_s(t) &= \frac{1}{R_i}(T_i(t) - T_s(t)) + \frac{1}{R_{s0}}(T_{\text{ext}}(t) - T_s(t)) + \Phi_s(t) \end{cases} \quad (3)$$

2. Nous aurons l'occasion de revenir sur ce point, et les subtilités qui en découlent un peu plus loin dans le manuscrit, dont la rigueur mathématique est précisée dans [15].

T_i est la température de l'air ambiante, T_s est la température de la structure. u est notre entrée de commande, la puissance de chauffage (principalement convectif dans cet exemple), comprise entre u_{\min} et u_{\max} , T_{ext} est la température extérieure, et Φ_s représente les apports solaires. On pourrait également l'enrichir des apports internes. Ce modèle est bien évidemment simplifié, et la littérature offre un choix large d'autres modèles, plus ou moins complexes, et plus ou moins réalistes. Ces modèles sont notamment analysés dans les deux thèses suivantes ([16, 8]). Sans que ce modèle soit parfait, la présence de deux dynamiques traduit assez bien ce que l'on peut observer in situ dans une pièce : une dynamique lente des murs et une dynamique plus rapide de l'air.

Afin que notre courageux lecteur puisse refaire les expériences, les valeurs des différents paramètres³ sont résumées dans le tableau 1.

Paramètres	Valeurs	Unités
C_i	0.5	kWh/K
C_s	0.8	kWh/K
R_i	25	K/kW
R_0	50	K/kW
R_{s0}	5	K/kW
u_{\min}	0	kW
u_{\max}	1.5	kW

TABLE 1 – Valeur des paramètres du modèle R3C2, défini par (3).

Afin de mettre en œuvre une commande prédictive, ce système est échantillonné. Le choix d'une période d'échantillonnage judicieuse est propre à chaque système, qui est de $T_e = 0.1\text{h}$ dans ce cas.

Le modèle peut alors s'exprimer sous une forme proche de l'équation (1), sous la forme suivante :

$$\begin{cases} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) + B_T T_{\text{ext}}(k) + B_\Phi \Phi_s(k) \\ T_i(k) &= Cx(k) \end{cases} \quad (4)$$

On utilise alors ce modèle pour le propager sur l'horizon de prédiction, et exprimer les sorties prédites en fonction de l'état courant $x(k)$ et de la séquence de commande appliquée. Ceci donne alors l'expression de la séquence de sortie prédite $T_i(K+1|k)$ comme suit :

$$T_i(K+1|k) = Fx(k) + H_u U(K|k) + H_T T_{\text{ext}}(K|k) + H_\Phi \Phi_s(K|k) \quad (5)$$

L'expression des matrices de prédiction F , H_u , H_T et H_Φ se déduit par récurrence à partir du modèle d'état. Il vient :

$$F = \begin{pmatrix} CA \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^{N_p} \end{pmatrix} \quad H_u = \begin{pmatrix} CB & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CAB & CB & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{N_p-1}B & CA^{N_p-2}B & CA^{N_p-3}B & \dots & CB \end{pmatrix}$$

$$H_T = \begin{pmatrix} CB_T & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CAB_T & CB_T & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{N_p-1}B_T & CA^{N_p-2}B_T & CA^{N_p-3}B_T & \dots & CB_T \end{pmatrix} \quad H_\Phi = \begin{pmatrix} CB_\Phi & 0 & 0 & \dots & 0 \\ CAB_\Phi & CB_\Phi & 0 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{N_p-1}B_\Phi & CA^{N_p-2}B_\Phi & CA^{N_p-3}B_\Phi & \dots & CB_\Phi \end{pmatrix}$$

Une des questions qui peut naturellement se poser est l'intégration des perturbations, et leur prévision, dans le modèle de prédiction. On peut supposer qu'elles sont connues, et dans ce cas, la question suivante est comment en pratique les obtient-on ? On peut aussi se contenter de leur mesure à l'instant k , puis de les supposer constantes sur l'horizon de prédiction. On peut aussi les négliger, et c'est ce que nous ferons dans un premier temps, on supposera la température extérieure et les flux solaires nuls, et l'on misera sur la robustesse de la commande prédictive pour les rejeter. Le modèle de prédiction est alors le suivant :

$$T_i(K+1|k) = Fx(k) + H_u U(K|k) \quad (6)$$

3. Lors d'un CEI avec Bouygues Energies et Services, des identifications paramétriques de ce modèle sur des mesures in situ pour des bungalows de chantier ont donné des fits de l'ordre de 70%. Les valeurs du tableau ont été changées, pour des raisons de confidentialité.

Régulation et critère quadratique

On s'intéresse à la régulation en température dans la pièce considérée. Quand la pièce est occupée, la température désirée est de 20 °C, alors que quand la pièce est inoccupée (de 8h à 17h), une température de 16 °C est demandée par défaut. Si l'on ouvre le premier livre traitant de la commande prédictive, le critère naturel que l'on peut proposer est un critère quadratique, qui, sur l'horizon cherche à réduire le carré des écarts entre cette consigne, notée $W(K+1|k)$ et la sortie prédite, et l'usage de la commande au carré, pondéré par un facteur λ . Cela se traduit mathématiquement ainsi :

$$J(U(K|k), x(k)) = \sum_{l=0}^{N_p-1} \left((w(k+l+1|k) - T_i(k+l+1|k))^2 + \lambda u(k+l|k)^2 \right) \quad (7)$$

Cette équation peut se mettre sous une forme plus compacte et vectorielle,

$$J(U(K|k), x(k)) = \left(W(K+1|k) - T_i(K+1|k) \right)^T \left(W(K+1|k) - T_i(K+1|k) \right) + \lambda U^T(K|k)U(K|k) \quad (8)$$

On peut, en injectant le modèle de prédiction (6) dans cette équation, expliciter le problème d'optimisation, qui est alors :

$$J(U(K|k), x(k)) = \frac{1}{2} U^T(K|k)H_q U(K|k) + f_q^T(k)U(K|k) + c(x(k)) \quad (9)$$

dans lequel la matrice H_q et le vecteur $f_q(k)$ ⁴ ont les expressions suivantes :

$$H_q = 2 \left(H_u^T H_u + \lambda I_{N_p} \right) \quad (10)$$

$$f_q(k) = 2 H_u^T \left(Fx(k) - W(K+1|k) \right) \quad (11)$$

Ce problème n'est rien d'autre qu'un problème d'optimisation quadratique, que l'on peut résoudre aisément avec un solveur dédié, comme par exemple `quadprog` proposé dans Matlab. En ajoutant les contraintes de puissance sur l'entrée

$$\mathbf{0}_{n_u N_p} \leq U(K|k) \leq u_{\max} \mathbf{1}_{n_u N_p}$$

on obtient alors le résultat suivant, illustré par la figure 2.

Cette simulation a été effectuée dans un cadre idéalisé : le modèle de simulation est le même que le modèle de prédiction, et il n'y a aucune perturbation. Néanmoins, plusieurs choses sont à constater. Si la régulation semble parfaite en dehors des périodes de transition occupation-inoccupation et inoccupation-transition, des erreurs de suivi arrivent durant ces transitions. Bien que l'horizon de prédiction soit de 5 heures, on s'aperçoit que la commande ne change qu'environ 3 heures avant la transition (point D), ce qui amène à une pénalisation quasi symétrique, que l'on soit en période d'occupation ou d'inoccupation (points A et B). Le critère ainsi posé traite de la même manière les périodes d'occupation ou d'inoccupation, alors que l'inconfort n'a lieu d'être compté que durant les plages d'occupation (points A et C sur la figure). C'est ce simple constat qui a initié tous les travaux qui ont suivi : comment différencier ces deux périodes ?

Et c'est alors une solution simple et de bon goût⁵ qui a émergé : la prise en compte de l'occupation dans le problème d'optimisation[62], par l'introduction d'une matrice diagonale $\mathbf{OCC}(k)$, de diagonale le vecteur $Occ(K+1|k)$ dont chaque élément $occ(k+l|k)$ vaut soit 1 en cas de présence, ou 0 en cas d'absence.

4. Dans ce cas, le vecteur f_q est mis à jour à chaque pas de calcul, contrairement à la matrice H_q qui peut être calculée hors ligne.

5. Notre ancien collègue, Jean Buisson, maintenant retraité, ne prônait que des réponses simples et de bon goût aux problèmes d'automatique.

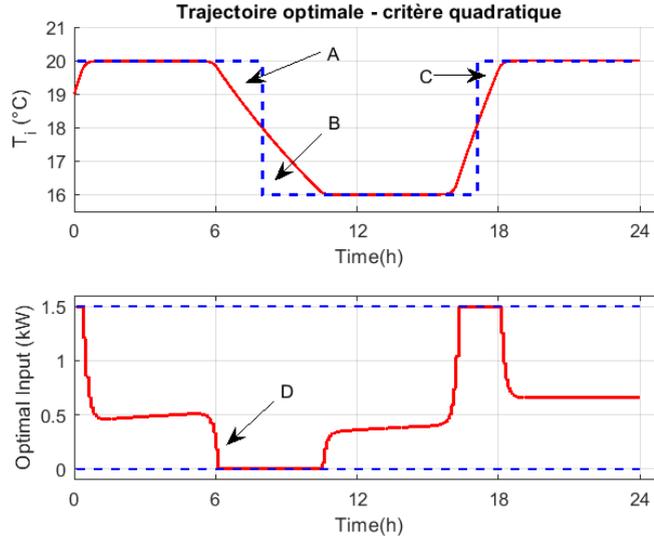


FIGURE 2 – Mise en œuvre d’une commande prédictive à critère quadratique, l’horizon de prédiction est de 5 h ($N_p = 50$), $\lambda = 0.1$.

$$\mathbf{OCC}(k) = \begin{pmatrix} occ(k+1|k) & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & occ(k+2|k) & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \dots & occ(k+N_p-1|k) & 0 \\ 0 & 0 & \dots & 0 & occ(k+N_p|k) \end{pmatrix}$$

Le problème d’optimisation est alors modifié comme suit :

$$H_q(k) = 2(H_u^T \mathbf{OCC}(k) H_u + \lambda I_{N_p}) \quad (12)$$

$$f_q(k) = 2H_u^T \mathbf{OCC}(k) (Fx(k) - W(K+1|k)) \quad (13)$$

La matrice H_q doit cette fois-ci être recalculée en ligne, mais cela ne change en rien la nature du problème d’optimisation, dont la résolution amène au résultat de la figure 3.

Sur cette figure, on peut remarquer que cette nouvelle stratégie permet bien d’améliorer le confort durant les plages d’occupation, assurant la température désirée, jusqu’à la fin de la période (Point A sur la figure). De même, la relance est effectuée de telle sorte que la température rejoint la consigne dès la nouvelle plage d’occupation. La relance du chauffage est fonction de l’horizon de prédiction, qui rappelons-le est de 5h. Avec ces paramètres de réglage, les écarts entre la référence et la température sont quasi nuls, le critère pourrait finalement être interprété comme le devoir d’assurer le confort tout en minimisant l’énergie, ou du moins une image de celle-ci, traduite mathématiquement par le carré de u . C’est ce constat qui nous a amenés à modifier le critère quadratique : pourquoi ne pas alors chercher à minimiser directement l’énergie sous contraintes de confort. Le problème devient alors un problème d’optimisation linéaire, qui va être défini dans le paragraphe suivant.

D’un critère quadratique à un critère linéaire

Le critère à minimiser sur l’horizon de prédiction est donc l’énergie dépensée, ce qui se traduit mathématiquement par

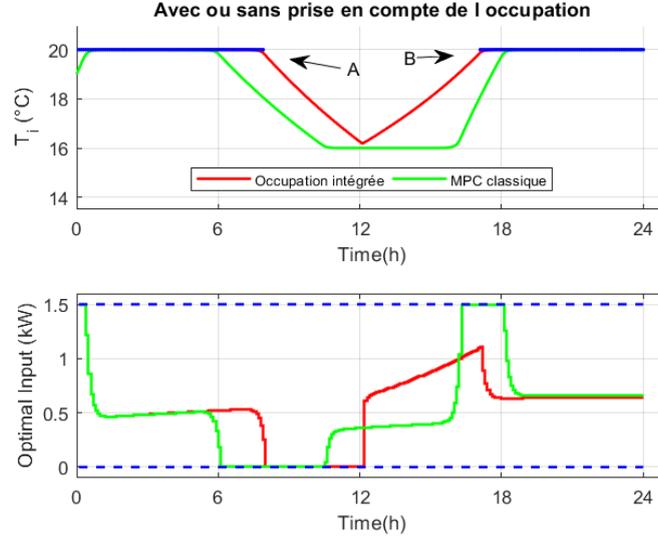


FIGURE 3 – Comparaison entre les deux approches : régulation classique et régulation avec prise en compte de l’occupation. L’horizon de prédiction est de 5 heures.

$$J(U(K|k)) = \sum_{l=0}^{N_p-1} (u(k+l|k)) = \mathbf{1}_{N_p}^T U(K|k) \quad (14)$$

sous les contraintes de température de confort, qui ne doivent être satisfaites que lorsque la pièce est occupée⁶ :

$$Y(K+1|k) \geq \mathbf{OCC}(k)W(K+1|k) \quad (15)$$

L’ajout de cette contrainte sur la sortie peut avoir une conséquence importante sur la faisabilité du problème d’optimisation. A-t-on suffisamment de puissance ou de temps pour laisser le bâtiment remonter en température. Afin de garantir la faisabilité de ce problème, nous introduisons des variables de relaxation de cette contrainte⁷, plus précisément une variable par contrainte pouvant être relâchée. Notons $\mathcal{E}(K+1|k) \geq \mathbf{0}_{N_p}$ le vecteur de ces variables d’écart. La contrainte (15) est relâchée comme suit :

$$Y(K+1|k) + \mathcal{E}(K+1|k) \geq \mathbf{OCC}(k)W(K+1|k) \quad (16)$$

Ce dernier peut aussi être explicité pour faire apparaître directement la séquence de commande, en utilisant les matrices de prédiction. Cela donne, sous une forme plus standard d’un problème de programmation linéaire :

$$H_u U(K|k) + \mathcal{E}(K+1|k) \geq \mathbf{OCC}(k)W(K+1|k) - Fx(k) \quad (17)$$

L’utilisation de ces variables sont pénalisées judicieusement afin qu’elles ne soient utilisées que pour des raisons de faisabilité du problème d’optimisation. En pratique, il suffit de les ajouter au critère d’optimisation, avec une pondération importante, notée $pen \gg 1$. Le nouveau critère d’optimisation devient alors :

$$\begin{aligned} J(U(K|k), \mathcal{E}(K+1|k)) &= \sum_{l=0}^{N_p-1} (u(k+l|k) + pen \ \varepsilon(k+l+1|k)) \\ &= \mathbf{1}_{N_p}^T U(K|k) + pen \ \mathbf{1}_{N_p}^T \mathcal{E}(K+1|k) \end{aligned} \quad (18)$$

6. Ce n’est pas la seule solution. On peut par exemple exprimer la contrainte avec une température minimale à respecter, qui dépend de l’occupation.

7. La terminologie anglaise est « *slack variable* ».

La résolution de ce problème avec un solveur tel `linprog` de Matlab donne les résultats de la figure 4.

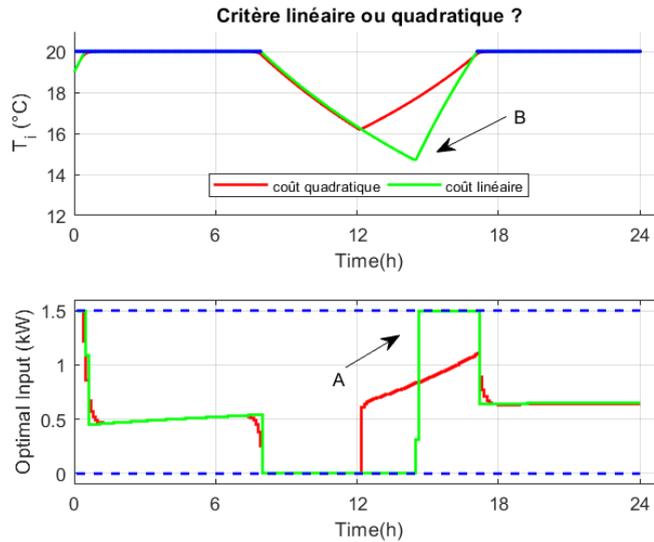


FIGURE 4 – Comparaison entre critère linéaire et critère quadratique. L’horizon de prédiction est de 5 heures.

La différence de comportement liée à une formulation linéaire du problème est bien visible : la stratégie qui minimise la consommation énergétique consiste à attendre le dernier moment (point B sur la figure) pour mettre le convecteur à 100% de ses capacités (point A). D’un point de vue thermique, il faut dans les deux cas apporter à peu de chose près la même quantité d’énergie pour le maintien en température, mais un critère quadratique va privilégier un apport d’énergie plus continu avec des petites valeurs, qu’un critère linéaire. Quantitativement, les aires des courbes de puissance sont très proches, le critère linéaire permettant uniquement un gain énergétique de l’ordre de 2 – 3%.

Mais cette approche linéaire prend une dimension supplémentaire dès que l’on veut intégrer une notion de tarification dynamique de l’énergie, comme c’est le cas en France par exemple, avec les périodes creuses, pleines ou les périodes de pic. Cette intégration se fait aisément, en modifiant le coût linéaire par la prévision de prix sur l’horizon considéré. On passe ainsi d’un problème de régulation à un problème d’économie sous contraintes de confort⁸. Avec la prévision de prix sur l’horizon de prédiction, notée $Prix(K|k)$, le critère du problème d’optimisation est ainsi transformé :

$$\begin{aligned} J(U(K|k), \mathcal{E}(K+1|k)) &= \sum_{l=0}^{N_p-1} (\text{prix}(k+l|k)u(k+l|k) + \text{pen } \varepsilon(k+l+1|k)) \\ &= \text{Prix}(K|k)^T U(K|k) + \text{pen } \mathbf{1}_{N_p}^T \mathcal{E}(K+1|k) \end{aligned} \quad (19)$$

Sa résolution amène au résultat illustré par la figure 5, dans lequel une période où l’électricité est deux fois plus chère a été ajoutée entre 17h et 19h.

La stratégie optimale consiste désormais à exploiter l’inertie thermique du bâtiment pour le surchauffer durant la plage d’inoccupation (Point A). Ce qui permet d’avoir une consommation quasi nulle durant la période où l’électricité est chère (Point B), permettant de faire de l’effacement suite à une sollicitation par les prix. Cette fois-ci, les 5 heures de l’horizon de prédiction ont été exploités, et il aurait fallu anticiper davantage pour permettre un effacement complet. Le gain économique est cette fois-ci de l’ordre de 5%. Deux choses finalement simples mais importantes sont à retenir de cette série d’expériences :

8. Une personne maîtrisant parfaitement la commande prédictive quadratique pourrait rétorquer que ceci pourrait se faire en jouant subtilement sur la pondération λ du critère quadratique, mais ce réglage là est énormément plus complexe.

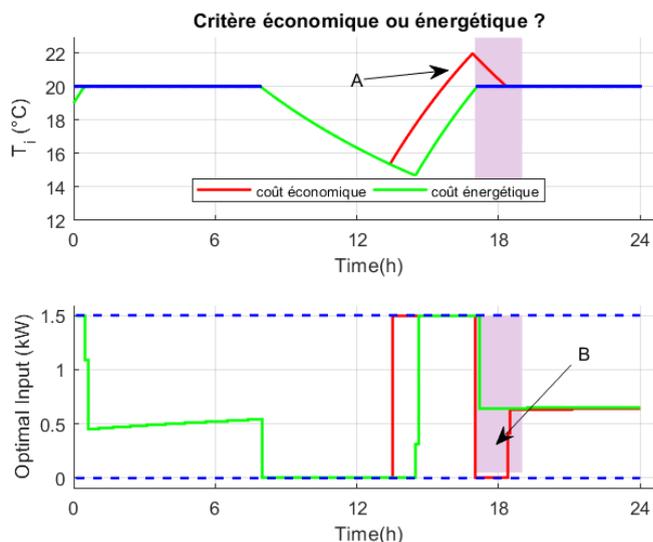


FIGURE 5 – Comparaison entre critère économique et critère énergétique. L’horizon de prédiction est de 5 heures. La période entre 17h et 19h correspond à une période où l’électricité est plus chère.

- D’abord le besoin de déterminer les flexibilités du système à piloter, qui dans notre exemple correspondent aux périodes d’inoccupation. S’il n’y a pas de flexibilité, il n’y a pas grand chose à optimiser, et un simple contrôle peut suffire.
- L’exploitation de cette flexibilité doit être traduite dans notre problème d’optimisation. Cela peut se faire facilement, comme dans le cas de l’optimisation linéaire, pour lequel il suffit d’exprimer les contraintes de confort. Facilement, en apparence seulement, car ce qui est sous entendu, c’est la capacité à bien relâcher les contraintes. Dans tous les cas, le problème sera multicritère, que nous transformerons en un critère unique, somme de plusieurs éléments antagonistes : minimiser la consommation (ou la facture) tout en assurant le confort. Si ce réglage reste très simple et intuitif dans l’exemple traité, il a été un véritable casse-tête dans certains de nos travaux. Ça a été le cas par exemple dans les travaux de thèse de Khang LE et ses volets roulants, dans lequel notre doctorant a dû jongler entre confort thermique, confort visuel, usage prématuré des moteurs sans oublier le portefeuille du client.

Les courbes obtenues dans les quatre figures précédentes, sont, rappelons-le, issues de simulations parfaites, sans aucune perturbation, ni erreur de modélisation. Il peut être intéressant de brusquer un peu ce contrôleur, et voir sa capacité à réagir aux perturbations. Dans un premier temps, nous gardons le même modèle de prédiction, tel que donné par l’équation (6). Les perturbations sont subies sur l’état qui est supposé mesuré⁹ : la température extérieure est non nulle, comme les flux solaires qui vont venir réchauffer la pièce en journée.

Dans ce cadre, les résultats obtenus sont illustrés dans la figure 6.

Les perturbations sont représentées dans les graphes 3 et 4 de cette figure. Pour ce jour particulier, la température extérieure est supérieure à 0, et donc supérieure à celle utilisée dans notre modèle de prédiction, l’énergie nécessaire à la régulation est donc moindre : (point A dans la figure). De même, la chute de température est moins brutale (point B), ce qui permet d’avoir une relance en température plus tard, tout en gardant un fort appel en puissance (point C), mais non maximal et qui est suffisant pour ne pas avoir à consommer d’énergie durant la période où l’électricité est chère (point D). Cette courbe met en avant de bonnes propriétés de robustesse de la commande obtenue. Cette robustesse est ceci dit à nuancer, car le calcul a lieu toutes les 6 minutes, ce qui ne laisse pas le temps à une dérive de s’installer. L’horizon de prédiction est de 5 heures, soit une séquence de 50 points à déterminer. On peut déjà se demander comment ce principe peut s’étendre à des cas plus complexes. Serons-nous toujours capables de résoudre le problème d’optimisation si celui-ci devient trop grand ?

9. En pratique, il faut bien entendu faire appel à un observateur.

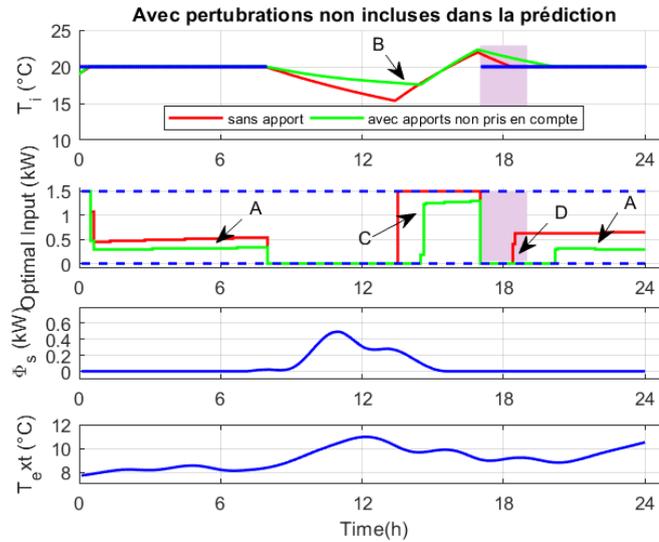


FIGURE 6 – Robustesse de la commande : les apports sont subis et non intégrés dans la prédiction. L’horizon de prédiction est de 5 heures. La période entre 17h et 19h correspond à une période où l’électricité est plus chère.

Avec une commande toutes les 6 minutes, sur un long horizon de prédiction, la commande joue à la fois le rôle de planification et de rejet de perturbation. Elle joue un rôle similaire que l’on soit en période d’occupation ou d’inoccupation. Nous verrons que nous pourrions encore améliorer ses performances en utilisant par exemple un horizon de prédiction dynamique[59]. En pratique, chaque convecteur est déjà équipé d’une régulation locale, et il ne semble pas raisonnable de venir modifier tous les contrôleurs existants. Nous verrons par la suite que l’on pourra dissocier la planification de la régulation, en proposant par exemple une structure *hiérarchisée* qui inclut les contrôleurs terminaux. Ces points seront abordés dans un chapitre ultérieur.

À la place de subir les perturbations, nous pourrions aussi nous demander quelle serait la valeur ajoutée à les inclure dans le modèle de prédiction. Nous proposons donc de faire l’exercice, en changeant le modèle de prédiction (5) et en supposant connaître parfaitement le futur : $T_{ext}(K|k)$ et $\Phi_s(K|k)$. Les résultats sont présentés dans la figure 7.

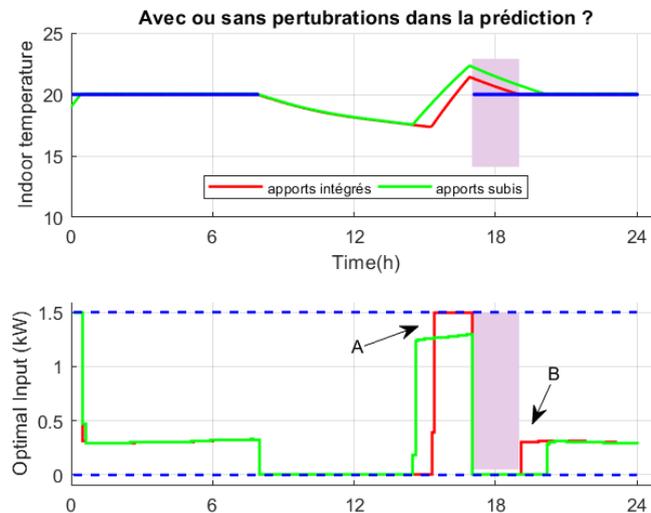


FIGURE 7 – Avec ou sans intégrations des perturbations. L’horizon de prédiction est de 5h.

On s'aperçoit que le comportement avec une connaissance parfaite des perturbations à venir revient à surchauffer le bâtiment suffisamment (Point A) pour ne pas avoir à consommer durant les périodes chères (Point B). Vu que les perturbations augmentent la température, l'horizon de 5 heures est dans ce cas largement suffisant pour permettre un effacement total. Quantitativement, une bonne intégration des prédictions permet un gain économique de 5%. Ce gain dépend évidemment du cas traité, il peut être beaucoup plus intéressant dans d'autres cas, mais la question soulevée est double : comment en pratique avoir un bon estimateur des perturbations à venir¹⁰ ? Et quelles garanties peut-on avoir si jamais les perturbations sont mauvaises, ou qu'un événement imprévu vienne bouleverser le système ? Il est naturel de se poser ces problèmes de gestion du risque dans cette politique anticipative ? Ce dernier point est au cœur de nos discussions actuelles, avec notre doctorant Jesse-James Prince, qui travaille sur la résilience des systèmes face aux événements rares. Nous aurons l'occasion de revenir sur ce point en fin de manuscrit.

Petit bilan de cette première série d'expériences

Quelles sont les premières informations à retenir de cette série d'expériences ? Que d'abord, pour optimiser le comportement d'un système, il y a un besoin fort d'identifier ses flexibilités, pour permettre à la stratégie de commande de les exploiter. Qu'il faut pour bien anticiper les besoins, être capable de prédire le comportement du système, et donc avoir un modèle de commande suffisamment bon. Qu'il faut évidemment être capable de traduire les objectifs, les contraintes et les flexibilités en objets mathématiques pour définir un problème d'optimisation. Nous avons vu que pour un même problème, il y a plusieurs façons de faire, et que les comportements peuvent être alors différents !

La traduction des objectifs en un problème d'optimisation est une étape cruciale, mais sa résolution l'est tout autant ! L'un des mots clés de ce mémoire est « systèmes complexes » que nous utilisons dans ce cas pour désigner les systèmes de grande taille. Cet effet taille se répercutera alors directement sur le problème d'optimisation. Serons-nous alors encore capable de le résoudre ?

Nous allons dans le paragraphe suivant formaliser notre vision des systèmes de grande taille, mais avant de passer à la suite, il nous semble important de rappeler quelques éléments de contexte, qui s'ils sont bien connus aujourd'hui, constituaient en 2008 de véritables enjeux économiques. Le secteur du bâtiment est connu pour être un gros consommateur d'énergie. Ce secteur a été bousculé par la réglementation thermique 2012 et les normes des bâtiments basse consommation. Dans la RT 2012, la consommation de cinq postes cibles (chauffage/climatisation, ventilation, lumière, eau chaude sanitaire, et les auxiliaires) ne doit pas être supérieure à $50kWh$ en énergie primaire par an et par mètre carré. Si cette baisse de consommation passe par le choix de matériaux de construction performants, optimisation passive du bâti, le niveau d'exigence est tel qu'un pilotage avancé des différents postes cibles est aussi nécessaire. Ce sont ces premiers résultats, que nous avons obtenus avec Daniel Moroşan et ses encadrants, qui nous ont ouvert les portes de collaborations industrielles : un partenariat avec le CSTB, une participation à la chaire Bâtir Durable et Innover, financée par Bouygues Construction, et l'amorçage d'une relation pérenne avec Delta Dore.

Avoir de tels partenaires dans nos échanges est évidemment un atout considérable pour bien comprendre les enjeux du secteur, et ses évolutions (la réglementation bâtiment responsable RBR 2020), qui ont alimenté tant notre activité de recherche (académique et industrielle) que la formation de nos élèves ingénieurs. Si d'un point de vue de l'automaticien le chauffage d'une pièce n'est pas l'ascension de l'Everest, il y a au sein du bâtiment un ensemble de systèmes hétérogènes qu'il faut pourtant coordonner pour permettre une intégration optimale dans leur environnement. Est-ce que le bâtiment peut se transformer en un acteur énergétique, capable de s'effacer suite à des sollicitations du réseau ? Comment peut-on favoriser l'auto-consommation ? Comment éviter les pics de charges ? Comment trouver des solutions qui puissent être suffisamment simples à régler pour être déployées à grande échelle ? Bref, énormément de questions pratiques, que nous avons formalisées, structurées, année après année au sein de notre équipe. Et nous verrons par la suite, qu'au delà des réponses pratiques que nous avons apportées, se cachent deux véritables thématiques de recherche plus académiques :

10. Ce point fait l'objet de nombreuses discussions avec notre collègue Pierre Haessig, qui prône du stochastique et de l'analyse du passé pour savoir le futur.

- Pour arriver à des solutions optimales et qui répondent aux besoins industriels, nous ne pouvons plus piloter ces systèmes indépendamment les uns des autres. En revanche, de par leur l'hétérogénéité, ces systèmes ne peuvent plus être abordés de manière traditionnelle - centralisée, mais il faut repenser les architectures de commande, déployer une famille de contrôleurs, capables de communiquer les uns avec les autres, définir ainsi ce que l'on appelle une structure de commande distribuée. Les travaux que nous avons ainsi menés se sont en grande partie intégrés dans la communauté scientifique « HDMPC », *Hierarchical and Distributed Model Predictive Control*, dont le réseau européen est toujours très actif. Ils seront présentés dans le chapitre 1.
- un mot qui a maintenant disparu du nom de notre équipe de recherche ¹¹, et qui pourtant m'a toujours suivi dès le début de mon doctorat, *hybride* : l'application de ces techniques à des systèmes hybrides, qui, comme nous le verrons constitue un véritable verrou scientifique. C'est d'ailleurs le second mot-clé caché derrière la notion de systèmes complexes. Cette spécificité fera l'objet du chapitre 2.

Qu'est-ce qu'un grand système ?

Nous avons, dans la partie précédente, défini ce grand système d'une manière très traditionnelle sans considérer finalement sa grande dimension.

$$\begin{cases} x(k+1) &= Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) &= Cx(k) \end{cases} \quad (20)$$

Dans nos travaux, ce grand système est vu comme une collection de M plus petits systèmes, qui définit ainsi une partition, qui est supposée connue et sans recouvrement. On adoptera alors l'indice i pour désigner les variables propres au sous-système (S_i) et j pour désigner l'influence des voisins de ce même sous-système. Etant donnée cette partition, on peut donc déduire de l'équation (1), l'équation locale du sous-système (S_i) :

$$\begin{cases} x_i(k+1) &= A_{ii}x_i(k) + B_{ii}u_i(k) + \sum_{j \neq i} (A_{ij}x_j(k) + B_{ij}u_j(k)) \\ y_i(k) &= C_{ii}x_i(k) + \sum_{j \neq i} C_{ij}x_j(k) \end{cases} \quad (21)$$

dans laquelle $x_i \in \mathcal{X}_i \subseteq \mathbb{R}^{n_{x_i}}$, $u_i \in \mathcal{U}_i \subseteq \mathbb{R}^{n_{u_i}}$ et $y_i \in \mathcal{Y}_i \subseteq \mathbb{R}^{n_{y_i}}$ sont respectivement l'état, la commande et la sortie du système (S_i). Et de manière évidente, on peut voir les vecteurs x , u et y comme la concaténation des variables locales :

$$x = \begin{pmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_M \end{pmatrix}, \quad u = \begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \\ \vdots \\ u_M \end{pmatrix}, \quad y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_M \end{pmatrix}$$

Tout comme les matrices A , B et C de notre système qui sont structurées ainsi :

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & A_{12} & \dots & A_{1M} \\ A_{21} & A_{22} & \dots & A_{2M} \\ \vdots & & \vdots & \\ A_{M1} & A_{M2} & \dots & A_{MM} \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} B_{11} & B_{12} & \dots & B_{1M} \\ B_{21} & B_{22} & \dots & B_{2M} \\ \vdots & & \vdots & \\ B_{M1} & B_{M2} & \dots & B_{MM} \end{pmatrix}, \quad C = \begin{pmatrix} C_{11} & C_{12} & \dots & C_{1M} \\ C_{21} & C_{22} & \dots & C_{2M} \\ \vdots & & \vdots & \\ C_{M1} & C_{M2} & \dots & C_{MM} \end{pmatrix}$$

Ces interactions peuvent aussi se retrouver dans le critère (des systèmes indépendants ayant un objectif commun, ...) mais aussi dans les contraintes, comme le partage de ressource par exemple. Une possibilité est d'adopter une famille de contrôleurs indépendants qui finalement négligent ces influences des voisins, ou qui les traitent comme des perturbations, amenant ainsi à proposer des commandes issues de synthèse robuste [54]. Mais de telles techniques ne peuvent être adaptées lorsqu'il faut, en plus, assurer des contraintes globales.

11. L'équipe de recherche Automatique des Systèmes Hybrides s'appelle depuis 2017 l'équipe d'Automatique.

Structures de commande : centralisée, décentralisée ou distribuée ?

A regarder rapidement l'expression du grand système (20) et la résolution du problème de commande associé (problème 1), on pourrait toujours envisager un seul contrôleur qui gère ce système, comme l'illustre la figure 8. On parle alors de commande centralisée. Le résultat, du moins de l'optimisation dans un cadre théorique avec un modèle parfait, ne peut être amélioré car, dans ce problème, tout est pris en compte : l'objectif global, les contraintes à respecter, les couplages entre les sous-systèmes. Pourquoi alors chercher autre chose ? On peut d'abord imaginer que, vu la taille du système, ce problème d'optimisation devienne rapidement trop complexe à résoudre. Ceci était vrai il y a une bonne dizaine d'années, cela l'est beaucoup moins aujourd'hui tant la puissance de calcul des ordinateurs s'est améliorée. De plus, les ingénieurs du numérique qui codent les algorithmes de résolution ont déjà énormément optimisé leur code en termes de performance, exploitant aussi la structure des matrices, si elles sont creuses par exemple. Si l'efficacité de la résolution reste un enjeu important, ce n'est pas l'argument principal qu'il faut retenir pour développer des structures de commande distribuées, mais plutôt les suivants :

- Avant même d'être capable de résoudre un grand problème, la question préalable est : est-on capable même de le poser ?
- Un seul contrôleur implique donc l'omniscience, qui a alors une vue complète sur tous les sous-systèmes, et qui ne permet pas de garantir une certaine *confidentialité* ou *intimité* dans un sous-système. C'est particulièrement vrai si on se place par exemple à l'échelle d'un quartier, où un gestionnaire unique viendrait piloter chacun des postes de consommation/équipements des habitations et des bâtiments tertiaires, ayant accès à toutes les informations d'un procédé industriel, ou encore du mode de vie de tous les individus.
- Cette méthode n'est pas compatible avec des structures type *plug and play*, variant dans le temps : Si un acteur veut s'ajouter, ou se retirer du dispositif de contrôle, il faut alors redéfinir tout le problème d'optimisation. Un exemple parmi d'autres est la gestion des recharges d'un parc de véhicules électriques.
- Si le contrôleur central tombe en panne, c'est tout le système qui s'écroule, contrairement à une famille de contrôleurs, qui, si l'un d'entre eux tombait en panne devrait avoir de meilleures propriétés de résilience.

Pour ces raisons, les travaux actuels privilégient des structures où chaque contrôleur est responsable de « son » système. Nous avons dans la description des équations locales mis en évidence les interactions entre les sous-systèmes, tout comme dans les contraintes et l'objectif.

Il y a donc de nombreuses combinaisons possibles liées aux interactions entre les sous-systèmes, que ce soit dans les dynamiques, couplage par les entrées, les états, les sorties, dans les contraintes, ou dans les objectifs. A cela s'ajoute la nature des systèmes considérés, leur linéarité ou leur non linéarité, les propriétés de la fonction objectif et des contraintes à satisfaire. Et pour chaque configuration, il n'a pas unicité dans la façon de résoudre le problème. C'est pourquoi la littérature est riche dans le domaine, et il est difficile de sortir de cette analyse bibliographique une méthode universelle qui surclasse toutes les autres. A titre d'exemple pour illustrer la diversité de ces méthodes, le livre [52] recense 35 méthodes toutes s'attaquant à une variété de problèmes différents.

Sans vouloir donner une classification exhaustive, on peut dégager de ces travaux, trois grandes familles de structuration du contrôleur, comme l'illustre la figure 8 :

- Les structurations centralisées. Un seul contrôleur est en charge de tous les systèmes. *Big Brother* non seulement nous observe mais nous contrôle aussi. Elle offre la meilleure solution possible et sera donc utilisée comme référence pour comparer les autres approches.
- Les structurations décentralisées. Chaque sous-système est piloté de manière indépendante par son propre contrôleur. Les interactions sont donc négligées dans le modèle de commande utilisé, et l'on mise sur la robustesse de la boucle fermée pour compenser leurs influences. Les interactions peuvent aussi être considérées comme des perturbations, c'est pourquoi on peut trouver des solutions émanant de synthèse de contrôleurs robustes.
- Les structurations distribuées. Si chaque système a son propre contrôleur, ces derniers communiquent entre eux pour intégrer le comportement des autres. On pourrait distinguer deux cas : dans le premier la partie « Communication » est réduite à la transmission de l'information entre les contrôleurs, dans le second, ce module peut aussi être acteur et modifier les informations fournies pour les modifier de façon adéquate pour accroître encore la qualité

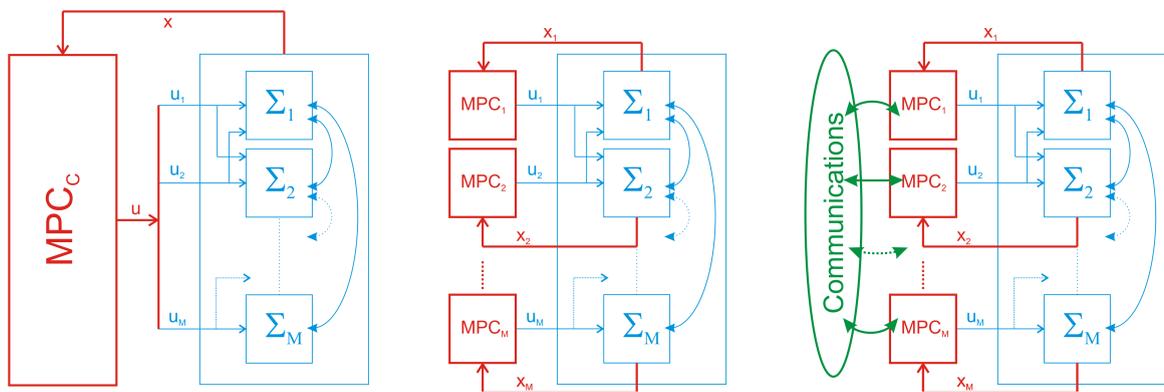


FIGURE 8 – Différentes architectures pour piloter un système de grande taille. À gauche, la solution centralisée a une vision globale de tout le système. Au milieu, la solution décentralisée néglige les interactions. À droite, la solution distribuée met en place des échanges entre les contrôleurs locaux.

des commandes.

Sans être grands, les problèmes apparaissent déjà

Afin de bien comprendre les enjeux et challenges de la commande prédictive distribuée, nous proposons de regarder différents algorithmes de commande sur cet exemple académique très basique, défini par le modèle d'état suivant :

$$\begin{cases} x_1(k+1) &= 1.3x_1(k) + 3.5u_1(k) + 2u_2(k) \\ x_2(k+1) &= 1.5x_2(k) + 3u_2(k) + \mathbf{b}_{21}u_1(k) \end{cases} \quad (22)$$

Nous verrons donc ce « grand » système comme la composition de deux petits systèmes qui interagissent par les entrées. Les valeurs numériques choisies sont issues d'un hasard presque total, et l'élément important est le deuxième paramètre de couplage b_{21} que nous allons faire varier au fil des expériences. L'objectif de commande proposé est la minimisation du critère suivant :

$$J(U(K|k), x(k)) = X(K+1|k)^T X(K+1|k) + U(K|k)^T U(K|k) \quad (23)$$

Le problème de commande prédictive résultant peut alors être résolu, comme un problème d'optimisation quadratique comme nous l'avons vu précédemment. Cette solution sera appelée solution centralisée, qui est en soi, la meilleure solution possible. Mais pour toutes les raisons évoquées, nous allons chercher à résoudre ce problème *autrement*, avec un contrôleur par système. Il faut donc manipuler ces équations et ces fonctions et contraintes pour exhiber les problèmes d'optimisation locale que devront résoudre chacun de ces contrôleurs.

La forme quadratique du critère (23) est particulièrement intéressante, car nous pouvons directement écrire ce critère comme la somme de deux critères locaux.

$$J(U(K|k), x(k)) = \sum_{i=1,2} \left(X_i(K+1|k)^T X_i(K+1|k) + U_i(K|k)^T U_i(K|k) \right) \quad (24)$$

Si cette écriture compacte est intéressante, car elle découple les objectifs des deux sous-systèmes, il n'en reste pas moins que les interactions entre les systèmes sont présentes mais masquées dans les modèles locaux de prédiction, que l'on pourrait écrire sous la forme :

$$X_i(K+1|k) = F_i x_i(k) + H_{u_i} U_i(K|k) + H_{u_j} U_j(K|k) \quad (25)$$

Il y a donc un besoin pour un contrôleur local d'avoir une idée de ce que l'autre, ou les autres en général, vont faire, si on veut être optimal et se rapprocher de la solution centralisée. Mais avant de chercher compliqué, pourquoi ne pas négliger ces influences, et faire comme si finalement chaque système était indépendant. On définit dans ce cas une *commande décentralisée*¹². On peut intuitionner que cette démarche ne donnera pas de trop mauvais résultats si les couplages entre les systèmes restent faibles, et en pratique on pourra compter sur la robustesse de la boucle fermée pour ne pas être trop sensible à ces approximations. Le modèle de prédiction (25) est alors modifié comme suit :

$$X_i(K+1|k) = F_i x_i(k) + H_{u_i} U_i(K|k) \quad (26)$$

Une autre solution simple, et qui constituera notre premier mécanisme de distribution, est de mettre en place une *communication* entre les contrôleurs. Plus précisément, un *protocole itératif*¹³ est mis en place dans lequel, itération après itération, les contrôleurs se servent des solutions obtenues à l'itération précédente pour mettre à jour leur modèle de prédiction et résoudre un nouveau problème d'optimisation. Notons p la variable qui représente l'itération de négociation. Comme tout mécanisme itératif, il faut l'initialiser et trouver un critère d'arrêt. Dans un premier temps, pour l'initialisation, nous pouvons supposer que les voisins n'influencent pas le sous-système considéré, ce qui revient à initialiser la procédure par la résolution du problème décentralisé :

$$U_j^{(0)} = \mathbf{0}_{n_{u_j} N_p}$$

12. On trouve dans la littérature énormément de définitions différentes de commande décentralisée. Pour nos travaux, ce cadre sera défini quand on néglige les influences entre les sous-systèmes.

13. Toutes les itérations sont mise en place pour résoudre le problème de commande à l'instant k , et nous supposons que le temps que la procédure met à converger est suffisamment petit pour être négligé temporellement.

Un critère d'arrêt est par exemple un nombre fixé a priori d'échanges, noté N_{iter}^{\max} .
A l'itération (p), le modèle de prédiction utilisé est alors :

$$X_i(K+1|k) = F_i x_i(k) + H_{u_i} U_i(K|k) + H_{u_j} U_j^{(p-1)}(K|k) \quad (27)$$

Que ce soit à l'aide du modèle de prédiction décentralisé (26) ou qui intègre les intentions des voisins (27), le problème d'optimisation du contrôleur local peut être défini de manière complètement découplée, comme suit :

Problème 2. [Problème de commande prédictive du contrôleur i] Etant donné l'état courant $x_i(k)$ du système considéré, et les intentions des voisins $U_j^{(p-1)}(K|k)$, l'objectif est de minimiser le problème d'optimisation suivant :

$$\mathcal{P}_i : \begin{cases} J_{d,i}^* = \min_{U_i(K|k)} \left(X_i(K+1|k)^T X_i(K+1|k) + U_i(K|k)^T U_i(K|k) \right) \\ s.l.c. : X_i(K+1|k) = F_i x_i(k) + H_{u_i} U_i(K|k) + H_{u_j} U_j^{(p-1)}(K|k) \end{cases} \quad (28)$$

Les problèmes d'optimisation des contrôleurs locaux étant définis, cette première procédure itérative peut donc se formaliser comme dans l'algorithme 1.

Algorithme 1 PREMIER MÉCANISME : COMMUNICATION-BASED MPC.

Entrée(s) $\forall i, U_i^{(0)}(K|k) = \mathbf{0}_{n_{u_i} N_p}$. Chaque agent récupère son état courant $x_i(k)$. $p = 1$.

tant que $p \leq N_{\text{iter}}^{\max}$ **faire**

En parallèle, pour chaque agent i : Récupération des intentions des voisins $U_j^{(p-1)}(K|k)$, puis chaque agent résout son problème d'optimisation (28), et obtient sa séquence optimale, notée $U_i^{(p)}(K|k)$.

Les agents communiquent leur solution aux autres agents.

$p = p + 1$

fin du tant que

Sortie(s) Chaque agent applique le premier élément de sa séquence de commande $u_i(k) = u_i^{(N_{\text{iter}})}(k|k)$

Cet algorithme a été appliqué au cas d'étude décrit par les équations (22), et les résultats obtenus sont présentés dans la figure 9. Le résultat de la première itération correspond bien à la solution décentralisée et on s'aperçoit sur cet exemple très simple qu'en peu d'itérations, la solution a convergé vers la solution optimale. Si la convergence est garantie, et on peut le prouver mathématiquement, on peut remarquer, qu'il y a un léger écart entre les deux solutions obtenues, comme l'illustre la partie droite de la figure.

Même si cet écart (point A) est faible, on peut naturellement se demander comment celui-ci peut évoluer dans d'autres exemples. L'intuition nous dicte que le poids du couplage joue un rôle dans cet écart. Nous proposons de voir l'influence du couplage sur cette convergence, en jouant sur la valeur du paramètre b_{21} . Les résultats sont présentés sur la figure 10.

On peut constater que lorsque l'on augmente la valeur du couplage entre les deux systèmes, non seulement la solution trouvée par le mécanisme de communication s'éloigne de la solution centralisée mais elle peut aussi diverger. Toujours sur cet exemple, on peut évaluer la sous-optimalité de la solution obtenue par rapport à la solution centralisée, comme l'illustre la figure 11, obtenue par le calcul suivant :

$$S_{opt} = 100 \frac{\|J_d^* - J_c^*\|}{J_c^*}$$

On s'aperçoit qu'un tel mécanisme non seulement peut diverger, mais peut aussi conduire à appliquer une solution moins bonne que la solution décentralisée, qui néglige les interactions, phénomène qui dans cet exemple arrive dès que b_{21} dépasse 6.

Cette série d'expériences est inspirée des travaux de Venkat [82, 83], dans lequel les auteurs prouvent que ce genre de mécanisme conduit à un équilibre de Nash, qui peut être asymptotiquement stable, plus ou moins proche de la solution optimale, mais qui peut aussi être instable. Elle

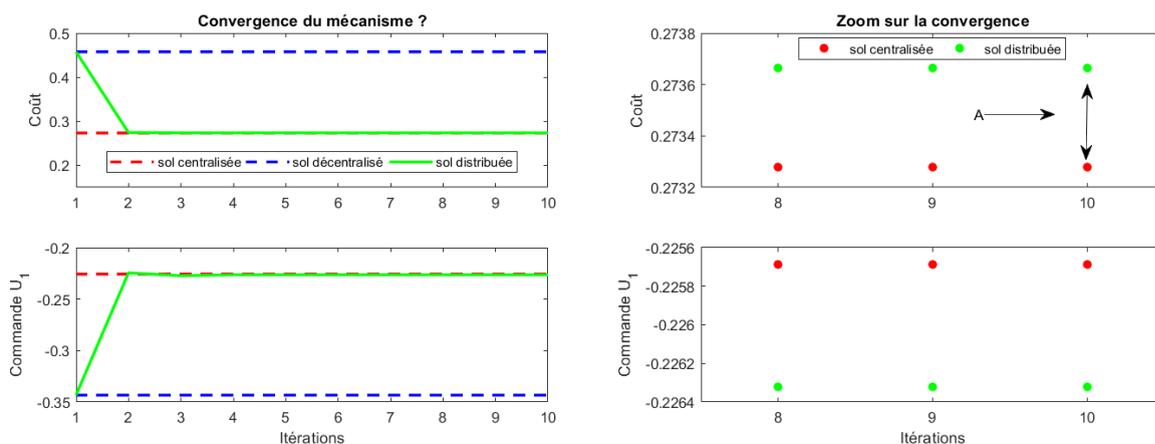


FIGURE 9 – Comparaison solution centralisée ou distribuée selon l’algorithme 1. Le couplage $b_{21} = 0.1$ entraîne une proximité de la solution obtenue par rapport à la solution centralisée, mais cette proximité est non nulle !

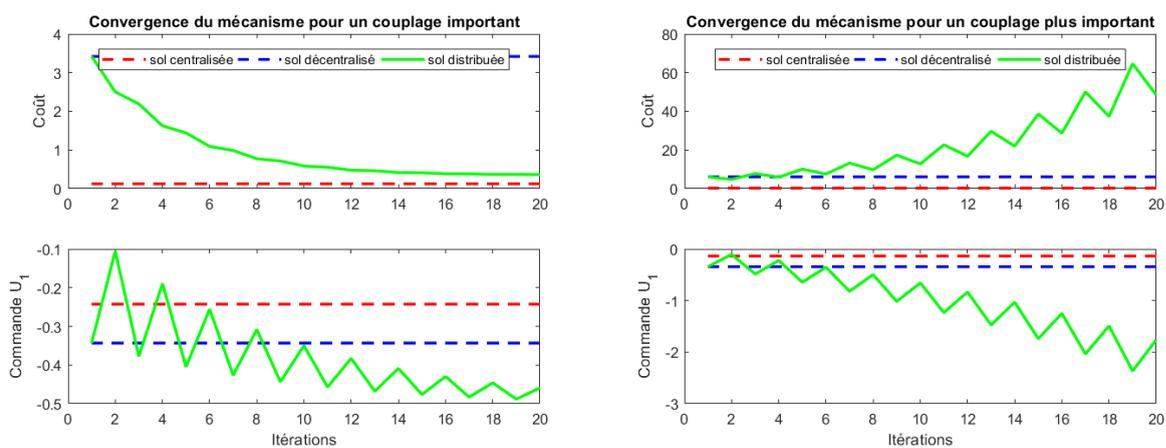


FIGURE 10 – Différents comportements du mécanisme en fonction de la valeur du couplage. A gauche, il y a encore convergence, mais avec un écart un peu plus important. Sur la figure de droite, le mécanisme diverge.

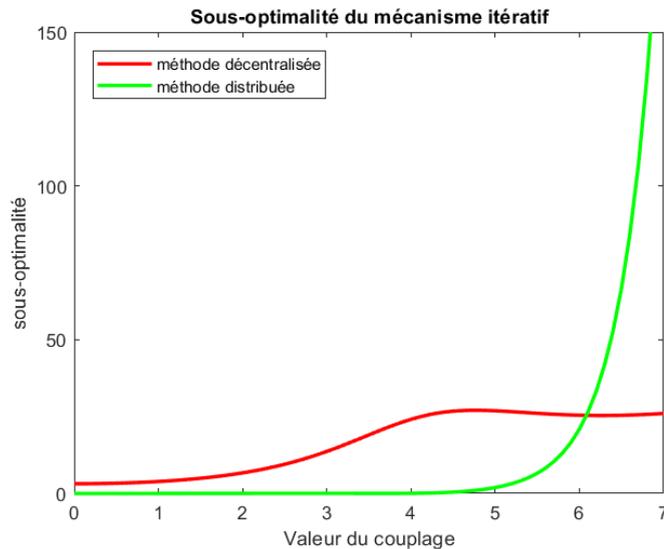


FIGURE 11 – Sous-optimalités induites par les différentes méthodes (décentralisée et par communication).

constitue le contenu du premier cours du module « Commande pour les grands systèmes » dispensé aux élèves de la majeure de troisième année, car elle permet aux élèves de se familiariser avec les notations et les ingrédients de la commande prédictive distribuée, c'est-à-dire, une structure dans laquelle les différents contrôleurs vont communiquer et itérer mais de telle sorte que la solution obtenue converge sur la solution optimale ou du moins s'en rapproche le plus possible. Et elle les sensibilise aux risques et questions soulevés par ce genre de mécanisme : si communiquer est essentiel, que faut-il communiquer ? Comment mettre en place le mécanisme itératif et quand l'arrêter ? Est-on sûr de converger ? ...

Petit bilan de cette seconde série d'expériences

Ce que nous pouvons retenir de cette seconde série d'expériences est que pour passer d'une structure de commande centralisée à une architecture distribuée, différentes étapes sont nécessaires :

- Un travail autour du critère d'optimisation et du modèle de prédiction, pour arriver à obtenir une optimisation locale totalement découplée. Ce travail peut être plus ou moins direct en fonction de la nature de problème étudié. Comme nous le verrons, c'est souvent la nature mathématique (linéaire, quadratique ou autre) qui va induire la façon de reformuler le problème initial, la dualité lagrangienne par exemple, en imposant à la fois le problème d'optimisation local et les informations que doivent échanger les contrôleurs.
- Une analyse de la qualité de la solution obtenue. Celle-ci peut être effectuée a priori, en exploitant les propriétés mathématiques du problème, ou a posteriori par simple constatation expérimentale, tant les preuves rigoureuses sont difficiles à obtenir. La qualité obtenue peut se traduire en terme de sous-optimalité, et celle-ci peut dépendre du nombre d'itérations du protocole mis en place. A chaque étape, avoir un encadrement de la solution trouvée par rapport à la solution optimale (borne supérieure, borne inférieure) constitue un plus ou peut être utile à la définition du critère d'arrêt.

Structuration du document

La présente introduction a eu comme objectifs de familiariser le lecteur avec la commande prédictive et son formalisme d'une part, et des problématiques qu'elle soulève quand on cherche à l'adapter à des grands systèmes : le besoin d'adopter une solution distribuée, dans laquelle une famille de contrôleurs doivent communiquer pour se rapprocher autant que possible de la solution

centralisée, si elle existe. Les questions soulevées, et les réponses que nous avons apportées seront présentées dans la suite du manuscrit, qui s'organise ainsi :

- L'un des enjeux est donc de trouver quels mécanismes peuvent être utilisés dans le cadre de la gestion de l'énergie au sein d'un bâtiment, qui constitue un axe applicatif majeur de nos travaux. Nos propositions pour cette question seront abordées plus en détails dans le chapitre suivant. En particulier, nous y verrons comment les couplages thermiques peuvent être pris en compte pour améliorer l'efficacité énergétique de la régulation en température, qui ont été au cœur de nos premiers travaux. Comme nous l'avons vu avec le premier exemple, la commande prédictive peut jouer à la fois le rôle de planification et de régulation. En pratique, au sein d'un bâtiment, la plupart des systèmes de chauffage ou de climatisation ont déjà des régulateurs locaux, qu'il n'est pas raisonnable de modifier un par un. Cet argument nous pousse alors à dissocier régulation de planification en exploitant des structures hiérarchisées, dans lequel la commande prédictive assure le niveau haut. Au delà du chauffage, il y a finalement au sein d'un bâtiment un ensemble de systèmes à piloter dont les échelles de temps sont très différentes : de l'inertie thermique de plusieurs heures, à des contraintes de puissance électrique quasi instantanées qu'il faut respecter. Là encore, une structure hiérarchisée offre une réponse intéressante à ces aspects multi-échelles de temps. Ce sont ces points qui seront traités dans le chapitre 1.
- Naïvement, nous avons utilisé ces techniques de distribution à des systèmes pilotés par des mode de marche/arrêt [10], avec des résultats prometteurs mais dont quelques petits détails ont attisé notre curiosité. Ce sont ces petits détails qui ont fait émerger toute une thématique particulière, à savoir l'extension de nos travaux de commande prédictive distribuée aux systèmes hybrides. Ces points seront abordés dans le chapitre 2, où nous verrons plusieurs approches pour structurer les échanges entre les contrôleurs pour lever une partie des verrous posés par la nature hybride des systèmes.
- Comme nous l'avons déjà évoqué, la qualité de la solution obtenue repose sur plusieurs ingrédients qui en pratique peuvent poser de véritables problèmes. Notre travail et nos échanges avec les industriels nous ont aussi amenés à voir, dans la mesure du possible comment les belles stratégies développées pouvaient être mise en œuvre sur leur système. En particulier, elle repose sur notre capacité à trouver un bon modèle de prédiction par exemple, qui pour des grands systèmes peut être complexe, et qui avant identification pose même un problème d'identifiabilité. Notre besoin de résoudre des problèmes d'optimisation, mais comment faire si nos contrôleurs n'ont pas de capacité de calcul ? Ce sont ces différents points qui seront abordés dans le chapitre 3.
- Les perspectives de recherche qui en découlent, seront présentées dans la dernière partie de ce manuscrit (Partie III).

Chapitre 1

Commandes prédictives distribuées et hiérarchisées pour la gestion de l'énergie dans un bâtiment

Nous allons dans cette partie exposer nos contributions pour la gestion de l'énergie au sein d'un bâtiment. Nous nous focaliserons dans un premier temps à la gestion de la régulation thermique dans un cas multizone. Dans un second temps, nous verrons comment utiliser les méthodologies développées à d'autres postes de consommation et plus généralement aux problèmes d'adéquation entre production, consommation et stockage. Les résultats présentés sont issus principalement des travaux de thèse de Daniel Morosan[56] et d'Antoine Lefort[45]. La production scientifique ayant beaucoup évolué entre le moment où ces travaux ont été menés et aujourd'hui, nous ne les confronterons pas à un état de l'art complet remis au goût du jour, ni à celui de l'époque, celui-ci étant présent dans les articles mentionnés. Malgré tout, nous nous efforcerons d'expliquer nos choix en regard de l'existant et d'exhiber le cheminement qui a été le nôtre.

1.1 Commande prédictive distribuée pour la régulation thermique dans les bâtiments.

1.1.1 Prise en compte du couplage thermique : une nécessité

Nous avons dans la première partie du document mis en œuvre la commande prédictive pour gérer la température au sein d'une pièce, et profiter de l'intermittence de l'occupation pour apporter de la flexibilité dans la gestion (voir exemple 3). Nous pouvons donc naturellement étendre ce principe à la gestion de la température dans plusieurs pièces. Entre deux pièces adjacentes, il y a des transferts thermiques, liés au gradient de température. Prenons l'exemple de trois pièces adjacentes, dont la pièce du milieu est inoccupée. D'un point de vue individuel, le chauffage de celle-ci doit-être coupé, mais d'un point de vue global, n'est-il pas préférable qu'il contribue à faire diminuer la facture énergétique en maintenant la pièce à une certaine température ?

En supposant que l'on puisse modéliser ces transferts, une commande prédictive centralisée permet de répondre à cet enjeu : d'optimiser le pilotage de l'ensemble des systèmes de chauffage dans un souci collectif : le confort thermique de tous à un coût énergétique minimal. Se pose ensuite une seconde question, comment généraliser ce principe à un bâtiment de grande taille et développer une solution distribuée.

Avant de pouvoir répondre à ces deux questions, il y a d'abord un choix à faire quant à la modélisation des couplages thermiques entre deux pièces. Ils se font au travers des murs, par des échanges d'air par infiltration, en convection et en radiation. Autant de complexité que l'on peut décider d'intégrer ou non dans le modèle de commande, et qu'il est courant de modéliser par des

échanges entre les états du système. Si l'on repart sur un modèle d'une pièce à deux états (3), cela amène à considérer pour l'influence d'une pièce sur l'autre quatre couplages.

Le choix que nous avons fait dans nos travaux [57] est d'imposer un couplage par les sorties, qui correspond à une forme très particulière de couplage par l'état, qui peut sembler conservatrice mais qui va, comme nous le verrons simplifier les échanges entre les contrôleurs. Pour ne pas alourdir les notations, les perturbations extérieures (irradiation solaire, température extérieure, ...) ne sont pas présentées ici, mais peuvent être incluses comme nous l'avons vu précédemment. Ceci donne alors le modèle local comme suit :

$$\begin{cases} x_i(k+1) &= A_{ii}x_i(k) + B_{ii}u_i(k) + \sum_{j \in \mathcal{N}_i} (B_{ij}y_j(k)) \\ y_i(k) &= C_{ii}x_i(k) \end{cases} \quad (1.1)$$

Les couplages sont donc modélisés au travers des matrices B_{ij} et finalement les sorties des autres systèmes sont vues comme des entrées, au sens de l'automaticien, pour le sous-système considéré, et qui peuvent être vues comme des perturbations. Notons que nous avons inclus la notion de voisinage \mathcal{N}_i de la pièce i qui permet de ne prendre en compte explicitement que l'influence de certaines pièces. L'intérêt d'une telle démarche est double : elle va simplifier l'obtention des modèles lors de la phase d'identification. Elle va aussi structurer les échanges entre les contrôleurs, car chaque contrôleur ne communiquera alors qu'avec son voisinage. En pratique, on peut évidemment s'interroger sur la construction de ce voisinage, comment d'un grand système arrive-t-on à ce découpage en sous-systèmes en interaction, et avec quelles méthodologies. La littérature est vaste sur le sujet, et dans notre cas, le voisinage s'est construit dès que deux pièces ont un mur commun.

De ce modèle local, on peut par composition construire le modèle global, comme dans l'équation (20), dans lequel

$$A = \begin{pmatrix} A_{11} & B_{12}C_{22} & \dots & B_{1M}C_{MM} \\ B_{21}C_{11} & A_{22} & \dots & B_{2M}C_{MM} \\ \vdots & & \ddots & \\ B_{M1}C_{11} & B_{M2}C_{22} & \dots & A_{MM} \end{pmatrix}$$

$$B = \begin{pmatrix} B_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & B_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & B_{MM} \end{pmatrix}, \quad C = \begin{pmatrix} C_{11} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & C_{22} & \dots & 0 \\ \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & C_{MM} \end{pmatrix}$$

Dans la matrice A , les termes $B_{ij}C_{jj}$ peuvent être nuls en fonction des définitions des voisinages. Ce modèle sera utilisé pour la commande centralisée, afin de pouvoir comparer les résultats fournis par les méthodes distribuées. Le critère d'optimisation global est la somme de critères locaux, qui optimise un compromis entre confort en cas d'occupation et facture énergétique.

$$J(U(K|k), x(k)) = \sum_{i=1}^M J_i(U_i(K|k), Y_i(K+1|k)) \quad (1.2)$$

Le point qui est important est la construction du modèle de prédiction local, qui comme pour le cas introductif 2, va pouvoir s'exprimer ainsi :

$$X_i(K+1|k) = F_i x_i(k|k) + H_i U_i(K|k) + \sum_{j \in \mathcal{N}_i} H_{ij} Y_j(K|k) \quad (1.3)$$

équation dans laquelle les matrices F_i , H_i et H_{ij} s'obtiennent explicitement par récurrence comme précédemment.

L'étape manquante pour définir le problème local est l'intégration de $Y_j(K|k)$. Comme pour notre second exemple introductif (22), nous pouvons négliger ces interactions et définir une commande décentralisée. Nous pouvons aussi mettre en place un mécanisme itératif, dans l'esprit de celui de l'algorithme 1 : au pas de temps k , et à une itération p , chaque agent résout son problème d'optimisation, à partir des prédictions des voisins obtenues à l'itération $p-1$, qui lui donne la

séquence optimale $U_i^{(p)}(K|k)$. De cette séquence optimale, il obtient alors une prévision de l'état sur l'horizon de prédiction :

$$X_i^{(p)}(K+1|k) = F_i x(k|k) + H_i U_i^{(p)}(K|k) + \sum_{j \in N_i} H_{ij} Y_j^{(p-1)}(K|k) \quad (1.4)$$

Et en déduire la prévision de sortie :

$$Y_i^{(p)}(K+1|k) = \begin{pmatrix} C_{ii} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & C_{ii} & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & C_{ii} \end{pmatrix} X_i^{(p)}(K+1|k) \quad (1.5)$$

Nous avons vu en introduction que ce mécanisme pouvait être acceptable dans certains cas, dans le sens où il peut converger, tout en étant proche de la solution optimale. Pour la régulation thermique dans le bâtiment, la chance est de notre côté car nous sommes exactement dans ces conditions !

Ce mécanisme peut s'initialiser avec $Y_j^{(0)}(K|k) = 0$. Mais les conditions sont encore plus favorables et nous pouvons aller au delà : nous pouvons nous servir du résultat obtenu à l'instant précédent $k-1$. En effet, à l'instant $k-1$, le contrôleur du sous-système j a obtenu la séquence optimale $U_j^*(K-1|k-1)$ qui lui permet de calculer la trajectoire de sortie prédite $Y_j^*(K|k-1)$. Pour être encore plus précis, à l'instant k , nous pouvons exploiter la mesure $y_j(k)$, et c'est là un des avantages de forcer un couplage par les sorties, pour mettre à jour cette séquence et prendre en compte les éventuelles perturbations ou erreurs de modélisation. La séquence de sortie qui sera envoyée aux contrôleurs voisins sera donc

$$\tilde{Y}_j^{(0)}(K|k) = \begin{pmatrix} y_j(k) \\ y_j^*(k+1|k-1) \\ \vdots \\ y_j^*(k+N_p-1|k-1) \end{pmatrix} \quad (1.6)$$

C'est cette démarche qui a été suivie pour attaquer le problème de régulation multizone par une famille de contrôleurs communicants. Elle aboutit à l'algorithme 2.

Algorithme 2 MÉCANISME : COMMUNICATION-BASED MPC WITH OUTPUT COUPLINGS

Entrée(s) Chaque agent récupère son état courant $x_i(k)$ et la sortie $y_i(k)$ et calcule $\tilde{Y}_i^{(0)}(K|k)$ calculé selon (1.6). $U_i^{(-1)}(K|k) = U_i^{(0)}(K|k) = \mathbf{0}_{n_i N_p \cdot p} = 1$.

tant que $p \leq N_{\text{iter}}^{\max}$ et $\max_i |U_i^{(p-1)} - U_i^{(p-2)}| \geq \epsilon$ **faire**

En parallèle, pour chaque agent i : Récupération des intentions des voisins $\tilde{Y}_j^{(p-1)}(K|k)$, puis chaque agent résout son problème d'optimisation (28), obtient sa séquence optimale, notée $U_i^{(p)}(K|k)$, calcule la prévision de sortie $Y_i^{(p)}(K+1|k)$ et l'utilise pour mettre à jour $\tilde{Y}_j^{(p-1)}(K|k)$:

$$\tilde{Y}_j^{(p)}(K|k) = \begin{pmatrix} y_j(k) \\ y_j^{(p)}(k+1|k) \\ \vdots \\ y_j^{(p)}(k+N_p-1|k) \end{pmatrix}$$

Les agents communiquent leur solution aux autres agents.

$p = p + 1$

fin du tant que

Sortie(s) Chaque agent applique le premier élément de sa séquence de commande $u_i(k) = u_i^{(p+1)}(k|k)$ et stocke $Y_i^{(p+1)}(K+1|k)$ pour le prochain pas de temps.

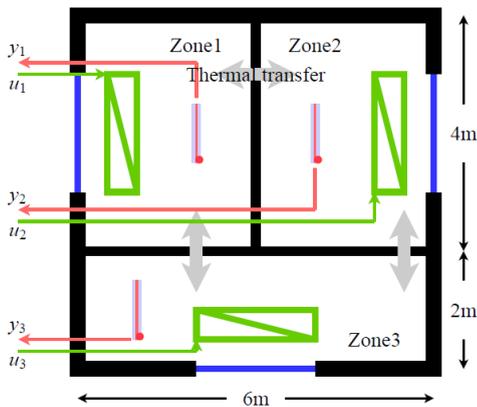


FIGURE 1.1 – Configuration du bâtiment test.

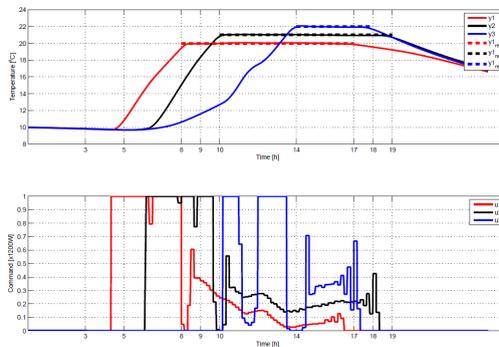


FIGURE 1.2 – Résultats obtenus par l'algorithme 2, extraits de [57].

Durant la phase de test, plusieurs essais ont été faits quant à la convergence et au nombre d'itérations requises. Dans notre cas d'application, jamais plus de 3 itérations ont été nécessaires, et les gains obtenus dès la seconde itération sont minimes. C'est pourquoi cet algorithme a été implémenté avec 1 seule itération dans l'environnement de simulation SIMBAD, pour un bâtiment de trois pièces, organisé comme l'illustre la figure 1.1. Les résultats obtenus par cette méthode sont présentés sur la figure 1.2.

Si ces résultats semblent satisfaisant d'un point de vue qualitatif, nous pouvons essayer de les comparer d'un point de vue quantitatif, et il faut distinguer le résultat de l'optimisation, qui dans notre cas est sous-optimal par rapport à la solution centralisée, et le comportement du système en boucle fermée obtenue par application de la commande. Cet aspect, que nous rencontrerons dans plusieurs de nos travaux, nécessite de définir des critères d'évaluation calculés *a posteriori*.

La facture énergétique est assez simple à exprimer, qu'elle soit en kWh ou en euros.

$$I_W = \sum_i \int_{simu} u_i(\tau) d\tau$$

Pour le critère de confort thermique, le facteur humain est très subjectif, et il dépend de plusieurs paramètres (indices PMV ou PPD par exemple). Pour le simplifier, on peut exemple définir différentes zones de confort [24]. Nous l'avons ici exprimé en fonction de la qualité de la régulation, pendant les plages d'occupation, exprimée

$$I_{th} = \sum_i \int_{occupation_i} |w_i(\tau) - y_i(\tau)| d\tau$$

Nous avons construit un benchmark pour comparer différentes stratégies de commande, dont les résultats obtenus [57] sont présentés dans la figure 1.3. Ces résultats mettent en avant l'intérêt de la commande prédictive dans un cas multizone si l'on prend en compte les couplages entre les pièces.

La solution proposée, bien que sous-optimale dans la résolution du problème d'optimisation de la boucle ouverte n'est pas en boucle fermée dominée par la stratégie centralisée. Ces travaux ont fait partie des tous premiers résultats de mise en œuvre de commande avancée pour la régulation thermique dans les bâtiments, en proposant une solution où chaque contrôleur gère sa zone, en interagissant simplement avec les contrôleurs voisins, sans faire exploser le nombre de communications, qui fait ainsi opposition à d'autres approches distribuées appliquées à notre problème [41, 50, 51]. La figure 1.3 permet un autre constat : appliquer une commande avancée de manière individualisée (solution décentralisée) n'apporte pas de meilleurs résultats qu'un régulateur PI, et qu'il faut donc, même sans trop itérer, prendre en compte les couplages thermiques entre les pièces. C'est cet argument que nous allons exploiter pour deux cas d'étude enrichis :

- Comment intégrer en plus une commande qui serait commune à toutes les pièces, situation représentative par exemple d'un chauffage principal par le sol et d'appoints électriques par

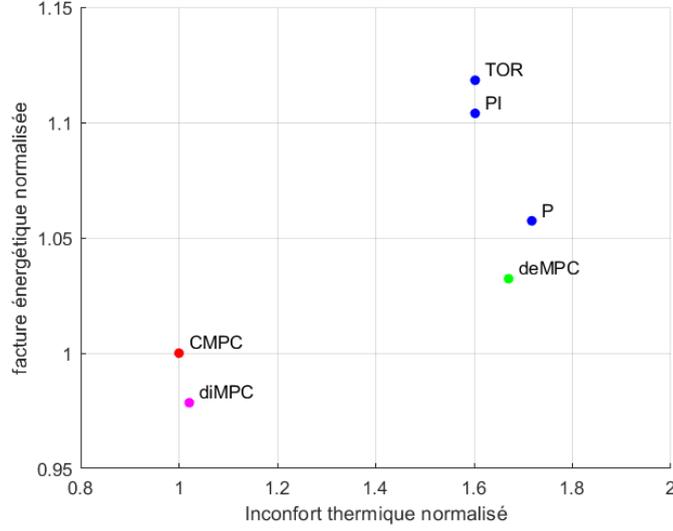


FIGURE 1.3 – Comparaison de différentes stratégies de commande sur un benchmark développé en SIMBAD.

zone ?

- Comment intégrer des contraintes de puissance globale, et faire en sorte que l'activation des systèmes de chauffage ne dépasse pas une puissance souscrite ?

1.1.2 Prise en compte d'une commande commune

Nous proposons d'abord d'intégrer une commande $u_c \in \mathcal{U}_c$ commune à tous les systèmes, en supposant dans un premier temps l'absence d'interactions entre les sous-systèmes. Cette démarche se déroule en 3 étapes :

1. La formalisation du problème de commande prédictive global, à partir des objectifs locaux.
2. La reformulation de ce problème pour exhiber la structure particulière du problème d'optimisation et le choix d'une méthode de décomposition adaptée.
3. La définition des optimisations des contrôleurs locaux et du mécanisme itératif associé.

L'expression locale d'un sous-système se définit ainsi :

$$\begin{cases} x_i(k+1) &= A_{ii}x_i(k) + B_{ii}u_i(k) + B_{ic}u_c(k) \\ y_i(k) &= C_{ii}x_i(k) \end{cases} \quad (1.7)$$

Les contraintes de confort s'expriment comme le besoin d'avoir une température désirée au dessus d'une certaine référence, en cas d'occupation :

$$\forall l = 1, \dots, N_p, \quad y_i(k+l|k) \geq occ_i(k+l|k)w_i(k+l|k) \quad (1.8)$$

Ces contraintes, comme nous l'avons déjà vu, vont être relaxées par l'introduction de variables auxiliaires $\varepsilon_i(k+l|k)$. En utilisant le modèle de prédiction et les variables auxiliaires, on peut ainsi formuler les contraintes sur l'horizon de prédiction de manière compacte :

$$H_{ic}U_c(K|k) + H_iU_i(K|k) + \mathcal{E}_i(K+1|k) \geq OCC_i(k)W_i(K+1|k) - F_ix_i(k) \quad (1.9)$$

La matrice H_{ic} est calculée comme précédemment, par récurrence. Il y a donc dans cette expression des variables d'optimisation propres au sous-système $U_i(K|k)$ et $\mathcal{E}_i(K+1|k)$, que nous allons regrouper dans un unique vecteur $U'_i(K|k) = (U_i^T(K|k), \mathcal{E}_i^T(K+1|k))^T$, et des variables extérieures $U_c(K|k)$.

On peut alors définir le problème de commande prédictive global comme suit :

Problème 3. [Problème centralisé avec commande commune] Etant donné l'état courant $x(k)$ du système considéré, l'objectif est de minimiser le problème d'optimisation suivant :

$$\mathcal{P}_c : \begin{cases} J^* = \min_{U_c(K|k), (U'_i(K|k))_{i=1,M}} C_c^T U_c(K|k) + \sum_{i=1}^M (C_i^T U'_i(K|k)) \\ \text{s.l.c. : } \forall i, U'_i(K|k) \in \mathcal{U}_i^{N_p}, \\ U_c(K|k) \in \mathcal{U}_c^{N_p}, \\ H_{1c} U_c(K|k) + H'_1 U'_1(K|k) + \begin{matrix} 0 \\ 0 \end{matrix} + \dots + \begin{matrix} 0 \\ 0 \end{matrix} \leq \begin{matrix} \mathbf{OCC}_1(k) W_1(K+1|k) - F_1 x_1(k) \\ \mathbf{OCC}_2(k) W_2(K+1|k) - F_2 x_2(k) \end{matrix} \\ \vdots \\ H_{Mc} U_c(K|k) + \begin{matrix} 0 \\ 0 \end{matrix} + \dots + \begin{matrix} 0 \\ 0 \end{matrix} + H'_M U'_M(K|k) \leq \begin{matrix} \vdots \\ \mathbf{OCC}_M(k) W_M(K+1|k) - F_M x_M(k) \end{matrix} \end{cases} \quad (1.10)$$

Plus que les expressions des différentes matrices de ce problème, ce qui est important de remarquer est la structure particulière de la matrice de contraintes, dans laquelle la variable $U_c(K|k)$ est présente dans toutes les contraintes, en revanche toutes les autres variables restent locales. Ce type de matrice est appelée *bloc angulaire duale*. Et c'est bien la présence de cette variable qui empêche le découpage facile du problème global en sous problèmes locaux.

Pour ce genre de problème d'optimisation : une programmation linéaire dans laquelle les contraintes sont décrites par une matrice bloc angulaire duale, il existe une technique de résolution de ce problème qui exploite cette forme particulière : la décomposition de Benders[7]. Nous ne rentrerons pas dans les détails de cette technique, mais en expliquons les grandes lignes : l'idée principale est de mettre en place un mécanisme itératif pour faire converger la variable commune $U_c^{(p)}(K|k)$ vers sa solution optimale. A chaque itération, la variable $U_c^{(p)}(K|k)$ est fixée, et on peut alors découpler directement le problème, l'expression d'un sous problème local étant alors :

Problème 4. [Problème local, itération de Benders] Etant donné l'état courant $x_i(k)$ du système considéré, et la valeur de la variable commune $U_c^{(p)}(K|k)$ à l'itération p , l'objectif est de minimiser le problème d'optimisation suivant :

$$\mathcal{P}_i^{(p)} : \begin{cases} J_i^{(p)} = \min_{U'_i(K|k)} C_i^T U'_i(K|k) \\ \text{s.l.c. : } U'_i(K|k) \in \mathcal{U}_i^{N_p} \\ H'_i U'_i(K|k) \leq \mathbf{OCC}_i(k) W_i(K+1|k) - F_i x_i(k) - H_{1c} U_c^{(p)}(K|k) \end{cases} \quad (1.11)$$

Et à partir de ces solutions locales, un problème d'optimisation est résolu, en dualité, pour déterminer $U_c^{(p+1)}(K|k)$. A chaque étape, il est possible de déterminer une borne supérieure et une borne inférieure au problème initial. La convergence est garantie mathématiquement et numériquement, si le problème initial a une solution bornée, ce qui est satisfait dans notre cas d'étude.

L'architecture de commande résultante est donc composée de M agents locaux, qui agissent en parallèle, et communiquent avec un autre agent, qui doit résoudre lui aussi son problème d'optimisation, appelé problème maître, puis renvoyer sa solution aux autres agents.

La formalisation précise et rigoureuse de ces problèmes, et des itérations, est donné dans le chapitre 5 de la thèse de Daniel Morosan [56], et nous n'y reviendrons pas ici. Nous avons mis en évidence un peu avant la nécessité de prendre en compte les couplages thermiques entre les pièces. Il y a donc des influences entre les sous-systèmes, et qui ne permet plus alors de définir un problème d'optimisation globale dans la laquelle la matrice de contrainte a une structure bloc angulaire duale.

L'astuce que nous avons développée est de combiner dans le processus itératif de Benders un autre processus itératif de communication entre les agents, exactement comme nous l'avons fait pour prendre en compte les couplages dans la partie 1.1.1. On vient alors modifier le problème local comme suit :

Problème 5. [Problème local, itération de communication dans l'itération de Benders] Etant donné l'état courant $x_i(k)$ du système considéré, la valeur de la variable commune $U_c^{(p)}(K|k)$ à l'itération p , et les intentions des voisins $\forall j \in \mathcal{N}_i$, $(U_j^{(p,j_{i-1})}(K|k))$: l'objectif est de minimiser le problème

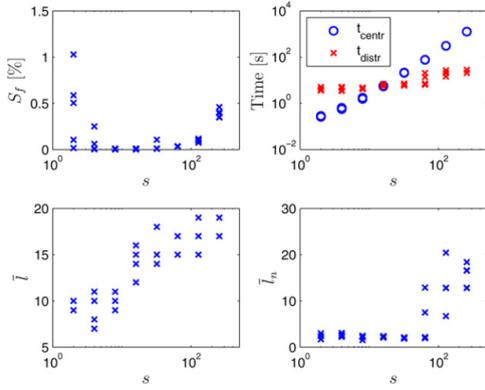


FIGURE 1.4 – Influence du nombre de pièces s sur les performances de l'algorithme, extrait de [61]. S_f représente la sous-optimalité induite, Time le temps de calcul, \bar{l} est le nombre d'itérations de Benders et \bar{l}_n le nombre moyen d'itérations imbriquées.

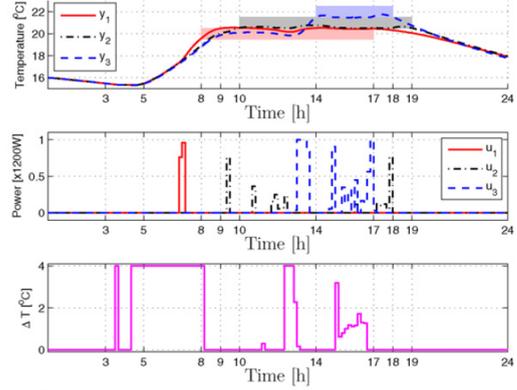


FIGURE 1.5 – Résultats obtenus par la méthode de Benders imbriquées, extraits de [61].

d'optimisation suivant :

$$\mathcal{P}_i^{(p,l_n)} : \begin{cases} J_i^{(p,l_n)} = \min_{U_i'(K|k)} C_i'^T U_i'(K|k) \\ \text{s.l.c. : } U_i'(K|k) \in \mathcal{U}_i^{N_p} \\ H_i' U_i'(K|k) \leq \mathbf{OCC}_i(k) W_i(K+1|k) - F_i x_i(k) - H_{1c} U_c^{(p)}(K|k) - \sum_{j \in N_i} H_{ij}' U_j^{(p,l_n-1)}(K|k) \end{cases} \quad (1.12)$$

Etant donné une valeur du problème maître, les sous-systèmes vont résoudre alors leur problème, en prenant en compte itérativement les intentions des voisins. Ce mécanisme pose alors deux questions essentielles, qui ont été traitées dans [58, 61], sur un cas test d'une maison composée de 3 pièces, chauffées par le sol avec un appoint électrique.

- Quelle est la sous-optimalité du mécanisme mis en œuvre ? Deux études ont été menées : sur la sous-optimalité de la résolution du problème d'optimisation (calcul en boucle ouverte) et sur l'impact de la commande et des performances en boucle fermée dans l'environnement de simulation Simbad.
- Ce double processus itératif ne va-t-il pas faire exploser le nombre de communications entre les différents agents ? Une étude a été menée sur l'impact des paramètres de réglage du contrôleur sur le nombre d'itérations requises pour la convergence.

Quelques uns de ces résultats sont rappelés dans les graphiques de la figure 1.4. Pour l'exemple traité, la sous-optimalité induite reste limitée, et le nombre de communications requises reste lui raisonnable. D'un point de vue efficacité de résolution, il faut qu'il y ait un grand nombre de pièces pour que la méthode proposée devienne plus pertinente. D'un point de vue qualitatif, la figure 1.5 met en avant l'utilisation de la commande centrale comme moyen principal de préchauffe, et l'appoint individuel n'est utilisé qu'en complément, lors des périodes de relance.

1.1.3 Prise en compte de contraintes communes

Nous avons vu que pour gérer une commande commune à tous les systèmes, il existait une technique numérique de distribution du problème qui a structuré l'architecture de notre famille de contrôleur. La plupart des systèmes étudiés sont contraints par une contraintes de puissance globale, en fonction de l'abonnement souscrit auprès du fournisseur d'énergie. Comment peut-on alors intégrer cette contrainte commune dans des contrôleurs locaux ? L'idée de base est ainsi la même : chercher une technique numérique, ici la méthode de Dantzig-Wolfe [23, 20], et l'exploiter pour modifier les critères locaux.

Comme pour l'utilisation de Benders, il faut se placer dans un cas linéaire. Ce qui est important de remarquer, c'est la structure spécifique du problème d'optimisation résultant, et tout particulièrement l'expression des différentes contraintes. En gardant des notations similaires à la partie précédente, mais en généralisant à d'autres cas que le cas du chauffage, le problème d'optimisation que l'on cherche à résoudre peut s'écrire sous la forme suivante :

Problème 6. [Problème centralisé avec contraintes communes] Étant donné l'état courant $x(k)$ du système considéré, l'objectif est de minimiser le problème d'optimisation suivant :

$$\mathcal{P}_c : \begin{cases} J^* = \min_{(U'_i(K|k))_{i=1,M}} \sum_{i=1}^M (C'_i{}^T U'_i(K|k)) \\ H'_1 U'_1(K|k) + 0 + \dots + 0 \leq B_1(k) \\ 0 + H'_2 U'_2(K|k) + \dots + 0 \leq B_2(k) \\ \vdots + \dots + 0 \leq \vdots \\ 0 + \dots + 0 + H'_M U'_M(K|k) \leq B_M(k) \\ H'_{g,1} U'_1(K|k) + H'_{g,2} U'_2(K|k) + \dots + H'_{g,M} U'_M(K|k) \leq B_g(k) \end{cases} \quad (1.13)$$

C'est cette dernière contrainte qui complique le problème. La méthode de Dantzig-Wolfe rajoute un agent dédié qui va prendre en charge la satisfaction de cette contrainte en échangeant avec tous les autres agents. Pour converger vers la solution, cet agent doit résoudre un problème, dit *problème maître*, qui devient de plus en plus complexe au fur et à mesure des itérations. En revanche, ce qui rend particulièrement intéressant ce mécanisme, c'est que les échanges avec les autres agents, se font à travers une donnée, qui peut être assimilée à un « prix » individualisé.

De manière plus spécifique, des systèmes indépendants dynamiquement mais couplés par des contraintes communes sont représentatifs des systèmes énergétiques, dans lequel chaque système a ses propres objectifs de confort, mais ne peut consommer à volonté car la puissance disponible doit être partagée entre tous les systèmes. Plutôt que de présenter la méthode de Dantzig-Wolfe dans un cadre générale, c'est dans ce contexte de puissance maximale que nous proposons d'en expliciter les grandes lignes.

Nous avons vu que pour un sous-système donné, la variable d'optimisation $U'_i(K|k)$ vient de la concaténation entre une partie dédiée au pilotage, et donc directement à la consommation d'énergie $U_i(K|k)$, et une partie liée au confort $\mathcal{E}_i^T(K+1|k)$. Si on se limite aux systèmes indépendants couplés par des contraintes de puissance, celles-ci peuvent s'exprimer ainsi :

$$\sum_{i=1}^M H_{g,i} U_i(K|k) \leq P_{\max}(K|k) \quad (1.14)$$

L'algorithme de Dantzig-Wolfe va alors, au fil des itérations, modifier le coût associé à cette variable U_i , par un mécanisme qui sera détaillé un peu plus loin.

Le sous-problème local dans la décomposition de Dantzig-Wolfe

On peut alors écrire le sous-problème local comme suit :

Problème 7. [Problème local dans la décomposition de Dantzig-Wolfe] Étant donné l'état courant $x_i(k)$ du système considéré, et à une itération p , l'objectif est de minimiser le problème d'optimisation suivant :

$$\mathcal{P}_{DW,i}^{(p)} : \begin{cases} J_i^{(p)} = \min_{u_i, \mathcal{E}_i} C_{i,(p)}^T U_i + \text{pen} \mathbf{1}^T \mathcal{E}_i(K+1|k) \\ \text{s.l.c.} : H'_i U'_i(K|k) \leq B_i(k) \end{cases} \quad (1.15)$$

Si ce système avait été indépendant, et non couplé aux autres, le coût linéaire du problème d'optimisation aurait été constant :

$$C'_{i,0}{}^T U'_i(K|k) = C_{i,0}^T U_i(K|k) + \text{pen} \mathbf{1}^T \mathcal{E}_i(K+1|k)$$

dans lequel le terme $C_{i,0}$ représente l'énergie ou son prix, comme dans les exemples (18) et (19). Ce terme constant est nécessaire pour la suite.

Le problème maître dans la décomposition de Dantzig-Wolfe

L'objectif principal du coordinateur est la garantie des contraintes globales, ici de puissance maximale. Ceci est réalisé par une succession d'optimisation au fil des itérations. A chaque itération, le problème maître a une variable d'optimisation supplémentaire à sa disposition, dont le coût et les contraintes associées dépendent des solutions des contrôleurs locaux.

Afin d'être initialisé, le coordinateur a besoin de N_0 propositions différentes et admissibles par les contrôleurs locaux. C'est le point dur de la méthode si on veut l'appliquer directement, mais en pratique, il existe de nombreuses astuces pour lever les difficultés associées à cette initialisation [35].

Par suite, à une itération p , le coordinateur a donc $\nu^{(p)}$ variables d'optimisation, avec $\nu^{(p)} = N_0 + p - 1$.

Pour $s = \{1, \dots, \nu^{(p)}\}$, on introduit $U_i^{(s)}(K|k)$, la s -ème solution admissible de l'agent local. Cette solution est soit obtenue lors de l'initialisation pour $s \in \{1, \dots, N_0\}$, soit lors de la résolution des problèmes locaux d'optimisation pour $s \in \{N_0 + 1, \dots, N_0 + p - 1\}$.

On peut alors introduire les variables auxiliaires suivantes, $\forall s \in \{1, \dots, \nu^{(p)}\}$:

$$z^{(s)}(K|k) = \sum_{i=1}^M C'_{i,0}{}^T U_i^{(s)}(K|k) \quad (1.16)$$

$$r^{(s)}(K|k) = \sum_{i=1}^M H_{g,i} U_i^{(s)}(K|k) \quad (1.17)$$

L'agent coordinateur peut alors résoudre son problème d'optimisation, qui peut être énoncé comme suit :

Problème 8. Problème maître dans la décomposition de Dantzig-Wolfe À une itération p , étant donné les variables $z^{(s)}(K|k)$ et $r^{(s)}(K|k)$, pour $s \in \{1, \dots, \nu^{(p)}\}$, le problème d'optimisation est

$$\min_{(v_s)_{s=1, \nu^{(p)}}} \sum_{s=1}^{\nu^{(p)}} z^{(s)}(K|k) v_s \quad (1.18)$$

s.l.c.

$$\sum_{s=1}^{\nu^{(p)}} r^{(s)}(K|k) v_s \leq P_{max}(K|k) \quad : \quad \lambda \quad (1.19)$$

$$\sum_{s=1}^{\nu^{(p)}} v_s = 1 \quad : \quad \sigma \quad (1.20)$$

$$\forall s \in \{1, \dots, \nu^{(p)}\}, \quad v_s \geq 0 \quad (1.21)$$

Pour pouvoir mettre en place le processus itératif, le coordinateur doit non seulement trouver la solution optimale v_s , mais aussi les variables duales associées aux différentes contraintes (1.19) et (1.20). C'est au travers de ces variables que le coordinateur va échanger avec les autres agents.

Le processus itératif

Chaque étape peut se décomposer en trois parties

1. La résolution du problème du coordinateur. À une itération p , il doit résoudre le problème 8. On notera la solution de ce problème $(v_s^{(p)})_{s=1, \nu^{(p)}}$, et $\lambda^{(p)}$ et $\sigma^{(p)}$ seront les variables duales associées.

C'est la variable duale $\lambda^{(p)}$ qui est envoyée aux agents locaux, et qui sert à définir une nouvelle fonction de coût : $C'_{i,(p)}{}^T U_i^{(s)}(K|k)$, avec :

$$C'_{i,(p)} = C'_{i,0} + \begin{pmatrix} -H_{g,i}^T \lambda^{(p)} \\ \mathbf{0} \end{pmatrix} \quad (1.22)$$

Le changement ne se fait que sur la partie associée à la puissance locale consommée, et c'est pourquoi elle peut s'interpréter comme un prix.

2. En parallèle, chaque agent local résoud son problème d'optimisation 1.15 avec sa fonction de coût mise à jour, détermine la solution optimale $U_i^{(v^{(p)+1})}(K|k)$ et la transmet au coordinateur. $\mathbf{k}_i^{(p)T} \mathbf{w}_i(k : k + N_p - 1)$.
3. La convergence se fait en vérifiant deux points :
 - la valeur de la variable duale $\sigma^{(p)}$
 - la somme des résultats des optimisations locales qui peut être calculée ainsi :

$$\psi^{(p)} = \sum_{i=1}^M C'_{i,(p)}{}^T U_i^{(v^{(p)+1})}(K|k) \quad (1.23)$$

La valeur $\psi^{(p)}$ obtenue par l'équation (1.23) peut être vue comme le résultat d'une optimisation où la contrainte globale est relâchée. Deux cas peuvent alors se produire :

3a. Si $\psi^{(p)} < \sigma^{(p)}$, une nouvelle itération doit être effectuée. Le coordinateur utilise alors les nouvelles solutions locales pour calculer $z^{(v^{(p)+1})}(K|k)$ et $r^{(v^{(p)+1})}(K|k)$, comme explicité dans les équations (1.16) et (1.17).

3b. Sinon, (i.e. $\psi^{(p)} \geq \sigma^{(p)}$), la solution optimale a été trouvée et on a alors :

$$U_i^{*,*}(K|k) = \sum_{s=1}^{v^{(p)}} v_s^{(p)} U_i^{(v^{(p)+1})}(K|k), \quad (1.24)$$

qui correspond à une combinaison convexe de toutes les solutions précédemment trouvées.

Dès lors que l'on est capable d'écrire un problème de commande prédictive centralisée sous une forme de problème d'optimisation linéaire, dont la structure de la matrice des contraintes est dite bloc-angulaire, comme dans la formalisation du problème 1.13, il devient intéressant de structurer le contrôleur en utilisant la décomposition de Dantzig-Wolfe. Cette méthode itérative permet de converger vers la solution optimale centralisée, et nous en avons proposé une méthode pour prendre en compte explicitement des contraintes [9]. Si, dans le processus itératif, les contrôleurs locaux eux restent identiques et n'ont qu'à recalculer une solution optimale suite à une sollicitation par les prix, le grand bémol de cette méthode réside dans la complexité du problème maître, qui augmente au fil des itérations, et qui nécessite aussi de stocker les solutions précédemment trouvées. Si ceci semble être un véritable frein, cette complexité n'est pas directement liée au nombre de sous-systèmes, et peut donc être très modulable. C'est pourquoi nous avons tout de même cherché à étudier la pertinence de cette solution pour deux cas d'étude, qui sont décrits maintenant.

Cas d'étude 1 : la gestion de l'énergie au sein d'un bâtiment

Ce premier cas d'étude vient de la thèse d'Antoine Lefort, dans laquelle un des problèmes soulevés est la construction d'un gestionnaire d'énergie modulable pour une maison basse consommation. Le côté modulable étant assuré par la méthode de décomposition proposée, qui permet d'ajouter ou de retirer facilement un service à piloter dans le gestionnaire. Chacun des composants contrôlés est alors modélisé et intégré dans une vision système du bâtiment, à partir des bilans de puissance, thermique et électrique, pour assurer la généricité de l'approche. La vision système consiste alors à modéliser les dynamiques de chacun des composants, en intégrant les contraintes locales de fonctionnement et d'usage (gestion de l'intermittence, anticipation des besoins, ...), puis de relier ces composants par les contraintes communes, issues des bilans de puissance et d'en définir un objectif commun (harmonisation des objectifs locaux).

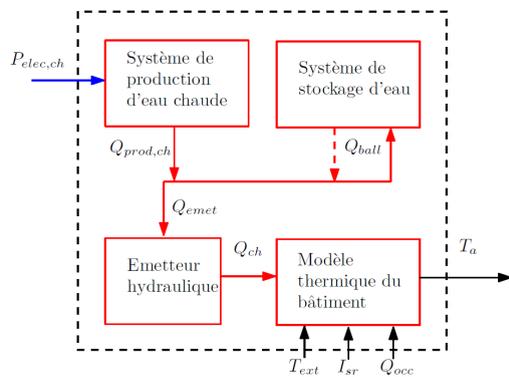


FIGURE 1.6 – Système de chauffage et d'eau chaude sanitaire

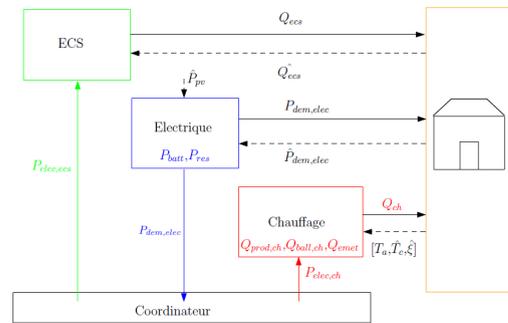


FIGURE 1.7 – Structuration du contrôleur distribué, extrait de [46].

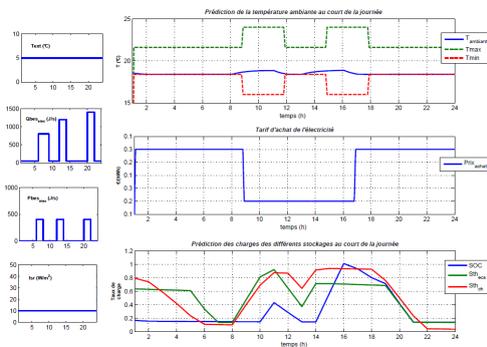


FIGURE 1.8 – Exploitation des stockages quand l'électricité est peu chère en journée, extrait de [46]

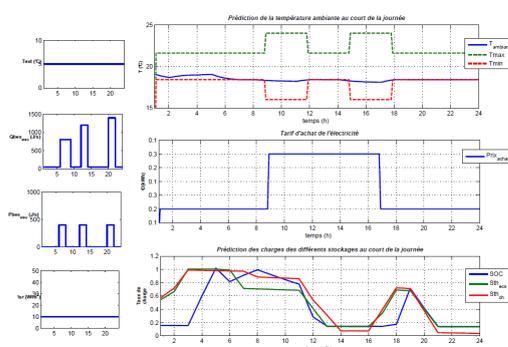


FIGURE 1.9 – Exploitation des stockages quand l'électricité est chère en journée, extrait de [46]

Plus précisément, le cas étudié s'est focalisé sur la gestion du chauffage, de l'eau chaude sanitaire, chauffé par un système hydraulique muni d'un ballon de stockage (figure 1.6), en intégrant une production photovoltaïque couplées à une batterie de stockage et d'une connection au réseau, dont la tarification et la disponibilité peuvent fluctuer au cours de la journée. L'approche système invite alors à structurer le contrôleur en 3 parties, où chaque sous-système devra gérer les besoins des occupants tout en satisfaisant les contraintes locales, en interagissant avec le coordinateur, en charge d'assurer le respect des bilans de puissance (figure 1.7).

La mise en œuvre de cette technique a mis en avant, outre la convergence de la solution vers la solution centralisée, les comportements du système dans des situations extérieures variées, comme par exemple une période de l'électricité peu chère en journée, où le système va alors exploiter les différents stockages possibles pour réduire voire ne pas consommer quand l'électricité sera chère en soirée (figure 1.8) ou à l'inverse à consommer aux derniers moments quand l'électricité est chère (figure 1.9). Le coordinateur joue alors un rôle de répartiteur de puissance entre les systèmes pour équilibrer production et consommation. Nous verrons un peu plus loin dans le manuscrit comment étendre ce dispositif à des systèmes de nature différente (pilotage en tout ou rien, ...).

Cas d'étude 2 : la prise en compte du couplage thermique entre les pièces

Nous avons également étudié la coordination entre différents systèmes qui interagissent et s'influencent mutuellement en reprenant l'exemple du chauffage de différentes pièces voisines. Pour gérer ces interactions, nous avons proposé deux façons différentes. La première façon de faire est d'introduire des variables auxiliaires pour représenter les influences des autres systèmes, et de les contraindre globalement. C'est alors le coordinateur qui aura en charge le respect de toutes ces

grandeurs. Cela peut se formaliser ainsi :

Etant donné l'expression d'un sous-système i , comme suit :

$$x_i(k+1) = A_{ii}x_i(k) + B_{ii}u_i(k) + \sum_{j \in \mathcal{N}_i} (A_{ij}x_j(k) + B_{ij}u_j(k))$$

Le principe est alors d'introduire la variable auxiliaire z_i , définie ainsi :

$$z_i(k) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i} (A_{ij}x_j(k) + B_{ij}u_j(k))$$

Le problème de commande prédictive résultant peut alors se mettre sous la forme suivante :

Problème 9. [Problème centralisé avec variables auxiliaires] *Étant donné l'état courant $x(k)$ du système considéré, l'objectif est de minimiser le problème d'optimisation suivant :*

$$\mathcal{P}_c : \left\{ \begin{array}{l} J^* = \min_{(U'_i(K|k), Z_i(K|k))_{i=1, M}} \sum_{i=1}^M (C_i^T U'_i(K|k)) \\ s.l.c. : \quad \forall i = 1, M, MU'_i(K|k) \in \mathcal{U}^{N_p} \\ \quad \forall i = 1, M, \forall l = 0 : N_p - 1, x_i(k+1+l|k) = A_{ii}x_i(k+l|k) + B_{ii}u_i(k+l|k) + z_i(k+l|k) \\ \quad \forall i = 1, M, \forall l = 0 : N_p - 1, z_i(k+l|k) = \sum_{j \in \mathcal{N}_i} (A_{ij}x_j(k+l|k) + B_{ij}u_j(k+l|k)) \\ \quad x(k|k) = x(k) \end{array} \right. \quad (1.25)$$

Le problème devient donc presque découplé, et seules les variables auxiliaires sont globalement contraintes.

L'autre façon de procéder est de faire comme nous l'avons fait dans la décomposition de Benders, en imbriquant un processus itératif de communication, dans l'algorithme de Dantzig-Wolfe. Les questions résultantes sont alors le nombre d'itérations requises pour arriver à un résultat acceptable et quel est le niveau de sous-optimalité induite par cette méthode. Ces deux questions ont été traitées dans [60], et nous proposons d'en présenter quelques résultats. Pour y répondre, un protocole de test a été développé en augmentant progressivement le nombre de sous-systèmes pour évaluer les différentes performances. Comme l'illustre la figure 1.10, le degré de sous-optimalité reste faible, tout comme le nombre d'itérations requises. L'impact sur le temps de calcul requiert un grand nombre de sous-systèmes pour devenir intéressant par rapport à la solution centralisée. D'un point de vue qualitatif, en simulant le système dans l'environnement SIMBAD (figure 1.11), on peut remarquer la satisfaction des demandes de température tout en respectant une contrainte de puissance globale fluctuant au cours de la journée.

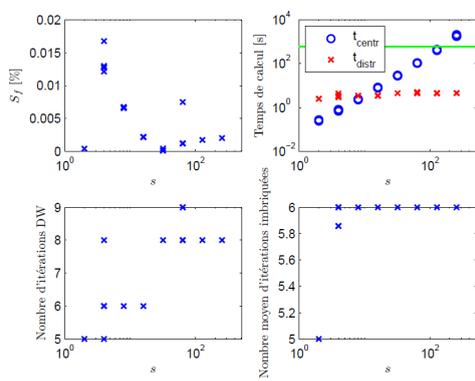


FIGURE 1.10 – Performances de calcul de la méthode de Dantzig-Wolfe adaptée, extrait de [60]

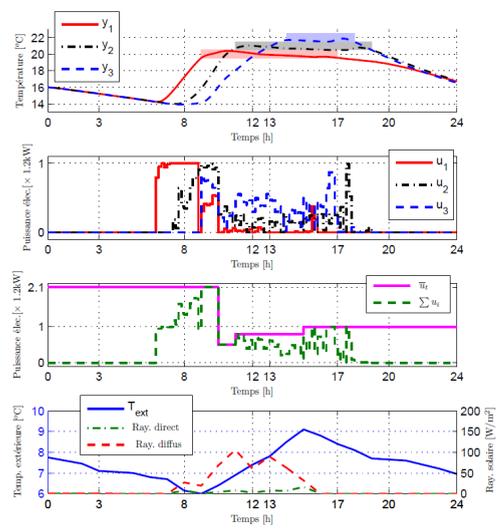


FIGURE 1.11 – Résultats qualitatifs de la mise en œuvre de la méthode de Dantzig-Wolfe adaptée, extrait de [60]

1.2 Approches par commandes prédictives distribuées et hiérarchisées

1.2.1 Position du problème

Dans la section précédente, nous avons présenté quelques stratégies de commande avancée pour le pilotage de différents systèmes, essentiellement les systèmes de chauffage, et des techniques de coordination pour prendre en compte des interactions entre ces systèmes et satisfaire des contraintes globales. Pour la gestion de l'intermittence de l'occupation d'une zone, il est nécessaire de l'anticiper suffisamment à l'avance devant les grandes inerties du bâtiment. En même temps, pour assurer un bon confort, le contrôleur doit pouvoir rejeter facilement les différentes perturbations subies et que l'on peut difficilement anticiper, comme les apports des occupants et de leurs activités, ou des fluctuations des apports solaires. Il faut donc aussi que le contrôleur soit robuste par rapport à ces perturbations. Les enjeux sont donc d'intégrer à la fois des dynamiques lentes mais aussi des fluctuations rapides.

Dans le cas du système de régulation de température, nous avons attaqué ce problème de deux façons différentes :

- En jouant sur les paramètres du contrôleur prédictif, et plus précisément la taille de l'horizon de prédiction.
- En intégrant un contrôleur local qui assure le rejet des perturbations.

De manière plus générale, quand il s'agit de concilier des dynamiques lentes et des dynamiques rapides, une façon d'aborder les problèmes est d'introduire une commande hiérarchisée [73, 76]. Dans le cas du management de l'énergie dans un bâtiment, cette approche est même nécessaire pour prendre en compte les appels de puissance des contrôleurs locaux. Nous verrons comment prendre en compte les interactions entre le niveau et le niveau bas un peu plus loin dans le document.

1.2.2 Horizon de prédiction variable pour un meilleur rejet de perturbations

Le principe de la technique développée ici, dont la formalisation complète se trouve nos travaux [59], est de garder un long horizon de prédiction lors de la période d'inoccupation pour pouvoir anticiper au mieux les relances de chauffage, ce qui au passage accroît la marge de stabilité de la commande ainsi générée. En revanche, cette plus grande stabilité se fait au détriment d'un contrôleur un peu moins agressif et donc moins à même de rejeter les perturbations (apports internes, apports solaires, ...). L'idée alors est de réduire progressivement l'horizon de prédiction, au fur et à mesure que la période d'occupation se rapproche, comme l'illustre le graphique de la figure 1.12, jusqu'à arriver à un horizon court pour la période d'occupation et ce jusqu'à la fin de cette période. Celui-ci est alors réinitialisé à la valeur initiale au moment de la transition occupation-inoccupation. Les résultats qualitatifs de cette technique sont présentés pour le cas d'une pièce dans la figure 1.13.

Nous avons déjà évoqué l'importance de prendre en compte les couplages thermiques pour améliorer l'efficacité énergétique du système de chauffage dans un cas multi-zone. Sachant que chaque zone peut avoir un profil d'occupation différent, et donc chaque contrôleur avoir un horizon de prédiction différent, la question que nous nous sommes posée dans un second temps est de voir comment on pouvait étendre ce principe d'horizon de prédiction dynamique dans un contexte de commande prédictive distribuée.

Une solution dans laquelle chaque agent s'accorderait à la plus grande période de prédiction de la famille ne permettrait pas de récupérer un comportement en rejet de perturbation satisfaisant localement. Nous avons préféré développer une approche dans laquelle chaque agent gère son propre horizon de prédiction. Par conséquent, un problème va se poser pour un agent qui a un horizon de prédiction plus grand que celui de ses voisins ? Comment doit-il prendre en compte leur comportement au delà de leur prédiction ? Nous avons alors envisagé deux cas de figure : soit la période manque correspond à une période d'occupation : on supposera alors que la température sera égale à la température de consigne. Soit la période manquante correspond à une période d'inoccupation, auquel cas on complétera le comportement du voisin par sa réponse libre. La formalisation complète du processus d'échange entre les contrôleurs est donnée dans [56], dont on peut extraire un

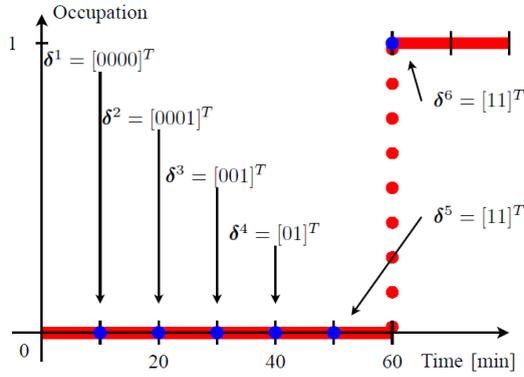


FIGURE 1.12 – Principe de l'horizon dynamique, qui se réduit à l'approche de la période d'occupation, extrait de [59]

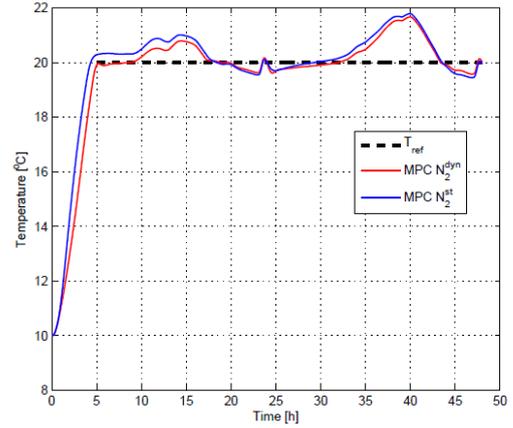


FIGURE 1.13 – Résultats qualitatifs de la mise en œuvre d'une commande prédictive à horizon dynamique, extrait de [59]

exemple pour un système de 3 pièces, donné par la figure 1.14. Sur cet exemple, entre 12h et 18h, les 3 pièces sont occupées et ont donc un horizon de prédiction réduit. En revanche, entre 3h et 10h, la pièce 1 entre dans sa phase de réduction de son horizon de prédiction, et va donc compléter les éléments manquants par la consigne désirée. Il en est de même pour la pièce 2, entre 6h et 10h. Pour la pièce 3 sera la dernière inoccupée, elle complètera alors son horizon par sa réponse libre jusqu'à 22h. Cette stratégie a montré de manière quantitative qu'à consommation égale, le confort était amélioré de 10%.

1.2.3 Intégration des contrôleurs locaux

Dans la partie précédente, nous avons essayé de combiner anticipation et rejet de perturbations par un même outil de pilotage, la commande prédictive. Dans les bâtiments, la plupart des systèmes de chauffage sont déjà équipés de régulateurs, ce que nous appelons ici les contrôleurs locaux, qui eux sont en charge de faire respecter la consigne demandée, par un système de Gestion Technique du Bâtiment (GTB) par exemple. La question qui est alors posée est comment intégrer ces régulateurs dans un système de pilotage global? Cette question a été posée en particulier dans le cadre de la chaire « Bâtir Durable et Innover », et que nous avons traitée en partie dans [17, 24].

Pour commencer, on peut supposer que le contrôleur local et son paramétrage est connu et donc obtenir un modèle d'état comme suit, dans lequel u_{hs} est la puissance pour le système de chauffage et qui est la sortie du contrôleur, et ϵ sera la différence entre la consigne et la mesure de température. Dans [24], le contrôleur étudié est un simple PI, tandis que dans [17] le contrôleur est un PI avec un système d'anti Wind-Up, ce qui ne change en rien ni la démarche ni les questions que cette intégration peuvent poser.

$$\begin{cases} x_c(k+1) &= A_c x_c(k) + B_c \epsilon(k) \\ u_{hs}(k) &= C_c x_c(k) + D_c \epsilon(k) \end{cases} \quad (1.26)$$

L'agrégation de ce modèle avec le modèle thermique du bâtiment (1) amène à considérer un modèle augmenté, dont l'état $x_G = \begin{pmatrix} x_b \\ x_c \end{pmatrix}$ est la concaténation de l'état du bâtiment et l'état du contrôleur. On peut alors utiliser ce modèle augmenté pour prédire la température de la pièce sur l'horizon de prédiction $T_{op}(K+1|k)$, en fonction de l'état courant et de la consigne désirée $T_{sp}(K|k)$ sur cet horizon :

$$T_{op}(K+1|k) = M_T x_b(k) + M_{Tc} x_c(k) + N_T T_{sp}(K|k) + N_{TT} T_{out}(K|k) \quad (1.27)$$

Et on peut faire de même avec la prédiction de commande de chauffage demandée par le régulateur :

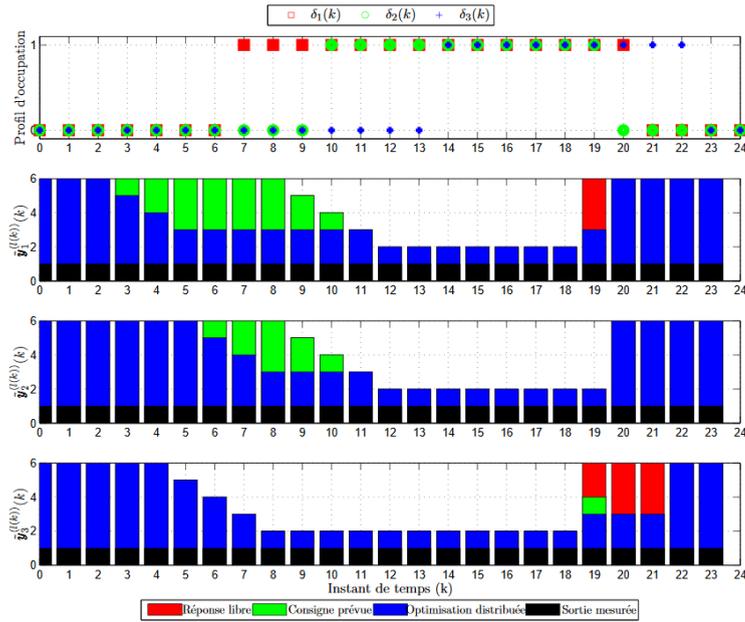


FIGURE 1.14 – Taille de l’horizon de prédiction dans un cas multizone pour des profils d’occupation différents.

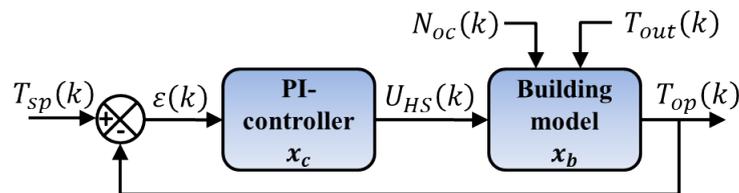


FIGURE 1.15 – Structure de la commande prédictive avec intégration du contrôleur local, extrait de [24].

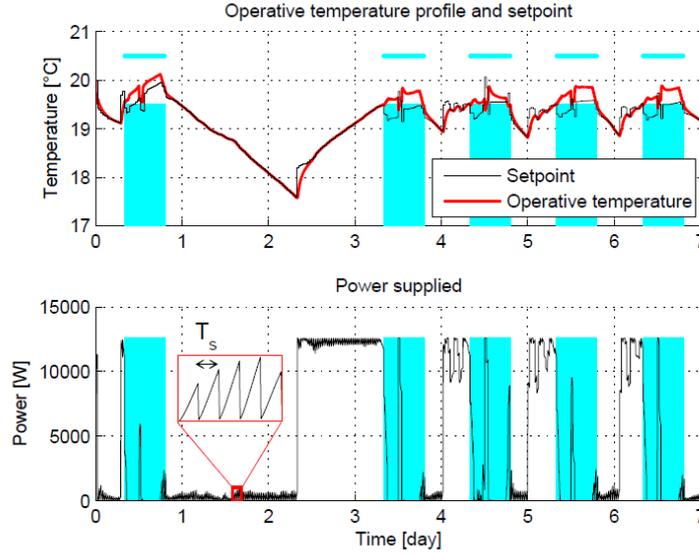


FIGURE 1.16 – Application de la commande prédictive résultant de 10, extrait de [17].

$$U_{hs}(K|k) = M_c x_b(k) + M_{cc} x_c(k) + N_c T_{sp}(K|k) + N_{cT} T_{out}(K|k) \quad (1.28)$$

Les différentes matrices de ces deux équations sont déduites de l'agrégation des deux modèles.

Le problème d'optimisation résultant devient alors de trouver comment jouer sur la séquence de consigne pour minimiser la consommation tout en garantissant le confort durant les plages d'occupation et le respect des contraintes de puissance du convecteur. Ce problème peut se formuler ainsi :

Problème 10. [Commande prédictive avec intégration du contrôleur local] Etant donné l'état courant $x_b(k)$ du système considéré et du contrôleur x_c , la prévision de température extérieure $T_{out}(K|k)$, l'objectif est de minimiser le problème d'optimisation suivant :

$$\mathcal{P}_c : \begin{cases} J^* = \min_{T_{sp}(K|k)} \mathbf{1}_{N_p}^T U_{hs}(K|k) \\ s.l.c. : \quad \mathbf{0}_{N_p} \leq U_{hs}(K|k) \leq u_{\max} \mathbf{1}_{N_p} \\ \forall l = 0 : N_p - 1, T_{op}(k+l+1|k) = M_T x_b(k+l|k) + M_{Tc} x_c(k+l|k) + N_T T_{sp}(k+l|k) + N_{TT} T_{out}(k+l|k) \\ \forall l = 0 : N_p - 1, u_{hs}(k+l|k) = M_c x_b(k+l|k) + M_{cc} x_c(k+l|k) + N_c T_{sp}(k+l|k) + N_{cT} T_{out}(k+l|k) \\ x(k|k) = x(k) \\ x_c(k|k) = x_c(k) \end{cases} \quad (1.29)$$

La mise en œuvre d'une telle stratégie, dont on propose un résultat qualitatif sur la figure 1.16, pose plusieurs questions.

Pour prendre en compte de manière pertinente la dynamique du régulateur, il faut que le pas de temps choisi soit de l'ordre de la minute. Pour ne pas avoir à résoudre un problème d'optimisation à chaque instant, on peut proposer une température de consigne qui sera constante sur un certain temps (15 minutes par exemple), de laisser le régulateur agir durant cette période, puis de relancer le calcul après celle-ci. Mais cette stratégie impose que le régulateur est constamment en train de suivre une consigne, même quand le système devrait être arrêté lors d'une période d'inoccupation.

Pour pallier ce problème, deux approches ont été proposées :

1. Dans [24], nous avons proposé de simplifier le superviseur : au lieu de se poser à chaque instant le problème de commande prédictive 10, celui-ci se transforme en une décision logique basée sur le modèle de prédiction :
 - durant les phases d'inoccupation, la question est : doit-on mettre route mon système de chauffage maintenant pour avoir le confort désiré lors de la prochaine période d'occupation ou peut-on attendre le prochain moment pour le relancer ?

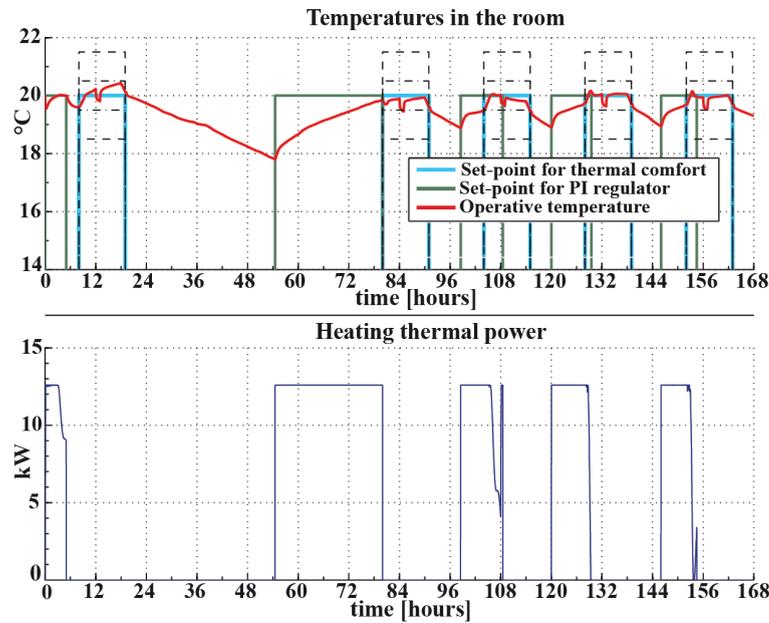


FIGURE 1.17 – Application de la stratégie logique, extrait de [24].

- durant les phases d’occupation, la question est : si on coupe le chauffage maintenant, est-ce que la température restera suffisante jusqu’à la fin de la période d’occupation ?

L’implémentation de cette stratégie logique donne des résultats proches de la solution optimale, dont le comportement sur ce même cas d’étude est donné dans la figure 1.17. D’un point de vue qualitatif, les performances en termes de consommation sont légèrement moins bonnes que celles obtenues par la commande prédictive 10, mais cette stratégie présente deux avantages. D’abord, elle assure que le chauffage est bien coupé lors des périodes d’inoccupation, sauf pour les relances. Et, elle s’affranchit de la résolution du problème d’optimisation posé, et donc peut être embarquée facilement.

2. Dans [17], nous avons ajouté un mécanisme logique qui assure la saturation du contrôleur par un artifice sur la température de consigne, qui arrive dès que la puissance demandée s’approche des valeurs limites (en pratique à 10% de la valeur limite). Cet artifice force ainsi le système à être coupé ou allumé jusqu’à la prochaine itération. Cette implémentation amène au résultat de la figure 1.18, qui permet avec des résultats quantitatifs similaires de bien avoir un chauffage complètement éteint quand il le faut.

1.2.4 Une commande prédictive sur deux niveaux

L’intégration des contrôleurs locaux comme nous l’avons vue dans la partie précédente permet de garder la structure existante et d’utiliser un superviseur pour gérer l’intermittence de l’occupation. Mais, une fois la consigne fixée, les régulations locales sont autonomes, et il n’est pas possible de contrôler les appels de puissances que celles-ci peuvent impliquer. C’est pourquoi, nous avons étudié une piste de commande prédictive hiérarchisée sur deux niveaux, où chaque niveau est dirigé par un contrôleur prédictif :

- Au niveau haut, on retrouve cette notion de superviseur, en charge de l’orchestration de tous les systèmes, du partage des puissances avec une anticipation des besoins (long horizon de prédiction) pour répondre principalement à des enjeux économiques.
- Au niveau bas, une famille de contrôleurs prédictifs, en charge d’assurer les consignes générées par le niveau, tout en garantissant des contraintes de puissance, sur un horizon de prédiction réduit.

Cette approche a été au cœur des travaux de thèse d’Antoine Lefort [47], et s’est poursuivie également dans une partie de la thèse d’Amanda Abreu [1]. Ces structures de commande font cohabiter des contrôleurs qui travaillent à différents pas de temps : le niveau haut étant appelé

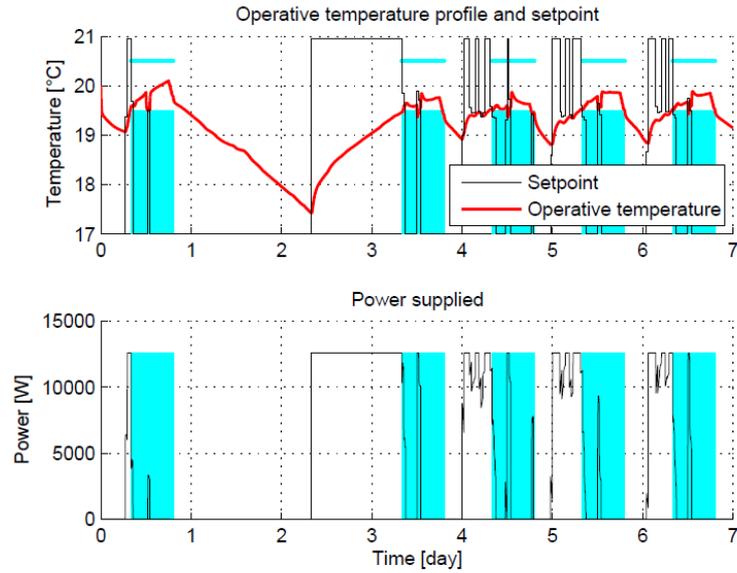


FIGURE 1.18 – Application de la stratégie prédictive améliorée, extrait de [17].

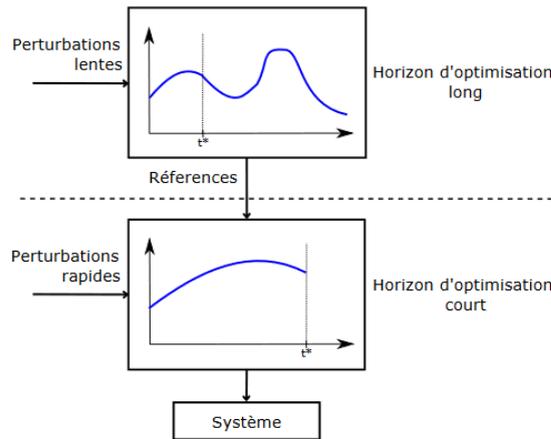


FIGURE 1.19 – Principe du multi-échelle de temps

moins fréquemment que le niveau bas, proposant ainsi des trajectoires à suivre au niveau bas jusqu'à la prochaine mise à jour, comme l'illustre la figure 1.19

La littérature scientifique est large sur le sujet dès que l'on parle de commande prédictive hiérarchisée appliquée au management de l'énergie [26, 74, 77]. Cette commande repose sur une vision du système considéré à différents niveaux d'abstraction, offrant ainsi un bon compromis entre temps de calcul et optimalité. D'un article à l'autre, les échanges entre les différents niveaux peuvent être très variés. Dans certains cas, le niveau haut transmet des consignes à suivre par le niveau bas [53, 6]. Celui-ci peut en plus devoir minimiser un écart énergétique[31]. Les deux niveaux travaillant à des échelles de temps et des pas de temps différents, des problèmes de synchronisation peuvent apparaître [69, 86].

Il nous semblait alors intéressant de développer un cadre formel unifié pour pouvoir comparer les différentes approches, et mesurer les impacts des choix dans les échanges entre les niveaux. C'est dans cette optique que nous avons développé ce formalisme, en mettant en avant 3 parties distinctes dans ce contrôleur à multi-échelle de temps, comme l'illustre la figure 1.20. Un premier niveau (PLT, Problème Long Terme) est alors en charge d'intégrer les problèmes sur un long horizon de prédiction, avec une vision simplifiée du système. Le niveau bas (PCT, Problème Court Terme)

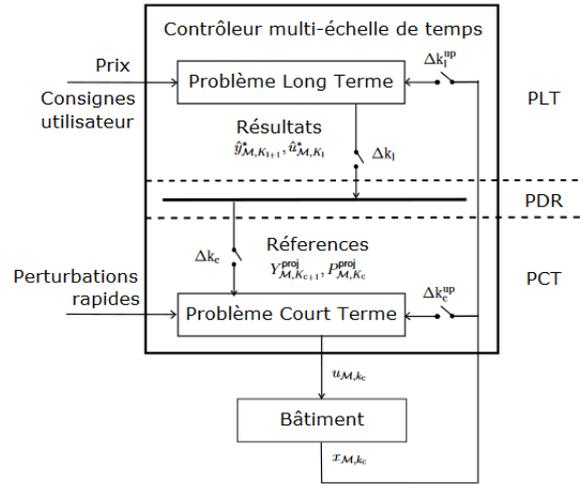


FIGURE 1.20 – Formalisation du contrôleur hiérarchisé, extrait de [2]

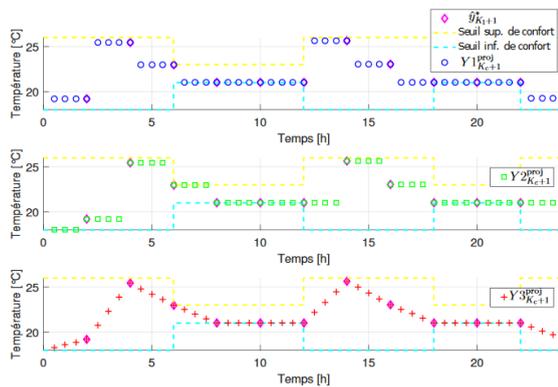


FIGURE 1.21 – 3 interprétations des consignes du niveau haut par le PDR, extrait de [2]

a quant à lui comme objectif de suivre les références proposées par le niveau haut, qui peuvent se traduire tant en termes d'objectifs sur la sortie que de contraintes sur l'entrée (maîtrise de l'énergie). Le niveau intermédiaire (PDR, Projection De Résultats) a pour objectif de gérer les problèmes de synchronisation et de mises en forme des signaux transmis.

Grâce à ce cadre unifié, nous avons pu comparer les différentes stratégies issues de la littérature scientifique sur un cas d'étude proche de ceux que nous avons étudiés auparavant. La figure 1.21 montre 3 façons d'interpréter une même consigne du niveau haut par le niveau intermédiaire, et de ses conséquences sur le comportement réel du système, comme l'illustre la figure 1.22. Si dans cette simulation le confort est respecté quelque soit la façon d'interpréter, la façon de consommer l'énergie mise à disposition est en revanche différente. La conclusion de ce travail est qu'il n'y a pas de bonne façon de faire, mais que cela dépend vraiment du cas d'étude et des contraintes mises en jeu (respect de l'engagement de puissance, ...).

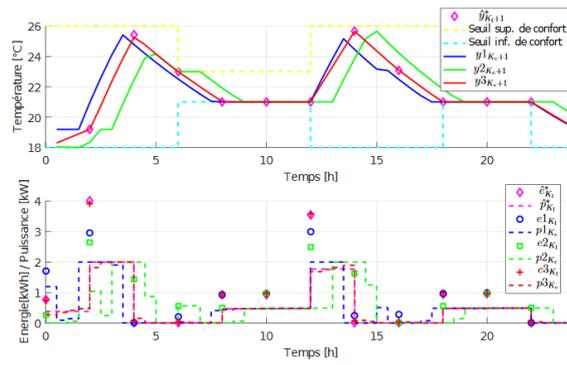


FIGURE 1.22 – Comportements du système, en fonction de l'interprétation choisie, extrait de [2]

Chapitre 2

Contributions dans un contexte hybride

2.1 Modèles Producteurs-Consommateurs et décisions discrètes

2.1.1 Un premier exemple

Nous nous intéressons dans cette partie à des systèmes qui, en plus d'être de grande taille, vont avoir un caractère hybride : soit parce qu'ils sont pilotés par des variables de décisions discrètes, soit par ce qu'ils intègrent des modes de fonctionnement, qui peuvent être pilotés ou autonomes. A mon arrivée à Supélec en 2008, l'équipe était impliquée dans un projet européen HDMPC - Hierarchical and Distributed Model Predictive Control - dans lequel un benchmark avait été proposé pour valider et comparer différentes stratégies de commande. En quelques mots, le benchmark en question est un ensemble de vitrines réfrigérantes de supermarché, pilotées par un système de production de froid. Ce système a la particularité, en plus des fortes non linéarités propres à la physique du système, d'être piloté par un ensemble de vannes, pouvant être soit ouvertes, soit fermées et le froid est généré par un ensemble de compresseurs, que l'on peut démarrer ou éteindre. Il s'agit là d'un exemple de système non linéaire, piloté par des variables discrètes. L'objectif étant alors de mettre en œuvre une stratégie de commande qui assure que la température dans les vitrines reste dans zones admissibles, tout en minimisant la consommation énergétique du système et en préservant le nombre de démarrages et d'arrêts des compresseurs. Une vue système simplifiée du système est proposée dans la figure 2.1, que nous avons choisi de représenter comme un système producteur/consommateur, avec des interactions représentées par la figure 2.2.

Pour résoudre ce problème de manière distribuée, nous avons utilisé un mécanisme de prix, basé sur la relaxation lagrangienne et la méthode d'Uzawa, pour structurer le système de commande. D'une part, les vitrines, vues comme des consommateurs, ont le droit d'utiliser du froid pour faire baisser leur température, mais cette utilisation a un prix -on retrouve le compromis confort / consommation de froid-, et de l'autre côté, le producteur peut générer du froid et cela lui rapporte, mais il doit alors dépenser de l'énergie -on tombe alors sur un compromis production de froid / consommation énergétique-.

Sans rentrer dans les détails, le problème original pour une vitrine peut s'exprimer ainsi, en omettant les contraintes et beaucoup d'autres choses :

$$\min_{e_i} J_{vit,i}(e_i, P_s)$$

e_i représentant l'état de la vanne de la vitrine vit, i et P_s étant la pression dans le circuit de refroidissement. La séquence de décision prise e_i a un impact alors sur la consommation de froid de cette vitrine, que l'on peut représenté par une fonction $f_{vit,i}(e_i, P_s)$. Ce critère est alors modifié par l'ajout d'un prix, pénalisant l'usage du froid, amenant au problème suivant :

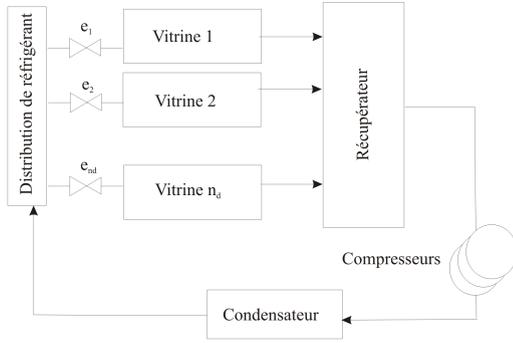


FIGURE 2.1 – Vue simplifiée du système de réfrigération, extrait de [10]

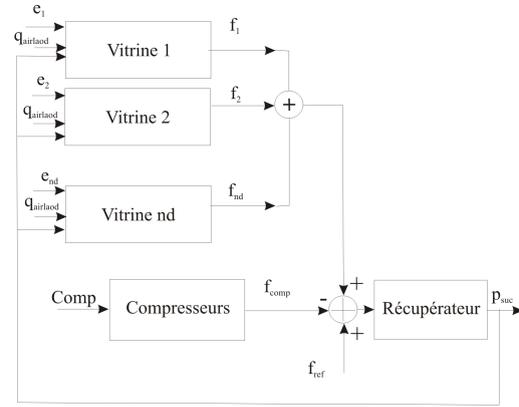


FIGURE 2.2 – Interactions entre producteur et consommateurs, extrait de [10].

$$\min_{e_i} J_{vit,i}(e_i, P_s) + \text{prix} f_{vit,i}(e_i, P_s) \quad (2.1)$$

Pour résoudre ce problème d'optimisation, l'agent en charge d'une vitrine a besoin de connaître les intentions du producteur.

Pour la partie production, l'objectif original peut s'exprimer par le problème suivant :

$$\min_{n_c} J_c(n_c, \sum_i f_{vit,i})$$

n_c correspond au nombre de compresseurs allumés. La dynamique du compresseur, et la pression résultant dans le système dépend de la somme des consommations des vitrines : $P_s(n_c, \sum_i f_{vit,i})$. On modifie alors le critère pour découpler les interactions, en introduisant d'une part un prix, et d'autre part une variable auxiliaire f_c qui peut s'interpréter comme la somme des consommations de froid désirée par le producteur :

$$\min_{n_c, f_c} J_c(n_c, f_c) - \text{prix} f_c \quad (2.2)$$

L'introduction de cette variable auxiliaire vient en quelque sorte hiérarchiser la façon de piloter, rendant plus libre le producteur, et l'introduction du prix doit faire coïncider la demande à l'offre. Et c'est cette variable auxiliaire qui sera utilisée pour estimer la pression sur l'horizon de prédiction : $P_s(n_c, f_c)$: Trouver le bon prix passe, comme nous l'avons dans la séquence introductive, par un mécanisme itératif, que l'on peut décrire comme :

$$\text{prix}^{(p+1)} = \text{prix}^{(p)} + \alpha \left(\left(\sum_i f_{vit,i}^{(p)} \right) - f_c^{(p)} \right) \quad (2.3)$$

La famille de contrôleurs se structure alors comme l'illustre la figure 2.3. Et le mécanisme itératif, et les échanges entre les contrôleurs peuvent se formaliser par l'algorithme 3.

La mise en œuvre de cette stratégie de commande a montré de très bons résultats sur le benchmark proposé, composé de 3 vitrines et de 3 compresseurs, comme l'illustre la figure 2.5 qui, contrairement au contrôleur classique utilisé pour le benchmark (figure 2.4), respecte beaucoup mieux les contraintes de température et les contraintes de pression, tout en évitant d'avoir à allumer 3 compresseurs. L'intérêt d'une telle démarche, distribuée dans la façon de concevoir les contrôleurs et de résoudre les problèmes d'optimisation, est qu'elle permet d'être déployée sur des cas beaucoup plus complexe (un second benchmark, composé de 10 vitrines et 6 compresseurs est aussi proposé, pour lequel la stratégie de commande développée a également montré de très bons résultats) pour lequel la résolution centralisée n'est pas possible, de par cette complexité.

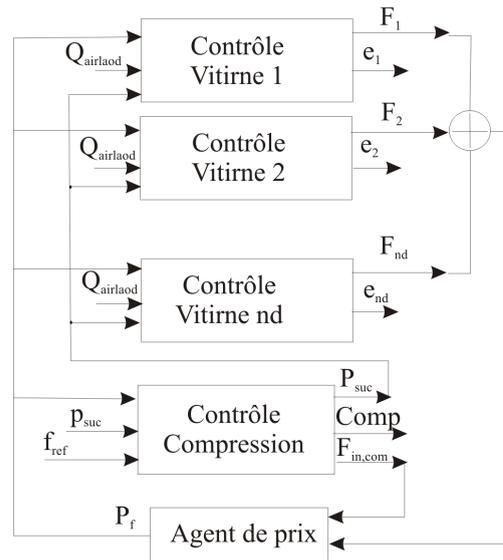


FIGURE 2.3 – Structuration et échanges des contrôleurs, extrait de [10]

Algorithme 3 MÉCANISME D'ÉCHANGES ENTRE PRODUCTEUR ET CONSOMMATEURS

Entrée(s) $p = 1$ et initialisation du prix : $\text{prix}^{(1)} = \text{prix}_0$

tant que $p \leq N_{\text{iter}}^{\text{max}}$ **faire**

Le producteur résout son problème d'optimisation (2.2), et récupère $P_s^{(p)}(n_c, f_c)$ qui est transmis aux agents des vitrines, et la consommation souhaitée $f_c^{(p)}$ qu'il communique à l'agent de prix. En parallèle, pour chaque agent i : Récupération de l'intention du producteur $P_s^{(p)}(n_c, f_c)$, puis chaque agent résout son problème d'optimisation (2.1), et obtient sa prévision de consommation, notée $f_{vit,i}^{(p)}$, qu'il communique à l'agent de prix.

L'agent de prix met à jour le prix par (2.3)

$p = p + 1$

fin du tant que

Sortie(s) Chaque agent applique le premier élément de sa séquence de commande

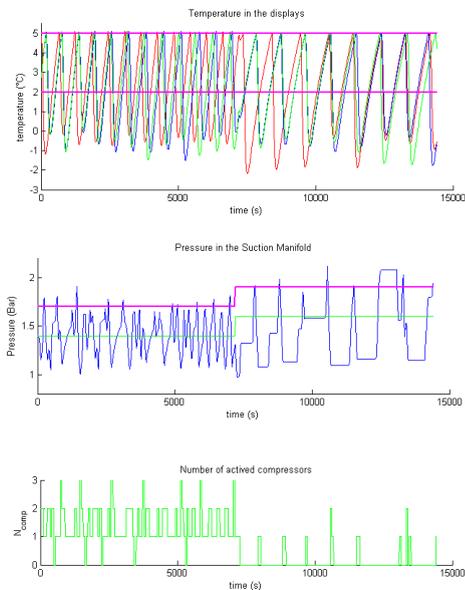


FIGURE 2.4 – Comportement du contrôleur classique : les contraintes en température ne sont pas respectées

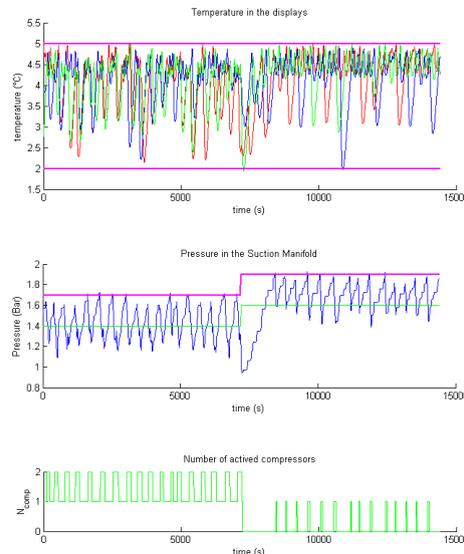


FIGURE 2.5 – Interactions entre producteur et consommateurs, extrait de [10].

Si les résultats obtenus sont intéressants dans le cas applicatif, notre investigation s'est aussi focalisée sur l'influence du nombre d'itérations entre les contrôleurs ($N_{\text{iter}}^{\text{max}}$), et l'étude a montré qu'il n'y a plus d'amélioration significative au delà de la deuxième itération. La complexité (nature mixte du problème d'optimisation, forte non linéarité du processus) est telle qu'il est difficile d'interpréter ce phénomène. C'est ce constat qui nous a amenés à pousser notre investigation, se plaçant dans un cas plus simple, tout en gardant la nature hybride des variables de décisions. Les travaux qui vont être présentés par la suite sont des propositions pour développer des contrôleurs distribués dans ce contexte hybride.

2.1.2 Une heuristique adaptée à une structure Production-Consommation

Dans cette partie, nous présentons une méthode de décomposition inspirée des travaux de thèse d'Eunice Herrera [33]. Nous la simplifions dans ce manuscrit afin de bien mettre en avant les points importants et originaux de la méthode développée, sachant que le système sur lequel Eunice a travaillé (climatiser solaire par absorption) est modélisé par des équations différentielles non linéaires, qu'il se pilote par des variables mixtes et que les contraintes à respecter sont elles aussi non linéaires.

Dans cette optique, une vue globale du processus est très similaire à celle des vitrines de supermarchés : un producteur de froid qui doit satisfaire les demandes d'un ensemble de consommateurs qui ne sont liés que par la disponibilité du froid. Un schéma de l'installation, avec 2 consommateurs est présenté dans la figure 2.6. Ces consommateurs sont pilotés en marche-arrêt, donc leur problème d'optimisation est de nature discrète. Le producteur quant à lui peut moduler un certain nombre de décisions, mais son modèle dynamique est influencé par les décisions des consommateurs.

Le problème d'optimisation global est ainsi de nature mixte, et peut être défini ainsi :

$$\min_{U_p, (U_i)_{i=1, M}} J_p \left(U_p, \sum_{i=1}^M f_i(U_i) \right) + \sum_{i=1}^M J_i(U_i) \quad (2.4)$$

Le problème de chaque consommateur est un problème de commande prédictive purement discret, dans lequel chaque variable de décision peut prendre deux valeurs $u_{i,0}$ ou $u_{i,1}$. Si la taille de l'horizon de prédiction est N_p , la combinatoire résultante est donc, pour chaque consommateur

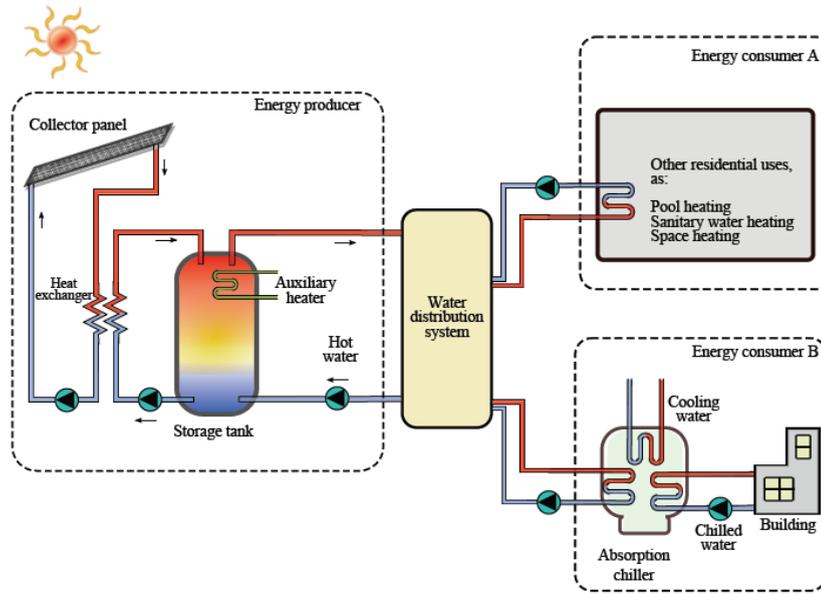


FIGURE 2.6 – Vue du système de climatisation par absorption

en 2^{N_p} . S'il y a M consommateurs, le problème global est alors un problème d'optimisation mixte, dont la partie discrète a une combinatoire en $(2^{N_p})^M = 2^{MN_p}$, qui, comme pour le cas des vitrines de supermarché, explose très rapidement avec la taille de l'horizon de prédiction.

La méthode proposée dans le cadre des travaux de thèse d'Eunice Herrera repose sur les deux principes suivants :

1. Pour ne pas que la production s'adapte exclusivement à la consommation, chaque consommateur ne va pas envoyer la solution optimale de son problème mais m solutions différentes, afin d'offrir un peu de liberté à la production. Pour chacune des solutions proposées, notée $U_i^{(j_i)}$ avec $j_i = 1, m$, le consommateur va fournir comme information la demande prévue $f_i^{(j_i)} = f_i(U_i^{(j_i)})$ et le coût local associé à cette solution : $J_i^{(j_i)} = J_i(U_i^{(j_i)})$.
2. Le producteur se retrouve alors à trouver la combinaison des solutions proposées qui minimise le coût global et c'est lui qui va indiquer à chaque consommateur la solution à retenir. Pour le producteur, le nouveau problème d'optimisation se formalise ainsi :

$$\min_{U_p, (j_i)_{i=1, m, i=1, M}} J_p \left(U_p, \sum_{i=1}^M f_i^{(j_i)} \right) + \sum_{i=1}^M J_i^{(j_i)} \quad (2.5)$$

La combinatoire résultante est alors en m^M .

L'efficacité de cette heuristique repose sur plusieurs éléments :

- Pour l'explosion combinatoire soit maîtrisée, il faut que le nombre de solutions proposées par chacun des consommateurs soit raisonnable. La figure 2.7 illustre l'impact du nombre de solutions envoyées par chaque consommateur sur la sous-optimalité résultante, dans un cas où l'horizon de prédiction était de 5 (donc 32 solutions au maximum). Dans le cas d'étude $m = 5$ permet de donner un peu de liberté au producteur sans trop souffrir de l'explosion combinatoire.
- Pour obtenir m solutions différentes, on peut adapter un algorithme traditionnel de Branch and Bound qui permette de garder les m meilleures solutions. Dans les faits, il se trouve qu'il n'y a pas ou peu de variétés entre ces meilleures solutions, ce qui réduit énormément les possibilités de la production, et donc augmente la sous-optimalité induite par cette méthode. Pour pallier ce problème, il y a plusieurs options possibles :
 - Une première piste est d'introduire de nouveaux critères d'optimisation :

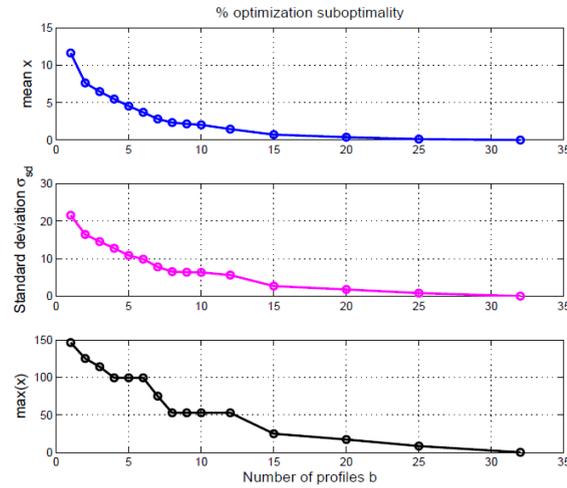
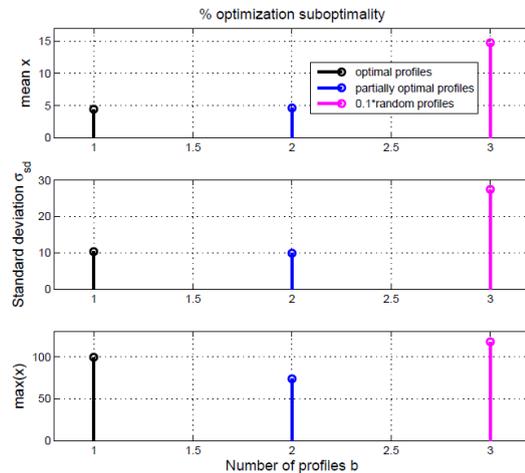
FIGURE 2.7 – Impact du nombre b de solutions envoyées sur la sous-optimalité

FIGURE 2.8 – Impact de la façon de générer 5 propositions sur la sous-optimalité globale

- La reformulation des objectifs des consommateurs par de nouveaux critères d’optimisation, différents du critère initial $\tilde{J}_i(U_i)$. Ceci peut se faire en jouant sur les différentes pondérations d’un multicritère par exemple.
 - Pour chacun de ces nouveaux critères, recherche de la solution optimale : \tilde{U}_i
 - Calcul du coût associé de ces nouvelles solutions optimales à l’aide du critère original : $J_i(\tilde{U}_i)$.
- Elle permet d’offrir énormément plus de flexibilité à la partie production, même si, par conséquent, cela se fait au détriment de certains consommateurs.
- Une seconde piste est l’introduction d’un peu de hasard, car il fait toujours bien les choses :
 - On récupère d’abord les 2 meilleures solutions
 - On en génère 3 au hasard
- La figure 2.8 est intéressante car elle montre que la recherche des 5 meilleures solutions peut dans certains cas réduire les possibilités du producteur, contrairement à une solution qui combine optimalité et hasard.

Cette technique a pu être appliquée à un modèle de climatisation par absorption solaire développé par Eunice Herrera [34] dans l’environnement TRNSYS. Autour de celle-ci, de nombreuses

questions restent ouvertes, comme l'extension à plusieurs producteurs ou encore le respect des contraintes de fonctionnement : si jamais nous voulons inclure des contraintes sur la partie production, comment garantir que parmi les solutions proposées par les consommateurs, il y ait bien une combinaison qui satisfait les contraintes ? Ces points restent des questions ouvertes.

2.2 Mécanismes de distribution à partir de la relaxation lagrangienne

2.2.1 Quelques mots sur la relaxation lagrangienne

Le principe que nous avons adopté avec une mise à jour du prix telle que proposée dans l'équation (2.3) est inspiré de la relaxation lagrangienne et de la méthode d'Uzawa pour résoudre le problème d'optimisation sous forme distribuée.

Le problème d'optimisation centralisé considéré peut s'exprimer ainsi :

$$\mathcal{P}_c : \begin{cases} J^* = \min_{(U_i)_{i=1,M}} \sum_{i=1}^M J_i(U_i) \\ \text{s.l.c. : } \sum_{i=1}^M A_i^\top U_i = B \\ \forall i, U_i \in \mathcal{U}_i \end{cases} \quad (2.6)$$

Dans ce problème d'optimisation, on peut voir que le critère est une somme de critères locaux, et que les sous-systèmes ne sont liés qu'à travers le système linéaire de m contraintes, $B \in \mathbb{R}^m$. Le principe de la relaxation lagrangienne est d'introduire une variable auxiliaire $\lambda \in \mathbb{R}^m$ et de définir le Lagrangien ainsi :

$$\mathcal{L}((U_i)_{i=1,M}; \lambda) = \sum_{i=1}^M J_i(U_i) + \lambda^\top \left(\sum_{i=1}^M A_i^\top U_i - B \right) \quad (2.7)$$

On peut alors exploiter de 2 façons le lagrangien pour résoudre le problème d'optimisation initial (2.6).

— La résolution primale :

$$\mathcal{P}^* = \min_{(U_i)_{i=1,M}} \max_{\lambda} \mathcal{L}((U_i)_{i=1,M}; \lambda) \quad (2.8)$$

— La résolution duale :

$$\mathcal{D}^* = \max_{\lambda} \min_{(U_i)_{i=1,M}} \mathcal{L}((U_i)_{i=1,M}; \lambda) \quad (2.9)$$

La théorie mathématique qui est derrière permet de montrer que quelque soit le problème considéré, on a toujours, ce qu'on appelle la dualité faible :

$$\mathcal{D}^* \leq \mathcal{P}^*$$

Et que sous certaines hypothèses, on a même, ce qu'on appelle la dualité forte :

$$\mathcal{D}^* = \mathcal{P}^*$$

Ces hypothèses de dualité forte s'appellent les conditions de Slater et qui entre imposent la convexité stricte du critère d'optimisation et que les domaines des variables d'optimisation \mathcal{U}_i constituent un ensemble fermé, convexe et non vide.

Ce qui rend la formulation duale particulièrement intéressante pour la commande prédictive distribuée est que, par construction, le Lagrangien peut être vu comme une somme de Lagrangien locaux :

$$\mathcal{L}((U_i)_{i=1,M}; \lambda) = \sum_{i=1}^M \mathcal{L}_i(U_i; \lambda) \quad (2.10)$$

où l'on a :

$$\mathcal{L}_i(U_i; \lambda) = J_i(U_i) + \lambda^\top A_i^\top U_i \quad (2.11)$$

S'appuyant sur cette décomposition, on peut alors définir la fonction duale, qui consiste en la résolution d'un problème d'optimisation pour une valeur de λ donnée :

$$\phi(\lambda) = \sum_{i=1}^M \phi_i(\lambda) \quad (2.12)$$

dans laquelle,

$$\mathcal{D}_i(\lambda) : \begin{cases} \phi_i(\lambda) = \min_{U_i} J_i(U_i) + \lambda^\top A_i^\top U_i \\ \text{s.l.c. : } U_i \in \mathcal{U}_i \end{cases} \quad (2.13)$$

Le multiplicateur de Lagrange λ est une variable partagée entre tous les agents, et la méthode d'Uzawa exploite une des propriétés de la fonction duale (2.12), sa concavité, pour proposer un mécanisme itératif de résolution distribuée.

Mécanisme itératif d'Uzawa

1. Etant donnée une valeur $\lambda^{(p)}$ du multiplicateur de Lagrange, chaque agent résout en parallèle son problème d'optimisation $\mathcal{D}_i(\lambda^{(p)})$, et envoie sa solution optimale $U_i^{(p)}$ au coordinateur.
2. Le coordinateur met à jour la valeur du multiplicateur de Lagrange :

$$\lambda^{(p+1)} = \lambda^{(p)} + pas \left(\sum_{i=1}^M A_i^\top U_i^{(p)} - B \right)$$

3. La convergence se fait en vérifiant les écarts entre les variables primales $|U_i^{(p)} - U_i^{(p-1)}|$ et les écarts entre la variable duale $|\lambda^{(p+1)} - \lambda^{(p)}|$.

Dans cet algorithme, le *pas* est un paramètre de réglage qui permet de jouer sur la vitesse de convergence. Il existe de nombreux travaux qui permettent notamment d'optimiser le réglage de ce pas, mais sans rentrer dans les détails, l'idée est assez simple :

- Un pas trop petit ralentira la convergence et pourra amener à des problèmes de résolution numérique.
- Un pas trop grand pourra déstabiliser le mécanisme.

C'est ce qu'illustrent les différentes figures suivantes, qui sont les résultats de la méthode sur un cas académique pour différentes valeurs du pas. Il y a plusieurs choses importantes à remarquer. Dans les deux premières expériences, figures 2.9 et 2.10, on peut remarquer que tant que les variables primales et duales n'ont pas convergé, la solution proposée ne satisfait pas les contraintes. C'est l'un des grands problèmes de cette méthode, il faut, si l'on veut stopper prématurément l'algorithme, travailler la solution obtenue pour qu'elle satisfasse les contraintes. Dans la dernière expérience, on peut remarquer le caractère oscillatoire, qui est lié, dans ce cas à un mauvais réglage du *pas*.

2.2.2 La relaxation lagrangienne avec des variables discrètes

Pour nous rapprocher de l'exemple introductif, nous reprenons le problème d'optimisation centralisé suivant :

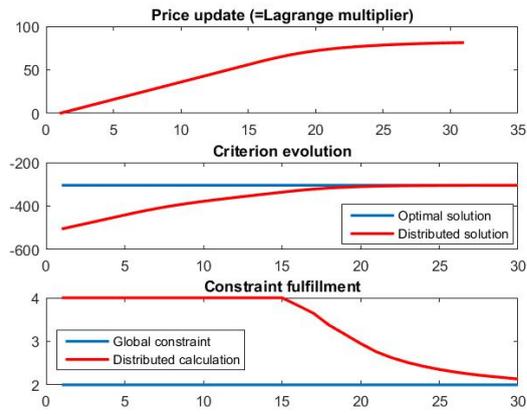


FIGURE 2.9 – Convergence lente pour un petit pas.

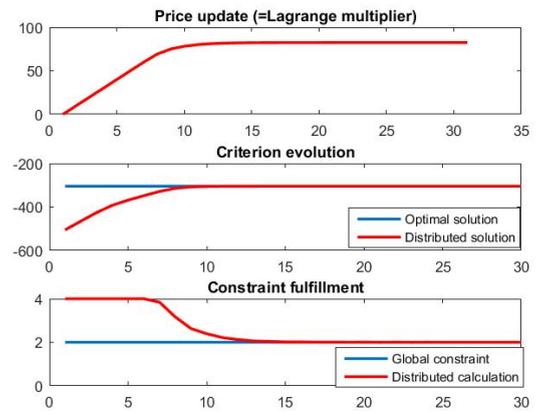


FIGURE 2.10 – Convergence accélérée.

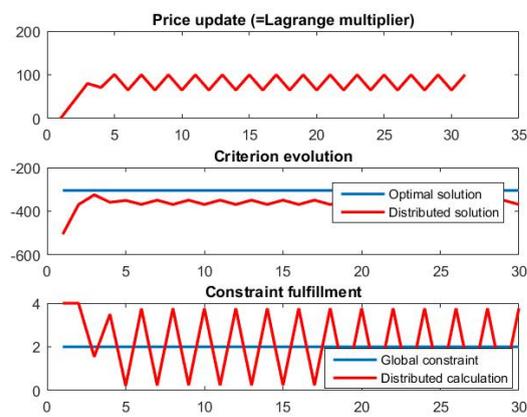


FIGURE 2.11 – Déstabilisation liée à un mauvais réglage du pas.

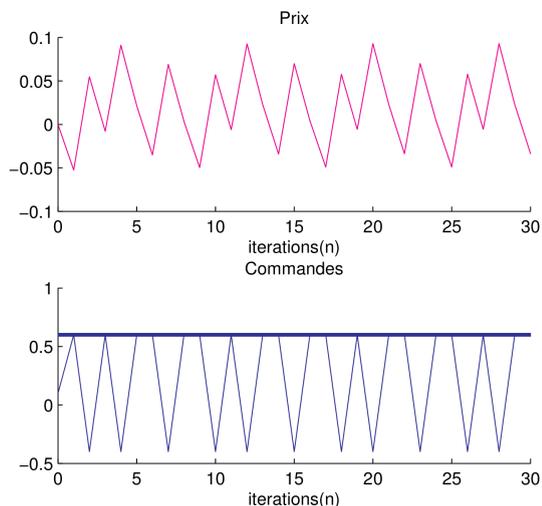


FIGURE 2.12 – Non convergence du mécanisme

$$\mathcal{P}_c : \begin{cases} J^* = \min_{(U_i)_{i=1,M}} \sum_{i=1}^M J_i(U_i) \\ \text{s.l.c. : } \sum_{i=1}^M A_i^\top U_i = B \\ \forall i, U_i \in \mathcal{U}_i^d \end{cases} \quad (2.14)$$

L'unique différence entre le problème (2.6) et (2.14) vient du domaine des solutions, qui est convexe dans le premier cas et qui correspond à un ensemble fini discret dans le second cas $\mathcal{U}_i^d = \{u_{i,1}, \dots, u_{i,m_i}\}$.

Quand on applique la méthode d'Uzawa dans ce cas, le phénomène que l'on peut observer est illustré sur la figure 2.12. Cette fois-ci, contrairement à l'expérience de la figure 2.11 où la non convergence est liée à un mauvais réglage du *pas* de la méthode, ces oscillations persistent, quelque soit le pas choisi.

Le travail qui a été entrepris dans [11] est de caractériser ce phénomène. Celui-ci est lié à la non différentiabilité potentielle de la fonction duale, où deux cas peuvent apparaître. Si le maximum de la fonction duale n'est pas différentiable (figure 2.13), alors, le mécanisme d'Uzawa ne convergera pas. Il y a alors une différence entre la valeur du problème dual obtenue, et la valeur du problème primal, que l'on appelle *saut de dualité*, et qui peut introduire une sous-optimalité de la solution proposée. Si en revanche, le maximum de la fonction duale est différentiable (figure 2.14), alors le résultat obtenu est la solution du problème initial.

L'intérêt des travaux que nous avons développés dans [11] est, au delà de la caractérisation, de proposer un algorithme qui permet, de manière distribuée, d'obtenir la solution du problème initial (2.14). Cet algorithme est construit sur un parcours intelligent de l'ensemble des valeurs discrètes du problème, et qui étape après étape calcule une borne supérieure (solution faisable mais non optimale du problème initial) et une borne inférieure (solution non faisable), mais qui permet d'estimer la sous-optimalité de la solution proposée, en attendant la convergence.

Si la convergence vers la solution optimale est garantie, elle peut requérir un très grand nombre d'itérations, qui montre ainsi les limites de la proposition. C'est pourquoi, nous avons travaillé sur des mécanismes non optimaux mais qui permettent de converger plus rapidement vers une solution acceptable. C'est ce qui est fait l'objet des paragraphes suivants.

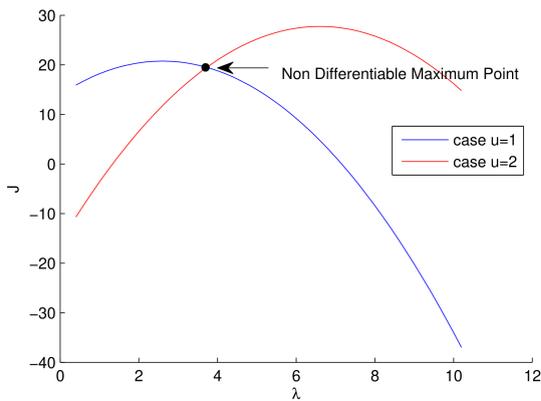


FIGURE 2.13 – Cas 1 : la fonction duale n’est pas différentiable en son maximum.

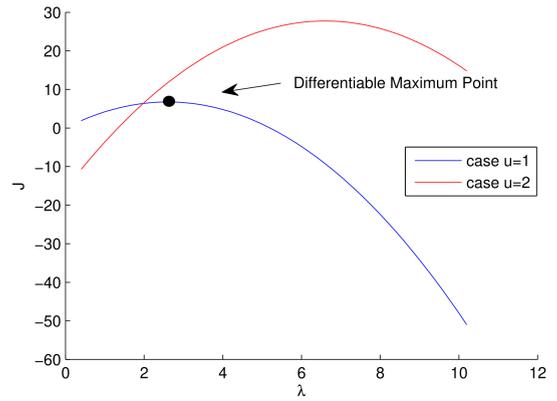


FIGURE 2.14 – Cas 2 : la fonction duale est différentiable. Le point obtenu est la solution recherchée.

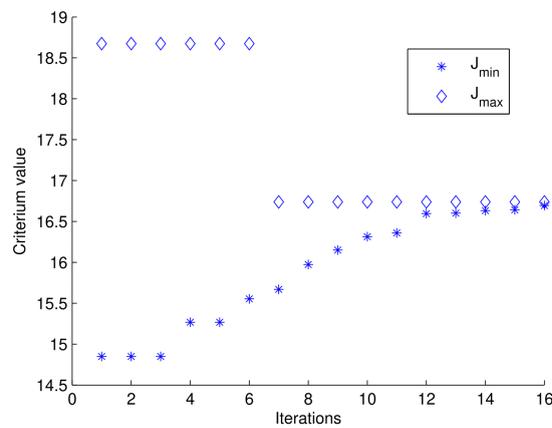


FIGURE 2.15 – Convergence des bornes supérieure et inférieure vers la solution optimale au fil des itérations, issue de [11].

Méthode	Temps de calcul (s)
MIQP centralisé	1.9
Relaxation QP	0.4
Relaxation SDP	0.6

TABLE 2.1 – Temps de calcul des différentes méthodes

2.3 Relaxations continues et sous-optimalité

L'un des points clés qui expliquent la non-convergence de la relaxation lagrangienne dans le cas des variables discrètes vient du fait de la perte de convexité du problème d'optimisation initial, et qui est liée au domaine discret des variables d'optimisation \mathcal{U}_i^d . L'astuce que nous avons utilisée est alors de convexifier le problème d'optimisation (2.14). Nous avons proposé deux méthodes qui présentent chacune des avantages et inconvénients, que nous allons détailler.

- La première est la convexification par fermeture convexe des domaines discrets. Cette technique est connue sous le nom de relaxation quadratique (QP) quand le problème original étudié est quadratique (critère quadratique et contraintes linéaires). L'avantage de cette méthode est que la résolution du problème relaxé est aisée, et il n'y a pas de reformulation du problème initial.
- La seconde méthode est la relaxation par la méthode SDP (SemiDefinite Programming). Les inconvénients de cette méthode viennent d'abord du fait qu'il est nécessaire de reformuler le problème initial, de le mettre en forme afin de pouvoir exploiter cette technique. Le problème d'optimisation ainsi reformulé fait appel à des équations linéaires matricielles, et s'il existe des solveurs efficaces pour les résoudre, la complexité reste malgré tout plus élevée que des solveurs de programmation quadratique. En revanche, l'intérêt majeur de cette seconde approche réside dans le fait que la solution du problème relaxé est toujours supérieure ou égale à celle obtenue par la relaxation quadratique. Par conséquent, la solution relâchée obtenue est plus proche de la solution du problème original, et on a le résultat suivant [5] :

$$J_{QP} \leq J_{SDP} \leq J^* \quad (2.15)$$

Une fois le problème initial convexifié, on peut procéder à la méthode décomposition de notre choix en mettant en place un mécanisme itératif telle que la méthode d'Uzawa. La convergence est alors garantie. Mais, la solution obtenue n'est pas réalisable du point de vue du problème recherché, il faut donc introduire dans une seconde étape un processus de projection dans l'espace des solutions admissibles. Cette solution permet d'obtenir une borne supérieure du problème recherché, et on aura à terme une mesure de la sous-optimalité grâce à l'écart entre les 2 bornes obtenues.

On peut d'ailleurs aller un peu plus loin en exploitant le mécanisme itératif pour projeter à chaque étape la solution relâchée obtenue dans l'espace des solutions admissibles.

En conclusion cette approche permet de construire un mécanisme itératif, dont la convergence est garantie et qui permet à l'utilisateur d'obtenir une mesure de sous-optimalité à chaque itération, donc aussi de le terminer prématurément si la solution obtenue est satisfaisante. Un exemple d'application de la seconde méthode est illustrée par les figures 2.16 et 2.17 qui montrent la convergence du processus itératif du problème convexifié et la capacité à encadrer le problème initial par deux bornes. Une comparaison entre les deux méthodes sur un exemple académique est illustrée sur la figure 2.18. On peut remarquer que la méthode SDP converge plus près de la solution initiale que la relaxation QP, et ce de manière significative, mais qu'en revanche, les solutions admissibles obtenues après projection sont très proches l'une de l'autre. L'intérêt, dans cet exemple, n'est pas dans la qualité de la solution retenue mais dans la capacité à mieux garantir la sous-optimalité. C'est ce qu'illustre la figure 2.19, qui met en évidence l'intérêt de cette seconde méthode.

Le tableau 2.1 présente une comparaison au niveau du temps de calcul des 2 méthodes distribuées et d'une méthode centralisée. On peut remarquer que les méthodes distribuées sont plus efficaces qu'une méthode centralisée, même si ce n'est pas la motivation principale.

Cette méthode repose donc sur 3 étapes :

- Une convexification du problème initial
- Le choix d'une méthode de résolution distribuée

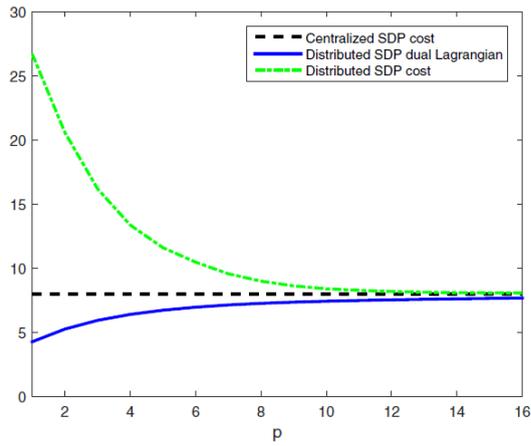


FIGURE 2.16 – Convergence du problème distribué d'optimisation convexifié par la méthode SDP, extrait de [27].

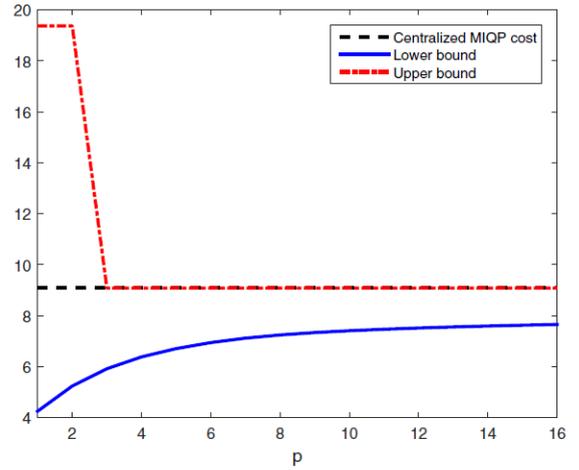


FIGURE 2.17 – Encadrement du problème original, extrait de [27].

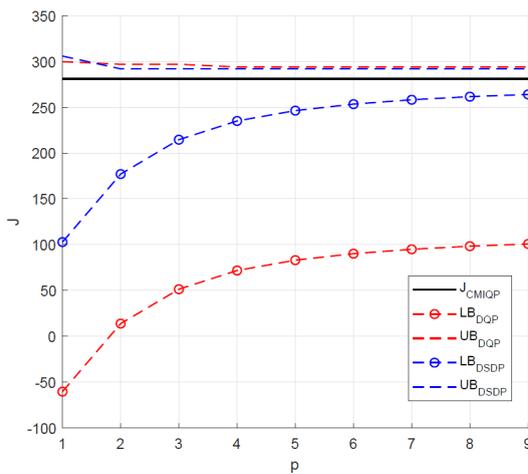


FIGURE 2.18 – Comparaison des deux méthodes de convexification. Au fil des itérations, on peut obtenir une borne supérieure et une borne inférieure du problème initial.

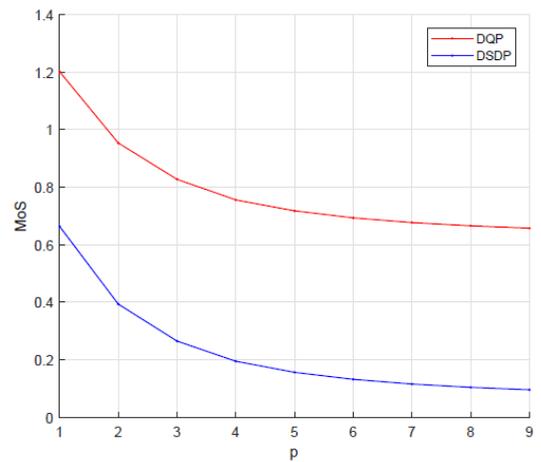


FIGURE 2.19 – Mesure de la sous-optimalité (MoS) au fil des itérations. La méthode SDP permet une meilleure estimation.

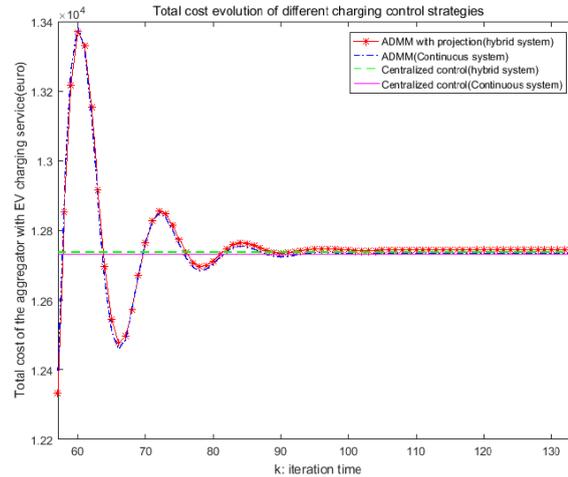


FIGURE 2.20 – Convergence du mécanisme ADMM projeté, extrait de [25]

— Un mécanisme de projection.

Chacune de ces étapes peut être résolue de différentes manières, et trouver une combinaison de recettes performantes constituent encore maintenant un de mes axes de recherche que je souhaite approfondir. L’un des points clés est le mécanisme de projection qui doit permettre à la fois d’être réalisable localement mais qui doit aussi assurer les contraintes globales. Concilier pratique de l’approximation et stabilité constitue aussi un champ d’étude particulièrement intéressant, car il peut s’appliquer à de nombreuses méthodes existantes, réduisant ainsi la complexité des algorithmes de distribution.

D’un point de vue applicatif, nous avons exploité ce principe en 3 étapes de différentes manières, en particulier sur les problèmes de gestion de la recharge de batteries de véhicules électriques. Cet exemple peut être vu comme un ensemble de consommateurs (les chargeurs de batteries) qui partagent une ressource qui peut être limitée (la puissance disponible) qu’il faut partager judicieusement, en anticipant les besoins et objectifs de niveaux de charge désirés et le prix de l’énergie. Le management du parc se fait par le biais de décisions locales : charger, décharger ou ne rien faire. Le formalisme discret (ou mixte) est alors parfaitement adapté.

Dans [25], la première étape est effectuée via une convexification QP. Le mécanisme de distribution exploite la méthode ADMM (Alternating Direction Method of Multipliers) qui est la méthode de distribution la plus utilisée actuellement de par son efficacité [12, 84, 78]. Enfin la projection est effectuée de manière simple où l’on prend la décision la plus proche de la solution relâchée obtenue. Dans cet exemple, il n’y a pas de problème de limitation de ressources, ce qui implique que la solution projetée localement reste faisable d’un point de vue global ! Les résultats obtenus sont illustrés dans la figure 2.20

Dans la partie suivante, nous proposons de nous focaliser sur des solutions distribuées dans un cadre hybride et en présence de contraintes globales.

2.4 Décomposition par les quantités dans un cadre hybride

Dans la partie précédente, nous avons étudié des techniques de décomposition basée sur la relaxation lagrangienne. Son inconvénient principal réside dans le fait qu’il faut attendre la convergence du mécanisme pour satisfaire les contraintes qui ont été relâchées. Parmi les techniques de distribution, il existe une technique duale de la relaxation lagrangienne, appelée *décomposition par les quantités*, dont le principe est d’allouer une certaine quantité à chaque sous-système et de récupérer ensuite la satisfaction individuelle et de mettre à jour les allocations pour faire en sorte que chacun des sous-systèmes soient satisfaits (ou insatisfaits) de la même manière.

Partons du problème d’optimisation 2.6. La décomposition par les quantités consiste alors à allouer la quantité θ_i à chaque agent local, et de faire en sorte que la somme des allocations locales

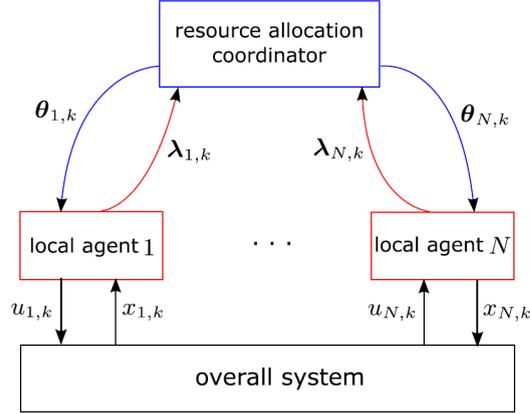


FIGURE 2.21 – Structure de communication du mécanisme de partage de ressources

soit égale à la quantité disponible :

$$\sum_{i=1}^M \theta_i = B \quad (2.16)$$

Le problème local s'exprime alors ainsi :

$$\mathcal{P}_i(\theta_i) : \begin{cases} J_i^* = \min_{U_i} J_i(U_i) \\ \text{s.l.c. : } A_i^\top U_i = \theta_i \quad ; \lambda_i \\ U_i \in \mathcal{U}_i^d \end{cases} \quad (2.17)$$

L'objectif est alors de trouver les allocations locales optimales, telles que les solutions obtenues soient identiques à la solution centralisée. Pour ce faire, on exploite la mesure de l'insatisfaction, qui est donnée par les variables duales λ_i associées aux contraintes $A_i^\top U_i = \theta_i$, dont l'expression formelle est donnée par l'équation suivante :

$$\lambda_i^*(\Theta_i) = \arg \max_{\lambda_i} \min_{U_i \in \mathcal{U}_i^d} \{J_i(U_i) + \lambda_i^\top (A_i^\top U_i - \theta_i)\} \quad (2.18)$$

La procédure itérative qui en résulte est donnée par l'algorithme 4, dont un schéma de principe est donné dans la figure 2.21.

Algorithme 4 MÉCANISME D'ALLOCATION DE RESSOURCES

Entrée(s) $p = 1$ et initialisation des allocations : $\forall i = 1, M, \theta_i^{(1)} = \theta_{i,0}$

tant que $p \leq N_{\text{iter}}^{\max}$ **faire**

Chaque agent résout en parallèle son problème d'optimisation (2.18) : $\mathcal{P}_i(\Theta_i^{(p)})$, récupère l'insatisfaction donnée par $\lambda_i^*(\Theta_i^{(p)})$. Celui-ci est transmis au coordinateur

Le coordinateur récupère toutes les variables duales transmises et met ensuite à jour les allocations locales

$$\theta_i^{(p+1)} = \theta_i^{(p)} + \xi^{(p)} \left(\lambda_i^*(\theta_i^{(p)}) - \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \lambda_j^*(\theta_j^{(p)}) \right)$$

$p = p + 1$

fin du tant que

Sortie(s) Chaque agent obtient alors la solution optimale

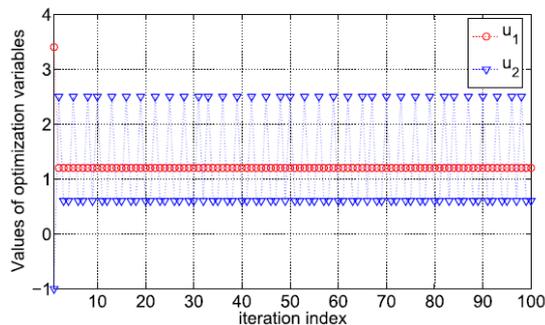


FIGURE 2.22 – Non convergence du mécanisme dans le cas hybride, extrait de [49]

Dans ce mécanisme, les coefficients $\xi^{(p)}$ jouent le rôle de pas numérique pour la mise à jour. La convergence numérique est garantie pour toute séquence qui vérifie les trois conditions données par l'équation (2.19) et si le problème original est fortement convexe [21].

$$\xi^{(p)}, \sum_{p=1}^{+\infty} \xi^{(p)} = +\infty, \sum_{p=1}^{+\infty} (\xi^{(p)})^2 \leq +\infty \quad (2.19)$$

Comme pour l'utilisation de la relaxation lagrangienne, l'utilisation de cet algorithme dans le cas des systèmes à variables discrètes (ou mixtes) peut amener des problèmes de non convergence, dues à la perte de convexité, comme nous l'avons illustré dans [48, 49], dont la figure 2.22 est extraite.

L'analyse du mécanisme met en avant un maximum du problème dual obtenu qui peut ne pas être différentiable. Le principe est alors de trouver quelle variable de décision oscille, et les valeurs associées, et de relancer deux nouvelles négociations, l'une sans la première valeur, l'autre sans la seconde. Cette séparation conduit alors à résoudre 2 problèmes de dimension strictement inférieure, et ce principe est répété jusqu'à obtenir un maximum différentiable. La construction itérative d'un problème réduit peut, au pire cas, revenir à explorer toutes les branches, mais finirait, dans ce cas là sur un domaine de recherche réduit à un singleton, et donc convexe, assurant ainsi la convergence et la fin du processus itératif.

A chaque étape, il est possible d'exploiter la valeur du problème dual comme borne inférieure, et la solution du primal comme borne supérieure. L'exploration d'une branche ne se fait alors que si la borne inférieure de la branche est pertinente. Cette proposition s'apparente ainsi à un problème de Branch and Bound qui convergera de manière formelle vers la solution du problème initial.

Le coordinateur est ainsi en charge de 2 procédures, l'une pour détecter les oscillations et réduire les espaces de recherche, l'autre pour faire discuter les différents agents, comme illustré sur la figure 2.23

Cet algorithme a lui aussi été testé dans le cas applicatif de la recharge des batteries des véhicules électriques, dans lequel chaque agent est en charge d'une batterie, allouant la puissance nécessaire en fonction de l'état de sa batterie afin de préserver sa durée de vie, et interagit avec le coordinateur via des ordres de « charger »- « décharger » ou « ne rien faire ». Les résultats obtenus dans ce cadre là montrent que, en fonction des paramètres de l'algorithme choisis, les résultats obtenus de manière décentralisée peuvent être très proches d'une point de vue performance (temps de calcul et sous-optimalité) tout en respectant limitant les informations aux demandes d'allocation dans le cas distribué contrairement à la solution centralisée qui aurait elle accès à toutes les informations.

2.5 Intégration des décisions discrètes dans une structure hiérarchisée

Dans la partie 1.2.4, nous nous sommes intéressés à une structure sur 2 niveaux, dans lequel le niveau haut à un rôle de planificateur, sur un long horizon, avec un grand pas de temps, tandis

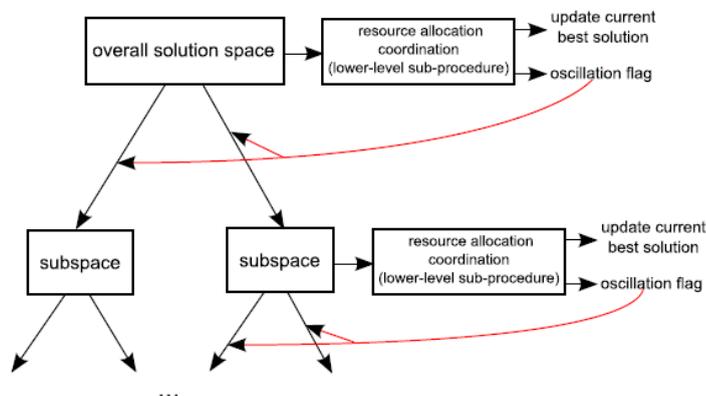


FIGURE 2.23 – Procédure sur 2 niveaux pour l’allocation de ressources dans un cadre mixte, extrait de [49]

que le niveau bas assure un suivi de trajectoire, avec un horizon plus court et un plus petit pas de temps. Que se passe-t-il alors quand les systèmes que nous voulons intégrer dans cette structure sont des systèmes pilotés par des variables booléennes, caractéristiques des systèmes fonctionnant en marche/arrêt. C’est un des points développés dans la thèse d’Amanda Abreu [2]

Pour bien comprendre les différents problèmes que leur intégration posent dans des structures hiérarchisées, prenons l’exemple de 2 ballons d’eau chaude sanitaire, chacun étant piloté par une résistance électrique qui soit est allumée et fonctionne à pleine puissance, ou soit éteinte. Et supposons que les deux systèmes ne peuvent être allumés en même temps, à cause d’une contrainte de puissance maximale allouée. Au niveau haut, le pas de temps est horaire : une décision par heure, tandis qu’au niveau bas, les décisions sont à prendre toutes les 20 minutes.

Si on intègre directement les deux systèmes dans le niveau haut, nous n’aurons, vu qu’ils ne peuvent être allumés en même temps, que 3 possibilités : Soit les deux ballons sont coupés, soit le premier est allumé et l’autre éteint, soit le premier est éteint et l’autre allumé. Cette façon de procéder ne peut pas donner des résultats satisfaisant, car elle ne peut prendre pas en compte le fait que les décisions peuvent être prises, en pratique, toutes les 15 minutes. Pour pallier ce problème, la première idée est de changer la façon dont les systèmes sont intégrés dans le niveau haut, en introduisant davantage de degrés de liberté, qui dépend du ratio entre le pas de temps du niveau haut et le pas de temps du niveau bas. Dans notre exemple, il y a un facteur 3 entre ces deux pas de temps. Nous augmentons alors l’espace de décision en offrant, pour le niveau haut, la possibilité que le système soit éteint, allumé 1 tiers du temps, allumé 2 tiers du temps, ou tout le temps allumé. C’est ce que nous avons appelé le système moyenné, illustré par la figure 2.24. Dans cette figure, la partie de gauche (a) représente les 3 décisions possibles si on intègre directement le système discret, la partie de droite (b) montre comment le système moyenné prend en compte le ratio entre les pas de temps, augmentant ainsi l’espace de décision.

Le problème de cette nouvelle représentation est qu’elle propose des solutions qui ne pourront pas être implémentées par le niveau bas. Celles-ci sont entourées en vert sur le graphique (b) de la figure 2.24. Par exemple, le point entouré en vert et en gras peut être interprété comme : le système 1 doit être allumé un tiers du temps, et le système 2 doit être allumé en permanence. Ce qui n’est donc pas compatible avec la contrainte imposée. La seconde étape est donc de réduire l’espace des solutions du système moyenné pour ne garder que les solutions qui peuvent satisfaire les contraintes. Nous avons, dans les travaux de thèse d’Amanda Abreu, d’abord caractérisé formellement cet espace admissible puis proposé un algorithme pour le déterminer.

Le problème du niveau haut devient alors un problème mixte dont la complexité peut grandir vite, surtout si le ratio entre les différents pas de temps est élevé. Une façon simple de s’affranchir de cette explosion combinatoire est de procéder à une relaxation continue, dont l’espace des solutions est la fermeture convexe de l’espace admissible précédemment déterminé. La résolution de ce problème peut alors être exploité par le niveau intermédiaire avant transmission au niveau bas.

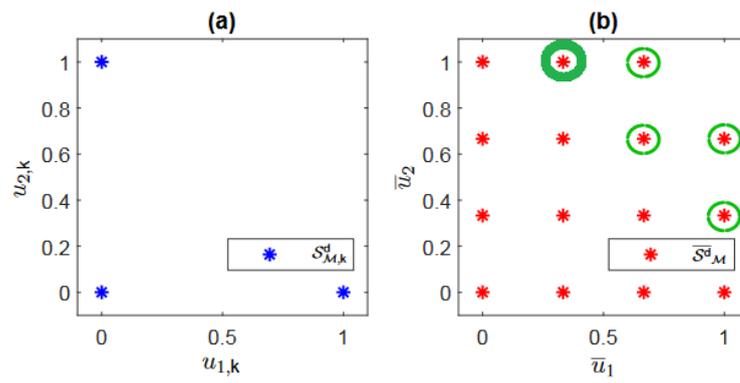


FIGURE 2.24 – Passage du système discret au système moyenné, extrait de [2]

Chapitre 3

Questions soulevées par la mise en œuvre

Dans cette partie, nous revenons sur d'autres activités de recherche qui ont été menées autour de la commande prédictive et de sa mise en œuvre. Les questions pratiques auxquelles nous avons été confrontés sont de natures multiples, et nous les avons retrouvées entre autres lors de différentes études menées avec nos partenaires industriels (Bouygues Construction dans le cadre de la chaire Bâtir Durable et Innover, et Delta Dore dans le développement de solutions algorithmiques simples). Parmi elles, nous retenons :

1. Peut-on définir une procédure d'identification qui permette d'obtenir un bon modèle de prédiction? Et comment adapter cette procédure quand la taille du système étudié devient importante?
2. Obtenir la séquence de commande requiert bien souvent la résolution d'un problème d'optimisation assez complexe. Quelles méthodes peut-on utiliser pour réduire cette complexité? Peut-on apprendre de ces comportements optimaux pour en dégager des solutions plus simples, basées sur des règles logiques et interprétables?
3. Les structures distribuées telles que nous les avons vues se basent sur des techniques qui convergent bien souvent vers la solution optimale mais qui sont coûteuses en termes de nombre d'itérations requises. Peut-on alors réduire ce nombre, quitte à dégrader un peu la qualité de la solution retenue.

Le chapitre est structuré pour répondre en partie à ces trois questions. Dans la section 3.1, nous nous intéresserons au problème de l'identifiabilité structurelle et d'une procédure d'identification adaptée aux systèmes de grande taille. Dans la section 3.2, nous verrons comment les outils issus du domaine du Data Mining offrent une approche pertinente et originale. Enfin, nous étudierons dans la section 3.3 des heuristiques pour réduire le nombre d'itérations dans les méthodes distribuées.

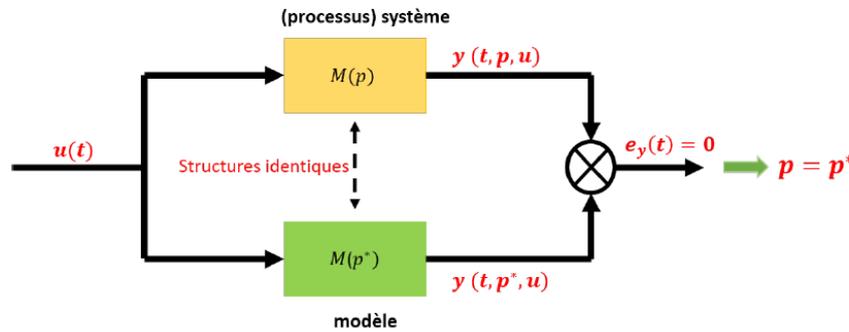


FIGURE 3.1 – Principe de l’identification structurelle : Si la seule façon de produire des jeux d’entrées/sorties identiques pour deux paramétrisations p et \tilde{p} implique que $p = \tilde{p}$ alors le système est identifiable

3.1 Identification décentralisée pour les systèmes de grande taille

L’implémentation d’une commande prédictive nécessite en amont l’obtention d’un modèle pour la prédiction. Un travail sur des modèles « boîtes grises » par rapport à des modèles « boîtes noires » prend tout son sens dans les travaux que nous avons menés sur le confort thermique : en effet, en pratique seule la mesure de la température de l’air est accessible, or celle-ci est insuffisante pour caractériser le confort. On privilégie plutôt la température opérative, dont une bonne approximation est la moyenne entre la température de l’air (mesurable) et la température des murs qui est non mesurable, mais observable si on propose un modèle paramétrique à l’instar des modèles thermiques proposés précédemment (voir équations (4)).

Partons d’un système mis sous la représentation d’état suivante :

$$\begin{cases} \dot{x}(t) &= A(p)x(t) + B(p)u(t) \\ y(t) &= C(p)x(t) \end{cases} \quad (3.1)$$

Identifier les paramètres $p \in \mathbb{R}^{n_p}$ du système (3.1) n’est possible que si le système est structurellement identifiable, et des méthodes numériques sont efficaces quand le nombre de paramètres n_p est réduit. L’identifiabilité structurelle peut se définir comme la capacité à déterminer de façon unique les paramètres p à partir des données entrées/sorties du système considéré, comme l’illustre la figure 3.1. On peut rappeler la définition mathématique telle que définie dans [85].

Définition 3.1.1 (Identifiabilité structurelle, [85]). *Si, pour toutes les entrées appliquées au système, les sorties produites par deux paramétrisations p et \tilde{p} sont identiques impliquent que $p = \tilde{p}$ alors le système est dit structurellement identifiable.*

Dans les travaux présentés dans ce document, nous avons exploité la structure du grand système : les interactions entre les sous-systèmes, dans les équations dynamiques ou dans les contraintes, pour proposer des solutions de commande distribuée. Comment la structuration particulière peut-elle être exploitée dans la phase d’identification ? C’est un point que nous avons essayé d’étudier, notamment dans le cadre de la thèse de Safa Jedidi. Plus précisément, nous avons exploité l’identifiabilité structurelle combinée à la structure du grand système, pour proposer une méthode décentralisée d’identification paramétrique.

En pratique, quand le système étudié est linéaire et représenté par le modèle d’état (3.1), il existe le théorème de Van Den Hof, autrement appelé « approche par similarités » qui donne une condition nécessaire et suffisante d’identifiabilité structurelle, que nous rappelons ici :

Théorème 3.1.2 (Approche par similarités, [79]). *Le système (3.1), structurellement observable et commandable, est structurellement globalement identifiable si et seulement si, pour toutes para-*

métrisations p et \tilde{p} , et une matrice non singulière $T \in \mathbb{R}^{n_x \times n_x}$, telle que

$$\begin{cases} TA(p) &= A(\tilde{p})T \\ TB(p) &= B(\tilde{p}) \\ C(\tilde{p})T &= C \end{cases} \quad (3.2)$$

la seule solution à la résolution du système (3.2) est $T = I_{n_x}$ et $p = \tilde{p}$.

Les interactions entre les sous-systèmes vont structurer les matrices A , B et C , et c'est leur forme particulière que nous avons exploitée. Plus précisément, nous nous sommes intéressés à différents types d'interactions :

- **Le couplage par les entrées.** Dans ce cas là, l'équation dynamique d'un sous-système peut s'écrire ainsi :

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) &= A_{ii}(p_i)x_i(t) + B_{ii}(p_i)u_i(t) + \sum_{j \neq i} B_{ij}(p_i)u_j(t) \\ y_i(t) &= C_{ii}(p_i)x_i(t) \end{cases} \quad (3.3)$$

Le grand système obtenu par concaténation des sous-systèmes a ses matrices A et C bloc-diagonales et la matrice B structurée comme suit :

$$B = \begin{pmatrix} B_{11}(p_1) & B_{12}(p_1) & \dots & B_{1M}(p_1) \\ B_{21}(p_2) & B_{22}(p_2) & \dots & B_{2M}(p_2) \\ \vdots & & & \vdots \\ B_{M1}(p_M) & B_{M2}(p_M) & \dots & B_{MM}(p_M) \end{pmatrix}$$

Dans ce cas là, nous avons la correspondance entre les propriétés structurelles du grand système et des sous-systèmes, à savoir que le grand système est structurellement observable, commandable et identifiable si et seulement si tous les sous-systèmes sont structurellement observables, commandables et identifiables

- **Le couplage par les sorties.** Dans ce cas là, l'équation dynamique d'un sous-système peut s'écrire ainsi :

$$\begin{cases} \dot{x}_i(t) &= A_{ii}(p_i)x_i(t) + B_{ii}(p_i)u_i(t) + \sum_{j \neq i} K_{ij}(p_i)y_j(t) \\ y_i(t) &= C_{ii}(p_i)x_i(t) \end{cases} \quad (3.4)$$

Le grand système obtenu par concaténation des sous-systèmes a une matrice A que l'on peut écrire ainsi :

$$A = \begin{pmatrix} A_{11}(p_1) & K_{12}(p_1)C_{22}(p_2) & \dots & K_{1M}(p_1)C_{MM}(p_M) \\ K_{21}(p_2)C_{11}(p_1) & A_{22}(p_2) & \dots & K_{2M}(p_2)C_{MM}(p_M) \\ \vdots & & & \vdots \\ K_{M1}(p_M)C_{11}(p_1) & K_{M2}(p_M)C_{22}(p_2) & \dots & A_{MM}(p_M) \end{pmatrix}$$

La démarche établie d'un point de vue structurel est de considérer les sorties des autres sous-systèmes comme des entrées virtuelles, en introduisant le modèle suivant :

$$\begin{cases} \dot{\hat{x}}_i(t) &= A_{ii}(p_i)\hat{x}_i(t) + B_{ii}(p_i)u_i(t) + \sum_{j \neq i} K_{ij}(p_i)\hat{u}_j(t) \\ y_i(t) &= C_{ii}(p_i)\hat{x}_i(t) \end{cases} \quad (3.5)$$

Dans ce cas là, nous n'avons pas la correspondance entre les propriétés structurelles du grand système et les sous-systèmes virtuels, hormis pour l'observabilité. Plus précisément, si le grand système est structurellement identifiable, alors tous les sous-systèmes virtuels le sont également. La réciproque semble évidente, pourtant, nous n'avons pu la démontrer que pour des systèmes très particuliers.

- **Le couplage par les états.** Nous nous sommes intéressés à un cas particulier de couplage par les états, à savoir quand chaque sous-système est influencé par un état commun. Se pose alors la question, lors de la décomposition de savoir à quel sous-système cet état commun peut-il être affecté, ou comment le partager. Pour ce faire, nous avons établi une démarche en plusieurs étapes :

M	mF(%)	mF(%)	MPE(%)	MPE(%)	T(min)	T(min)
	(GI)	(DI)	(GI)	(DI)	(GI)	(DI)
M=2	100	100	0	0	2.65	1.7
M=3	100	100	0	0	5.77	2.57
M=4	100	100	0	0	7.10	4.20
M=5	99.76	100	0.64	0	9.15	5.14
M=6	99.54	100	0.98	0	14.20	6.28
M=7	98.24	100	1.2	0	19.30	7.16
M=10	N/A	100	N/A	0	N/A	11.25

FIGURE 3.2 – Comparaison des performances entre méthode globale (GI) et décentralisée (DI), en termes de qualité de l'identification (en estimation et en validation) et en temps de calcul, extrait de [37]

1. Construction d'un système augmenté
2. Etude des propriétés structurelles du système augmenté
3. Définition d'un système augmenté virtuel, avec multiplication des entrées, comme la méthode utilisée pour traiter le couplage par les sorties
4. Décomposition de ce système augmenté virtuel en sous-systèmes
5. Etude des propriétés structurelles de ces sous-systèmes

Les développements théoriques que nous avons proposés (voir [36]) ont montré que l'identifiabilité structurelle du grand système implique l'identifiabilité structurelle des sous-systèmes ainsi construits.

Dans les 3 cas développés, grâce à la conservation des propriétés structurelles du grand système lors de la décomposition de celui-ci en sous-systèmes, nous pouvons garantir qu'une identification paramétrique effectuée sous-système par sous-système va permettre d'obtenir par concaténation les paramètres du système initial tout en s'affranchissant des problèmes d'explosion combinatoire et de résolution numérique associée.

Dans cette optique, nous avons comparé notre méthode d'identification décentralisée avec une méthode centralisée, dans un cadre idéal, en utilisant le modèle paramétrique pour générer des données et en faisant varier le nombre de sous-systèmes M qui composent le grand système. Les résultats de cette étude comparative sont fournies dans la figure 3.2. Il est intéressant de constater la méthode d'identification centralisée non seulement requière un temps de calcul plus important mais induit également des erreurs d'identification dès que M est plus grand que 5. En outre, celle-ci ne donne plus de résultats dès que M est plus grand que 10.

Au delà de cette étude théorique, cette méthode a été utilisée pour identifier le comportement thermique d'un bâtiment composé de nombreuses pièces, développés dans l'environnement TRN-SYS (TRANsient System simulation tool). Dans cet environnement, les signaux de commande sont générés depuis Matlab, tandis que les grandeurs intrinsèques du bâtiment et son environnement extérieur sont issus de TRNSys (voir figure 3.3). Les résultats obtenus permettent d'obtenir un modèle simple (2C3R), dont la correspondance est suffisamment correcte pour être exploité comme modèle de prédiction, comme l'illustre la figure 3.4.

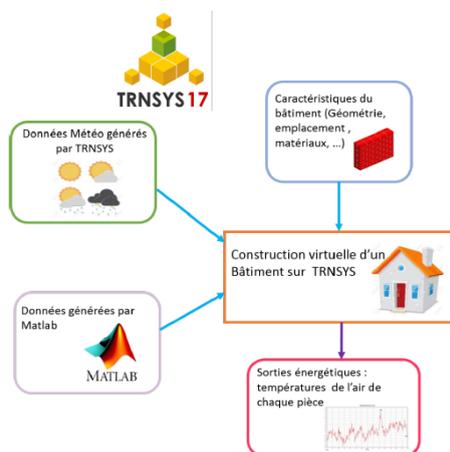


FIGURE 3.3 – Environnement de simulation pour validation de la méthode d'identification décentralisée

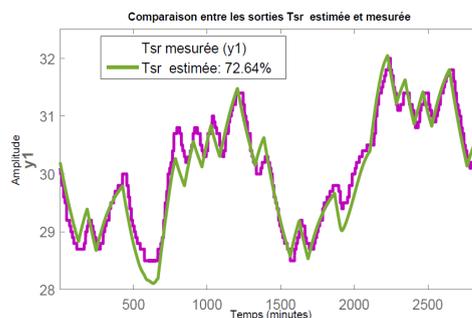


FIGURE 3.4 – Résultat de l'identification du simulateur TRNSys, extrait de [36]

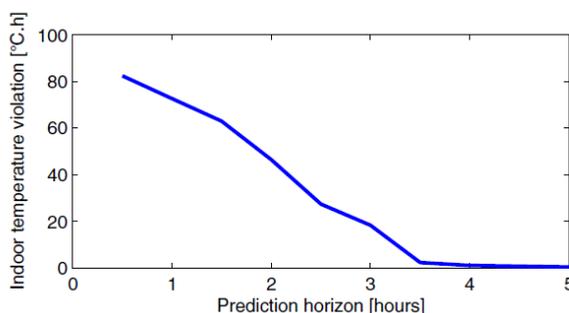


FIGURE 3.5 – Un horizon de plus de 3 heures est nécessaire pour limiter l'impact des irradiations solaires, extrait de [44]

3.2 Synthèse de contrôleurs logiques basées sur de l'apprentissage de comportements optimaux

Parmi les travaux issus de notre collaboration avec Delta Dore, nous nous sommes intéressés au pilotage des systèmes d'ouvrants d'une maison (volets roulants, ou brise solaire orientable). Dans le cahier des charges qui nous était imposé, ces dispositifs ont des positions préprogrammées : ouvert, 50% ouvert, 25% ouvert et fermé, et il faut les piloter pour satisfaire au mieux le compromis entre éclairage naturel et limitation de la température intérieure, tout en limitant le nombre de mouvements des volets, afin de ne pas réduire leur durée de vie.

Une étude préliminaire [44] a mis en avant le besoin d'utiliser une commande prédictive hybride afin de prendre en compte l'impact du soleil et l'inertie thermique du bâtiment pour anticiper une température intérieure trop importante, comme l'illustre la figure 3.5.

Dans le cahier des charges, le second point important est que la solution devait être implémentable sur un contrôleur dont la puissance de calcul tout comme la mémoire sont très limitées. La solution proposée dans [44] est basée sur un algorithme de Branch and Bound [75], qui, même s'il peut être implémenté est coûteux en terme de mémoire, dès que l'horizon de prédiction est important.

De plus, quelles sont les grandeurs influentes ? A-t-on besoin de la température extérieure ? de sa prédiction ? A-t-on besoin de la mesure de l'irradiation solaire ? de sa prédiction ?

Autant de questions qui, dans un souci de déploiement à grande échelle, peuvent avoir un impact



FIGURE 3.6 – Démarche de développement de contrôleurs logiques

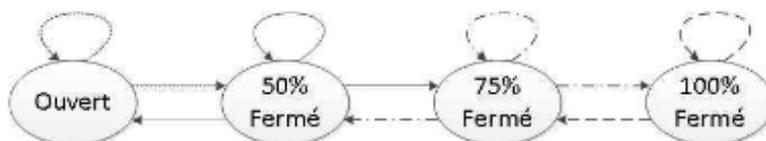


FIGURE 3.7 – Machine à état simplifiée, où seule les transitions entre les états proches sont considérés, extrait de [42]

conséquent. Nous avons alors décidé de développer une méthode originale, comme illustrée sur la figure 3.6, basée sur des outils du Data Mining pour nous aider à répondre à ces questions. Les grandes étapes de la démarche sont les suivantes :

1. Déploiement d'une démarche de commande prédictive hybride. Réglage du critère d'optimisation et des paramètres du contrôleur. Validation en simulation.
2. En simulation toujours, multiplication des simulations, sous diverses conditions météorologiques, ... et capitalisation de toutes ces expériences.
3. Utilisation de techniques de classification (AdaBoost) pour déterminer les grandeurs les plus influentes sur le contrôleur.
4. Utilisation de techniques de séparation pour déduire des règles logiques pour le pilotage à partir des paramètres les plus influents.

Par rapport au cas d'étude des volets, la recherche des grandeurs influentes à l'aide de classificateurs a montré que la température intérieure et la mesure de l'irradiation solaire sont les deux grandeurs qui ont le plus d'impact, et que la température extérieure ou encore la prédiction des irradiances ne sont pas si importantes.

Dès lors, on peut essayer de trouver des règles de séparation, pourquoi passe-t-on d'un état à un autre en fonction de la température intérieure et de l'irradiation solaire. Celle-ci se fait transition par transition, en utilisant la technique des séparateurs à vaste marge (ou machine à vecteur support), plus connu sous son terme anglophone SVM (Support Vector Machine). Les volets ont 4 positions, on pourrait chercher toutes les transitions. Dans un souci de simplification, nous nous sommes concentrés uniquement sur les transitions entre les « états proches », comme indiqué sur la figure 3.7.

Un exemple de séparation entre l'état 50% ouvert et l'état 25% ouvert est donné par la figure 3.8. Elle fait apparaître une droite de séparation, caractérisée par une pente et un offset. Différentes études ont été menées pour comprendre la sensibilité de cette pente et de l'offset quant aux conditions extérieures et besoin de l'occupant. Ces études montrent que la sensibilité de la pente est très faible, et que l'offset change en fonction de la température intérieure maximale souhaitée. La sensation de confort, le besoin de lumière, sont des compromis qui sont propres à chaque individu, et donc on peut exploiter cet offset comme un paramètre de réglage propre à chaque occupant. C'est ce qui a permis de développer un produit industriel et adaptable simplement aux besoins de chacun. Les figures 3.9 et 3.10 présentent des résultats qualitatifs du comportement du contrôleur logique, calibré sur un bâtiment différent, avec comme seul degré de liberté l'offset ajusté au cas d'étude.

La démarche a également été validée lors les travaux de thèse de Khang LE, dans un cas d'étude plus complexe qui associe volet et ventilation mécanique contrôlée (on passe alors à 12

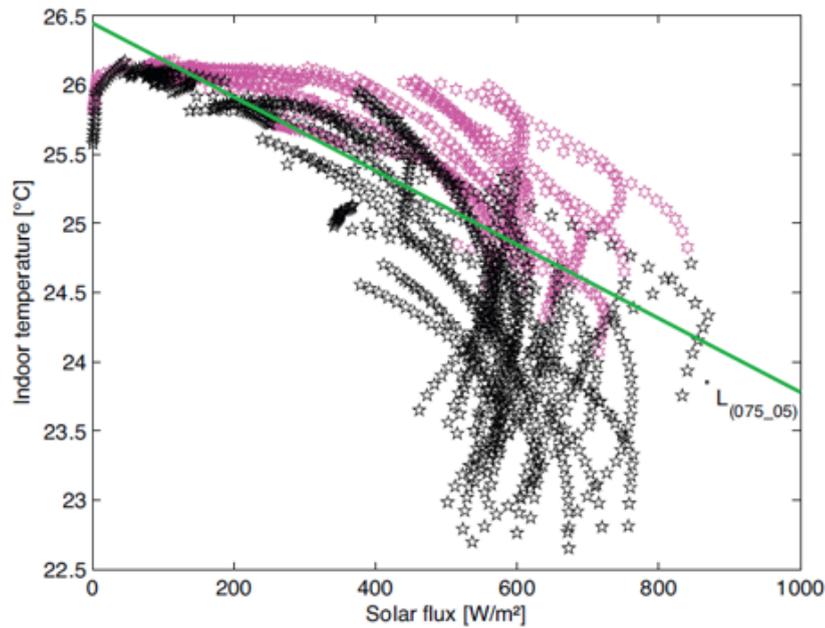


FIGURE 3.8 – Exploitation des données et techniques de séparation via SVM, extrait de [43]

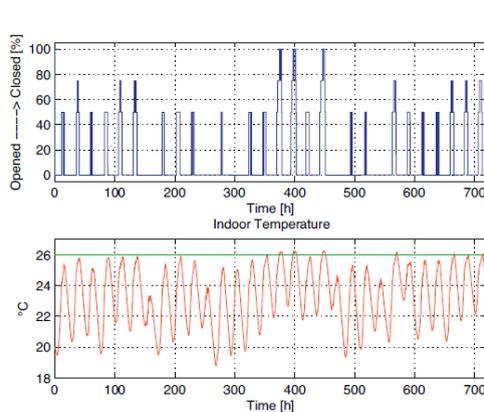


FIGURE 3.9 – Comportement du contrôleur logique sur un autre bâtiment, extrait de [43]

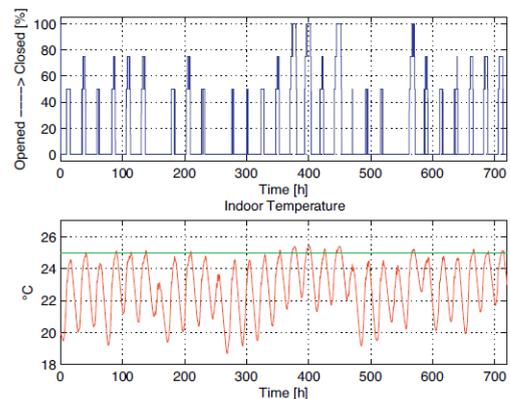


FIGURE 3.10 – Comportement du contrôleur logique avec une température maximale souhaitée différente, extrait de [43]

états possibles), où s'ajoutent des critères économiques et de qualité de l'air [42].

Une piste de travail intéressante et qui pourrait faire l'objet de développement ultérieur est de voir comment cette technique peut être déployée pour des systèmes de plus grande taille, exploiter la structuration du système globale et si l'on peut automatiser les procédures de simplification des machines à état résultant.

3.3 Réduction des itérations dans des structures de commande prédictive distribuée

Les structures de commande prédictive que nous avons développées dans ce document sont toutes basées sur des mécanismes itératifs, dont la convergence, même si elle est garantie, peut requérir un grand nombre d'itérations. Ce grand nombre d'échanges entre les différents agents

peut être un frein au déploiement de telles solutions. Dans ce sens, de nombreux travaux ont été menés pour améliorer la vitesse de convergence, que ce soit par l'introduction de terme quadratique (Lagrangien augmenté, [30]) et de la technique ADMM [12, 84] que nous avons déjà présentée dans ce manuscrit. Les travaux proposés dans [29] vont même jusqu'à calculer le pas optimal du processus itératif. Certains travaux ont aussi essayé de trouver des solutions quand les communications sont limitées [13, 63].

D'un point de vue théorique, la convergence asymptotique est prouvée, ce qui sous-entend que le nombre d'itérations requises pour converger vers la solution optimale est infini. En pratique, une tolérance numérique est introduite : elle permet alors de stopper l'algorithme avec un nombre fini d'itérations. Ceci sous-entend alors que la solution trouvée est proche de la solution optimale et que les contraintes sont respectées, dans la limite de la tolérance numérique introduite. Une première piste pour réduire le nombre d'itérations que nous avons exploitée est d'introduire un degré de sous-optimalité par rapport à la solution optimale, mais qui respecte les contraintes.

Nous avons vu à de nombreuses reprises qu'un problème de commande prédictive n'est finalement qu'un problème d'optimisation, dans lequel nous recherchons la séquence de commande optimale. Mais en pratique, seul le premier élément de la séquence sera appliqué. La deuxième idée exploitée est alors d'introduire un critère d'arrêt qui soit basé uniquement sur ce premier élément, et non plus sur l'ensemble de la séquence, mais qui garantisse malgré tout que la solution trouvée soit sous-optimale au degré désiré. Les travaux développés sont construits en exploitant la structure particulière d'un problème d'optimisation résultant d'une approche de commande prédictive.

Partons d'un problème de commande prédictive que l'on exprime ainsi :

$$J^* = \begin{cases} \min_{\mathbf{u}_{1:N}, \mathbf{x}_{1:N}} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^m (\|u_i(k-1)\|_{R_{u_i}}^2 + \|x_i(k)\|_{R_{x_i}}^2) \\ \text{s.t. } \forall k = 1, \dots, N, \forall l = 1, \dots, m \\ x_l(k) = \sum_{i=1}^m (A_{li}x_i(k-1) + B_{li}u_i(k-1)) \\ c_u u(k-1) \leq d_u \\ c_x x(k) \leq d_x \\ x_l(0) = \tilde{x}_l(k) \end{cases} \quad (3.6)$$

Dans lequel les variables d'optimisations sont $\mathbf{u}_{1:N}$ et $\mathbf{x}_{1:N}$, et sont liées par les dynamiques du système. Ce problème de commande prédictive peut alors s'écrire sous la forme compacte :

$$J^* = \begin{cases} \min_{\mathbf{y}} J(\mathbf{y}) \\ \text{s.t. } \mathbf{A}\mathbf{y} = \mathbf{b} \\ \mathbf{C}\mathbf{y} \leq \mathbf{d} \end{cases} \quad (3.7)$$

Avec la fonction d'optimisation $J(\mathbf{y}) = \mathbf{y}^T \mathbf{R}\mathbf{y}$. Le Lagrangien de ce problème d'optimisation est

$$\mathcal{L}(\mathbf{y}; \theta, \lambda) = J(\mathbf{y}) + \theta^T (\mathbf{A}\mathbf{y} - \mathbf{b}) + \lambda^T (\mathbf{C}\mathbf{y} - \mathbf{d}) \quad (3.8)$$

dans lequel θ et $\lambda \geq 0$ sont les multiplicateurs de Lagrange associés. Le problème d'optimisation dual se définit alors ainsi :

$$\mathcal{D}^* = \max_{\theta, \lambda \geq 0} \min_{\mathbf{y}} \mathcal{L}(\mathbf{y}; \theta, \lambda) \quad (3.9)$$

L'objectif n'étant pas de trouver la solution optimale de ce problème, mais de s'en approcher, nous introduisons les notions de solution ε -primale et ε -duale de ces problèmes :

Définition 3.3.1. \mathbf{y} est une solution ε -primale du problème (3.7) si et seulement si

- $\mathbf{A}\mathbf{y} = \mathbf{b}$
- $\mathbf{C}\mathbf{y} \leq \mathbf{d}$
- $\|J(\mathbf{y}) - J^*\| \leq \varepsilon$

De même, nous proposons la définition suivante :

Définition 3.3.2. L'uplet $(\mathbf{y}, \theta, \lambda)$ est une solution ε -duale du problème (3.9) si et seulement si

- $(\theta, \lambda) = \arg \max_{\theta, \lambda \geq 0} \mathcal{L}(\mathbf{y}; \theta, \lambda)$

$$- \|\mathcal{L}(\mathbf{y}; \theta_y, \lambda_y) - D^*\| \leq \varepsilon$$

Nous proposons d'expliquer ici les grande lignes de la démarche dans le cas où seules les contraintes égalités sont présentes.

La réduction du nombre d'itérations repose sur la structuration temporelle du problème de commande prédictive, ainsi, nous proposons l'écriture suivante :

$$\mathbf{y} = \begin{pmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \vdots \\ \mathbf{y}_N \end{pmatrix}, \quad \forall j = 1, \dots, N, \quad \mathbf{y}_k = \begin{pmatrix} x_1(k) \\ u_1(k) \\ \vdots \\ x_m(k) \\ u_m(k) \end{pmatrix}$$

Le critère d'optimisation peut alors être réécrit ainsi :

$$J(\mathbf{y}) = J_{1:N}(\mathbf{y}) = J_1(\mathbf{y}_1) + J_{2:N}(\mathbf{y}_{2:N})$$

Tout comme les contraintes égalités :

$$A\mathbf{y} = \begin{pmatrix} A_1^1 & 0 \\ A_1^{2:N} & A_{2:N}^{2:N} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \mathbf{y}_1 \\ \mathbf{y}_{2:N} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} b_1 \\ b_{2:N} \end{pmatrix}$$

C'est le terme $A_1^{2:N}$ qui montre comment le premier élément de la séquence \mathbf{y}_1 impacte le reste du problème.

Le Lagrangien du problème peut lui aussi s'écrire ainsi :

$$\mathcal{L}(\mathbf{y}; \theta) = \mathcal{L}_1(\mathbf{y}_1; \theta_1) + \mathcal{L}_{2:N}(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_{2:N}; \theta_{2:N})$$

avec

$$\mathcal{L}_{2:N}(\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_{2:N}; \theta_{2:N}) = J_{2:N}(\mathbf{y}_{2:N}) + \theta_{2:N}^\top (A_1^{2:N} \mathbf{y}_1 + A_{2:N}^{2:N} \mathbf{y}_{2:N} - b_{2:N})$$

Les étapes clés sont les suivants :

1. Trouver une condition d'arrêt adéquate sur \mathbf{y}_1 . Il faut alors que celle-ci soit suffisamment petite pour que la propagation de cette erreur sur le reste du problème d'optimisation reste dans la tolérance choisie. La répétition de ce processus de manière récursive peut nous permettre d'obtenir une séquence complète qui soit une solution ε -duale, même si en pratique on n'ira pas chercher toute la séquence.
2. Si \mathbf{y} est une solution ε -duale, \mathbf{y} n'est pas directement une solution ε -primale car elle ne garantit pas forcément les contraintes. Il faut alors employer un mécanisme de projection sur l'ensemble admissible et qui doit préserver la tolérance souhaitée. Ce mécanisme doit en outre être fait élément par élément afin de n'être utilisé que sur le premier élément de la séquence \mathbf{y}_1 .

Les preuves théoriques et les extensions sont en cours de soumission, et les prémices de ces travaux sont présentés dans [22].

Ce principe a été comparé à la méthode traditionnelle d'Uzawa, avec un facteur 3 pour trouver une solution sous-optimale qui a le même degré de sous-optimalité [22]. En revanche, le nombre d'itérations et le temps de calcul sont à peu près similaires à la méthode de gradient accéléré si l'on cherche une séquence complète. Mais, si l'on ne veut que le premier élément, dans un contexte de commande prédictive, nous arrivons en moyenne à une réduction, tant en temps de calcul qu'en nombre d'itérations de l'ordre de 40%, comme le présente la figure 3.11.

Ces travaux sont encore en cours de développement, et nous envisageons de poursuivre cette idée de sous-optimalité garantie en la combinant avec des garanties de stabilité.

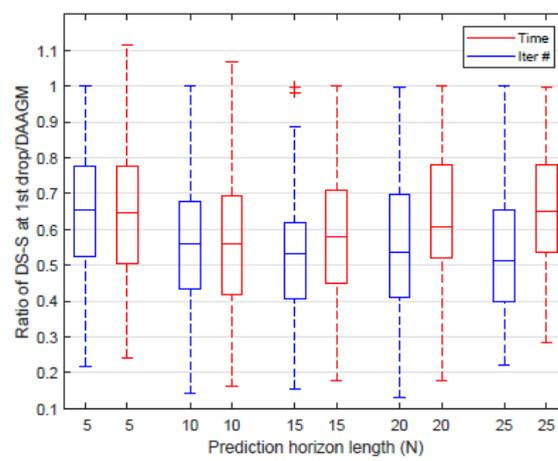


FIGURE 3.11 – Comparaison entre notre proposition et la méthode de gradient accélérée.

Divers

La rédaction de ce document a été l'occasion de faire une synthèse de tous les travaux de recherche menés depuis mon doctorat. Aussi ai-je essayé de structurer ce document autour des 3 axes principaux : la commande prédictive pour le management de l'énergie, la commande prédictive pour les systèmes hybrides et enfin une réflexion sur sa mise en œuvre.

Il reste des activités de recherche qui ne peuvent rentrer dans ces 3 axes, c'est pourquoi, elles ne figurent pas dans ce document. Parmi ces activités, se trouve une poursuite des travaux initiés lors de ma thèse sur les systèmes à commutation, leur stabilisation avec une application aux convertisseurs de puissance [39, 40].

J'ai également pu travailler sur des aspects plus théoriques de la commande prédictive pour des systèmes périodiques [64, 65, 66, 67, 68].

Troisième partie

Projet de recherche

Après cette synthèse de ces travaux de recherche, je propose dans cette partie de dresser quelques perspectives de travail, qui constitueront mon projet de recherche pour les années à venir.

Dans la continuité des travaux engagés, et dans un contexte sociétal particulier, il me semble important d’offrir des approches de commande performantes pour faciliter la transition énergétique : contribuer au déploiement des Smart Grids (Réseaux énergétiques intelligents) et à l’intégration massive des énergies renouvelables - améliorer les performances énergétiques des systèmes et grands postes de consommation. Ces approches de commande développées doivent apporter des solutions non seulement théoriques mais aussi méthodologiques qui doivent en outre être conçues pour être déployables à grande échelle avec des procédures simples de mise en route mais qui offrent des garanties de performance et de sécurité. C’est dans cette direction que j’ai construit mon projet de recherche, en l’articulant autour de 3 axes :

- La poursuite des contributions théoriques et méthodologiques pour la commande prédictive des systèmes complexes.
- Le développement d’un axe sur la sécurité des systèmes cyber-physiques
- La mise en service d’une plate-forme expérimentale dédiée à la sécurité et la gestion des systèmes énergétiques et des Smart Grids.

3.4 Axes de développement

3.4.1 Poursuite des contributions théoriques et méthodologiques.

Lors de la synthèse de nos travaux, nous avons montré différentes stratégies de commande qui exploitent la structure du grand système et les relations entre les différents agents impliqués. Si ces stratégies distribuées permettent d’échapper un peu à la complexité liée à la taille du grand système, il n’en reste pas moins qu’elles requièrent de nombreuses itérations, et donc de nombreuses communications entre les agents. Dans une perspective de mise en œuvre, il y a ainsi tout un enjeu à essayer de les limiter, quitte à introduire une sous-optimalité par rapport au problème initialement posé. Un des points que nous voulons poursuivre est donc la **pratique de l’approximation** avec comme objectifs des garanties de stabilité et d’un niveau de sous-optimalité défini. C’est un point que nous sommes en train de développer lors de la thèse de Xiang Daï, et que nous voulons poursuivre.

Nous avons vu également que de nombreux systèmes présentaient un caractère hybride et que leur intégration complexifiait davantage les problèmes à résoudre. Là encore il y a un énorme travail à mener pour développer des heuristiques de résolution tout en garantissant stabilité et sous-optimalité acceptable. A l’instar des travaux lors de la thèse de Khang Le, les outils modernes de gestion de données, combinées aux approches de commande prédictive, doivent permettre de trouver de telles solutions.

3.4.2 Sécurité des systèmes cyber-physiques

La cybersécurité des infrastructures critiques (réseaux d’énergie, processus industriels, usines de production d’eau, ...) est un enjeu national et sensible car au sein de ces infrastructures, les informations qui y sont recueillies, transmises et traitées se traduisent par des actions sur des systèmes physiques dont le bon fonctionnement est particulièrement important pour la société. Au-delà de la cybersécurité des systèmes de contrôle qui constitue le premier niveau, il est nécessaire d’étendre les considérations de sécurité en prenant en compte la dimension physique des systèmes. Cette dimension est en effet également porteuse d’informations et de possibilité d’actions. C’est cette prise en compte globale qui conduit au concept de sécurité cyber-physique et que nous voulons développer. Pour ces systèmes, un ensemble de contrôleurs sont conçus pour assurer collectivement le fonctionnement sûr et efficace des installations. Ce peut être le cas pour la régulation en tension des réseaux électriques, l’équilibre production-consommation dans ces mêmes réseaux ou le déplacement en formation de véhicules autonomes. La prise de contrôle de l’un de ces contrôleurs qui quitte alors le mode coopératif peut se traduire par une destruction violente de l’élément contrôlé ou plus subtilement par un comportement déviant plus difficile à détecter qui vise à dé-optimiser le fonctionnement global voire à conduire lentement le système vers un état de non-fonctionnement

ou d'instabilité. La communauté automatique s'intéresse depuis la précédente conférence internationale IFAC World Congress à ce genre de problème [19, 81, 80, 18].

Afin d'assurer la sécurité cyber-physique des systèmes commandés coopérativement en réseau, trois points principaux doivent être pris en compte :

- l'analyse de la sensibilité, de la vulnérabilité et de la robustesse des architectures fonctionnelles et des algorithmes de commande coopératifs à l'attaque d'un des éléments (capteur, contrôleur, actionneur) et la détermination des agents les plus sensibles
- la détection des comportements non conformes en faisant la distinction entre des écarts causés par des perturbations normales et ceux liés à un comportement malveillant de l'un des acteurs
- la reconfiguration du contrôle ou du système afin d'éviter la propagation des fonctionnements non conformes et assurer la résilience du système cyber-physique.

Nous travaillons actuellement sur la détection des comportements non coopératifs en étudiant la dynamique des échanges. Nos premiers résultats préliminaires montrent que dans des cas simples, il y a un changement de dynamique (et donc des valeurs propres) lors des processus itératifs. A titre illustratif, dans un contexte d'échange par allocation de ressource (voir partie 2.4), quand un coefficient τ est introduit pour modifier une des communications entre un agent et le coordinateur, cela a un impact négatif sur l'optimalité recherchée, et cela peut même déstabiliser le processus d'échange si ce coefficient τ est trop important, comme l'illustre la figure 3.12.

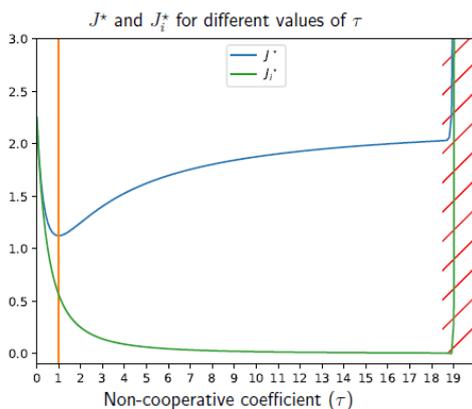


FIGURE 3.12 – Effet d'une modification par τ d'une communication

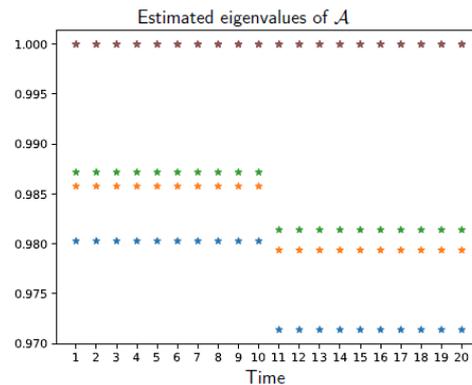


FIGURE 3.13 – Estimation des valeurs propres de la dynamique des échanges : le changement de comportement est détecté à $t = 11$

Dès lors, des techniques d'estimation et d'identification peuvent permettre de détecter un changement de comportement (figure 3.13 où une attaque arrive à la date $t = 11$). Si les résultats obtenus dans un cas simple (optimisation quadratique et décomposition par les quantités), nous voulons poursuivre ces investigations dans un cas plus général. Comme pour la partie précédente, des outils modernes d'analyses de données (apprentissage, ...) peuvent être un levier pour ces problèmes. C'est ce que nous voulons développer dans la thèse de Rafael Accacio qui a démarré l'an dernier.

Au delà de la détection, nous voulons également développer des stratégies de commande qui soient résilientes à ces attaques ou à ces pannes. Dans nos travaux, la commande prédictive est l'outil que nous privilégions, et dans un contexte incertain où pannes et attaques peuvent arriver, une des questions que nous voulons aborder est d'intégrer ces possibilités de panne dans le modèle de prédiction, dans le même esprit des travaux que nous avons initiés dans un cas simple et théorique dans le cadre de la thèse de Jesse-James Prince [70]. Les approches stochastiques traditionnelles génèrent des problèmes d'optimisation complexes et nous voulons proposer des solutions approchées qui soient viables numériquement.

3.4.3 Plateau expérimental : Création de la Smart and Secure Room et son développement

Début d'année 2019, nous avons initié un projet commun entre 3 des quatre équipes de recherche du campus : SCEE (Signal, Communications et Électronique Embarquée) de l'IETR, Cidre de l'IRISA, et notre équipe AUT également de l'IETR : « Smart and Secure Room » dont l'objectif initial est d'étudier la vulnérabilité des différents dispositifs connectés que l'on peut trouver au sein d'un bâtiment intelligent. Cette étude se fait en analysant conjointement l'activité logicielle, l'activité matérielle et comportementale des différents systèmes, en profitant des savoir-faire complémentaires des trois équipes. Si l'équipement existant va déjà permettre de faire de la validation expérimentale des stratégies de commande développées, notamment la commande prédictive résiliente telle que développé lors de la thèse de Jesse-James Prince, il devrait à terme, de par sa pluridisciplinarité faire émerger de nouvelles techniques de détection. Le champ applicatif des Smart-Grids constitue un terrain de jeu particulièrement intéressant [3, 38] et nous espérons pouvoir y apporter des contributions originales.

Suite à l'obtention d'un premier financement, qui nous a permis d'équiper la salle d'une production d'énergie renouvelable (figure 3.14), d'un onduleur connecté et d'un banc de batteries (figure 3.15), nous avons décidé de développer davantage cette salle expérimentale. Elle est désormais reconnue comme plateau technique du laboratoire. En outre, nous voulons étendre la problématiques aux systèmes énergétique et aux Smart-Grid, en y développant deux axes. Le premier sur la sécurité cyber-physique d'un des éléments (comme par exemple un onduleur connecté : quelle est sa sensibilité, son degré de vulnérabilité, ...). Pour ce faire, la salle va être équipée de différents systèmes de mesure, qui peuvent analyser en temps réel tant l'activité logicielle que la consommation énergétique. Le second axe se focalisera sur l'impact d'un système sur le fonctionnement du micro-grid, en évaluant sa capacité de nuisance et la capacité du reste des agents à réagir en cas de détection de problème. Chacun de ces axes fait actuellement partie d'un des points de 2 contrats Etat-Région (CPER Cymocod et CPER Sigma) dont les dossiers sont en cours d'instruction.



FIGURE 3.14 – Panneaux solaires installés pour la Smart and Secure Room.

© Guéguen2020



FIGURE 3.15 – Ensemble onduleur hybride connecté et batteries, qui fera l'objet des premiers tests.

3.5 Stratégie de développement

Mener à bien ces axes de développement ne peut se faire que dans un esprit de collaborations, comme je l'ai toujours fait depuis le début de mes activités de recherche. Ces collaborations se font d'abord avec les autres membres de l'équipe de recherche mais aussi avec les collègues de l'IETR et de l'IRISA, profitant de la dynamique actuelle liée à la naissance de la Smart and Secure Room. Notre domaine d'application est principalement concentré autour de la gestion de l'énergie, dont les enjeux sont cruciaux compte-tenu du contexte énergétique et climatique actuel. Les questions de sécurité cyber-physique de tels systèmes sont aussi un excellent levier pour développer nos activités dans un environnement breton où la cybersécurité est un domaine phare. La création d'un Groupement d'Intérêt Scientifique (GIS Smart-Grid Rennes) devrait également permettre de tisser de nouvelles relations avec les acteurs du bassin rennais (Equipe SETE du SATIE (Systèmes et

Applications des Technologies de l'Information et de l'Énergie) et équipe OCIF de l'IRISA (Institut de Recherche en Informatique et Systèmes Aléatoires) en particulier). Au delà des relations locales, il s'agit de poursuivre le développement avec nos collègues internationaux, même si les derniers projets proposés avec mes collègues de Delft n'ont pas été retenus.

Dans la continuité de ce qui a déjà été entrepris, les relations industrielles, en particulier les contrats doctoraux Cifre, constituent un excellent levier pour développer nos travaux dans ce souci d'applicabilité.

Les perspectives que je propose ici font partie du projet de l'équipe AUT pour le prochain quinquennat à venir, projet que j'ai porté en vue de l'évaluation HCERES et dont je devrais prendre la responsabilité en 2021. Depuis plusieurs années maintenant, je me suis investi pour mon établissement sur des tâches administratives conséquentes, m'amenant à une charge d'enseignement équivalente très (trop ?) élevée. Dans un souci de disponibilité pour manager l'équipe de recherche, je vais dès la rentrée universitaire de 2020 retrouver une charge d'enseignement (autour de 200 hETD) qui soit compatible avec ce projet.

Les travaux de recherche menés contribueront toujours à alimenter le contenu des différents cours que je dispense. Lors de la réforme de la 3ème année en 2012, ce sont nos travaux de recherche qui ont conduit à la création de nouveaux cours (Bâtiments intelligents, Automatique des grands systèmes, . . .) et ce sont encore eux qui nous ont permis de concevoir une nouvelle offre de formation suite à la fusion avec Centrale Paris. En septembre 2020, la première occurrence de notre nouvelle option de 3ème année (Majeure « Systèmes et Énergie durable ») débutera. Elle a pour objectif de sensibiliser les élèves aux enjeux énergétiques de demain et de leur montrer comment la science des systèmes et en particulier les outils de l'automatique moderne peuvent les aider à concevoir et apporter des solutions aux challenges à venir. Là encore le programme de cette année de formation est issue tant d'une maîtrise des outils modernes, que l'on développe lors de nos activités de recherche, que d'une connaissance des enjeux sociétaux et industriels que l'on entretient lors de nos relations industrielles (études ou contrats Cifre).

Bibliographie

- [1] Amanda Abreu, Romain Bourdais, and Hervé Guéguen. Inter-Layer Interactions in Hierarchical MPC for Building Energy Management Systems. In *IFAC World Congress*, pages 12533–12538, Toulouse, France, July 2017.
- [2] Amanda Abreu De Oliveira. *Hybrid Hierarchical Model Predictive Control for Building Energy Management Systems*. Theses, CentraleSupélec, December 2019.
- [3] Wicak Ananduta, José Maria Maestre, Carlos Ocampo-Martinez, and Hideaki Ishii. Resilient distributed model predictive control for energy management of interconnected microgrids. *Optimal Control Applications and Methods*, 41(1) :146–169, 2020.
- [4] Guillaume Ansanay-Alex. An object-oriented architecture and simulation platform towards faster and portable simbad simulations. In *Proceedings of the 8th International Conference on System Simulation in Buildings*, 2010.
- [5] Daniel Axehill, Lieven Vandenberghe, and Anders Hansson. On relaxations applicable to model predictive control for systems with binary control signals. *IFAC Proceedings Volumes*, 40(12) :585 – 590, 2007. 7th IFAC Symposium on Nonlinear Control Systems.
- [6] M. Beaudin, H. Zareipour, A. Kiani Bejestani, and A. Schellenberg. Residential energy management using a two-horizon algorithm. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 5(4) :1712–1723, July 2014.
- [7] J. F. Benders. Partitioning procedures for solving mixed variables programming problems. *Numer. Math.*, 4 :238–252, 1962.
- [8] Thomas Berthou. *Développement de modèles de bâtiment pour la prévision de charge de climatisation et l’élaboration de stratégies d’optimisation énergétique et d’effacement*. PhD thesis, Ecole nationale des Mines de Paris, 2013.
- [9] Romain Bourdais, Jean Buisson, Didier Dumur, Hervé Guéguen, and Daniel-Petru Moroşan. *Distributed Model Predictive Control Made Easy*, chapter Distributed MPC under coupled constraints based on Dantzig-Wolfe decomposition, pages 101–114. Springer, 2013.
- [10] Romain Bourdais and Hervé Guéguen. Distributed predictive control for complex hybrid system. the refrigeration system example. In *Large Scale Complex Systems Theory and Applications*, volume 9, pages 388–394, 2010.
- [11] Romain Bourdais, Hervé Guéguen, and Aziz Belmiloudi. Distributed model predictive control for a class of hybrid system based on lagrangian relaxation. In *Analysis and Design of Hybrid Systems*, pages 46–51, 2012.
- [12] Stephen Boyd, Neal Parikh, Eric Chu, Borja Peleato, Jonathan Eckstein, et al. Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers. *Foundations and Trends® in Machine learning*, 3(1) :1–122, 2011.
- [13] Philipp Braun, Timm Faulwasser, Lars Grüne, Christopher M Kellett, Steven R Weller, and Karl Worthmann. Hierarchical distributed ADMM for predictive control with applications in power networks. *IFAC Journal of Systems and Control*, 3 :10–22, 2018.
- [14] E. F. Camacho and C. Bordons. *Model Predictive Control*. Springer, 2007.
- [15] P. Carpentier and G. Cohen. *Décomposition-coordination en optimisation déterministe et stochastique*. Springer, 2017.

- [16] Zayane Chadia. *Identification d'un modèle de comportement thermique de bâtiment à partir de sa courbe de charge*. PhD thesis, Ecole nationale des Mines de Paris, 2011.
- [17] Kate Chan, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, and Didier Dumur. Integration of low level controller constraints in supervisory control of buildings. In *IFAC World Congress*, pages 12062–12067, 2014.
- [18] P. Chanfreut, J. M. Maestre, and H. Ishii. Vulnerabilities in distributed model predictive control based on Jacobi-Gauss decomposition. In *2018 European Control Conference (ECC)*, pages 2587–2592, June 2018.
- [19] P. Cheng, L. Shi, and B. Sinopoli. Guest editorial special issue on secure control of cyber-physical systems. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 4(1) :1–3, 2017.
- [20] Ruoyu Cheng, J. Forbes, and W. San Yip. Dantzig-wolfe decomposition and plant-wide mpc coordination. *Computers & Chemical Engineering*, 32(7) :1507–1522, July 2008.
- [21] G. Cohen. Optimization by decomposition and coordination : A unified approach. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 23(2) :222–232, April 1978.
- [22] Xiang DAI, Romain Bourdais, and Hervé Guéguen. Dynamic Reduction of the Iterations Requirement in a Distributed Model Predictive Control. In *IEEE 58th Conference on Decision and Control (CDC)*, Nice, France, December 2019.
- [23] Dantzig and Wolfe. Decomposition principle for linear programs,. *Operation Research*, 8 :101–111, 1960.
- [24] Julien Eynard, Romain Bourdais, Hervé Guéguen, and Didier Dumur. Tractable Predictive Control Strategies For Heating Systems In Buildings. In *13th International Conference of the International Building Performance Simulation Association Conference and Exhibition (IBPSA-2013)*, volume 13, pages 1531–1538, Chambéry, France, August 2013.
- [25] Chengang Feng and Romain Bourdais. Projected Alternating Direction Method of Multipliers for Hybrid Systems. In *IFAC World Congress*, pages 8753–8758, Toulouse, France, July 2017.
- [26] Massimo Fiorentini, Josh Wall, Zhenjun Ma, Julio H Braslavsky, and Paul Cooper. Hybrid model predictive control of a residential hvac system with on-site thermal energy generation and storage. *Applied Energy*, 187 :465–479, 2017.
- [27] A. Firooznia, R. Bourdais, and B. De Schutter. A distributed algorithm to determine lower and upper bounds in branch and bound for hybrid model predictive control. In *2015 54th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 1736–1741, Dec 2015.
- [28] A. Gautman and Y. Chai. Soft-constrained model predictive control based on off-line-computed feasible sets. In *Proceedings of Conference on Decision and Control*, 2013.
- [29] Pontus Giselsson, Minh Dang Doan, Tam ?s Keviczky, Bart De Schutter, and Anders Rantzer. Accelerated gradient methods and dual decomposition in distributed model predictive control. *Automatica*, 49(3) :829 – 833, 2013.
- [30] Ronald Glowinski and Patrick Le Tallec. *Augmented Lagrangian and operator-splitting methods in nonlinear mechanics*, volume 9. SIAM, 1989.
- [31] JK Gruber, F Huerta, P Matatagui, and M Prodanović. Advanced building energy management based on a two-stage receding horizon optimization. *Applied energy*, 160 :194–205, 2015.
- [32] Tor Aksel N. Heirung, Joel A. Paulson, Jared O' Leary, and Ali Mesbah. Stochastic model predictive control - how does it work? *Computers & Chemical Engineering*, 114 :158 – 170, 2018. FOCAPO/CPC 2017.
- [33] E. Herrera. *Production-consumption system coordination by hybrid predictive approaches : application to a solar cooling system for buildings*. PhD thesis, Supélec, 2015.
- [34] Eunice Herrera, Romain Bourdais, and Hervé Guéguen. A hybrid predictive control approach for the management of an energy production-consumption system applied to a TRNSYS solar absorption cooling system for thermal comfort in buildings. *Energy and Buildings*, 104 :47 – 56, 2015.

- [35] Antonio J. Conejo, Enrique Castillo, Roberto Mínguez, and Raquel García. *Decomposition Techniques in Mathematical Programming Engineering and Science Applications*. Springer, 01 2006.
- [36] S. Jedidi. *Identification décentralisée des systèmes de grande taille : approches appliquées à la thermique des bâtiments*. PhD thesis, Supélec, 2016.
- [37] Safa Jedidi, Romain Bourdais, Jean Buisson, and Marie-Anne Lefebvre. Structural identifiability and identification of systems under output couplings. *IFAC - PapersOnLine*, 48(28) :1415 – 1420, 2015. 17th {IFAC} Symposium on System Identification {SYSID} 2015 Beijing, China, 19-21 October 2015.
- [38] M. Jin, J. Lavaei, and K. H. Johansson. Power grid ac-based state estimation : Vulnerability analysis against cyber attacks. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 64(5) :1784–1799, May 2019.
- [39] D. Kamri, R. Bourdais, J. Buisson, and C. Larbes. Practical stabilization for piecewise-affine systems : A bmi approach. *Nonlinear Analysis : Hybrid Systems*, 6(3) :859 – 870, 2012.
- [40] Djekidel Kamri and Romain Bourdais. Periodic solutions versus practical switching control for sensorless piecewise affine systems (pwa). *Journal of the Franklin Institute*, 354(2) :917 – 937, 2017.
- [41] Mohamed Yacine Lamoudi, Mazen Alamir, and Patrick Béguery. Unified nmpc for multi-variable control in smart buildings. *IFAC Proceedings Volumes*, 44(1) :11024 – 11029, 2011. 18th IFAC World Congress.
- [42] Khang LE. *Commande prédictive hybride et apprentissage pour la synthèse de contrôleurs logiques dans un bâtiment*. PhD thesis, CentraleSupélec, 2016.
- [43] Khang Le, Romain Bourdais, and Hervé Guéguen. From hybrid model predictive control to logical control for shading system : A support vector machine approach. *Energy and Buildings*, 84 :352 – 359, 2014.
- [44] Khang Le, Romain Bourdais, and Hervé Guéguen. Optimal control of shading system using hybrid model predictive control. In *Control Conference (ECC), 2014 European*, pages 134–139, June 2014.
- [45] A. Lefort. *A smart grid ready building energy management system based on a hierarchical model predictive control*. PhD thesis, Supélec, 2014.
- [46] Antoine Lefort, Romain Bourdais, Guillaume Ansanay-Alex, and Hervé Guéguen. Planification de la consommation énergétique d’un bâtiment par une méthode d’optimisation linéaire distribuée. In *Proceedings of CIFA*, pages 551–556, 2012.
- [47] Antoine Lefort, Romain Bourdais, Guillaume Ansanay-Alex, and Hervé Guéguen. Hierarchical control method applied to energy management of a residential house. *Energy and Buildings*, 64(0) :53 – 61, 2013.
- [48] R. Luo, R. Bourdais, T. J. J. van den Boom, and B. De Schutter. Integration of resource allocation coordination and branch-and-bound. In *2015 54th IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 4272–4277, Dec 2015.
- [49] Renshi Luo, Romain Bourdais, Ton J.J. van den Boom, and Bart De Schutter. Multi-agent model predictive control based on resource allocation coordination for a class of hybrid systems with limited information sharing. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 58 :123 – 133, 2017.
- [50] Yudong Ma, F. Borrelli, B. Hancey, B. Coffey, S. Bengea, and P. Haves. Model predictive control for the operation of building cooling systems. In *American Control Conference (ACC), 2010*, pages 5106–5111, 2010.
- [51] Yudong Ma, F. Borrelli, B. Hancey, B. Coffey, S. Bengea, and P. Haves. Model predictive control for the operation of building cooling systems. *Control Systems Technology, IEEE Transactions on*, 20(3) :796–803, 2012.
- [52] J. M. Maestre and R. R. Negenborn. *Distributed Model Predictive Control Made Easy*, volume Vol. 69. Science and Engineering, 2014.

- [53] Barbara Mayer, Michaela Killian, and Martin Kozek. Hierarchical model predictive control for sustainable building automation. *Sustainability*, 9(2) :264, 2017.
- [54] D. Mayne. Robust and stochastic model predictive control : Are we going in the right direction ? *Annual Reviews in Control*, 41 :184–192, 2016.
- [55] D.Q. Mayne, J.B. Rawlings, C. V. Rao, and P.O.M. Scokaert. Constrained model predictive control : Stability and optimality. *Automatica*, 36 :789–814, 2000.
- [56] D.-P. Moroşan. *Commande prédictive distribuée. Approches appliquées à la régulation thermique des bâtiments*. PhD thesis, Supélec, 2011.
- [57] P.-D. Moroşan, R. Bourdais, D. Dumur, and J. Buisson. Building temperature regulation using a distributed model predictive control. *Energy and Buildings*, 42(9) :1445–1452, 2010.
- [58] P.-D. Moroşan, R. Bourdais, D. Dumur, and J. Buisson. A distributed mpc applied to multi-source temperature regulation in buildings. In *Workshop on Distributed Estimation and Control in Networked Systems*. IFAC, sep. 2010.
- [59] P.-D. Moroşan, R. Bourdais, D. Dumur, and J. Buisson. A dynamic horizon distributed predictive control approach for temperature regulation in multi-zone buildings. In *Mediterranean Conference on Control and Automation*. IEEE, jun. 2010.
- [60] P.-D. Moroşan, R. Bourdais, D. Dumur, and J. Buisson. Distributed mpc for multi zone temperature regulation with coupled constraints. In *IFAC World Congress*, 2011.
- [61] Petru-Daniel Moroşan, Romain Bourdais, Didier Dumur, and Jean Buisson. A distributed MPC strategy based on benders’ decomposition applied to multi-source multi-zone temperature regulation. *Journal of Process Control*, 21(5) :729 – 737, 2011. Special Issue on Hierarchical and Distributed Model Predictive Control.
- [62] Petru-Daniel Moroşan, Romain Bourdais, and Hervé Guéguen. Apports de la commande prédictive pour la régulation thermique des bâtiments. In *Actes STIC & Environnement*, 2009.
- [63] João FC Mota, João MF Xavier, Pedro MQ Aguiar, and Markus Püschel. Distributed ADMM for model predictive control and congestion control. In *2012 IEEE 51st IEEE Conference on Decision and Control (CDC)*, pages 5110–5115. IEEE, 2012.
- [64] H. . Nguyen and R. Bourdais. Constrained control of discrete-time linear periodic system. In *2014 American Control Conference*, pages 2960–2965, 2014.
- [65] H. . Nguyen and R. Bourdais. Quasi-min-max model predictive control for constrained lpv systems. In *2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA)*, pages 1406–1411, 2014.
- [66] H. N. Nguyen, R. Bourdais, and P. O. Gutman. Improved mpc design for constrained linear periodic systems. In *Control Conference (ECC), 2014 European*, pages 1462–1467, June 2014.
- [67] H. N. Nguyen, P. O. Gutman, and R. Bourdais. More efficient interpolating control. In *Control Conference (ECC), 2014 European*, pages 2158–2163, June 2014.
- [68] Hoai-Nam Nguyen, Romain Bourdais, and Per-Olof Gutman. Fast model predictive control for linear periodic systems with state and control constraints. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 27(17) :3703–3726, 2017.
- [69] Bruno Picasso, Daniele De Vito, Riccardo Scattolini, and Patrizio Colaneri. An mpc approach to the design of two-layer hierarchical control systems. *Automatica*, 46(5) :823–831, 2010.
- [70] Jesse-James Prince A., Pierre Haessig, Romain Bourdais, and Herve Gueguen. Resilience in energy management system : A study case. *IFAC-PapersOnLine*, 52(4) :395 – 400, 2019. IFAC Workshop on Control of Smart Grid and Renewable Energy Systems CSGRES 2019.
- [71] J. Rawlings, D. Mayne, and M. Diehl. *Model Predictive Control : Theory, Computation, and Design*. Nob Hill Publishing, 2017.
- [72] J.A. Rossiter. *Model-Based Predictive Control : A Practical Approach*. CRC Press, 2003.
- [73] R. Scattolini. Architectures for distributed and hierarchical model predictive control : a review. *Journal of Process Control*, 19 :723–731, 2009. doi :10.1016/j.jprocont.2009.02.003.

- [74] HF Scherer, M Pasamontes, JL Guzmán, JD Álvarez, E Camponogara, and JE Normey-Rico. Efficient building energy management using distributed model predictive control. *Journal of Process Control*, 24(6) :740–749, 2014.
- [75] J.M. Sousa, U. Kaymak, P.M. Bruijn, and H.B. Verbruggen. Branch-and-bound optimization in predictive control with fuzzy decision functions. *IFAC Proceedings Volumes*, 30(25) :427 – 432, 1997. IFAC Symposium on Artificial Intelligence in Real Time Control (AIRTIC'97), Kuala Lumpur, Malaysia, 22-25 September 1997.
- [76] B. T. Stewart, J. B. Rawlings, and S. J. Wright. Hierarchical cooperative distributed model predictive control. In *American Control Conference*, pages 3963–3968. IEEE, jun. 2010.
- [77] Cara R. Touretzky and Michael Baldea. A hierarchical scheduling and control strategy for thermal energy storage systems. *Energy and Buildings*, 110 :94 – 107, 2016.
- [78] S. Magnússon, P. C. Weeraddana, M. G. Rabbat, and C. Fischione. On the convergence of alternating direction lagrangian methods for nonconvex structured optimization problems. *IEEE Transactions on Control of Network Systems*, 3(3) :296–309, Sept 2016.
- [79] J. M. van den Hof. Structural identifiability of linear compartmental systems. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 43(6) :800–818, 1998.
- [80] P. Velarde, J. M. Maestre, H. Ishii, and R. R. Negenborn. Vulnerabilities in lagrange-based DMPC in the context of cyber-security. In *2017 IEEE International Conference on Autonomic Computing (ICAC)*, pages 215–220, July 2017.
- [81] Pablo Velarde, Jose M. Maestre, Hideaki Ishii, and Rudy R. Negenborn. Vulnerabilities in lagrange-based distributed model predictive control. *Optimal Control Applications and Methods*, 39(2) :601–621, sep 2017.
- [82] A. N. Venkat. *Distributed Model Predictive Control : Theory and Applications*. PhD thesis, University of Wisconsin-Madison, 2006.
- [83] A. N. Venkat, J. B. Rawlings, and S. J. Wright. Stability and optimality of distributed model predictive control. In *Conference on Decision and Control and European Control Conference*, pages 6680–6685, dec. 2005.
- [84] Bo Wahlberg, Stephen Boyd, Mariette Annergren, and Yang Wang. An ADMM algorithm for a class of total variation regularized estimation problems. *IFAC Proceedings Volumes*, 45(16) :83–88, 2012.
- [85] E. Walter. *Identifiability of State Space Models*, volume 46. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1982.
- [86] S. M. Zanolli and C. Pepe. The importance of cooperation and consistency in two-layer model predictive control. In *2016 17th International Carpathian Control Conference (ICCC)*, pages 825–830, May 2016.