

---

# Table des matières

---

<b>Introduction générale</b>	<b>1</b>
<b>1 Contexte général</b>	<b>5</b>
1.1 Présentation générale . . . . .	5
1.2 Normes des programmes d'efficacité énergétique . . . . .	6
1.2.1 Norme ISO 50001 . . . . .	6
1.2.2 Norme IPMVP . . . . .	6
1.2.3 Importance de la mesure dans l'efficacité énergétique . . . . .	7
1.3 Projet ANR CHIC . . . . .	8
1.3.1 Capteur CHIC de puissance électrique . . . . .	11
1.3.2 Capteur CHIC de débit . . . . .	11
1.4 La mesure . . . . .	13
1.5 Dispositifs actuels de mesure de puissance et de débit . . . . .	15
1.5.1 Mesure de puissance dans un conducteur triphasé . . . . .	15
1.5.2 Mesure de débit . . . . .	15
1.6 État de l'art et applications industrielles des capteurs logiciels . . . . .	16
1.7 Conclusion . . . . .	18
<b>2 Outils d'identification</b>	<b>19</b>
2.1 Introduction . . . . .	19
2.2 Définitions . . . . .	19
2.2.1 Modèles boîte blanche, boîte grise, boîte noire . . . . .	19
2.2.2 Modèle statique et modèle dynamique . . . . .	20
2.2.3 Modèle paramétrique et modèle non-paramétrique . . . . .	20
2.2.4 Modèle LTI et modèle LPV . . . . .	21
2.2.5 Méthode à erreur d'équation et méthode à erreur de sortie . . . . .	22
2.2.6 Identification en boucle ouverte et identification en boucle fermée . . . . .	24
2.2.7 Identification hors ligne et identification en ligne . . . . .	28
2.3 Algorithmes LSCTRPM et IVCTRPM . . . . .	29
2.3.1 Formulation du problème des algorithmes EE à temps continu . . . . .	29

2.3.2	Algorithme LSCTRPM . . . . .	30
2.3.3	Algorithme IVCTRPM . . . . .	33
2.4	Algorithme de Levenberg-Marquardt . . . . .	34
2.5	Identification hors-ligne en boucle fermée . . . . .	35
2.5.1	Estimation du correcteur . . . . .	35
2.5.2	Estimation du modèle du système . . . . .	37
2.6	Identification en ligne par algorithmes récursifs . . . . .	40
2.6.1	Algorithme LSCTRPM récursif . . . . .	40
2.6.2	Algorithme IVCTRPM récursif . . . . .	41
2.6.3	Analyse de performance des algorithmes LSCTRPM et IVC- TRPM récursifs . . . . .	42
2.7	Modélisation non-paramétrique . . . . .	44
2.8	Conclusion . . . . .	49
<b>3</b>	<b>Mesure de puissance et diagnostic dans un four électrique</b>	<b>51</b>
3.1	Introduction . . . . .	51
3.2	Description de l'installation . . . . .	52
3.3	Capteur de puissance . . . . .	54
3.4	Détection de défauts . . . . .	57
3.4.1	Modèle du correcteur . . . . .	58
3.4.2	Modèle du four . . . . .	60
3.4.3	Diagnostic d'un défaut . . . . .	62
3.5	Modélisation du four en charge . . . . .	64
3.5.1	Essais disponibles . . . . .	64
3.5.2	Convection et rayonnement . . . . .	66
3.5.3	Résultats . . . . .	67
3.6	Estimation en ligne . . . . .	69
3.7	Conclusion . . . . .	74
<b>4</b>	<b>Mesure de débit de gaz consommé par une chaudière</b>	<b>75</b>
4.1	Introduction . . . . .	75
4.2	Présentation de la chaudière et de son instrumentation . . . . .	76
4.3	Les vannes étudiées (Serin et Sutter, 2000) . . . . .	77
4.3.1	Vanne à boisseau cylindrique . . . . .	77
4.3.2	Vanne à papillon . . . . .	77
4.3.3	Vanne à soupape . . . . .	78
4.4	Caractéristiques de débit . . . . .	78
4.5	Protocole expérimental . . . . .	82
4.6	Modélisation . . . . .	84
4.6.1	Modélisation paramétrique . . . . .	85
4.6.2	Modélisation non-paramétrique . . . . .	88
4.7	Résultats expérimentaux . . . . .	88
4.7.1	Modélisation paramétrique . . . . .	88
4.7.2	Modélisation non-paramétrique . . . . .	101

4.7.3	Implémentation du capteur logiciel sur une chaudière industrielle . . . . .	106
4.8	Stratégie de calage du capteur logiciel de débit . . . . .	110
4.9	Conclusion . . . . .	112
<b>5</b>	<b>Mesure du débit d'air comprimé</b>	<b>115</b>
5.1	Introduction . . . . .	115
5.2	Présentation du sous-ensemble air-comprimé . . . . .	115
5.2.1	Description des compresseurs . . . . .	115
5.2.2	Compresseur à lobes secs étudié . . . . .	116
5.2.3	Les grandeurs physiques . . . . .	118
5.2.4	Simulateur . . . . .	118
5.2.5	Calage du simulateur . . . . .	120
5.2.6	Données expérimentales . . . . .	120
5.3	Étude de sensibilité des modèles . . . . .	123
5.4	Modélisation . . . . .	125
5.4.1	Modèle boîte noire . . . . .	126
5.4.2	Modèle boîte grise . . . . .	126
5.5	Identification . . . . .	127
5.5.1	Objectifs et méthodes utilisées . . . . .	127
5.5.2	Identification des modèles LTI . . . . .	128
5.5.3	Estimation de la structure . . . . .	128
5.5.4	Identification des modèles LPV . . . . .	131
5.6	Calage du capteur logiciel . . . . .	133
5.6.1	Calage 1 : Document constructeur . . . . .	134
5.6.2	Calage 2 : Document constructeur et un essai . . . . .	135
5.6.3	Calage 3 : Document constructeur et plusieurs essais . . . . .	135
5.7	Généricité des modèles . . . . .	135
5.8	Conclusion . . . . .	136
	<b>Conclusion générale</b>	<b>137</b>
	<b>Bibliographie</b>	<b>141</b>
	<b>Résumé</b>	<b>151</b>
	<b>Abstract</b>	<b>151</b>



---

## INTRODUCTION GÉNÉRALE

---

En France, la consommation annuelle d'énergie dans l'industrie est d'environ 470 TWh (dont 70% pour les besoins de chaleur), ce qui correspond à près de 28% de la consommation totale d'énergie et à environ 23% des émissions de  $CO_2$  (soit 30 Mt/an). Une partie de cette énergie peut être économisée sans impact sur la production, ni violation des règles de sécurité ou influence sur les conditions de travail des opérateurs. Bien que l'efficacité énergétique dans l'industrie française soit l'une des plus élevées au monde, il y subsiste des gisements d'économie très significatifs. D'une façon générale, les pays industrialisés voient dans l'efficacité énergétique une formidable opportunité d'aide à la croissance économique. Une étape clef dans la Maîtrise Des Énergies (MDE) et plus largement des fluides (électricité, gaz, vapeur, air comprimé, eau) dans l'industrie, ainsi qu'une des conditions nécessaires à la pérennisation des solutions mises en place, est la capacité de mesurer, suivre et contrôler ces flux. En amont de toute démarche d'efficacité énergétique se trouve le diagnostic énergétique : pour identifier les solutions ayant pour but d'économiser l'énergie, il faut avoir un bilan clair des flux énergétiques dans l'installation *via* la mesure.

Le coût excessif des mesures actuelles de courant, de tension, de puissance et de débit constitue le principal obstacle à une installation généralisée de capteurs, freinant de manière considérable l'analyse et le suivi et, par conséquent, les potentielles économies d'énergie réalisables sur une installation. Afin d'accélérer le développement du marché de la Gestion Technique des Énergies (GTE) et lever le verrou qui permettra de créer une nouvelle dynamique chez les industriels, il est urgent de diminuer le coût de mise en place d'un tel service de gestion. L'une des solutions a été d'initier des projets de recherches tel que le projet ANR CHIC – CHAînes de mesures Innovantes à bas Coût – dont une partie a fait l'objet de cette thèse. Ce projet, initié par EDF R&D, s'inscrit dans le programme Efficacité énergétique et réduction des émissions de  $CO_2$  dans les systèmes industriels de l'Agence Nationale de la Recherche (projet CHIC n°ANR-10-EESI-02). Il a pour objectif central de diminuer d'un facteur 10 le coût d'une mesure de courant, de tension, de puissance, et d'un facteur 50 le coût d'une mesure de débit gaz en développant des capteurs à

faible coût et non intrusifs pour suivre et analyser les consommations de ces fluides énergétiques afin de détecter des dérives de consommation avec une justesse de mesure de l'ordre de 5%.

Lors d'un diagnostic énergétique ou lors de la mise en place de mesures d'efficacité énergétique, les mesures de débit (air comprimé, eau, vapeur, gaz, etc) et d'énergie électrique (courant, tension, puissance) sont celles qui posent le plus généralement problème. La connaissance de ces valeurs mises en jeu est néanmoins essentielle dans un objectif d'efficacité énergétique. La plupart des technologies de mesure pouvant être utilisées sont intrusives et donc coûteuses : l'installation d'un débitmètre nécessite souvent de sectionner la canalisation où il doit être installé, impliquant la vidange du circuit et un arrêt temporaire de production ; les mesures électriques, toutes aussi intrusives, nécessitent d'être mises en place par des spécialistes habilités électriques lors d'un arrêt de l'installation.

L'objectif du projet étant de diminuer les coûts liés à une mesure, ce travail de thèse s'intéresse au développement de capteurs logiciels pour la mesure de puissance électrique et de débit d'air et de gaz, travail qui s'insère dans la tâche n°4 du projet CHIC. Trois applications semi-industrielles présentes sur le site EDF R&D des Renardières à Moret-sur-Loing ont ainsi été étudiées :

- la mesure de la puissance électrique consommée sur un four électrique industriel ;
- la mesure du débit d'air sur la production d'air comprimé du site ;
- la mesure du débit de gaz sur une chaudière industrielle.

Le mémoire présentant ce travail est organisé en cinq chapitres.

Le premier chapitre pose le contexte général qui a amené à la création du projet ANR CHIC. Après une brève présentation des normes utilisées dans la mise en place de programmes d'efficacité énergétique, une présentation des partenaires et une description des différentes tâches du projet CHIC sont effectuées en insistant plus particulièrement sur les objectifs de la tâche n°4 dans laquelle s'intègre ce travail. Quelques notions liées à la mesure sont ensuite rappelées et un bref état de l'art centré sur les capteurs logiciels est présenté.

Le deuxième chapitre décrit les outils de modélisation et d'identification qui ont été appliqués en vue de concevoir les capteurs logiciels présentés dans ce mémoire. Lorsque les mesures que l'on souhaite acquérir sont sensibles aux conditions opératoires (température, pression, etc.), une modélisation linéaire à paramètres variants (LPV) a été utilisée et son principe est rappelé brièvement. Un rappel des principes généraux des techniques d'identification à erreur d'équation et erreur de sortie et des méthodes d'identification en boucle fermée est effectué avant de présenter plus précisément les algorithmes réellement utilisés dans ce travail. Le suivi d'une grandeur

physique pouvant nécessiter le recalage du capteur au cours du temps, ce chapitre présente la mise en œuvre de la version récursive des Moments Partiels Réinitialisés. Ce travail n'ayant jamais été encore mené, une étude en simulation stochastique de l'algorithme permet de comparer ses performances à différents algorithmes récurrents de la littérature. Enfin, une méthode de modélisation non paramétrique à l'aide de processus gaussiens est utilisée pour une des applications et est présentée en fin de chapitre.

Le troisième chapitre est consacré à l'étude du sous-ensemble four électrique. Après une description de l'installation du site des Renardières, ce chapitre présente la méthodologie mise en œuvre pour estimer la puissance électrique consommée ainsi que celle pour détecter des défauts de type résistance en défaut ou porte ouverte à partir des mesures disponibles, c'est-à-dire la consigne de température, la température interne et le signal de commande issu du régulateur. Si l'estimation de la puissance électrique est relativement triviale, la détection de défaut nécessite l'estimation du correcteur implanté et du modèle du four en fonction de la charge présente à l'intérieur. Une identification en boucle fermée a pour cela été mise en œuvre et appliquée sur des essais à vide et en charge.

Le quatrième chapitre est dédié au sous-ensemble chaudière industrielle pour laquelle on s'intéresse à la mesure de débit de gaz massique. Après avoir introduit la technologie de la chaudière étudiée et son instrumentation, une présentation des différentes technologies des vannes testées est réalisée. Le protocole expérimental ainsi que les différents points de fonctionnement étudiés sont présentés. La mesure du débit de gaz s'avérant sensible aux conditions de pression et de température du gaz, une modélisation LPV est proposée. Ce chapitre présente ainsi les résultats de modélisation obtenus selon le type de vanne utilisé en fonction d'une puis de deux variables de séquençement. Une étude similaire est menée pour un seul type de vanne en utilisant une modélisation non paramétrique. Le capteur obtenu à partir du modèle LPV à une variable de séquençement est validé sur site *via* une implémentation directe en C# dans l'automate de contrôle du processus. Finalement, une stratégie de calage du capteur logiciel de mesure de débit de gaz est proposée.

Le cinquième chapitre présente les résultats obtenus sur la mesure de débit d'air fournit par un compresseur volumétrique. Pour cette application, un simulateur prenant en compte les phénomènes physiques mis en jeu est préalablement construit. Ce simulateur permet de caler les différents modèles de capteur logiciel en palliant au manque d'essais expérimentaux sur ce sous-ensemble. Un modèle statique semi-physique ainsi qu'un modèle boîte noire sont étudiés en fonction de la puissance consommée, des pressions d'aspiration et de refoulement de l'air, de la température et du taux d'humidité de l'air, mesures disponibles sur le site. Les paramètres de ces modèles variant en fonction de la température et du taux d'humidité de l'air ainsi que de la pression de refoulement, une approche LPV est proposée en simulation

ainsi que sur des données réelles. Pour finir, une stratégie de calage des modèles est proposée.

Une conclusion générale clôt ce mémoire en résumant le travail qui été effectué, et *a contrario*, les travaux qui font l'objet de perspectives.



## CONTEXTE GÉNÉRAL

---

### 1.1 Présentation générale

Le concept d'efficacité énergétique prend, de plus en plus, une place importante dans un contexte de forte demande en énergie. La norme internationale ISO 50001 concrétise ce désir d'économie d'énergie. Cette norme se base sur un audit énergétique préliminaire et la mise en œuvre de systèmes de mesure et de surveillance pour vérifier que les objectifs définis soient atteints.

Dans le secteur industriel, chaque investissement est consenti au regard des bénéfices attendus. Le coût d'un programme d'amélioration de l'efficacité énergétique doit être compensé par les bénéfices engrangés. Parfois, un projet, pourtant prometteur, est rejeté sur la base du montant des dépenses d'immobilisations initiales, la mise en place nécessitant un arrêt de production. Pour favoriser l'acceptation des programmes d'amélioration de l'efficacité énergétique, les arrêts de production doivent être limités au strict minimum et les coûts de mesures doivent être faibles.

C'est dans ce contexte que le projet ANR CHIC a été initié en janvier 2010 et lancé en janvier 2011 afin de s'attaquer aux problèmes de mesure dans l'industrie. L'objectif est de concevoir et d'expérimenter une chaîne de mesure innovante à bas coût permettant de suivre et d'analyser les consommations des principaux fluides énergétiques utilisés sur des sites industriels (électricité, gaz, air comprimé). La chaîne de mesure envisagée dans le projet ANR CHIC doit permettre le suivi de consommation et la détection de dérive de consommation. Les initiateurs de ce projet se sont donnés pour objectif d'atteindre une justesse de mesure de l'ordre de 5%. Le projet consiste à concevoir de nouveaux capteurs à bas coût dans les domaines suivants : capteurs de courant, capteurs de tension, capteurs de puissance, débitmètres à gaz.

Deux pistes ont été investiguées dans l'ANR CHIC : le développement d'un capteur physique non-intrusif de courant pour câbles multiconducteurs basé sur la résolution d'un problème inverse. Il permet de réaliser une mesure sur un système

polyphasé dont la position des conducteurs est inconnue. Ceci a donné lieu à une thèse (Bourkeb, 2014). La seconde piste est le développement de capteurs logiciels présenté dans ce mémoire.

Dans un souci d'économie, il est souhaitable que le capteur logiciel visé puisse être facilement mis en place. Le développement d'un modèle physique dédié à une installation (ou un type d'installation) est exclu car il induirait un coût de développement trop important. Dans cet objectif, il est proposé de construire des modèles comportementaux de type boîte noire ou boîte grise.

## 1.2 Normes des programmes d'efficacité énergétique

Il existe un fort potentiel d'économie d'énergie dans l'industrie manufacturière française, comme probablement dans l'ensemble de l'Europe. Ce potentiel n'a pas encore été entièrement révélé et exploité. De plus en plus d'industriels sont prêts à passer le cap et sont donc en train de mettre en œuvre des programmes d'amélioration de l'efficacité énergétique. La plupart de ces programmes s'appuient sur des normes nationales ou internationales. Les meilleurs outils disponibles aujourd'hui sont : la norme internationale ISO 50001 "Energy Management Systems" et la norme internationale de la mesure de performance et du protocole de vérification IPMVP (International Performance Measurement and Verification Protocol) ; ces deux normes s'appuient sur la mesure appropriée d'indicateurs clés d'efficacité énergétique.

### 1.2.1 Norme ISO 50001

La norme ISO 50001 pour les systèmes de gestion de l'énergie, publiée en juin 2011, est le résultat de l'effort de collaboration de 61 pays, y compris les pays du Comité Européen de Normalisation. Cette norme spécifie les exigences pour un système de gestion de l'énergie qui est basé sur le principe d'amélioration continue, Planifier - Faire - Vérifier - Agir. La norme ISO 50001 repose sur un audit énergétique préliminaire qui permet de déterminer les systèmes les plus consommateurs en énergie dans l'usine. Après cela, il faut fixer des objectifs de performance pour ces systèmes et installer des dispositifs de mesure et de surveillance afin de vérifier le respect de ces objectifs de performance.

### 1.2.2 Norme IPMVP

La norme internationale de la mesure de performance et du protocole de vérification IPMVP a été publiée pour la première fois en 1996 et a évolué depuis. Elle est établie par Efficiency Valuation Organization (EVO), une organisation à but non lucratif *"dédiée à la création d'outils de mesure et de vérification pour permettre l'épanouissement de l'efficacité"* (sic <http://www.evo-world.org/>). Ce protocole définit les termes qui doivent être utilisés pour déterminer les objectifs

d'économies suite à la mise en œuvre d'un programme d'amélioration de l'efficacité énergétique.

L'IPMVP se concentre sur trois questions principales qui sont : la définition de la performance, la mesure de la performance et la vérification de la performance.

- Définir la performance est une condition préalable. La performance peut être définie au niveau de l'usine ou à un niveau intermédiaire, selon le programme d'amélioration de l'efficacité énergétique. Par exemple, si un système d'air comprimé doit être restauré, alors le protocole peut se concentrer seulement sur le système spécifique d'air comprimé.
- La mesure de performance nécessite l'installation de dispositifs de mesure, chaque fois que nécessaire, qui dépend du protocole de vérification de la performance appliqué.
- La vérification de la performance est la partie la plus délicate du protocole, car il est en soi impossible de mesurer les économies en énergie, seule la consommation d'énergie peut l'être. La mesure de consommation doit être comparée aux prévisions de consommation afin d'estimer la quantité d'énergie économisée. Selon le protocole, ces prévisions de consommation sont calculées en utilisant une consommation de base prise comme référence, et plusieurs facteurs d'ajustement doivent être définis. Les facteurs d'ajustement typiques peuvent être, par exemple, le facteur de charge de production, la température extérieure, etc.

### 1.2.3 Importance de la mesure dans l'efficacité énergétique

Quel que soit le secteur industriel considéré (alimentation, cimenterie, métallurgie, etc), l'optimisation d'une usine de fabrication est un processus complexe qui nécessite un suivi. On ne peut pas optimiser ce qu'on ne connaît pas.

Pour identifier et évaluer les économies en énergie, il faut avoir une vision claire de la façon dont l'énergie est utilisée. Comme indiqué dans la norme ISO 50001, la mesure est la première étape pour une quantification de la consommation en énergie. La capacité de mesurer, surveiller et contrôler la consommation à plusieurs endroits clés dans une usine de fabrication est une condition essentielle de tout programme efficace.

Toutes les usines de fabrication sont en constante évolution, et ce qui a été optimisé à un moment donné peut ne pas le rester pour une longue période. Une fois de plus, la mesure est la clé pour la durabilité de l'efficacité énergétique. Les programmes d'économie d'énergie, quand leurs effets ne sont pas régulièrement mesurés, se montrent inefficaces à long ou même à court-terme. Généralement, quelques mois est une période de temps suffisamment longue pour, de nouveau, basculer dans

une situation non optimale. Par conséquent, la mesure constante des flux d'énergie est une des conditions nécessaires pour des solutions durables.

Dans l'industrie, on distingue deux types de consommation énergétique : une consommation liée au processus lui-même et une consommation liée aux systèmes qui fournissent de l'air comprimé, de la vapeur, de l'eau froide, etc. Tandis qu'il est généralement très difficile de modifier la consommation d'énergie liée à un processus de fabrication, notamment à cause de l'impact important sur la production, il est souvent plus facile d'optimiser la consommation des systèmes auxiliaires, pour autant qu'ils soient bien étudiés et bien compris, et donc mieux mesurés. Dans le secteur industriel, chaque programme d'investissement, et en particulier celui destiné à l'amélioration de l'efficacité énergétique, est ou n'est pas mis en œuvre en fonction de son analyse coûts-bénéfices. Malheureusement, la plupart du temps, la mise en œuvre de ce genre de programme, en raison de la phase obligatoire de mesure, est considérée comme inacceptable ou infaisable.

Plusieurs grandeurs doivent être mesurées. Si certains paramètres physiques, tel que la température, sont facilement mesurables avec un coût limité, d'autres le sont plus difficilement, voire parfois ne le sont pas. Pour la mesure de puissance, par exemple, il est nécessaire de couper l'alimentation pour pouvoir installer le capteur. Pour une mesure ilot de production par ilot de production, le nombre d'interruption de production est alors très coûteux. Le même constat peut être fait pour la mesure de débit.

Ce qui pénalise la mesure n'est pas seulement le coût capteur, mais c'est aussi et surtout les interruptions de production nécessaires à son installation.

### 1.3 Projet ANR CHIC

Le projet CHIC – CHAîne de mesure Innovante à bas Coût – a été initié par EDF R&D. Il s'inscrit dans le programme Efficacité énergétique et réduction des émissions de CO<sub>2</sub> dans les systèmes industriels de l'Agence Nationale de la Recherche (projet CHIC n°ANR-10-EESI-02). Il a pour objectifs de concevoir et expérimenter une chaîne de mesure innovante à faible coût et non-intrusive, permettant de suivre et d'analyser les consommations des fluides énergétiques utilisés sur des sites industriels (électricité, gaz, air comprimé) afin de détecter des dérives de consommation avec une justesse de mesure de l'ordre de 5%. Son budget total s'élève à 2,55 M€.

En plus d'EDF R&D, porteur du projet, six autres partenaires sont impliqués dans ce projet :

- le laboratoire Ampère de l'Ecole Centrale de Lyon,
- le Laboratoire d'Informatique et d'Automatique pour les Systèmes de l'Université de Poitiers,

- le Laboratoire d’Electronique et de Technologies de l’Information du Commissariat à l’énergie atomique et aux énergies alternatives,
- le département Signaux et Systèmes Electroniques de Supélec – Gif-sur-Yvette,
- la société SOCOMEC,
- la société Kapteos.

Le projet est réparti en six tâches.

La première tâche *Gestion du projet* a pour objectif d’assurer le suivi et la qualité des travaux, leur bonne adéquation avec les objectifs du projet et le respect des délais et des coûts.

La seconde tâche *Voies pour une chaîne de mesure à bas coût : de l’existant aux ruptures* a pour objectif de réunir tous les partenaires autour d’un objectif commun : celui de définir les critères de réussite du projet. Elle consiste notamment en la fourniture de livrables sur l’analyse de valeur de la chaîne de mesure, les spécifications économiques, fonctionnelles et techniques d’une chaîne de mesure à bas coût, un état de l’art technologique et enfin l’identification de nouvelles pistes de solutions technologiques.

La troisième tâche concerne l’étude de *Techniques innovantes de mesure des courants, tensions et puissances*. L’objectif est le développement de capteurs de courant, de tension et de puissance, travaillant autour de câbles multiconducteurs non blindés, et ne nécessitant ni démontage, ni interruption de l’alimentation électrique du câble pour leur installation. Cette tâche consiste, entre autres, en la modélisation et la résolution de problèmes inverses afin de déterminer le nombre optimal de capteurs de champs électrique et magnétique, leur positionnement, leur orientation et leur sensibilité et la dynamique de mesure. Cette tâche a donné lieu à la soutenance d’une thèse (Bourkeb, 2014).

La quatrième tâche *Capteurs logiciels* qui est l’objet de ce mémoire de thèse, concerne donc le développement de capteurs qui consistent en une estimation de certaines grandeurs à partir de mesures déjà existantes ou plus facilement accessibles. Elle est divisée en trois sous-tâches : la modélisation des sous-ensembles industriels (four électrique, chaudière, compresseur), la reconstruction des signaux et le développement des capteurs logiciels.

La cinquième tâche *Test en usine virtuelle* a pour objectif de vérifier que les prototypes mis au point dans le cadre du projet permettent d’obtenir des mesures fiables et robustes, à faible coût, conformément aux spécifications établies dans la tâche 2. Elle est divisée en deux sous-tâches : le choix des protocoles expérimentaux

et l'intégration des capteurs dans leur environnement de test et le test des capteurs.

La sixième et dernière tâche *Dissémination des résultats et impacts des nouvelles solutions proposées* a pour objectif de diffuser les résultats du projet de façon la plus large possible auprès de la communauté scientifique, des industriels, des professionnels de la mesure, etc. Cela peut être sous forme de publications scientifiques et de participations à des congrès et séminaires à destination des entreprises extérieures. Cette tâche a aussi pour but d'évaluer les résultats du projet à travers une étude d'impact des solutions proposées par rapport au marché de la mesure, et permettra ainsi de savoir si des avancées réelles et significatives en termes de coût de mesure ont été réalisées.

Comme on l'a dit précédemment, toutes les mesures ne sont pas problématiques. Cette recherche porte sur la mesure de puissance et de débit. Ces mesures sont les plus répandues et recherchées au sein de la communauté de gestion de l'énergie, mais également les plus impopulaires en raison de leurs coûts et des répercussions de leur installation sur le fonctionnement de l'usine.

Le projet ANR CHIC porte sur la mesure de puissance et de débit. L'objectif est la création et l'expérimentation de solutions :

- non intrusives ;
- à faible coût ;
- *plug and play* ;
- à faible consommation d'énergie ;
- robuste et efficace, même sous condition de bruit et de perturbation.

Les capteurs suivants sont développés :

- un wattmètre physique clamp-on (à pinces), qui peut être installé autour des trois phases des câbles électriques partout dans l'usine (Bourkeb *et al.*, 3-5 July, 2012; Bourkeb, 2014),
- un capteur logiciel de puissance pour les fours électriques industriels, qui déduit la puissance du signal de commande,
- un capteur logiciel de débit d'air comprimé, qui calcule le débit de l'air à partir de la puissance consommée par le compresseur,
- un capteur logiciel de débit de gaz pour les chaudières industrielles, qui calcule le débit du gaz à partir de la position d'ouverture de la vanne d'admission.

Chaque capteur logiciel doit être dédié à un équipement spécifique, car il repose sur des variables et sur des modèles mathématiques qui sont fortement dépendants de la physique du système.

Les installations utilisées pour tester les prototypes se situent sur le site EDF R&D des Renardières à Moret-sur-Loing et sont semblables aux installations industrielles. Elles sont peut-être moins puissantes, mais elles permettent cependant de tester les capteurs logiciels dans des situations réelles de fonctionnement en présence de bruits de mesure.

### 1.3.1 Capteur CHIC de puissance électrique

L'équipement industriel choisi pour tester le capteur est un four électrique (Haddid *et al.*, 2013). Cette étude vise à montrer comment concevoir un capteur logiciel pour le suivi et le diagnostic de défaut d'un four électrique industriel. Ce capteur doit effectuer les fonctions suivantes :

- l'estimation de la consommation énergétique,
- la surveillance et la détection de défauts.

Le principal avantage du capteur de puissance CHIC sur les capteurs actuels est qu'il n'y a pas nécessité de couper l'alimentation. Le livrable "Spécifications économiques, fonctionnelles et techniques d'une chaîne de mesure à bas coût" a permis d'estimer les coûts moyens en matière d'achat, d'installation et de maintenance des capteurs de puissance existants. À partir de cette étude, l'objectif est de diviser par 10 le coût moyen d'une mesure de puissance.

Ce serait une véritable avancée technologique si on considère que, dans de nombreuses usines de fabrication, à peu près 30% des compteurs électriques fournissent des valeurs incorrectes à cause d'une mauvaise installation.

### 1.3.2 Capteur CHIC de débit

Si le coût d'achat du capteur logiciel de débit est trop élevé, il sera certainement rejeté comme le sont aujourd'hui les débitmètres à ultrasons. Ces capteurs ne nécessiteront pas une maintenance particulière, étant donné leur caractère virtuel. Ils sont également non intrusifs.

Dans le livrable "Spécifications économiques, fonctionnelles et techniques d'une chaîne de mesure à bas coût", les coûts totaux pour la mesure de débit des appareils commerciaux actuellement utilisés ont été évalués pour une période d'exploitation de 10 ans. Effectivement, les compteurs nécessitent une maintenance régulière avec une périodicité d'un an pour les débitmètres électromagnétiques (intrusifs) et de cinq ans pour les débitmètres à ultrasons (non intrusifs). Il ressort de cette étude

que la mesure de débit est coûteuse et à peu près équivalente pour les différentes technologies existantes.

Les hypothèses pour l'entretien des compteurs sont les suivantes : le débitmètre électromagnétique standard a besoin d'une maintenance annuelle, ce qui nécessite de vider le tube et l'envoi de l'appareil pour vérification (les coûts totaux de main-d'œuvre pour désinstaller le compteur de la tuyauterie et de le réinstaller de nouveau est d'au moins 2h par an). Le compteur à ultrasons quant à lui a besoin d'une maintenance tous les 5 ans. Cela nécessite également l'envoi de l'appareil pour vérification (les coûts totaux de main-d'œuvre pour la désinstallation et la réinstallation est en moyenne de 15min par an). Les gérants d'usines sont donc généralement réticents à l'idée d'installer des compteurs de débit sur les tuyaux opérationnels. Différentes raisons expliquent cette attitude, selon le type de débitmètre :

- les débitmètres non intrusifs sont considérés comme trop coûteux,
- les débitmètres intrusifs nécessitent la vidange de l'installation et de sectionner le tuyau sur lequel il va être installé.

#### 1.3.2.1 Capteur logiciel de débit d'air comprimé

Dans le secteur industriel français, peu d'attention est accordée aux systèmes d'air comprimé. À partir du moment où, pour une pression considérée, le débit d'air est suffisant, la consommation du système compresseur n'est pas une priorité. Il est connu que beaucoup de ces systèmes gaspillent de l'énergie.

Un système d'air comprimé est un système complexe dans lequel plusieurs types d'équipements sont impliqués. Le compresseur joue un rôle important, mais le sécheur, le réservoir d'air, les tuyaux, etc, sont également à prendre en considération lors de l'analyse du système. La figure 1.1 montre un système d'air comprimé typique avec ses principaux composants.

L'objectif du capteur logiciel de débit pour les circuits d'air comprimé est d'estimer la valeur du débit de l'air comprimé produit par un compresseur, en fonction de la puissance consommée du compresseur et de plusieurs variables supplémentaires : la pression du réseau, la pression de l'air à l'aspiration, la température de l'air et enfin son taux d'humidité. L'étude de ce sous-système est détaillée dans le cinquième chapitre.

#### 1.3.2.2 Capteur logiciel de débit de gaz

Il est généralement très difficile de connaître la consommation d'une chaudière à gaz industrielle, étant donné que la plupart du temps, très peu de compteurs sont installés sur les sites industriels, et ceux qui sont déjà installés mesurent habituellement la consommation totale du site en gaz. Une fois qu'une chaudière est opérationnelle, il est très difficile de convaincre le gérant de l'usine d'installer un compteur



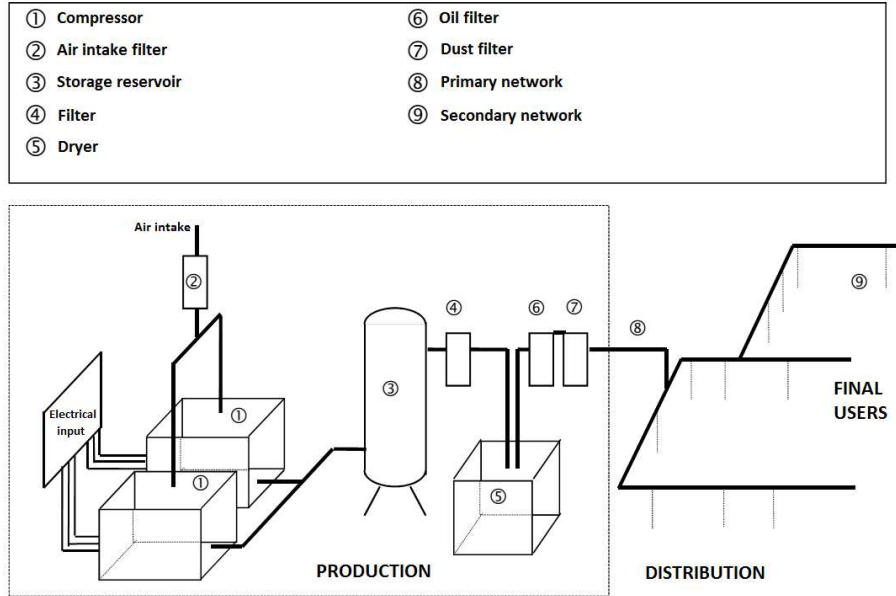


FIGURE 1.1 – Une installation d’air comprimé typique

à gaz dédié strictement à une mesure locale. Par conséquent, il existe un besoin réel d’avoir un capteur non intrusif à faible coût pour mesurer le gaz consommé par une chaudière. Dans le quatrième chapitre, une modélisation du débit de gaz délivrée par une vanne dans une chaudière est présentée dans la perspective de développer un capteur logiciel.

## 1.4 La mesure

Les capteurs sont destinés à réaliser une mesure, il est donc important de définir celle-ci. Mesurer une grandeur, c’est établir le rapport de cette grandeur appelée mesurande  $m$  à une autre grandeur appelée unité  $u$ .

Maxwell en 1873 dans son traité sur l’électricité et le magnétisme a défini la mesure comme suit :

« l’expression d’une grandeur est le produit de deux facteurs dont l’un, qui est de même nature prise comme repère, s’appelle son unité, et dont l’autre, qui est le nombre de fois que l’unité est contenue dans la grandeur, s’appelle sa valeur numérique,  $n$  ».

Autrement dit,  $m = n \times u$ .

La science de la mesure a pour nom la métrologie. Il est important de définir les caractéristiques métrologiques suivantes (Wilson, 2005) :

- **Caractéristique statique** : cette courbe donne la réponse statique du cap-

teur en fonction du mesurande (grandeur mesurée).

- **Sensibilité** : c'est le quotient de la variation de la grandeur de sortie par la variation correspondante de la grandeur mesurée, pour une valeur donnée du mesurande. Elle représente donc la pente de la caractéristique statique pour cette valeur.
- **Étendue de mesure** : L'étendue de mesure représente la zone dans laquelle les caractéristiques du capteur correspondent aux spécifications de fonctionnement normal.
- **Linéarité (ou non linéarité)** : Un capteur est dit linéaire lorsque sa sensibilité est constante sur l'étendue de mesure.
- **Erreur absolue ou relative** : Elle représente l'incertitude sur la mesure. On distingue les erreurs systématiques qui n'ont aucun caractère aléatoire. Elles représentent en effet l'erreur obtenue dans les mêmes conditions de mesure par rapport à la vraie valeur. L'étalonnage ou le principe même du fonctionnement du capteur peuvent être des sources d'erreurs systématiques. On distingue également l'erreur aléatoire. Comme son nom l'indique, cette incertitude a une valeur imprévisible. Elle est due aux bruits de mesure environnants. Elle est évaluée statistiquement par sa moyenne, son écart-type et sa variance.
- **Fidélité** : La fidélité est l'aptitude à donner, pour une même valeur de la grandeur mesurée, des indications voisines entre elles. Un capteur est fidèle si l'écart-type sur les réponses à une même valeur du mesurande est faible.
- **Justesse** : La justesse est l'aptitude à donner des indications égales à la grandeur mesurée, les erreurs de fidélité n'étant pas prises en considération. Un capteur est juste si la réponse moyenne est proche de la valeur réelle.
- **Précision** : Généralement, la précision est définie comme l'erreur la plus importante prévue entre la sortie actuelle et la sortie idéale. Plus précisément, un capteur est précis quand il est juste et fidèle.
- **Bande passante** : La variation de sensibilité est caractérisée par la notion de bande passante. Elle est définie comme l'intervalle de fréquence dans lequel la sensibilité ne varie pas au delà d'une limite en générale fixé à -3db. La caractérisation de la bande passante d'un système se déduit de l'étude du comportement dynamique de ce système. La théorie des systèmes linéaires montre que leurs comportements sont décrits par une équation différentielle à coefficient constant.
- **Rapidité** : La rapidité est caractérisée par le temps que met le capteur à réagir à une variation brusque du mesurande. Elle est donc évaluée par sa bande passante et son temps de réponse.

- **Résolution** : C'est la plus petite variation de mesurande que peut détecter le capteur.

## 1.5 Dispositifs actuels de mesure de puissance et de débit

Les méthodologies d'alimentation et de mesure des appareils actuels de comptage de puissance et de débit sont présentées dans cette section.

### 1.5.1 Mesure de puissance dans un conducteur triphasé

Aujourd'hui, il existe un grand nombre de dispositifs commerciaux qui peuvent être utilisés pour mesurer la puissance des câbles d'alimentation triphasés. Ils utilisent tous la même méthodologie. Pour calculer la puissance, ils ont besoin des valeurs de tension et de courant. Il faut donc au final mesurer trois courants et trois tensions. Ceci ne peut être fait qu'à l'intérieur d'une boîte de distribution électrique, à l'endroit où les conducteurs du câble d'alimentation sont séparés. Les tensions sont mesurées par des sondes directement reliées aux conducteurs. Les courants sont mesurés en installant un transformateur autour de chaque conducteur. Ces derniers permettent de reproduire le courant qui circule à une échelle beaucoup plus faible. Des exemples de dispositifs qui peuvent être utilisés pour mesurer les courants dans un conducteur sont donnés dans la figure 1.2.

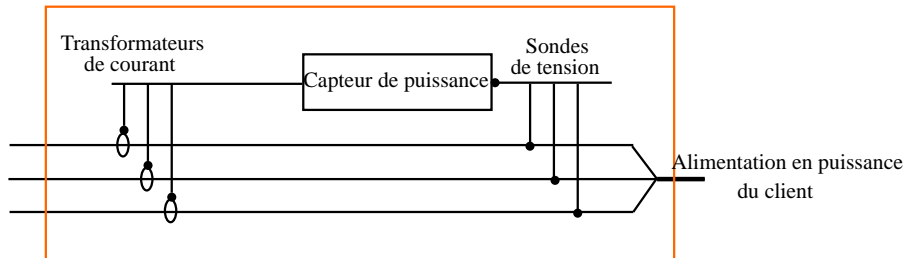


FIGURE 1.2 – Mesure de puissance avec les appareils commerciaux actuels

### 1.5.2 Mesure de débit

Les débitmètres commerciaux les plus fréquemment rencontrés sont :

- Le débitmètre électromagnétique, présenté sur la figure 1.3(a), qui est très utilisé dans l'industrie. Il nécessite de sectionner la tuyauterie à l'installation. Le même problème se pose sur d'autres types de capteur, comme les capteurs Coriolis et Vortex.
- Le débitmètre non intrusif basé sur la technologie des ultrasons (figure 1.3(b)).

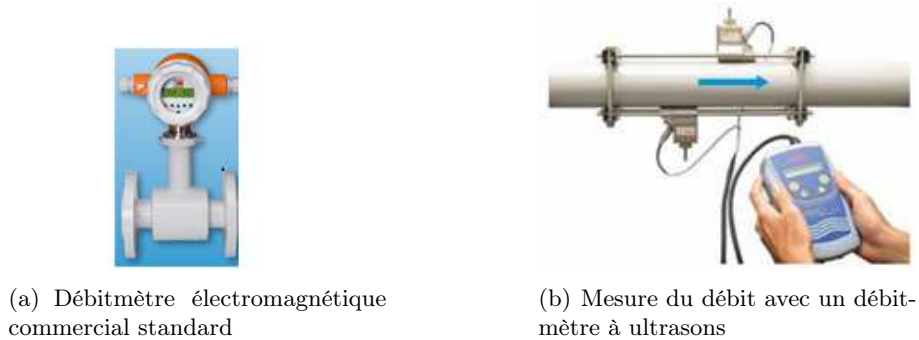


FIGURE 1.3 – Appareils de mesure physique de débit

## 1.6 État de l’art et applications industrielles des capteurs logiciels

Le concept de capteur logiciel consiste à associer des mesures disponibles ou facilement réalisables, représentatives de l’évolution du procédé étudié, et des modèles mathématiques reliant les grandeurs mesurées et les grandeurs à déterminer. Ce concept est utilisé dans divers domaines, et notamment dans les procédés chimiques (Cecil et Kozłowska, 2010; Dochain, 2003; Queinnec et Spérandio, 2003) ou biologiques (Bogaerts et Vande Wouwer, 2003; Chérut, 1997; James *et al.*, 2000; Sotomayor *et al.*, 2002). Que l’implémentation du capteur logiciel soit basée sur une simulation, un observateur ou encore une méthode inverse, la modélisation est une étape clé et déterminante pour la qualité de la mesure. La modélisation peut être basée sur les principes physiques ou sur une approche empirique, voire une combinaison des deux. C’est l’approche retenue dans cette thèse.

Les capteurs logiciels sont un outil précieux dans de nombreux domaines industriels. Ils sont utilisés pour résoudre un certain nombre de problèmes tels que les systèmes back-up, l’analyse d’hypothèses, la prévision en temps réel pour le contrôle de l’usine et les stratégies de diagnostic de défauts (Fortuna *et al.*, 2006).

Les capteurs physiques sont généralement placés dans un environnement hostile qui, d’une part, exige que l’instrumentation réponde aux normes de conception très restrictives, et d’autre part, un protocole de maintenance doit être prévu. Dans tous les cas, l’apparition de défauts inattendus ne peut être totalement évitée. De plus, certains outils de mesure peuvent présenter un retard important dans l’application, ce qui peut réduire l’efficacité des lois de commande. Pour installer et maintenir un réseau de mesure consacré à la surveillance, le budget nécessaire peut affecter de manière significative les coûts de fonctionnement totaux de l’installation.

De leur côté, les capteurs logiciels offrent un certain nombre de propriétés inté-

ressantes :

- Ils représentent une alternative à faible coût aux capteurs physiques. En effet, la disponibilité des analyseurs en ligne et des systèmes numériques qui sont à la fois utilisés pour la surveillance et le contrôle, donnent aux concepteurs et aux opérateurs les outils nécessaires à la conception et la mise en œuvre des capteurs logiciels, sans augmenter les coûts initiaux ;
- Ils permettent la réalisation de réseaux de surveillance plus complets ;
- Ils peuvent travailler en parallèle avec des capteurs physiques, donnant des informations utiles pour les tâches de détection de défaut, permettant ainsi la réalisation de processus plus fiables ;
- Ils peuvent facilement être implantés dans des micro-informatiques et réajustés lorsqu'il y a un changement dans les paramètres du système ;
- Ils permettent d'estimer en temps réel des données et de diminuer les retards introduits par des capteurs physiques lents, améliorant ainsi la performance des stratégies de contrôle.

Les capteurs logiciels peuvent être utilisés en tant que :

1. Back-up des appareils de mesure  
Le back-up des instruments de mesure est une application typique de capteurs logiciels : un capteur logiciel est dans ce cas spécialement conçu pour être momentanément substitué à un équipement de mesure en panne et permet ainsi d'éviter la dégradation des performances de l'usine.
2. Réduction des besoins matériels de mesure  
Supervision, automate programmable, base de données, les systèmes informatisés sont souvent présents dans la chaîne de production. Ces systèmes peuvent héberger les capteurs logiciels. Les experts peuvent donc être encouragés à concevoir des modèles d'inférence qui sont destinés à remplacer définitivement les capteurs physiques.
3. Validation du capteur, détection et diagnostic de défauts  
Les stratégies de détection et de diagnostic exploitent toujours une certaine forme de redondance. C'est la capacité d'avoir deux ou plusieurs façons de déterminer quelques propriétés caractéristiques (variables, paramètres, symptômes) du processus. L'idée principale, à partir de laquelle découlent toutes les stratégies de détection de défaut, est de comparer les informations recueillies à l'information correspondante d'une source redondante. Un défaut est détecté si généralement le système et la source redondante fournissent deux informations différentes. Il peut y avoir trois types de redondance : la redondance physique, qui consiste à répliquer physiquement le composant à surveiller ;

redondance analytique, dans laquelle la source redondante est un modèle mathématique de la composante ; redondance de la connaissance, dans laquelle la source redondante comprend des informations sur le processus heuristique.

#### 4. Analyse d'hypothèses

Le modèle, qui a permis d'élaborer le capteur logiciel, est utilisé dans ce cas pour effectuer une simulation de la dynamique du système correspondant aux tendances d'entrée, dans le but d'obtenir une meilleure compréhension du comportement système. Cette utilisation particulière des modèles de processus pour effectuer une simulation est appelée analyse de scénarios.

## 1.7 Conclusion

Ce premier chapitre a permis de décrire le contexte général de l'étude menée dans ces travaux de thèse au travers du projet CHIC. Les capteurs logiciels sont une alternative aux capteurs physiques souvent onéreux et difficiles à imposer à un industriel de par leur installation souvent intrusive engendrant d'inévitables arrêts de production et de par la nécessaire maintenance inhérente à leur bon fonctionnement. L'utilisation de capteurs logiciels simples à mettre en œuvre laisse entrevoir la possibilité d'équiper largement une usine de production pour permettre l'amélioration de son efficacité énergétique. Ces capteurs logiciels nécessitent néanmoins une certaine expertise pour en définir les modèles et mettre en œuvre les algorithmes permettant d'en estimer leurs paramètres. Les outils utilisés dans ce travail pour établir ces modèles sont présentés dans le chapitre suivant.

## OUTILS D'IDENTIFICATION

---

### 2.1 Introduction

Ce chapitre regroupe les principaux outils de modélisation mathématique et d'estimation paramétrique qui ont permis de concevoir les capteurs logiciels des trois sous-ensembles étudiés dans les chapitres suivants. Dans un premier temps, les définitions des concepts de base du domaine de l'identification utilisés dans ce travail de thèse sont données. Dans un deuxième temps, une brève introduction à l'estimation hors-ligne en boucle ouverte et boucle fermée permet de faire un rapide tour d'horizon des méthodes à erreur d'équation et erreur de sortie. L'étude se focalise sur une méthode basée sur les moments partiels réinitialisés pour le cas des méthodes à erreur d'équation et sur les algorithmes Tailor-Made et la décomposition de la boucle fermée pour le cas des méthodes à erreur de sortie. Ensuite, une nouvelle méthode d'estimation en ligne basée sur les moments partiels réinitialisés est présentée. Cette dernière s'inspire des méthodes d'estimation en ligne classiques tels que les moindres carrés et variable instrumentale récursifs.

### 2.2 Définitions

Avant de décrire les outils, définissons les termes qui sont employés dans ce mémoire.

#### 2.2.1 Modèles boîte blanche, boîte grise, boîte noire

En identification de système, il existe deux catégories de modèle :

- en appliquant les lois de la physique du domaine étudié (physique, chimie, thermique, mécanique, électricité...), on obtient un modèle dit "de connaissance" ou "boîte blanche",
- en se bornant à expliquer un comportement d'entrée/sortie à partir de mesures, on détermine un modèle dit "de comportement" ou "boîte noire".

Des modèles "boîte grise" permettent d'introduire de la connaissance physique dans un modèle de comportement.

Les modèles boîte blanche nécessitent une expertise sur le domaine de l'application. La modélisation, souvent non linéaire, s'effectue au cas par cas. Les outils d'estimation paramétrique classiques peuvent être utilisés pour estimer un ou plusieurs paramètres inconnus.

Les modèles boîte noire peuvent être étudiés dans un cadre plus général dissocié de l'application.

Les modèles boîte grise peuvent prendre toutes les nuances entre le blanc et le noir

Dans ce mémoire, un modèle boîte grise est développé pour l'étude du compresseur, alors que dans l'étude de la chaudière et du four, des modèles boîte noire sont estimés.

### 2.2.2 Modèle statique et modèle dynamique

Les modèles mathématiques représentent par des équations les relations entre les entrées et les sorties du processus. Si ces équations sont algébriques, le modèle est dit statique. Si ces équations sont des équations différentielles ou des équations aux différences récurrentes, le modèle est dit dynamique, respectivement à temps continu ou à temps discret.

Plus concrètement, dans un système statique, la réponse du système à une excitation est instantanée ou supposée comme telle. Dans un système dynamique, la réponse est fonction de l'excitation et des réponses passées, et peut donc être modélisée à l'aide d'équations différentielles.

Un modèle est caractérisé par des grandeurs de deux types : les entrées et les sorties. Les entrées sont des grandeurs de commande du système ou encore des signaux parasites appelés perturbations. Les sorties permettent de juger de la qualité de la tâche remplie.

### 2.2.3 Modèle paramétrique et modèle non-paramétrique

On distingue deux approches différentes : l'approche paramétrique et l'approche non-paramétrique.

Le concept principal de l'ingénierie moderne est de modéliser les signaux et les systèmes pour faciliter l'étude, l'analyse et la commande. Ce modèle doit être estimé de la manière la plus simple possible. Afin de contourner la complexité de certains



modèles, on utilise des modèles paramétriques, qui comportent par définition un nombre fini et constant de paramètres, dont la structure est prédéterminée.

Généralement, dans l'approche non-paramétrique, on suppose que le nombre de paramètres, décrivant la distribution des observations, consiste en une fonction croissante de la dimension des observations; autrement dit, le nombre de paramètres est infini. La modélisation non-paramétrique étudie donc les problèmes dont la paramétrisation n'est pas considérée comme fixe, mais il y a le choix entre plusieurs paramétrisations dont l'objectif est de trouver la configuration qui conduit aux procédures les plus efficaces.

Dans le cas du sous-ensemble chaudière industrielle, ces deux approches d'estimation sont utilisées et comparées.

#### 2.2.4 Modèle LTI et modèle LPV

Les systèmes linéaires invariant dans le temps (Linear Time Invariant, LTI) sont des systèmes linéaires qui peuvent être décrits par une équation différentielle d'ordre  $n$  avec des coefficients constants, ou bien par un ensemble couplé d'équations différentielles du premier ordre ayant des coefficients constants, utilisant les variables d'état (Levine, 1996).

À défaut de pouvoir décrire un processus à l'aide de modèles LTI, une technique de modélisation linéaire à paramètres variants (Linear Parameter Varying, LPV) est utilisée. La modélisation LPV constitue un outil très étudié actuellement pour la modélisation des systèmes non linéaires (Marcos *et al.*, 2008; Luspay *et al.*, 2011; De Caigny *et al.*, 2011; Chouaba *et al.*, 2012; Lovera *et al.*, 2011). Son principe est basé sur des modèles simples souvent linéaires. La contribution relative de chaque modèle linéaire dans la description du modèle global est obtenue grâce à la projection des non linéarités dans des variables exogènes dites "*variables de séquençement*" ou "*scheduling parameter*" supposées mesurables. Les paramètres de chaque modèle linéaire sont par la suite associés dans des fonctions d'interpolation dépendant des variables de séquençement. Les modèles LPV possèdent des propriétés particulières (utilisant des techniques basées essentiellement sur celles développées dans le cadre linéaire) qui en font leur intérêt en identification, commande et diagnostic des systèmes.

L'estimation paramétrique des modèles LPV réside dans l'estimation des paramètres qui sont fonctions des variables exogènes. Il est possible d'envisager deux approches : l'approche locale et l'approche globale.

Dans l'approche locale, une procédure d'identification classique est alors appliquée pour différentes valeurs constantes des variables de séquençement (correspondant à différents points de fonctionnement du système) afin de déterminer plusieurs

modèles locaux LTI. La nature LPV du système est construite par interpolation des paramètres des modèles locaux LTI. On peut par exemple considérer l'interpolation polynômiale des paramètres des modèles locaux LTI en fonction des variables exogènes (Steinbuch *et al.*, 2003; Groot Wassink *et al.*, 2005; Lovera et Mercère, 2007; Chouaba *et al.*, 2011b, 2012).

L'approche globale consiste quant à elle à réaliser une seule estimation au cours de laquelle toutes les variables (d'entrée et de séquençement) sont excitées de manière persistante. L'algorithme d'identification employé conduit directement à un modèle global LPV présentant une dépendance fonctionnelle des paramètres du modèle relativement aux variables de séquençement (Bamieh et Giarre, 2002; Verdult et Verhaegen, 2009; Wei et Re, 2006; Tóth, 2010; Laurain, 2010; Chouaba *et al.*, 2011a).

L'approche locale s'avère préférable dans notre étude étant donné le caractère très expérimental et également statique du sous-ensemble chaudière industrielle auquel a été appliqué ce type de modélisation.

### 2.2.5 Méthode à erreur d'équation et méthode à erreur de sortie

La structure du modèle impose la méthode d'estimation utilisée. Deux grandes familles d'algorithmes d'estimation peuvent être utilisées : les algorithmes à erreur d'équation et à erreur de sortie (Landau, 1976; Ljung et Soderstrom, 1983). Des travaux antérieurs ont montré que ces deux approches doivent être développées simultanément car pour les techniques à erreur de sortie, une bonne initialisation est nécessaire, alors que pour les approches à erreur d'équation, il est typique d'avoir une estimation biaisée (Tohme, 2008).

Dans le cas de l'erreur de sortie, l'algorithme est basé sur la simulation d'un modèle de la sortie et de ses fonctions de sensibilité, et sur la minimisation d'un critère souvent quadratique, par programmation non linéaire. La propriété fondamentale de cette méthode réside dans le fait qu'elle fournit une estimation asymptotiquement non biaisée des paramètres. Par contre, le problème principal des méthodes à erreur de sortie est l'existence possible de plusieurs minima locaux vers lesquels peut converger l'algorithme d'optimisation. C'est un problème délicat qui peut être contourné par l'initialisation de l'algorithme en utilisant des méthodes de type erreur d'équation.

Il existe une multitude de méthodes se basant sur l'erreur d'équation (Mensler, 1999; Garnier *et al.*, 2003). On peut citer parmi elles la méthode des filtres de variables d'état (State Variable Filter, SVF) (Young, 1964), les fonctionnelles de moment de Poisson (Poisson Moment Functionals, PMF) (Unbehauen et Rao, 1997), les moments partiels réinitialisés (Reinitialised Partial Moments, RPM) (Trigeassou, 1987) ou encore l'estimateur optimal de la variable instrumentale (Refined

Instrumental Variable, RIV) (Young et Jakeman, 1979).

Les méthodes à erreur de sortie (Output Error, OE) dans le domaine fréquentiel présentent le formalisme décrit sur la figure 2.1. L'erreur est alors définie par

$$\varepsilon_{OE} = y - \hat{y} = y - \frac{\hat{B}}{\hat{A}}u \quad (2.1)$$

où  $y$  est la sortie mesurée,  $\hat{y}$ , la sortie simulée du modèle,  $u$ , l'excitation du système,  $\frac{B}{A}$ , la fonction de transfert du système avec les paramètres exacts,  $\frac{\hat{B}}{\hat{A}}$ , le modèle estimé, enfin,  $w$  est la perturbation de sortie.

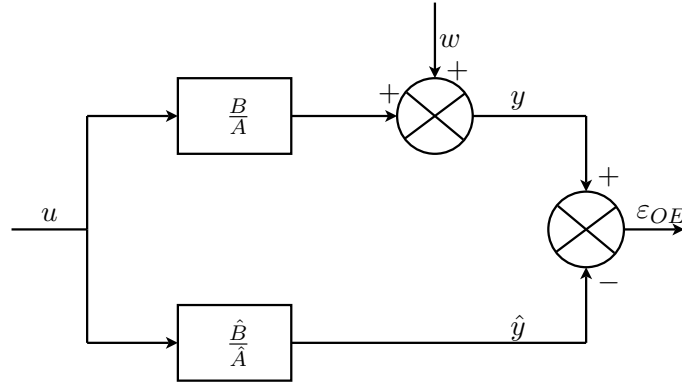


FIGURE 2.1 – Schéma de la méthode à erreur de sortie

La méthode à erreur de sortie repose sur le fait de minimiser un critère basé sur l'erreur de sortie  $\varepsilon_{OE}$  qui est la différence entre la valeur mesurée de la sortie et la valeur simulée du modèle estimé.

Les méthodes à erreur d'équation (Equation Error, EE) présentent le formalisme décrit sur la figure 2.2. L'erreur  $\varepsilon_{EE}$  est définie par

$$\varepsilon_{EE} = \hat{A}y - \hat{B}u \quad (2.2)$$

Les blocs de transformation linéaire (Linear Transformation, LT) sont utilisés dans le domaine du temps continu pour estimer les dérivées temporelles non mesurées. Ce bloc est égal à 1 dans le domaine du temps discret.

Les méthodes EE sont souvent associées soit à l'algorithme des moindres carrés (Least Squares, LS), soit à l'algorithme de la variable instrumentale (Instrumental Variable, IV). La méthode des moindres carrés revient à (Gauss, 1809) et est basée sur une forme analytique construite à partir des données. L'inconvénient des LS réside dans l'existence d'un biais asymptotique. Cela veut dire que les paramètres

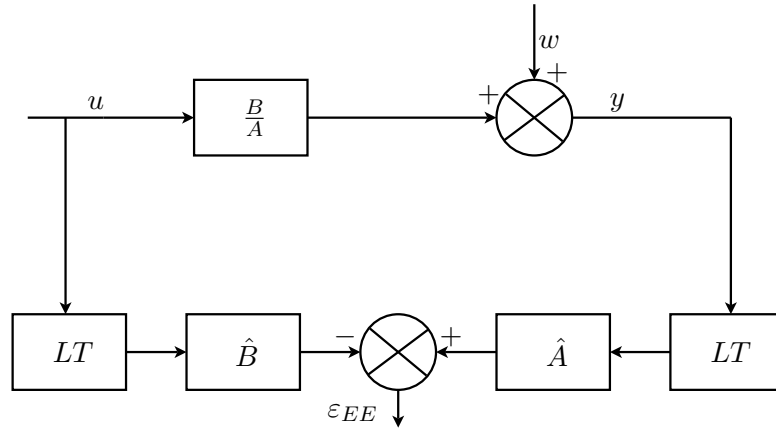


FIGURE 2.2 – Schéma de la méthode à erreur d'équation

estimés contiennent des erreurs systématiques qui ne disparaissent, pas quand bien même les séries de données sont infiniment longues. Il est dans ce cas possible d'utiliser une méthode à erreur de prédiction (Prediction Error Method, PEM) dans une structure de modèle qui décrit également les propriétés du bruit, afin d'éviter l'apparition de biais. Cela conduit à une méthode plus complexe qui requiert une optimisation numérique d'une fonction non linéaire. La IV (introduite par (Reiersol, 1941)) peut être vue comme une tentative de parvenir à un compromis entre la complexité de l'algorithme et les propriétés des paramètres estimés. En effet, l'erreur systématique sur les paramètres tend vers zéro suivant l'augmentation de la longueur des données (Söderström et Stoïca, 1983).

### 2.2.6 Identification en boucle ouverte et identification en boucle fermée

Pour des raisons pratiques, l'identification des systèmes est souvent considérée dans le contexte d'un fonctionnement en boucle ouverte. Cependant, de nombreux systèmes ne peuvent fonctionner qu'en boucle fermée. En outre, des études ont montré l'intérêt de l'identification en boucle fermée pour une meilleure synthèse de la loi de commande (Gevers, 1993).

L'identification en boucle fermée est motivée par deux raisons principales :

- Le bouclage est souvent nécessaire pour stabiliser le processus, soit parce qu'il est instable en boucle ouverte, soit parce que la boucle fermée est nécessaire pour son bon fonctionnement (c'est le cas du four électrique dans notre étude). Des raisons de sécurité et des contraintes de production sont également prises en compte.
- L'estimation des pôles non dominants pourrait être un problème en boucle

ouverte, car ils sont très mal excités par l'entrée, en conduisant à une estimation erronée, voire à une non estimation de ces modes. La seule façon d'exciter ces pôles est de procéder en boucle fermée, le signal de commande en entrée ayant des propriétés spectrales capables d'exciter les modes cachés.

Fondamentalement, les perturbations stochastiques peuvent causer des problèmes dans ce type d'identification. En effet, à cause du bouclage, ces perturbations peuvent affecter la variable de commande  $u$  (figure 2.3). Ainsi, l'identification directe (à partir de  $u$  et  $y$  par estimation en boucle ouverte) fournit des estimations biaisées si elle est effectuée sans tenir compte de la loi de commande.

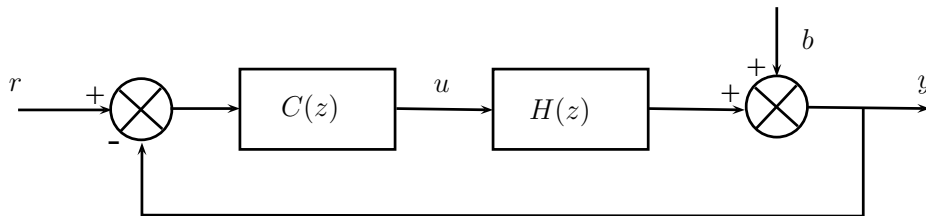


FIGURE 2.3 – Système en boucle fermée à temps discret

Un grand nombre de méthodes d'identification en boucle fermée ont été proposées (Gustavsson *et al.*, 1977; Ljung, 1987; Söderström et Stoïca, 1989; Van Den Hof et Schramma, 1995). Selon (Ljung, 1997), elles peuvent être classées en trois grandes catégories :

- Approche directe : Le correcteur est supposé inconnu dans cette approche. Le système est alors identifié en utilisant l'entrée  $u$  et la sortie  $y$  comme en boucle ouverte, en ignorant la loi de commande et le signal de consigne  $r$ .
- Approche indirecte : Le système en boucle fermée est identifié en utilisant la consigne  $r$  et la sortie  $y$ . Le système en boucle fermée est estimé sur la base de la connaissance du correcteur.
- Approche entrée-sortie conjuguée ou simultanée : Le correcteur est toujours inconnu,  $u$  et  $y$  sont alors considérés comme les sorties d'un système multivariable commandé par la consigne  $r$  et le bruit  $b$ . La boucle ouverte est estimée en utilisant le transfert de la boucle fermée et le transfert entre  $r$  et  $u$  (Van Den Hof et Schramma, 1993).

La méthode en deux étapes (Van Den Hof et Schramma, 1993) et la méthode d'identification de facteurs copremiers (Van Den Hof *et al.*, 1995) sont des cas particuliers de l'approche entrée-sortie conjuguée. La paramétrisation Duale de Youla (Van Den Hof et de Callafon, 1996) est une généralisation de l'approche indirecte. Chaque méthode a ses propres avantages et inconvénients. Quand la méthode à deux étapes nécessite un ordre élevé et une estimation précise de la fonction de sensibilité du

transfert de la boucle fermée, la méthode des facteurs copremiers et la paramétrisation Duale de Youla possèdent l'inconvénient de traiter difficilement les classes de modèles ayant un ordre prédéfini. La paramétrisation Tailor-Made permet d'éviter ce problème (Van Donkelaar et Van Den Hof, 1996).

Nous allons aborder de manière succincte les approches les plus connues en matière d'identification en boucle fermée.

### 2.2.6.1 Approche directe

Dans le cas de l'identification par approche directe, les données  $u(t)$  et  $y(t)$  recueillies en boucle fermée sont traitées de la même manière qu'en boucle ouverte. Sans traitement préalable, cette méthode fournit des estimations biaisées. Cependant, on peut filtrer les erreurs de prédiction pour améliorer l'estimation. De nombreux filtres ont déjà été proposés pour obtenir un modèle adapté à la synthèse d'une loi de commande (Gevers, 1993).

Le principal inconvénient de cette méthode est dû à l'estimation du modèle du bruit. Le choix du modèle du bruit est crucial lors de l'identification d'un processus instable, stabilisé par un correcteur en boucle fermée. Du fait de ces divers inconvénients, cette approche est de moins en moins utilisée au profit des deux autres types d'approches.

### 2.2.6.2 Approche indirecte

Cette approche a été introduite par Söderström et Stoïca (1989).

Considérons le système à identifier  $H(z)$  corrigé en boucle fermée par un correcteur  $C(z)$  comme montré dans la figure 2.3. La sortie du système est décrite par l'équation suivante

$$y_k = \frac{C(z^{-1})H(z^{-1})}{1 + C(z^{-1})H(z^{-1})}r_k + \frac{1}{1 + C(z^{-1})H(z^{-1})}b_k \quad (2.3)$$

Le bruit de sortie de la boucle fermée  $w_k$  est décrit par

$$w_k = \frac{1}{1 + C(z^{-1})H(z^{-1})}b_k \quad (2.4)$$

$r$  est supposé indépendant du bruit  $b$ . On construit dans un premier temps un algorithme d'identification à erreur de sortie avec  $r$  et  $y$ . On obtient une estimation non biaisée  $\hat{H}_{BF}(z^{-1})$  qui va donc être indépendante du modèle du bruit hormis la variance de l'estimateur. Si l'on suppose que le modèle du correcteur est parfaitement connu, on déduit une estimation de  $H(z^{-1})$  en utilisant la relation suivante

$$\hat{H}(z^{-1}) = \frac{\hat{H}_{BF}(z^{-1})}{C(z^{-1})[1 - \hat{H}_{BF}(z^{-1})]} \quad (2.5)$$

Ce principe constitue l'idée de base des approches indirectes. Ce qui diffère d'une technique à une autre, ce sont les façons dont on estime  $\hat{H}(z^{-1})$  (Van Den Hof et Schramma, 1995).

### 2.2.6.3 Méthode Closed Loop Output Error (CLOE)

Cette méthode récursive initiée par Landau (1979) est issue des systèmes adaptatifs à modèle de référence MRAS, qui consiste à ajuster en ligne le modèle du système pour aboutir à un comportement identique entre la sortie mesurée et simulée. On utilise pour cela une méthode à erreur de sortie.

Soit  $G$  le processus générateur de bruit. On peut définir  $S = \frac{1}{1+CG}$  la fonction de sensibilité et  $T = 1 - S$  la fonction de sensibilité complémentaire. La méthode CLOE consiste à utiliser l'équation de sortie du correcteur

$$y(t) = Tr(t) + SGb(t) \quad (2.6)$$

avec  $SG = 1$ . Le prédictor alors associé est donné par

$$\begin{aligned} \hat{y}(t) &= Tr(t) \\ &= [T(1 - A) + CSB] r(t) \\ &= (1 - A)\hat{y}(t) + Bu_r(t) \\ &= \Phi(t)\theta^T \end{aligned} \quad (2.7)$$

avec  $\Phi(t) = [-\hat{y}(t-1) \cdots -\hat{y}(t-n_a) \ u_r(t) \cdots u_r(t-n_b)]$  où le signal  $u_r(t)$  est construit à partir du signal de référence  $r(t)$  selon

$$u_r(t) = CS_{\theta(t-1)}r(t) \quad (2.8)$$

et  $n_b$ ,  $n_a$  sont respectivement, l'ordre du numérateur  $B$  et du dénominateur  $A$ .

Un algorithme récursif peut être utilisé en se basant sur l'erreur de prédiction

$$\varepsilon(t) = y(t) - \hat{y}(t) \quad (2.9)$$

### 2.2.6.4 Paramétrisation Tailor-Made

Cette méthode consiste en une paramétrisation du transfert en boucle fermée en fonction des paramètres du système en boucle ouverte en utilisant la connaissance du correcteur (Van Donkelaar et Van Den Hof, 1996). L'appellation "*Tailor-Made*" ("*sur-mesure*" en français) vient du fait qu'elle s'adapte à la configuration de la boucle fermée. Pour obtenir une estimation du modèle du système, un algorithme d'optimisation non linéaire est utilisé, les outils standards d'optimisation de la boucle ouverte ne pouvant être appliqués. Cette partie sera détaillée dans la section 2.5.2.2.

### 2.2.7 Identification hors ligne et identification en ligne

Dans un grand nombre de cas, il est utile, voire nécessaire, d'avoir un modèle du système estimé en ligne, c'est à dire quand le processus est en fonctionnement. La nécessité d'un tel modèle est d'autant plus grande quand il s'agit de prendre certaines décisions vis-à-vis du système (Ljung, 1999). Il peut s'agir :

- du choix de l'entrée qui doit être appliquée à l'instant d'échantillonnage suivant ;
- de la synthèse d'un filtre adaptatif ;
- de la prédiction de la ou des prochaines sorties ;
- de l'apparition d'une panne dans l'installation, et le cas échéant, du type de la panne.

Les méthodes se basant sur un modèle ajustable sont appelées "adaptatives". On parle par exemple de commande adaptative, de filtrage adaptatif, de traitement du signal adaptatif et de prédiction adaptative. Ces méthodes sont donc récursives étant donné qu'elles utilisent séquentiellement les données.

Ce type de programmation est généralement formulé de la manière suivante :

On définit une méthode générale d'identification comme une représentation à partir d'un ensemble de données  $Z^t$  de l'espace des paramètres

$$\hat{\theta}_t = F(t, Z^t) \quad (2.10)$$

où la fonction  $F$  peut être implicitement définie (exemple un argument minimisant plusieurs fonctions). Une formulation telle que l'équation (2.10) ne peut être utilisée vu le nombre incertain d'opérations de calcul induites, qui peut ne pas s'achever au prochain instant d'échantillonnage. Au lieu de cette formulation, un algorithme récursif doit être conforme à l'écriture suivante

$$\begin{aligned} X(t) &= H(t, X(t-1), y(t), u(t)) \\ \hat{\theta}_t &= h(X(t)) \end{aligned} \quad (2.11)$$

$X(t)$  est un vecteur de dimension fixe.  $H$  et  $h$  sont des fonctions explicites qui fixent *a priori* le nombre d'opérations. Comme l'information contenue dans le dernier couple de mesures  $y(t)$  et  $u(t)$  est normalement moins importante que l'information accumulée des échantillons de mesures précédents, l'algorithme peut prendre l'expression suivante

$$\begin{aligned} \hat{\theta}_t &= \hat{\theta}_{t-1} + \gamma_t Q_\theta(X(t), y(t), u(t)) \\ X(t) &= X(t-1) + \mu_t Q_X(X(t-1), y(t), u(t)) \end{aligned} \quad (2.12)$$

où  $\gamma$  et  $\mu$  sont des nombres de faible valeur qui reflètent la valeur de l'information relative dans la dernière mesure.



## 2.3 Algorithmes LSCTRPM et IVCTRPM

### 2.3.1 Formulation du problème des algorithmes EE à temps continu

Les algorithmes EE sont basés sur l'estimation par les moindres carrées (Ljung, 1987; Pearson, 1988; Van den Hof, 1989). L'estimation est généralement biaisée même pour un bruit de mesure blanc et un nombre infini de données mesurées. La méthode de la variable instrumentale est un des moyens permettant de réduire ce biais (Young, 1970, 2008). Malgré ce problème de biais d'estimation, ces méthodes sont largement utilisées. Elles permettent notamment l'initialisation des algorithmes OE.

Les approches à erreur d'équation se déclinent aussi bien en temps discret qu'en temps continu. Dans cette étude, on va présenter la formulation de cet algorithme seulement dans le domaine du temps continu (Continuous-time, CT).

Une représentation linéaire du système à temps continu peut être donnée par l'équation différentielle

$$y(t) + a_1 \frac{dy(t)}{dt} + \dots + a_{n_a} \frac{d^{n_a} y(t)}{dt^{n_a}} = b_0 u(t) + b_1 \frac{du(t)}{dt} + \dots + b_{n_b} \frac{du^{n_b}(t)}{dt^{n_b}} + e(t) \quad (2.13)$$

où  $y(t)$  est la sortie mesurée,  $u(t)$  est l'entrée d'excitation du système et  $e(t)$  est l'erreur d'équation.

Définissons le vecteur des paramètres inconnus

$$\theta = [a_1, \dots, a_{n_a}, b_0, \dots, b_{n_b}]^T \quad (2.14)$$

et le régresseur

$$\varphi(t) = \left[ -\frac{dy(t)}{dt}, \dots, -\frac{d^{n_a} y(t)}{dt^{n_a}}, u(t), \dots, \frac{du^{n_b}(t)}{dt^{n_b}} \right]^T \quad (2.15)$$

L'équation différentielle s'exprime alors sous la forme d'une régression linéaire

$$y(t) = \theta^T \varphi(t) + e(t) \quad (2.16)$$

et le vecteur de paramètres peut être estimé par la méthodes des moindres carrés.

Malheureusement, les éléments du régresseur  $\varphi(t)$ , c'est-à-dire les dérivées temporelles des données d'entrée-sortie, sont généralement inaccessibles. Il est donc nécessaire d'implémenter une solution d'approximation des dérivées temporelles.

Il existe trois classes de méthodes basées, respectivement, sur le filtrage, l'intégration ou les fonctions modulantes (Garnier *et al.*, 2003). Une comparaison de plusieurs méthodes est réalisée dans (Tohme, 2008). L'approche utilisée ultérieurement pour initialiser les algorithmes OE est basée sur les moments partiels réinitialisés (Reinitialised Partial Moments, RPM) (Ouvrard et Trigeassou, 2011; Trigeassou, 1987).

### 2.3.2 Algorithme LSCTRPM

Cette approche basée sur les moments sert à résoudre le problème de l'approximation des dérivées temporelles. Elle a été introduite par Trigeassou (1987).

Soit  $f(t)$  une fonction définie sur l'intervalle  $[0, \infty[$ . Le moment d'ordre  $n$  de  $f(t)$  est défini par

$$\mathcal{M}_n^f = \int_0^\infty \frac{t^n}{n!} f(t) dt \quad (2.17)$$

Le moment partiel correspond à une troncature sur l'intervalle  $[0, T[$  de  $\mathcal{M}_n^f$

$$\mathcal{M}_n^f(T) = \int_0^T \frac{t^n}{n!} f(t) dt \quad (2.18)$$

Pour présenter le principe des moments partiels réinitialisés (Ouvrard et Trigeassou, 2011), considérons un système du premier ordre donné par l'équation différentielle suivante

$$\frac{dy_0(t)}{dt} = -a_0 y_0(t) + b_0 u(t) \quad (2.19)$$

où  $y_0(t)$  est considérée comme la sortie réelle du système.

Appliquons le moment partiel du premier ordre sur l'équation différentielle (2.19)

$$\int_0^T t \frac{dy_0(t)}{dt} = -a_0 \int_0^T t y_0(t) dt + b_0 \int_0^T t u(t) dt \quad (2.20)$$

Après une intégration par parties sur la partie gauche de l'équation (2.20), la formulation de la sortie  $y_0(T)$  est obtenue

$$y_0(T) = -a_0 \frac{\mathcal{M}_1^{y_0}(T)}{T} + b_0 \frac{\mathcal{M}_1^u(T)}{T} + \frac{\mathcal{M}_0^{y_0}(T)}{T} \quad (2.21)$$

Puisque la sortie réelle  $y_0(t)$  est inaccessible, remplaçons ce signal par la sortie mesurée  $y(t)$  perturbée par un bruit blanc de moyenne nulle. Alors, la formulation de la sortie correspondante présente une variance dépendant de l'intervalle défini par  $T$ . Il a été montré qu'une valeur  $T_{opt}$  de  $T$  fournit une variance minimale (Trigeassou, 1987). Afin de conserver une variance minimale à chaque instant  $t$  et d'éviter un temps de calcul croissant lorsque  $T$  augmente, les moments partiels réinitialisés ont été introduits (Trigeassou, 1987). Le principe consiste à calculer les intégrales sur un horizon glissant de largeur  $\hat{T}$  avec  $\hat{T}$  une approximation de  $T_{opt}$ .

Définissons le moment partiel réinitialisé d'ordre  $n$  de la fonction  $f(t)$  par

$$M_n^f(t) = \int_0^{\hat{T}} \tau^n f(t - \hat{T} + \tau) d\tau \quad (2.22)$$

En remplaçant, dans (2.21),  $y_0(t)$  par la sortie mesurée  $y(t)$  et en considérant les moments partiels réinitialisés au lieu des moments partiels, l'estimation  $\hat{y}(t)$  pour chaque instant  $t$  est obtenue

$$\begin{aligned}\hat{y}(t) &= -\hat{a}_0 \frac{M_1^y(t)}{\hat{T}} + \hat{b}_0 \frac{M_1^u(t)}{\hat{T}} + \frac{M_0^y(t)}{\hat{T}} \\ &= \hat{a}_0 \alpha_0^y(t) + \hat{b}_0 \beta_0^u(t) + \gamma^y(t)\end{aligned}\quad (2.23)$$

En utilisant le changement de variable  $\mu = \hat{T} - \tau$ , les moments partiels réinitialisés de l'équation (2.23) deviennent

$$\begin{aligned}M_1^v(t) &= \hat{T} \int_0^{\hat{T}} \frac{\hat{T} - \mu}{\hat{T}} v(t - \mu) d\mu \quad \text{avec } v = y \text{ ou } u \\ M_0^y(t) &= \hat{T} \int_0^{\hat{T}} \frac{1}{\hat{T}} y(t - \mu) d\mu\end{aligned}\quad (2.24)$$

et correspondent aux produits de convolution suivants

$$\begin{aligned}M_1^v(t) &= \hat{T} m(t) * v(t) \\ M_0^y(t) &= \hat{T} \left( \delta(t) - \frac{dm(t)}{dt} \right) * y(t),\end{aligned}\quad (2.25)$$

où  $\delta$  est la fonction de Dirac,  $*$  est le produit de convolution et

$$m(t) = \begin{cases} \frac{\hat{T}-t}{\hat{T}} & \text{si } t \in [0, \hat{T}] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}\quad (2.26)$$

Ainsi l'équation (2.23) est décrite par des produits de convolution comme suit

$$\hat{y}(t) = -\hat{a}_0(m(t) * y(t)) + \hat{b}_0(m(t) * u(t)) + \left(\delta(t) - \frac{dm(t)}{dt}\right) * y(t)\quad (2.27)$$

où  $m(t)$  est un filtre FIR et  $\hat{T}$  est le paramètre de conception choisi au voisinage de  $T_{opt}$ .

La généralisation à la fonction de transfert suivante

$$H(s) = \frac{b_0 + b_1 s + \dots + b_{n_b} s^{n_b}}{a_0 + a_1 s + \dots + a_{n_a-1} s^{n_a-1} + s^{n_a}}, \quad n_b \leq n_a \quad (2.28)$$

est décrite dans (Ouvrard et Trigeassou, 2011). Le modèle CT RPM correspondant est donné par

$$\begin{aligned}\hat{y}(t) &= \sum_{i=0}^{n_a-1} \hat{a}_i \alpha_i^y(t) + \sum_{j=0}^{n_b} \hat{b}_j \beta_j^u(t) + \gamma^y(t) \\ &= \varphi(t) \hat{\theta}^{RPM} + \gamma^y(t)\end{aligned}\quad (2.29)$$

où

$$\begin{aligned}\varphi(t) &= [\alpha_0^y(t), \dots, \alpha_{n_a-1}^y(t), \beta_0^u(t), \dots, \beta_m^u(t)] \\ \hat{\theta}^{RPM} &= [\hat{a}_0, \dots, \hat{a}_{n_a-1}, \hat{b}_0, \dots, \hat{b}_m]^T\end{aligned}\quad (2.30)$$

Les éléments du régresseur  $\varphi(t)$  sont donnés par

$$\begin{aligned}\alpha_0^y(t) &= -m(t) * y(t) \\ \beta_0^u(t) &= m(t) * u(t) \\ \alpha_i^y(t) &= -\frac{d^i m(t)}{dt^i} * y(t) \quad \text{pour } 1 \leq i < n_a \\ \beta_j^u(t) &= -\frac{d^j m(t)}{dt^j} * u(t) \quad \text{pour } 1 \leq j < n_b \\ \gamma^y &= \left( \delta(t) - \frac{d^{n_a} m(t)}{dt^{n_a}} \right) * y(t) \\ m(t) &= \begin{cases} \frac{(\hat{T}-t)^{n_a} t^{n_a-1}}{(n_a-1)! \hat{T}^{n_a}} & \text{si } t \in [0, \hat{T}] \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}\end{aligned}\quad (2.31)$$

Considérons  $N$  données  $\{u(kt_s), y(kt_s)\}_{k=1, \dots, N}$  où  $t_s$  est la période d'échantillonnage. Le vecteur de paramètres peut alors être estimé par la méthode des moindres carrés nommée LSCTRPM

$$\hat{\theta}^{RPM} = \left[ \sum_{i=\hat{K}}^N \varphi(it_s) \varphi^T(it_s) \right]^{-1} \sum_{i=\hat{K}}^N \varphi(it_s) (y(it_s) - \gamma^y(it_s)) \quad (2.32)$$

où  $\hat{T} = \hat{K}t_s$ .

Les fonctions  $\alpha_i^y(t)$ ,  $\beta_j^u(t)$  et  $\gamma^y(t)$  (2.31) sont calculées par convolution de l'entrée ou de la sortie avec le filtre FIR  $m(t)$  ou ses dérivées. L'implémentation de l'algorithme LSCTRPM est décrite dans (Ouvrard et Trigeassou, 2011).

Les modèles RPM nécessitent le choix du paramètre de conception  $\hat{T}$ , appelé intervalle de réinitialisation. Il a été montré que la qualité des modèles RPM n'est pas très sensible à ce choix (Tohme, 2008). Le choix de  $\hat{T}$  par l'utilisateur n'est pas plus difficile que ceux de la fréquence de coupure et de l'ordre du filtre recommandé pour les modèles ARX (Ljung, 2003) ou que le choix d'autres paramètres de conception dans les techniques d'identification à temps continu (Garnier *et al.*, 2003).

Le paramètre de conception  $\hat{T}$  permet l'adaptation du modèle RPM à la nature du bruit (Ouvrard et Trigeassou, 2011) :

- Si la perturbation est de type bruit blanc erreur de sortie, c'est-à-dire que la structure du système appartient à l'ensemble des modèles à erreur de sortie, alors un intervalle de réinitialisation optimal existe. Notons-le  $\hat{T}_{wn}$ . Il fournit une variance minimale de l'erreur et un biais fortement réduit. Pour un système d'ordre faible (Tohme, 2008),  $\hat{T}_{wn}$  peut être choisi tel qu'il soit équivalent au double de la principale constante de temps pour un système apériodique ou au double du temps de montée (zéro - 90%) pour un système oscillant. Par contre, pour les systèmes d'ordre élevé, la valeur optimale  $\hat{T}_{wn}$  peut être trouvée seulement empiriquement en augmentant progressivement  $\hat{T}$ . Si  $\hat{T} = \hat{T}_{wn}$ , il est démontré dans (Ouvrard *et al.*, 2010; Tohme *et al.*, 2009) que le filtre FIR  $m(t)$  est proche du filtre idéal de Steiglitz-McBride (Steiglitz et McBride, 1965).
- Si la perturbation est de type bruit blanc erreur d'équation, c'est-à-dire que la structure du système appartient à l'ensemble des modèles ARX, alors l'intervalle de réinitialisation doit être égal à  $n_a t_s$ . Ainsi, le modèle RPM à temps discret est équivalent à un modèle ARX et l'estimation est non biaisée.
- Si la perturbation est un bruit coloré, c'est-à-dire que la structure du système n'appartient pas à l'ensemble des modèles ARX ou des modèles OE, alors l'intervalle de réinitialisation optimal appartient à l'intervalle  $]n_a t_s, \hat{T}_{wn}[$ .

En pratique, la valeur de  $\hat{T}$  peut être choisie empiriquement en faisant croître  $\hat{T}$  et en comparant les résultats à l'aide d'un critère tel que le critère quadratique ou l'auto-corrélation des résidus.

Notons qu'il est recommandé d'utiliser la méthode de la variable instrumentale avec modèle auxiliaire (Ouvrard et Trigeassou, 2011; Young, 1970, 2008) décrite dans la section suivante afin d'éliminer le biais.

### 2.3.3 Algorithme IVCTRPM

L'algorithme itératif de la variable instrumentale est utilisé pour supprimer le biais introduit par le bruit.

Considérons la variable instrumentale  $\xi(t)$  construite à partir du modèle auxiliaire suivant

$$\Xi(s) = \frac{\hat{b}_0 + \hat{b}_1 s + \dots + \hat{b}_{n_b} s^{n_b}}{\hat{a}_0 + \hat{a}_1 s + \dots + \hat{a}_{n_a-1} s^{n_a-1} + s^{n_a}} U(s) \quad (2.33)$$

où  $\Xi(s)$  et  $U(s)$  sont les transformées de Laplace des signaux temporels  $\xi(t)$  et  $u(t)$ , respectivement.

Les principales étapes de la méthode IVCTRPM sont résumées par l'algorithme suivant :

1. Estimer le vecteur initial des paramètres ( $j = 0$ )

$$\hat{\theta}_{IV}^j = [\hat{a}_0^j, \dots, \hat{a}_{n_a-1}^j, \hat{b}_0^j, \dots, \hat{b}_{n_b}^j]^T \quad (2.34)$$

Dans notre cas, le vecteur initial représente l'estimation par les moindres carrés LSCTPRM résultant de l'équation (2.32).

2. Construire le modèle auxiliaire à l'aide du vecteur de paramètres  $\hat{\theta}_{IV}^j$ . Simuler ensuite la sortie du modèle auxiliaire  $\xi(t)$  à l'aide de l'équation (2.33).
3. (a) Générer les fonctions  $\alpha_0^\xi, \dots, \alpha_{n_a-1}^\xi, \beta_0^u, \dots, \beta_{n_b}^u$  et  $\gamma^y$  à l'aide de l'équation (2.31).  
(b) Construire le régresseur

$$\zeta(t) = [\alpha_0^\xi, \dots, \alpha_{n_a-1}^\xi, \beta_0^u, \dots, \beta_{n_b}^u]^T \quad (2.35)$$

4. Calculer l'estimation du vecteur de paramètres  $\hat{\theta}_{IV}^{j+1}$

$$\hat{\theta}_{IV}^{j+1} = \left[ \sum_{i=\hat{K}}^N \zeta(it_s) \varphi^T(it_s) \right]^{-1} \sum_{i=\hat{K}}^N \zeta(it_s) (y(it_s) - \gamma^y(it_s)) \quad (2.36)$$

5. Incrémenter  $j$  et répéter l'étape 2 jusqu'à ce que la valeur maximale de l'erreur relative sur les paramètres soit suffisamment faible

$$\left| \frac{\hat{\theta}_{IV}^{j+1} - \hat{\theta}_{IV}^j}{\hat{\theta}_{IV}^j} \right| < \varepsilon \quad \text{ou} \quad j \geq N_{iter} \quad (2.37)$$

où  $\varepsilon$  est un seuil de tolérance donné, et  $N_{iter}$  est le nombre maximum d'itérations.

Les programmes Matlab des algorithmes LSCTPRM et IVCTPRM sont disponibles sur <http://www.lias-lab.fr/perso/regisouvrard/CTPRM/>.

## 2.4 Algorithme de Levenberg-Marquardt

Une autre façon de résoudre le problème formulé dans la section 2.2.5 est d'implémenter un algorithme d'optimisation non linéaire. Dans cette étude, on a choisi l'algorithme de Levenberg-Marquardt (Marquardt, 1963). Le critère  $J$ , défini par l'équation (2.38), est basé sur l'erreur de sortie, c'est à dire l'erreur entre la sortie mesurée du système  $y$  et la sortie simulée du modèle  $\hat{y}(\hat{\theta})$ , définie par l'équation (2.39).

$$J = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \varepsilon_{OE}^2 = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K (y - \hat{y}(\hat{\theta}))^2 \quad (2.38)$$

$$\varepsilon_{OE} = y - \hat{y}(\hat{\theta}) \quad (2.39)$$

où

$$\hat{y}(\hat{\theta}) = \frac{\hat{B}(s, \hat{\theta})}{\hat{A}(s, \hat{\theta})} u(s) = H(s, \hat{\theta}) u(s) \quad (2.40)$$

avec  $\hat{\theta} = [\hat{a}_0, \dots, \hat{a}_{n_a-1}, \hat{b}_0, \dots, \hat{b}_{n_b}]^T$  et

$$\hat{B}(s, \hat{\theta}_i) = \sum_{j=0}^{n_b} \hat{b}_j s^j, \quad \hat{A}(s, \hat{\theta}_i) = \sum_{j=0}^{n_a-1} \hat{a}_j s^j + s^{n_a}.$$

L'algorithme de Levenberg-Marquardt est défini par l'équation itérative suivante

$$\hat{\theta}_{i+1} = \hat{\theta}_i - \left\{ [J''_{\theta\theta} + \lambda I]^{-1} J'_{\theta} \right\}_{\theta=\hat{\theta}_i} \quad (2.41)$$

où  $J'_{\theta}$  et  $J''_{\theta\theta}$  représentent le gradient et l'approximation du Hessian, respectivement définis par

$$J'_{\theta} = -\frac{2}{K} \sum_{k=1}^K \varepsilon_{OE}(\hat{\theta}) \sigma(\hat{\theta}), \quad J''_{\theta\theta} = \frac{2}{K} \sum_{k=1}^K \sigma(\hat{\theta}) \sigma(\hat{\theta})^T \quad (2.42)$$

$\sigma(\hat{\theta})$  représente le vecteur des fonctions de sensibilité paramétrique  $\sigma(\hat{\theta}) = \frac{\partial \hat{y}(\hat{\theta})}{\partial \hat{\theta}}$ ,  $\lambda$  est un scalaire utilisé pour contrôler la convergence,  $I$  une matrice identité de dimension  $(n_a + n_b)$  et  $K$  le nombre d'échantillons.

Les fonctions de sensibilité sont calculées comme suit

$$\sigma_{y, \hat{a}_j} = -\frac{s^j \hat{y}(\hat{\theta}_i)}{A(s, \hat{\theta}_i)}, \quad \sigma_{y, \hat{b}_j} = \frac{s^j u(\hat{\theta}_i)}{A(s, \hat{\theta}_i)} \quad (2.43)$$

La propriété de convergence asymptotique dans cet algorithme est obtenue au prix de la minimisation d'un critère quadratique non linéaire, qui peut conduire à un minimum local (Landau, 1976). Pour éviter les minima locaux, une solution consiste à utiliser un algorithme à erreur d'équation tel que IVCTRPM pour initialiser au voisinage du minimum global.

## 2.5 Identification hors-ligne en boucle fermée

Afin d'identifier un processus bouclé, une méthodologie générale pour l'identification en boucle fermée basée sur l'approche indirecte est appliquée. Concrètement, un algorithme d'identification à erreur de sortie avec un calcul explicite des fonctions de sensibilité est utilisé (Knudsen, 1994).

### 2.5.1 Estimation du correcteur

La connaissance exacte de la loi de commande peut sembler évidente, particulièrement quand les systèmes sont commandés numériquement. Cependant en pratique, le correcteur implanté peut être légèrement différent du correcteur réel, à cause, entre autres, du mode de programmation, des non-linéarités, des dispositifs

d'antisaturation, etc. Une solution consiste à identifier le correcteur. Afin d'éviter de faire un choix *a priori* sur le modèle du correcteur, une technique de surparamétrisation est utilisée. Ensuite un critère basé sur les moments discrets est appliqué pour définir l'ordre minimal de la structure permettant de caractériser au mieux le correcteur (Poinot, 1996).

Considérons le système donné par la boucle fermée de la figure 2.4.  $y_k$  est la mesure de  $x_k$  additionnée au bruit  $b_k$  ( $y_k = x_k + b_k$ ). Une fois que la mesure est obtenue,  $y_k$  devient parfaitement connu.  $y_k$  est donc une valeur certaine qui peut être utilisée dans l'algorithme de calcul du correcteur. Il s'agit donc d'un problème d'identification sans bruit. Avec cette connaissance *a priori* du signal de commande  $u_k$  et de la consigne  $e_k$ , on peut appliquer un algorithme de moindres carrés ordinaire (Ljung, 1999).

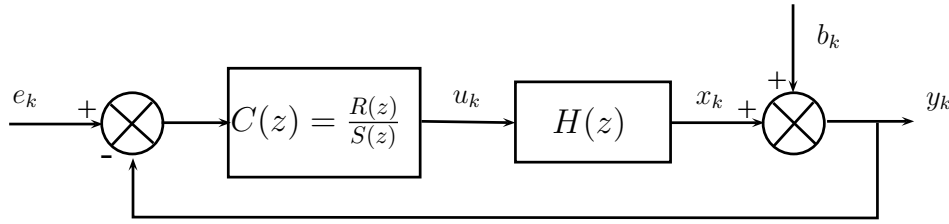


FIGURE 2.4 – Schéma de la boucle fermée

Définissons, par exemple, le correcteur à estimer suivant

$$\frac{R(z)}{S(z)} = \frac{r_0 + r_1 z^{-1}}{1 + s_1 z^{-1}} \quad (2.44)$$

alors

$$u_k + s_1 u_{k-1} = r_0(e_k - y_k) + r_1(e_{k-1} - y_{k-1}) \quad (2.45)$$

Connaissant le signal de commande, la consigne et la sortie bruitée, on peut écrire

$$\hat{u}_k = \varphi_k^T \hat{\theta} \quad (2.46)$$

avec  $\varphi_k^T = [e_k - y_k \quad e_{k-1} - y_{k-1} \quad -u_{k-1}]$   
et  $\hat{\theta}^T = [\hat{r}_0 \quad \hat{r}_1 \quad \hat{s}_1]$ .

Si la structure exacte est inconnue, le principe de surparamétrisation peut être appliqué. Par conséquent,  $C_s(z) = \frac{R_s(z)}{S_s(z)}$  est choisie en considérant

$$\deg[R_s(z)] > \deg[R(z)], \quad \deg[S_s(z)] > \deg[S(z)] \quad (2.47)$$

Considérons l'estimation du correcteur surparamétrisé

$$C_s(z) = \frac{r_0 + r_1 z^{-1} + \dots + r_S z^{-S}}{1 + s_1 z^{-1} + \dots + s_S z^{-S}}$$



où  $S$  est le degré de surparamétrisation, et  $\hat{u}_k = \varphi_{S_k}^T \hat{\theta}_S$ , avec

$$\begin{cases} \varphi_{S_k}^T = [e_k - y_k \dots e_{k-S} - y_{k-S} & - u_{k-1} \dots - u_{k-S}] \\ \hat{\theta}_S^T = [r_0 \dots r_S & s_1 \dots s_S] \end{cases} \quad (2.48)$$

Il est nécessaire de s'assurer que le degré  $S$  soit suffisamment grand pour éviter des erreurs de modélisation, et en même temps qu'il soit inutilement élevé au risque d'avoir une erreur de variance prépondérante. C'est pour cela qu'un test de caractérisation des invariants de modélisation basé sur les moments est utilisé (Trigeassou, 1987).

Soit  $g_k$  la réponse impulsionnelle du correcteur, formée d'une séquence de somme finie sur  $[0, \infty[$ . Un développement en série de Taylor au voisinage de  $z^{-1} = 1$  donne

$$Z\{g_k\} = C_S(z) = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{(z^{-1} - 1)^n}{n!} M_n(g_k) \quad (2.49)$$

où  $M_n(g_k) = \sum_{k=n}^{\infty} A_k^n g_k$  avec  $A_k^n = \frac{k!}{(k-n)!}$  représente le moment discret d'ordre  $n$  de la réponse impulsionnelle  $g_k$ .

Dans le cas d'un correcteur comportant un intégrateur, on déduit les moments d'ordre 0, 1 et 2 comme suit

$$\begin{cases} M_0 = \beta_0 / \alpha_1 \\ M_1 = (\beta_1 - C_0 \alpha_2) / \alpha_1 \\ M_2 = 2(\beta_2 - C_0 \alpha_3 - C_1 \alpha_2) / \alpha_1 \end{cases} \quad (2.50)$$

avec  $\beta_n = \sum_{k=n}^S A_k^n r_k$ ,  $\alpha_n = \sum_{k=n}^S A_k^n s_k$ .

Dans le cas où la structure surparamétrisée englobe la structure exacte, cela veut dire que tous ses moments sont équivalents à ceux du vrai système. Dans la pratique, les moments exactes sont inconnus, mais nous pouvons augmenter la complexité de la structure et calculer ses moments au fur à mesure. Quand une stabilité des moments est obtenue, autrement dit, quand les moments ne varient plus, la structure correspondante englobe certainement la structure du vrai système.

### 2.5.2 Estimation du modèle du système

Par la suite, deux méthodes différentes sont comparées : une méthode d'identification à erreur de sortie basée sur une décomposition de la boucle fermée (OE-CLD pour Output Error identification method based on a Closed-Loop Decomposition) (Grospeaud, 2000), et l'algorithme de Tailor-Made (TM) (Grospeaud, 2000; Van Donkelaar et Van Den Hof, 1996).

### 2.5.2.1 Algorithme OE-CLD

Un correcteur discret  $C(z)$  peut être appliqué à un système à temps continu  $H(s)$  comme cela est montré dans la figure 2.5 (Grospeaud, 2000).

La solution fournie par la méthode OE-CLD consiste à simuler  $\hat{y}$  à partir de  $H(s, \hat{\theta})$ . Les fonctions de sensibilité de sortie  $\sigma_{y, \hat{\theta}}$  peuvent être calculées en prenant en compte  $\sigma_{u, \hat{\theta}}$  (la sensibilité du signal de commande prédictif  $\hat{u}$  par rapport à  $\hat{\theta}$ ).

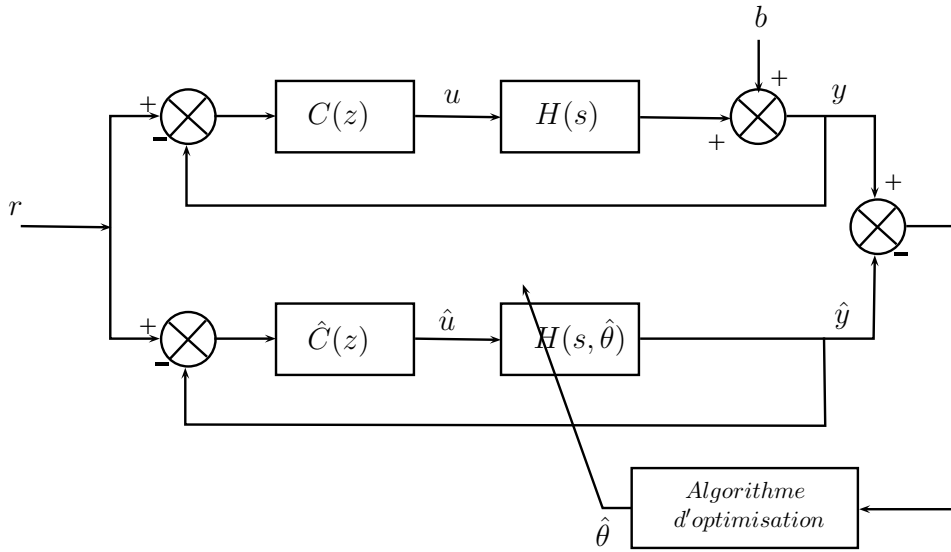


FIGURE 2.5 – Algorithme OE basé sur la décomposition de la boucle fermée

Définissons  $\sigma_{y, \hat{\theta}_i}$ . On sait que

$$\hat{y}(s) = H(s, \hat{\theta})\hat{u}(s)$$

alors

$$\sigma_{y, \hat{\theta}} = H(s, \hat{\theta}) \frac{\partial \hat{u}_k}{\partial \hat{\theta}} + \frac{\partial H(s, \hat{\theta})}{\partial \hat{\theta}} \hat{u}(s) \quad (2.51)$$

avec  $\frac{\partial \hat{u}_k}{\partial \hat{\theta}_i}$  obtenu à partir de l'équation aux différences semblable à une équation du type (4.6), par exemple, ce qui donne

$$\frac{\partial \hat{u}_k}{\partial \hat{\theta}_i} + s_1 \frac{\partial \hat{u}_{k-1}}{\partial \hat{\theta}_i} = -r_0 \frac{\partial \hat{y}_k}{\partial \hat{\theta}_i} - r_1 \frac{\partial \hat{y}_{k-1}}{\partial \hat{\theta}_i}$$

Soit, en d'autres termes

$$\sigma_{\hat{u}_k, \hat{\theta}_i} + s_1 \sigma_{\hat{u}_{k-1}, \hat{\theta}_i} = -r_0 \sigma_{y_k, \hat{\theta}_i} - r_1 \sigma_{y_{k-1}, \hat{\theta}_i} \quad (2.52)$$

A l'aide de cette formulation de la fonction de sensibilité, il est possible d'estimer les paramètres du modèle continu commandé par un algorithme numérique. Cette formulation est utilisable pour les systèmes discrets, et permet également de considérer des correcteurs non linéaires car cette écriture, qui est générale, n'émet pas d'hypothèse particulière sur la linéarité du correcteur ni même du système.

### 2.5.2.2 Paramétrisation TM

Cette méthode est un algorithme à erreur de sortie globalement utilisé pour identifier la fonction de transfert discrète de la boucle fermée (Figure 2.6). Cette méthode a été largement traitée dans (Grospeaud, 2000; Van Donkelaar et Van Den Hof, 1996) .

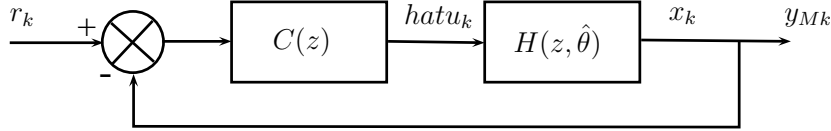


FIGURE 2.6 – Système en boucle fermée à temps discret

Considérons  $C(z) = \frac{R(z)}{S(z)}$  et  $H(z, \hat{\theta}) = \frac{\hat{B}(z)}{\hat{A}(z)}$ , alors

$$y_M(z) = \frac{R(z)\hat{B}(z)}{S(z)\hat{A}(z) + R(z)\hat{B}(z)}r(z) \quad (2.53)$$

ou bien  $y_M(z)\hat{P}(z) = R(z)\hat{B}(z)r(z)$  avec  $\hat{P}(z) = S(z)\hat{A}(z) + R(z)\hat{B}(z)$

Le calcul de la fonction de sensibilité  $\sigma_k = \frac{\partial y_{Mk}}{\partial \theta}$  donne

$$\sigma_k = \frac{S(q^{-1})}{\hat{P}(q^{-1})}\varphi_{Mk} \quad (2.54)$$

avec  $q$  l'opérateur de retard, et

$$\varphi_{Mk} = \begin{bmatrix} -y_M(k-1) \\ \vdots \\ -y_M(k-n_a) \\ \hat{u}(k-1) \\ \vdots \\ \hat{u}(k-n_b) \end{bmatrix}$$

L'équation (2.54) est utilisée dans l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Ensuite, la fonction de transfert continue  $\hat{H}(s)$  est obtenue à partir de la fonction de transfert discrète  $\hat{H}(z)$ .

## 2.6 Identification en ligne par algorithmes récursifs

La plus populaire des méthodes d'estimation en ligne est la méthode récursive des moindres carrés, qui doit en partie sa popularité à son utilisation très répandue dans les algorithmes de commande adaptative. Dans notre étude, cet algorithme a été réadapté en remplaçant la partie "moindres carrés" de l'algorithme LSCTRPM par un algorithme de moindres carrés récursifs. De même pour le cas de l'estimation par la méthode IVCTRPM, la partie variable instrumentale est également remplacée par sa version récursive. Cette méthode innovante d'estimation en ligne est ensuite éprouvée via un test de performance et une comparaison à diverses méthodes.

### 2.6.1 Algorithme LSCTRPM récursif

En s'inspirant de l'algorithme des moindres carrés récursifs décrits dans (Ljung, 1987, 1999), l'algorithme LSCTRPM récursif peut être résumé comme suit :

$$\hat{\theta}(t) = \hat{\theta}(t-1) + L(t) [y(t) - \gamma^y(t) - \varphi^T(t)\hat{\theta}(t-1)] \quad (2.55)$$

$$L(t) = \frac{P(t-1)\varphi(t)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\varphi(t)} \quad (2.56)$$

$$P(t) = \frac{1}{\lambda(t)} [I_{n_p} - L(t)P(t-1)] \quad (2.57)$$

où  $n_p = n_a + n_b + 1$ , représente le nombre de paramètres à estimer et  $I$  la matrice identité.  $\varphi(t)$  est donné par l'équation suivante

$$\varphi(t) = [\alpha_0^y(t), \dots, \alpha_{n_a}^y(t), \beta_0^u(t), \dots, \beta_{n_b}^u(t)]^T \quad (2.58)$$

avec  $t = kt_s$ .  $\lambda$  est un facteur positif inférieur ou égal à 1, communément appelé "facteur d'oubli" :

$$\left\{ \begin{array}{ll} \lambda = 1 & \text{toutes les données lointaines et récentes ont le même poids. Cette valeur} \\ & \text{permet d'assurer la convergence;} \\ \lambda < 1 & \text{permet un oubli exponentiel des informations passées d'où un algorithme} \\ & \text{à mémoire finie. La vitesse du changement des paramètres est rapide,} \\ & \text{ce qui rend l'algorithme plus sensible au bruit à cause des fortes oscillations.} \end{array} \right.$$

Le choix de  $\lambda$  est donc un compromis entre la convergence et la performance de la poursuite. C'est pour cette raison qu'il est commun d'utiliser un facteur d'oubli variant dans le temps. Un choix typique est celui de faire varier  $\lambda$  exponentiellement vers 1 :

$$\lambda(t) = 1 - \lambda_0^t(1 - \lambda(0))$$

qui peut facilement être implantée via la formule récursive suivante :

$$\lambda(t) = \lambda_0 \lambda(t-1) + (1 - \lambda_0) \quad (2.59)$$

On peut prendre par exemple  $\lambda_0 = 0.99$  et  $\lambda(0) = 0.95$ .

Les conditions initiales sont :

- $\hat{\theta}(0)$  est le vecteur initial des paramètres. Il peut être le résultat d'une estimation hors-ligne, par exemple avec la méthode LSCTRPM, ou encore d'une estimation avec une méthode à temps discret, suivie d'une conversion du modèle en continu.
- $P(0)$  est l'estimation de la matrice de covariance des paramètres initiaux :
  - si  $P(0)$  est faible alors  $L(t)$  le sera également et par conséquent  $\hat{\theta}(t)$  changera lentement ;
  - si  $P(0)$  est significatif alors  $\hat{\theta}(t)$  va s'éloigner rapidement de  $\hat{\theta}(0)$ .

En général,  $P(0)$  est choisi tel que

$$P(0) = \rho I$$

où  $\rho$  est une constante, choisie grande dans le cas où la confiance envers l'estimation initiale est faible.

### 2.6.2 Algorithme IVCTRPM récursif

De la même manière, l'algorithme de la variable instrumentale à temps continu basé sur les moments partiels réinitialisés peut être adapté en temps réel :

$$\hat{\theta}_{IV}(t) = \hat{\theta}_{IV}(t-1) + L(t) \left[ y(t) - \gamma^\xi(t) - \varphi^T(t) \hat{\theta}_{IV}(t-1) \right] \quad (2.60)$$

$$L(t) = \frac{P(t-1)\zeta(t)}{\lambda(t) + \varphi^T(t)P(t-1)\zeta(t)} \quad (2.61)$$

$$P(t) = \frac{1}{\lambda(t)} [I_{n_p} - L(t)P(t-1)] \quad (2.62)$$

$\zeta$  est donné par l'équation suivante,  $\xi$  étant, rappelons-le, l'instrument :

$$\zeta(t) = \left[ \alpha_0^\xi(t), \dots, \alpha_{n_a}^\xi(t), \beta_0^u(t), \dots, \beta_{n_b}^u(t) \right]^T \quad (2.63)$$

### 2.6.3 Analyse de performance des algorithmes LSCTRPM et IVC-TRPM récursifs

Les performances des algorithmes sont analysées à l'aide de simulations de Monte Carlo. Pour cela, considérons le système du premier ordre décrit par

$$H(s) = \frac{10}{s + 10} \quad (2.64)$$

On choisit un nombre de réalisations égal à  $N_{exp} = 100$ . Le rapport signal sur bruit (SNR pour Signal to Noise Ratio) est défini par

$$SNR = 10 \log_{10} \left( \frac{cov(y_0)}{cov(v)} \right) \quad (2.65)$$

Le signal d'excitation  $u(t)$  est un multisinus. Les sorties non-bruitée  $y_0(t)$  et bruitée  $y(t)$  sont présentées dans la figure 2.7. La sortie est simulée avec un pas d'échantillonnage  $t_s = 0.01s$  et une longueur  $N = 500$ .

Le tableau 2.1 et la figure 2.8 présentent une comparaison de différentes méthodes d'estimation paramétriques récursives dans le domaine de Laplace, en l'occurrence : les moindres-carrés simples récursifs (rls), la méthode de la variable instrumentale (riv), une méthode à erreur de sortie (roe), l'algorithme LSCTRPM récursif (lsctrpm récursif), l'algorithme IVCTRPM récursif (ivctrpm récursif) et leurs variantes respectives qui utilisent un facteur d'oubli  $\lambda$  variable, et enfin la Recursive Simplified Refined Instrumental Variable (rsrive) qu'on retrouve dans la toolbox Contsid (Garnier *et al.*, 2007). La comparaison à cette dernière méthode se justifie par le fait qu'elle est considérée comme optimale et ne fait pas intervenir de paramètre de synthèse.

Une série de critères a été calculée dans le but d'avoir une mesure d'ensemble de la qualité des estimations, à savoir la valeur moyenne (mean), l'écart-type (std) et l'erreur quadratique moyenne relative (Normalized Root Mean Square Error) définie par

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N_{exp}} \sum_{q=1}^{N_{exp}} \left( \frac{\theta_j^0 - \hat{\theta}_j(q)}{\theta_j^0} \right)^2} \quad (2.66)$$

où  $\hat{\theta}_j(q)$  représente le  $j^{ème}$  élément du vecteur des paramètres, et  $\theta_j^0$  sa valeur réelle.

Comme le système est du premier ordre, l'estimation du  $T_{opt}$  est égale à  $\hat{T} = \sqrt{3}/a_0 \approx 173ms$ , ce qui donne un  $\hat{K}$  égal à  $\hat{T}/t_s \approx 17$ . Les résultats sont présentés dans le tableau 2.1 et la figure 2.8.

On constate que les estimations en ligne convergent vers leurs équivalents en estimations hors ligne. En effet, les moindres carrés étant biaisés hors ligne reste biaisés en ligne et la variable instrumentale étant non biaisée hors ligne reste non

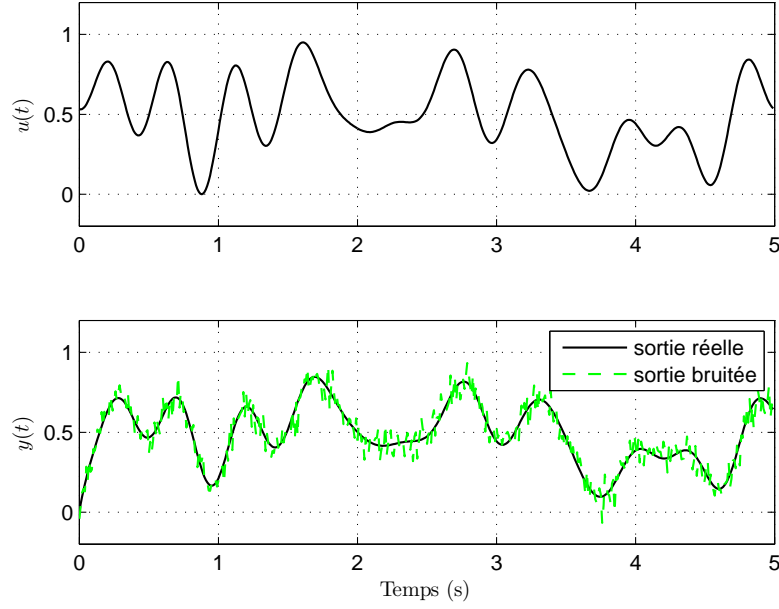


FIGURE 2.7 – Données d'entrée-sortie avec un niveau de bruit de 10 dB

		mean	std	RMSE
lsctrpm récursif	$a_0$	9.8807	0.2717	0.0295
	$b_0$	9.8890	0.2690	0.0289
lsctrpm récursif - $\lambda_{var}$	$a_0$	9.8836	0.2816	0.0303
	$b_0$	9.8910	0.2803	0.0299
ivctrpm récursif	$a_0$	9.8721	0.2752	0.0302
	$b_0$	9.9048	0.2649	0.0280
ivctrpm récursif - $\lambda_{var}$	$a_0$	9.9029	0.2661	0.0282
	$b_0$	10.0112	0.2942	0.0292
rls	$a_0$	-0.7434	0.01384	1.074
	$b_0$	0.2444	0.0130	0.9755
riv	$a_0$	10.7850	0.4698	0.0913
	$b_0$	10.7264	0.4402	0.0848
roe	$a_0$	11.1699	1.1244	0.16187
	$b_0$	10.9564	1.052	0.1418
rsrive	$a_0$	10.5772	0.4215	0.0713
	$b_0$	10.5516	0.4290	0.0697

TABLE 2.1 – Résultats de simulation de Monte Carlo ( $SNR = 10\text{ dB}$ )

biaisée en ligne. Pour un niveau de bruit de 10 dB, l'algorithme LSCTRPM récursif ayant un facteur d'oubli variable en exponentiel n'améliore pas l'estimation, si on

se réfère à la figure 2.8. Cependant, cette méthode contribue à améliorer la partie transitoire de l'estimation en ligne.

L'estimation avec la IVCTRPM récursif donne de meilleurs résultats. Ce résultat était attendu vu que la variable instrumentale a pour but d'éliminer le biais dû aux bruits. Comme dans le cas de l'algorithme LSCTRPM récursif, la variante avec un facteur d'oubli variant dans le temps n'améliore pas les estimations, si ce n'est le transitoire. Les estimations par erreur de sortie roe donne de moins bon résultats avec une variance importante. La méthode rsrvc donne de meilleures estimations que les méthodes rls, riv et roe, néanmoins avec un écart-type important.

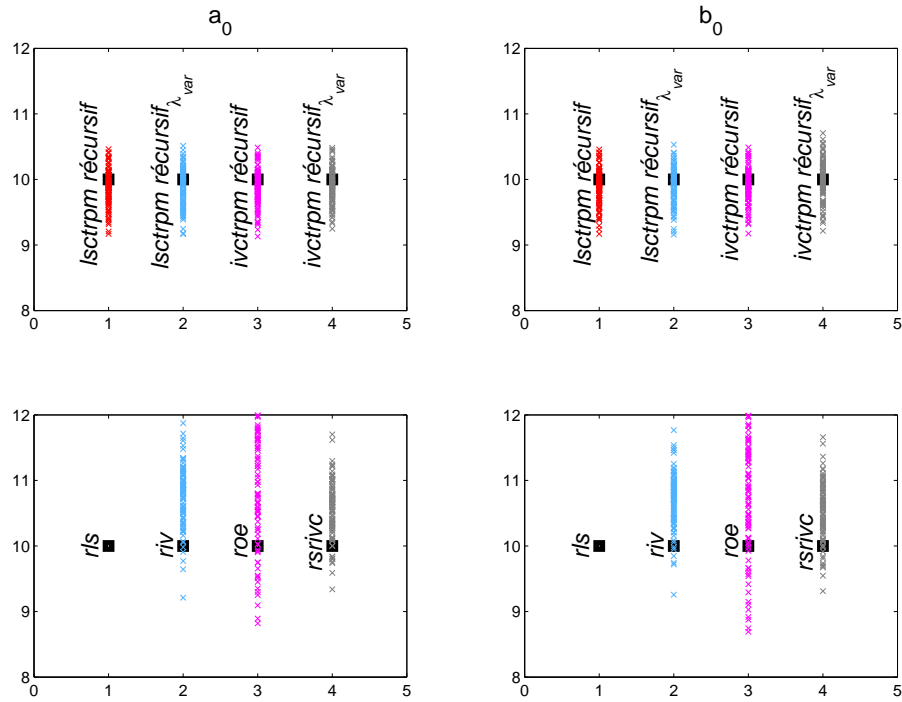


FIGURE 2.8 – Résultats de simulation de Monte Carlo : Moyennes et écarts-types des estimées pour les huit approches différentes ( $SNR = 10\text{ dB}$ )

## 2.7 Modélisation non-paramétrique

Une modélisation à l'aide de processus gaussiens est également envisagée dans l'étude du sous-ensemble chaudière industrielle. L'objectif est de fournir une alternative à l'estimation paramétrique et ne pas fixer d'a priori quant à la structure du modèle à estimer. Soit  $f(x)$  une fonction inconnue de  $\mathbb{R}^N$  dans  $\mathbb{R}$ , dont on souhaite



construire une approximation. Concrètement, il s'agit d'une méthode d'approximation non-paramétrique qui vise à construire une approximation  $\hat{f}$  de la fonction  $f(x)$  à partir des  $N$  observations  $\{x_i, y_i = f(x_i)\}_{i=1\dots N}$  (observations éventuellement entachées de bruit  $b_i$ , dans ce cas  $y_i = f(x_i) + b_i$ ) et d'*a priori* sur les vitesses de variations de la fonction cherchée.

L'*a priori* s'exprime en supposant que la fonction cherchée est la réalisation d'un processus aléatoire régulier  $F(x)$ . En pratique, on choisit pour  $F(x)$  un processus gaussien entièrement déterminé par sa moyenne et sa fonction de covariance :

- Moyenne :  $m(x) = \mathbb{E}\{F(x)\}$
- Covariance :  $c(x, x') = \mathbb{E}\{F_c(x)F_c(x')\}$  où  $F_c(x)$  est le processus centré :  $F_c(x) = F(x) - \mathbb{E}\{F(x)\}$

La moyenne est ici prise nulle pour traduire l'absence d'*a priori* sur une éventuelle tendance de la fonction  $f(x)$ . La fonction de covariance est choisie à partir d'une famille paramétrée de fonctions de covariance (appelées aussi noyaux) dont les paramètres sont estimés à l'aide du critère du maximum de vraisemblance (Aldrich, 1997; Bachoc, 2013). Si le processus peut être considéré comme "stationnaire" (invariance des propriétés statistiques par décalage temporel) comme c'est le cas pour la modélisation du débit de gaz dans une chaudière (voir quatrième chapitre), alors la fonction de covariance  $c(x, x')$  ne dépend que de  $x - x'$ .

Parmi les familles de fonctions de covariance stationnaires, on peut citer le noyau gaussien  $c_g$  défini par l'équation (2.67), la covariance de Matérn  $c_M$  définie par l'équation (2.68), la fonction de covariance exponentielle et la fonction de covariance quadratique rationnelle (Rasmussen et Williams, 2006).

- Noyau gaussien :

$$c_g(d) = A \exp\left(-\left(\frac{d}{\sqrt{2}\rho}\right)^2\right) \quad (2.67)$$

où le paramètre  $A$  correspond à la variance du processus et traduit donc son amplitude,  $d = \|x - x'\|$  correspond à la distance entre  $x$  et  $x'$ , le paramètre  $\rho$  est un paramètre d'échelle strictement positif, caractéristique de la vitesse des variations. Appelé également portée, il correspond à l'effet mémoire du processus : plus  $\rho$  est grand, plus deux valeurs du processus pour  $x$  et  $x'$  proches sont corrélées et donc plus le processus a des variations lentes, comme le montre la figure 2.9.

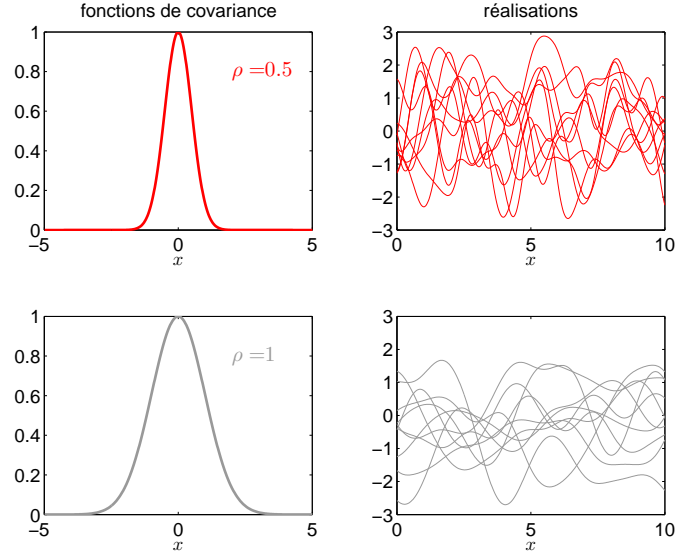


FIGURE 2.9 – Fonction de covariance gaussienne pour deux valeurs différentes de  $\rho$ . Les tracés de la colonne de droite correspondent à des réalisations aléatoires d'un processus gaussien généré avec les fonctions de covariance de la colonne de gauche.

- Covariance de Matérn :

$$c_M(d) = A \frac{2^{1-\nu}}{\Gamma(\nu)} \left( \frac{\sqrt{2\nu}d}{\rho} \right)^\nu K_\nu \left( \frac{\sqrt{2\nu}d}{\rho} \right) \quad (2.68)$$

où  $\nu$  est un paramètre de forme strictement positif,  $K_\nu$  est la fonction de Bessel de seconde espèce et  $\Gamma$  la fonction gamma.

Les fonctions de covariance de Matérn possèdent donc un paramètre supplémentaire  $\nu$  par rapport aux covariances gaussiennes. Ce paramètre de forme, permet de gérer la régularité du processus. Comme l'illustre la figure 2.10, plus ce paramètre est grand et plus le processus est régulier.

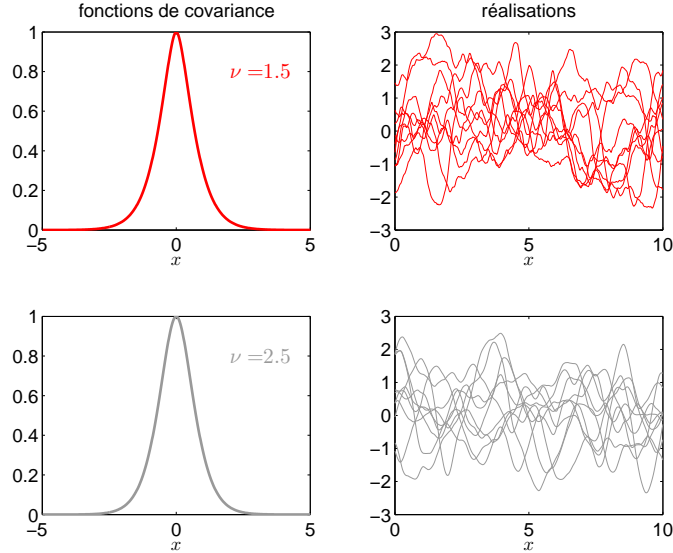


FIGURE 2.10 – Fonction de covariance de Matérn pour deux valeurs de  $\nu$ . Les tracés de la colonne de droite correspondent à des réalisations aléatoires d'un processus gaussien généré avec les fonctions de covariance de la colonne de gauche.

Dans notre étude, nous avons considéré une modélisation par une covariance de Matérn. Cette famille de covariance a été choisie à la fois pour sa capacité à représenter une large gamme de processus, et parce que ses paramètres sont facilement interprétables. Elle permet également d'éviter d'éventuels problèmes numériques.

Afin d'exprimer la contrainte que la fonction  $\hat{f}(x)$  cherchée est proche des  $N$  observations, on recherche, parmi toutes les réalisations du processus gaussien, celles qui permettent d'expliquer les points observés : c'est le principe même de la modélisation par processus gaussiens qui consiste à conditionner la loi du processus par rapport aux observations. Le processus conditionné est en fait un nouveau processus dont la loi, portant à la fois l'*a priori* (régularité, vitesse de variation du processus) et les informations apportées par l'observation du processus en certains points, peut être calculée. Ce principe est illustré figure 2.11 sur un exemple où la variable  $x$  est scalaire.

L'estimation  $\hat{f}(x)$  souvent retenue pour estimer la fonction  $f(x)$  en un point  $x$  est la moyenne du processus conditionnée en ce point. La fonction de covariance du processus conditionné permet également de calculer des intervalles de confiance à 95% pour la fonction  $f(x)$ . La figure 2.12 reprend les données de la figure 2.11 (même fonction  $f(x)$ , mêmes abscisses  $x_i$  et mêmes valeurs observées) et donne l'estimation  $\hat{f}(x)$  et les intervalles de confiance associés. Les valeurs observées étant

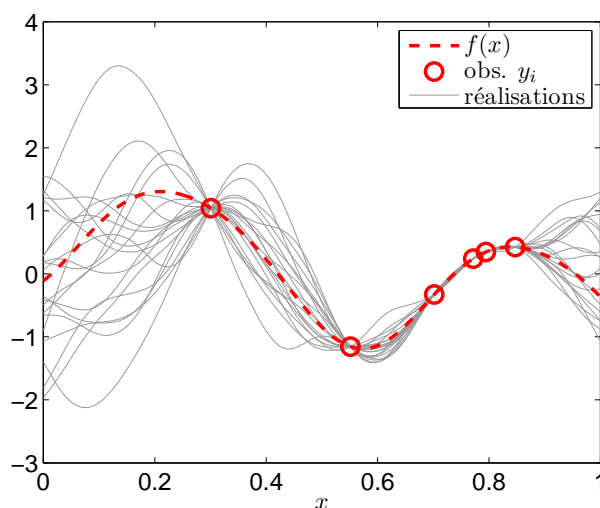


FIGURE 2.11 – Exemple de réalisations générées aléatoirement à partir de la loi d'un processus gaussien avec une covariance de Matérn de paramètres ( $A = 1, \rho = 1, \nu = 2$ ) conditionnée à un ensemble de  $N = 6$  valeurs observées (supposées ici sans bruit)

ici non bruités, les intervalles de confiance ont une largeur nulle aux abscisses des points observés contrairement au cas bruité. Effectivement, ce n'est plus le cas quand les données sont bruitées, et dans ce cas, la problème traité devient un problème d'approximation de fonction et non plus un problème d'interpolation. Ce cas est illustré par la figure 2.13.

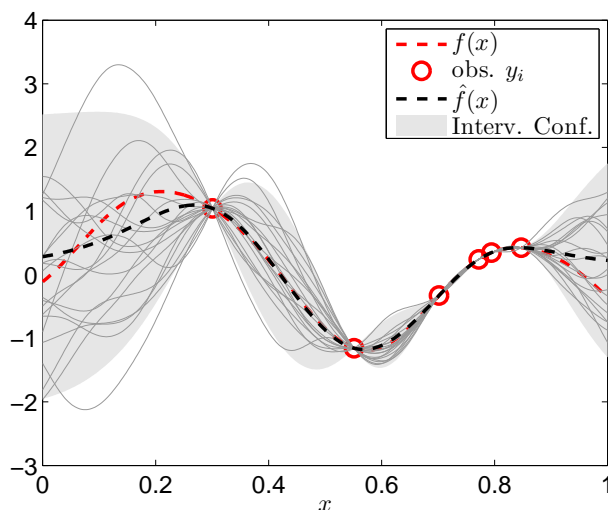


FIGURE 2.12 – Exemple illustratif de la modélisation par processus gaussiens – Pointillés rouges : fonction à estimer ; cercles rouges : observations ; courbe en pointillés noirs : estimation ; zone grisée : intervalles de confiance à 95%

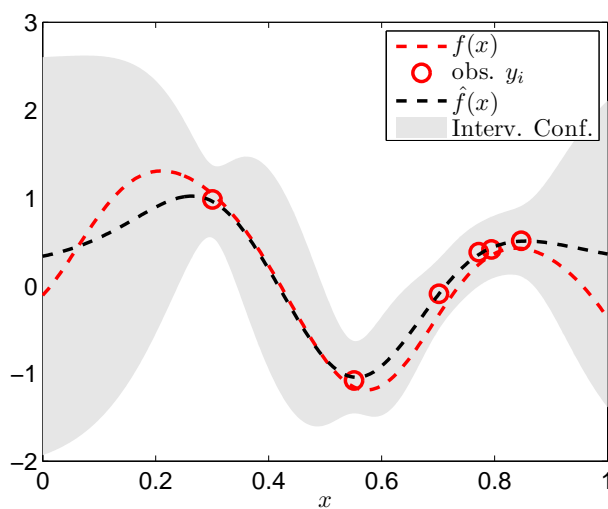


FIGURE 2.13 – Même problème que sur la figure 2.12 mais en considérant que les données sont bruitées. Contrairement à la figure 2.12, l'estimation ne passe plus exactement par les points observés et les intervalles de confiance ne sont plus de largeur nulle aux points observés.

## 2.8 Conclusion

Dans ce chapitre, une description des différentes méthodes d'estimation utilisée pour modéliser les trois sous-ensembles (four à résistances, chaudière industrielle et

compresseur volumétrique) a été présentée. De brèves définitions de concepts liés au domaine de l'identification des systèmes, tels que la modélisation boîte noire, blanche et grise, statique et dynamique, paramétrique et non-paramétrique, LTI et LPV, ont été données. Il a notamment été question de présenter plusieurs algorithmes à erreur d'équation et à erreur de sortie. Ensuite, l'estimation en boucle fermée a été introduite *via* une méthode d'estimation indirecte. On a vu que ce genre de méthode se base sur une connaissance préalable du modèle du correcteur. Dans le cas où celui-ci est méconnu ou mal défini, une estimation par surparamétrisation du degré du modèle de celui-ci peut être une solution. Cette estimation est ensuite utilisée pour estimer, à son tour, le modèle du processus à l'aide de deux algorithmes à erreur de sortie différents : l'algorithme Tailor-Made (TM) et la décomposition de la boucle fermée (OE-CLD). Ces deux méthodes sont testées et comparées dans le troisième chapitre de ce mémoire, qui concerne la modélisation et le diagnostic d'une installation d'un four électrique.

Dans un deuxième temps et dans un souci d'obtention d'un modèle dit "adaptatif", c'est-à-dire capable de prévenir un éventuel changement dans le modèle du système, dans le but de le distinguer, par exemple, d'une éventuelle panne, une méthode d'estimation en temps réel, qui consiste en une version récursive de l'algorithme des moindres carrés et de la variable instrumentale basée sur les RPM a été introduite. Une étude de performance à l'aide d'une simulation de Monte Carlo a permis de valider la méthode afin de pouvoir ensuite l'appliquer sur des données réelles.

Enfin, une introduction succincte à la modélisation non-paramétrique à l'aide de processus gaussiens a été présentée. L'objectif d'utilisation de cette modélisation est de donner une alternative aux méthodes d'estimation paramétriques pour le cas de l'étude de consommation de débit de gaz combustible dans une chaudière.

## MESURE DE PUISSANCE ET DIAGNOSTIC DANS UN FOUR ÉLECTRIQUE

---

### 3.1 Introduction

Le premier objectif de ce chapitre est de développer un capteur logiciel de puissance. Le concept est de combiner ensemble ces trois facteurs : les mesures disponibles ou facilement réalisables, qui représentent l'évolution du processus étudié, les modèles mathématiques reliant les mesures et enfin, les grandeurs à déterminer.

Le second objectif consiste en un diagnostic de défauts fréquemment rencontrés dans ce genre d'équipement. Dans un tel cas de figure, un appel anormal de puissance électrique est observé et peut être causé par une porte mal fermée ou encore par une panne de l'une des résistances électriques du four. La procédure de diagnostic dépend du type de défaut rencontré. Nous verrons que la présence d'un défaut peut être détectée simplement à travers l'étude du signal de commande. Dans cette optique, il est important de bien identifier le correcteur. Cependant, ce critère s'avère insuffisant dès lors qu'il s'agit d'identifier la nature du défaut. Pour cette raison, il est essentiel d'étudier les paramètres du modèle du four.

La modélisation entrée/sortie du four en boucle fermée a été rarement abordée dans la littérature (Bitschnau et Kozek, 2009; Stankovski *et al.*, 1998). Il existe deux sortes d'identification pour un tel processus : l'identification en boucle ouverte et l'identification en boucle fermée. La première méthode est difficilement réalisable dans un cas pratique. Par exemple, certains systèmes comportent un intégrateur et sont instables dans un fonctionnement en boucle ouverte. D'autres systèmes subissent une dérive à long terme et souvent des perturbations non-stationnaires ce qui favorise la collecte des mesures en boucle fermée (Landau et Karimi, 1997). Il a été démontré, en outre, que l'identification expérimentale en boucle fermée est majoritairement la plus optimale.

Le reste de ce chapitre est consacré à l'estimation de la puissance, puis au diagnostic de défaut à l'issue d'une identification préalable du correcteur. Cette

dernière est faite à l'aide d'une surparamétrisation du modèle du correcteur. Quant au modèle du four, les algorithmes de Tailor-Made (TM) et de l'identification à erreur de sortie basée sur la décomposition de la boucle fermée (OE-CLD) sont successivement appliqués puis comparés.

### 3.2 Description de l'installation

Le four, décrit dans la figure 3.1, contient une chambre de brique réfractaire composée de deux zones. Chaque zone inclut 6 résistances (12kW, 380V), ce qui conduit à une puissance totale de 144 kW. La température dans chaque zone est régulée à l'aide d'un correcteur numérique actionnant un gradateur suivant une consigne imposée par l'opérateur (Figure 3.2). Elle est mesurée par un thermocouple. Les mesures (puissance électrique [kW], température du four [°C], signal de commande [%]), sont collectées avec une période d'échantillonnage de 10 ou 30 secondes selon les essais. Le schéma de la boucle fermée est résumé dans la figure 3.3. La température maximale est de 1600°C. Les caractéristiques du four sont résumées dans le tableau 3.1.



FIGURE 3.1 – Banc expérimental du four électrique



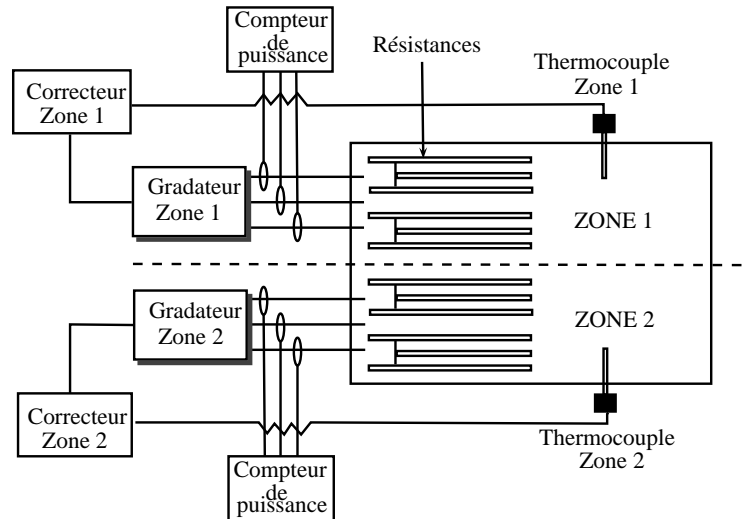


FIGURE 3.2 – Représentation schématique de l'installation du four

Nombre de zones	2
Nombre de correcteurs	2
Nombre de résistances par zone	6 résistances (12kW – 380V)
Puissance électrique	144kW
Température maximale	1600°C

TABLE 3.1 – Caractéristiques techniques du banc d'essai

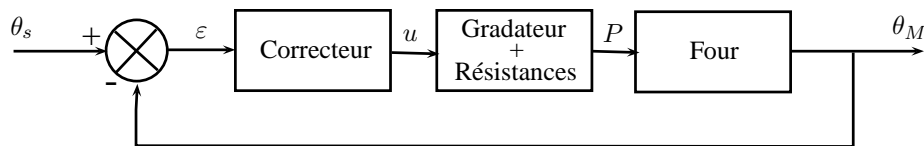


FIGURE 3.3 – Système en boucle fermée

Le dispositif recherché doit réaliser les fonctions suivantes :

- l'estimation de la puissance électrique ;
- le monitoring et le diagnostic de défauts.

Ces fonctions doivent être réalisées en utilisant les signaux fournis par le régulateur industriel suivant le schéma de la figure 3.4

La figure 3.5 illustre quelques unes des mesures collectées durant un essai à vide. On peut remarquer que la puissance est fortement liée au signal de commande.

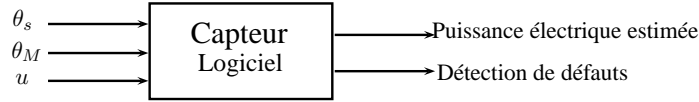


FIGURE 3.4 – Entrées-sorties du capteur logiciel

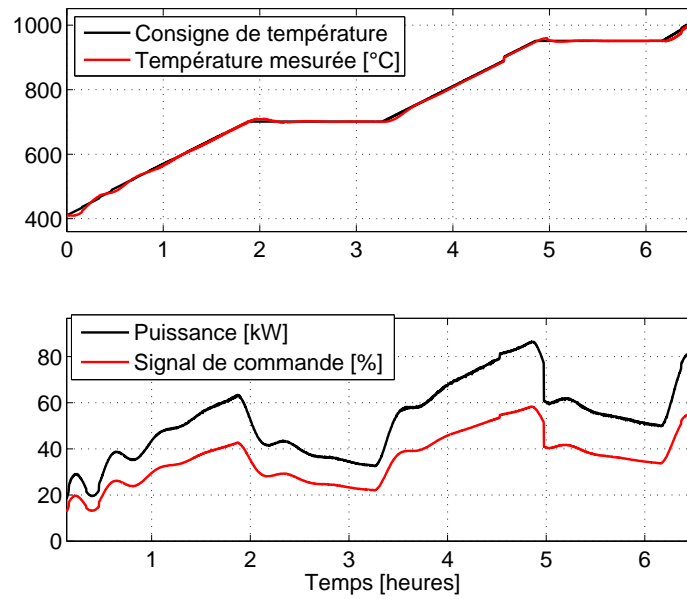


FIGURE 3.5 – Données expérimentales typiques

### 3.3 Capteur de puissance

Le développement d'un capteur logiciel de puissance revient à modéliser l'ensemble gradateur et résistances défini par la relation  $P = f(u)$  entre la puissance et le signal de commande comme montré dans la figure 3.3.

Sachant que le four a une puissance équivalente à 144 kW et que le signal de commande varie entre 0 et 100%, on peut déduire le modèle théorique de l'ensemble gradateur/résistances ( $P$  donnée en kW).

$$P(t) = 1,44 u(t) \quad (3.1)$$

L'illustration dans la figure 3.6 des données expérimentales  $P = f(u)$  révèle une linéarité entre ces deux mesures.

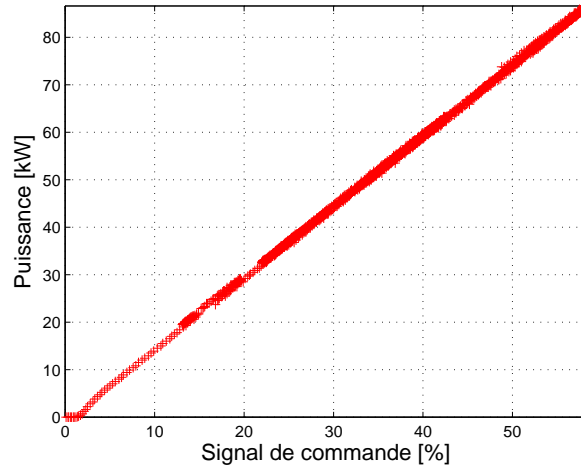


FIGURE 3.6 – Données expérimentales représentant la puissance mesurée en fonction du signal de commande

Du fait de cette relation affine, un simple algorithme des moindres carrés suffit donc à modéliser cette relation et nous donne

$$P(t) = 1.506 u(t) - 0.9117 \quad (3.2)$$

La figure 3.7 compare la sortie mesurée à la sortie simulée. Soulignons que  $Th$  symbolise le modèle théorique et  $LS$  le modèle obtenu par moindres carrés.

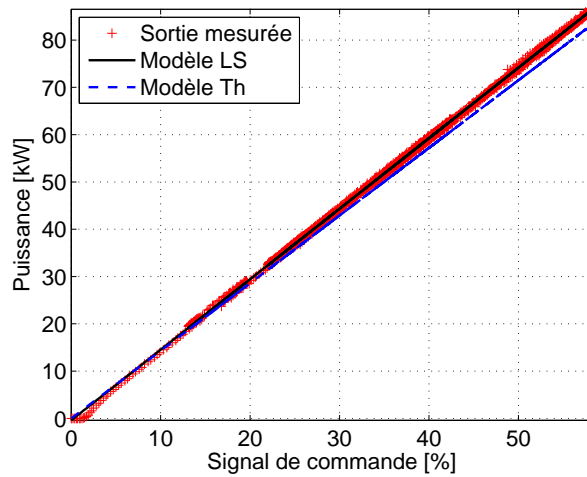


FIGURE 3.7 – Estimation par moindres carrés du modèle gradeur/résistances

La figure 3.8 représente une comparaison entre le modèle théorique de l'équation (3.1) et celui des moindres carrés de l'équation (3.2). Afin de vérifier la pertinence du

modèle estimé, on procède à une validation sur un autre essai comme montré dans les figures 3.9 et 3.10. Le calcul de l'erreur relative (voir Tableau 3.2), en négligeant les points erratiques, montre que sa valeur maximale est inférieure à l'objectif fixé de 5% avec un net avantage pour le modèle moindres carrés.

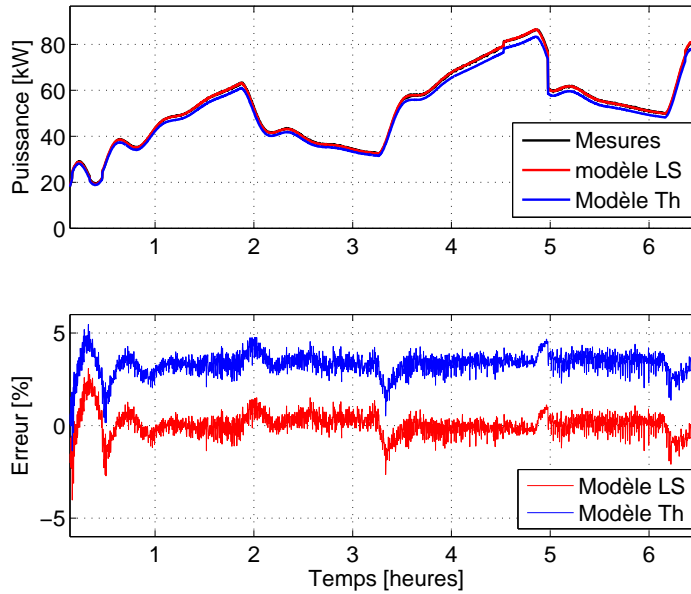


FIGURE 3.8 – Comparaison entre la sortie du modèle moindres carrés et la sortie du modèle théorique de l'ensemble gradateur/résistances

Données	Modèle	Erreur moyenne	Erreur maximale
Estimation	Th	3.27	5.46
	LS	0.01	3.08
Validation	Th	2.95	4
	LS	0.01	3.98

TABLE 3.2 – Erreur relative moyenne et maximale sur des données d'estimation et de validation

L'intérêt du modèle estimé est sa simplicité de mise en œuvre. En effet, il peut facilement être implanté dans l'automate qui pilote l'installation ou dans un micro-contrôleur.

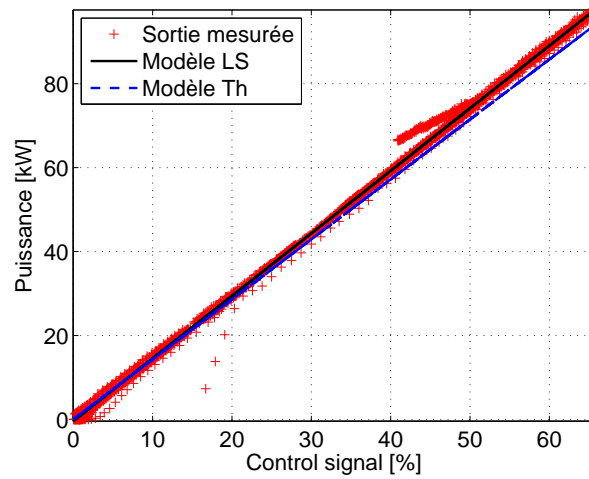


FIGURE 3.9 – Validation des modèles théoriques et modèle moindres carrés

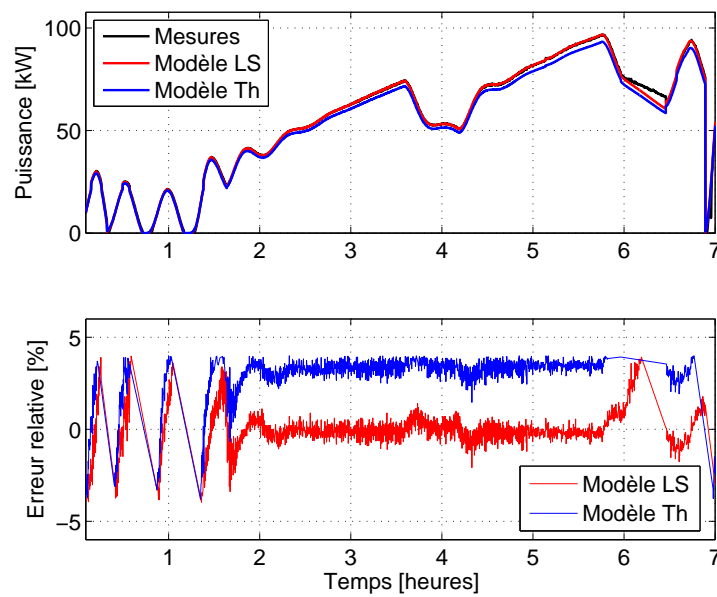


FIGURE 3.10 – Sortie du modèle moindres carrés et sortie du modèle théorique de l'ensemble gradateur et résistances sur les données de validation

### 3.4 Détection de défauts

Une détection précoce de défauts peut considérablement réduire la consommation énergétique en alertant l'opérateur. Les signaux observés dépendent de la na-

ture du défaut rencontré. Par exemple, une augmentation soudaine de la puissance peut être causée par une porte mal fermée, un défaut dans l'une des résistances. Observer le signal de commande suffit dans ce cas à détecter la présence de l'un de ces défauts. Cependant, il n'est pas possible de conclure quant à la nature du défaut seulement en analysant la loi de commande. C'est pour cette raison que la connaissance des paramètres du modèle du four est nécessaire. En effet, ceci offre un double avantage. Le premier est de pouvoir classer les pannes suivant qu'elles influent sur le signal de commande seulement, ou sur le signal de commande en plus des paramètres du four. Le second avantage concerne la charge. Celle-ci influe d'une manière significative sur le modèle du four de par sa nature, sa masse et sa position. Ce changement en fonction de la charge interfère avec celui entraîné par un défaut dans le four. L'étude de la variation des paramètres du modèle du four est donc nécessaire pour pouvoir isoler l'impact de la charge de celle du défaut.

Le four est commandé en boucle fermée. Une approche d'estimation indirecte est préférée à une estimation en boucle ouverte pour prendre en compte la loi de commande. Pour ce faire, et vu que le modèle réel de notre correcteur est inconnu, on décide donc de l'estimer par la méthode de surparamétrisation décrite dans le chapitre précédent. Le modèle du four est ensuite estimé à l'aide des algorithmes à erreur de sortie : la paramétrisation Tailor-Made (TM) et la décomposition de la boucle fermée basée sur l'erreur de sortie (OE-CLD) qui sont comparées.

### 3.4.1 Modèle du correcteur

Comme mentionné précédemment, cette étape revient à identifier le correcteur et le modèle du four. Le feedback est en effet pris en compte en identifiant la fonction de transfert en boucle fermée et permettant ainsi de déterminer le modèle du four en utilisant la connaissance du modèle du correcteur.

La méthode définie dans la section 2.5.1 est appliquée aux données expérimentales. La structure du correcteur n'étant pas connue, on procède à une surparamétrisation jusqu'au degré  $S = 4$ . Pour trouver le degré optimal  $S$ , les moments discrets sont calculés afin de déterminer l'ordre à partir duquel ces invariants du système ne varient plus, comme montré dans le tableau 3.3. On observe clairement une variation insignifiante des valeurs des moments discrets pour des modèles d'ordre  $S$  supérieurs ou égaux à 2.

Ordre de surparamétrisation	Moment d'ordre 0	Moment d'ordre 1	Moment d'ordre 2
$S = 1$	$2,21 \times 10^{-2}$	$2,17 \times 10^{-3}$	0
$S = 2$	$2,22 \times 10^{-2}$	$9,98 \times 10^{-3}$	$1,18 \times 10^{-2}$
$S = 3$	$2,22 \times 10^{-2}$	$9,98 \times 10^{-3}$	$1,18 \times 10^{-2}$
$S = 4$	$2,22 \times 10^{-2}$	$9,99 \times 10^{-3}$	$1,18 \times 10^{-2}$

TABLE 3.3 – Moments discrets en fonction du degré  $S$

Par conséquent, le correcteur estimé possède la structure discrète suivante

$$\hat{C}(z) = \frac{r_0 + r_1 z^{-1} + r_2 z^{-2}}{(1 - z^{-1})(1 + sz^{-1})} \quad (3.3)$$

Les paramètres estimés sont donnés dans le tableau 3.4.

$r_0$	$r_1$	$r_2$	$s$
0,02	$-1,7 \times 10^{-3}$	0.011	0.323

TABLE 3.4 – Paramètres estimés du correcteur discret

Les signaux de commande mesuré et estimé sont donnés dans la figure 3.11. On peut noter la bonne reconstruction du signal de commande.

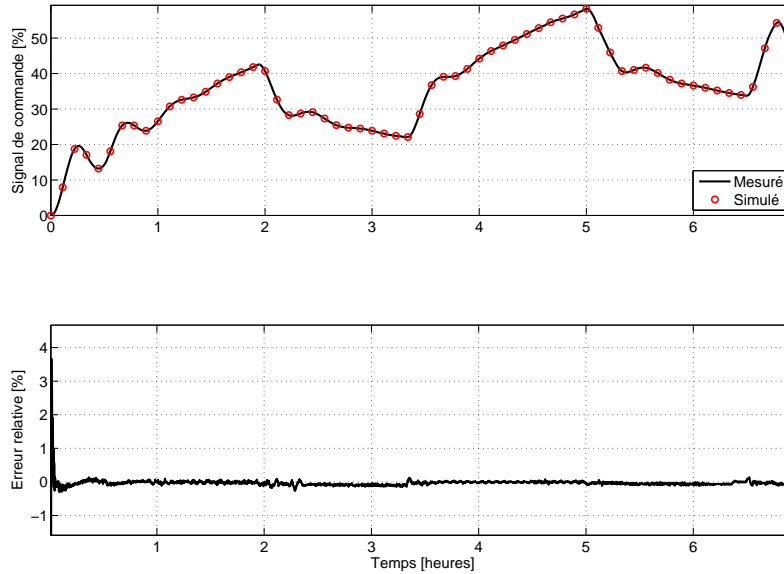


FIGURE 3.11 – Signaux de commande mesuré et simulé pour  $S = 2$

#### Validation du modèle du correcteur

L'étape d'estimation est suivie d'une étape de validation sur d'autres essais afin de vérifier la pertinence des modèles estimés. On simule ainsi la sortie du modèle du correcteur estimé  $\hat{C}(z)$  de l'équation (3.3) en prenant comme entrée l'erreur en température  $\varepsilon$  d'un second essai à vide, puis on la compare au signal de commande réel du même essai (Figure 3.12).

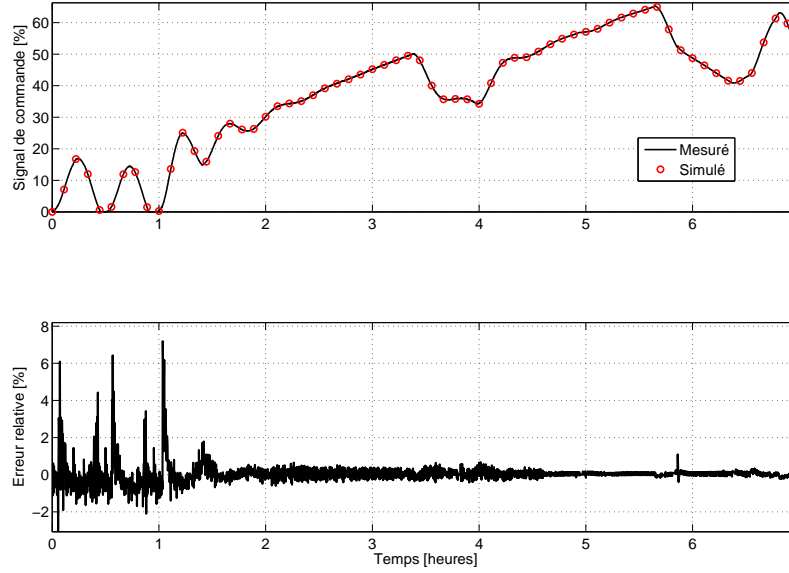


FIGURE 3.12 – Validation du modèle du correcteur sur un second essai à vide

### 3.4.2 Modèle du four

Nous nous intéressons maintenant à l'estimation du modèle du four. On initialise tout d'abord l'algorithme Levenberg-Marquardt à l'aide de la fonction IVCTRPM en boucle ouverte, en prenant comme entrée le signal de commande et comme sortie la température mesurée. La variable *Fitting* est un critère qui nous permet de valider nos résultats d'identification (Ljung, 1999) et est définie par

$$FIT = 100 \times \left( 1 - \frac{\|y(t) - \hat{y}(t)\|}{\|y(t) - \text{mean}(y(t))\|} \right) \quad (3.4)$$

Le choix des ordres  $n_a$  et  $n_b$  a été fait après un test de plusieurs combinaisons de valeurs. On déduit ainsi une fonction de transfert d'ordre  $n_a = 2$  pour le dénominateur et  $n_b = 1$  pour le numérateur, définie par l'équation (3.5)

$$H(s, \hat{\theta}) = \frac{G(1 + \tau_z s)}{(1 + \tau_{p1})(1 + \tau_{p2})} \quad (3.5)$$

Les résultats montrés dans le tableau 3.5 sont les paramètres estimés de cette fonction de transfert. Nous pouvons constater que l'initialisation avec l'IVCTRPM fourni des paramètres assez proches de ceux estimés avec les algorithmes OE-CLD ou TM. Cependant, la différence peut devenir plus accentuée quand il s'agit de données beaucoup plus perturbées. Les valeurs du fitting montrent que les méthodes



OE améliorent la qualité de l'estimation. Les températures à la sortie sont illustrées dans la figure 3.13.

	$FIT[\%]$	$G$	$\tau_z$	$\tau_{p1}$	$\tau_{p2}$
IVCTRPM	96%	18,13	1,1329	0,2333	4,6595
TM	98%	17,56	0,98	0,23	4,65
OE-CLD	98%	18,37	1,1372	0,2337	4,9175

TABLE 3.5 – Paramètres estimés

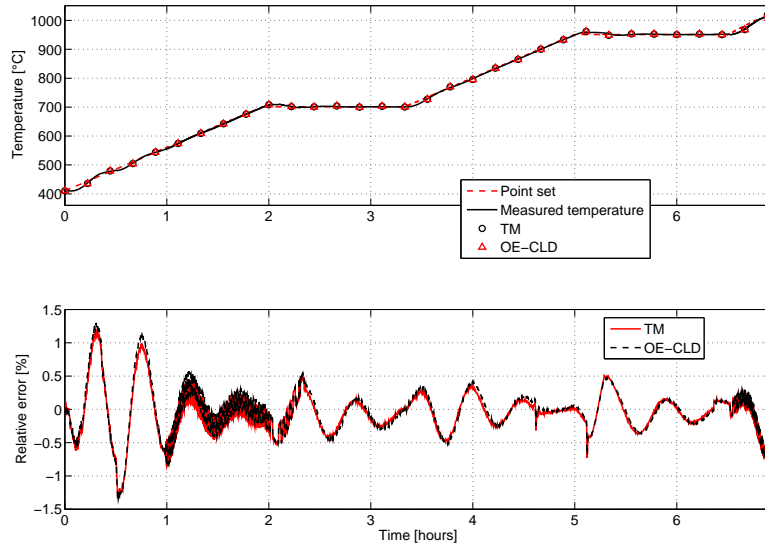


FIGURE 3.13 – Résultats d'identification

### Validation du modèle du four

D'une manière similaire à la procédure de validation du modèle du correcteur, on simule la sortie du modèle du four estimé en boucle fermée en prenant comme entrées leurs consignes respectives (voir les figures 3.14 et 3.15). Nous pouvons aisément observer que les sorties simulées sont très proches des mesures. Ce résultat est confirmé par le tableau 3.6.

$FIT[\%]$	TM	OE-CLD
Second essai	96.4	96.3
Troisième essai	98.3	98.2

TABLE 3.6 – Fittings de la validation

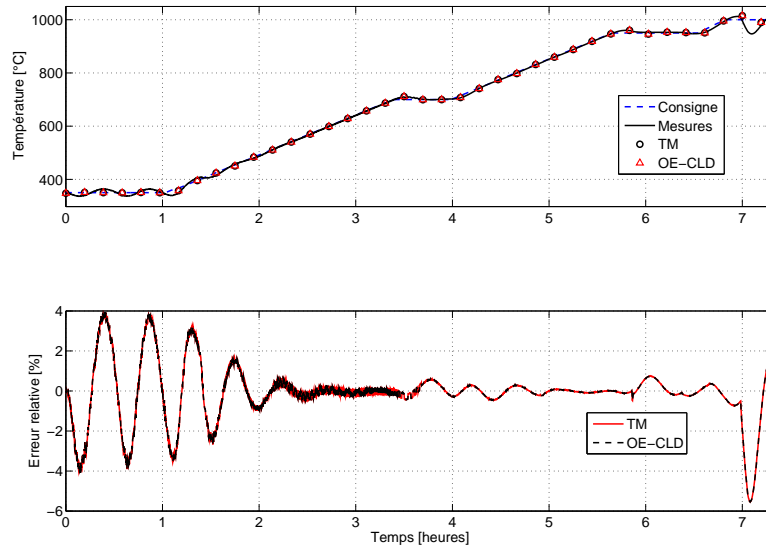


FIGURE 3.14 – Validation sur un second essai à vide

### 3.4.3 Diagnostic d'un défaut

Le modèle du four est maintenant estimé et validé. L'étape finale consiste à diagnostiquer un défaut de déconnexion de résistances. Ce type de défaut qui survient dans l'ensemble gradateur/résistances n'est pas visible sur la température du four mesurée, comme on peut le voir sur la figure 3.16. La raison vient du correcteur qui délivre une commande plus importante afin de pallier à l'actionneur défectueux que sont les résistances.

Pour diagnostiquer ce défaut, on simule la sortie du modèle du correcteur identifié précédemment par surparamétrisation. On déduit ainsi le signal de commande, en prenant comme entrée la consigne de température d'un essai avec défaut. Une comparaison avec un signal de commande obtenu à partir du même essai (avec défaut) est illustrée dans la figure 3.17. Ceci est suffisant pour détecter une panne et une alarme peut être introduite en fixant, par exemple, un seuil adaptatif. Toutefois, avec cette procédure, on ne peut distinguer la nature de la panne.

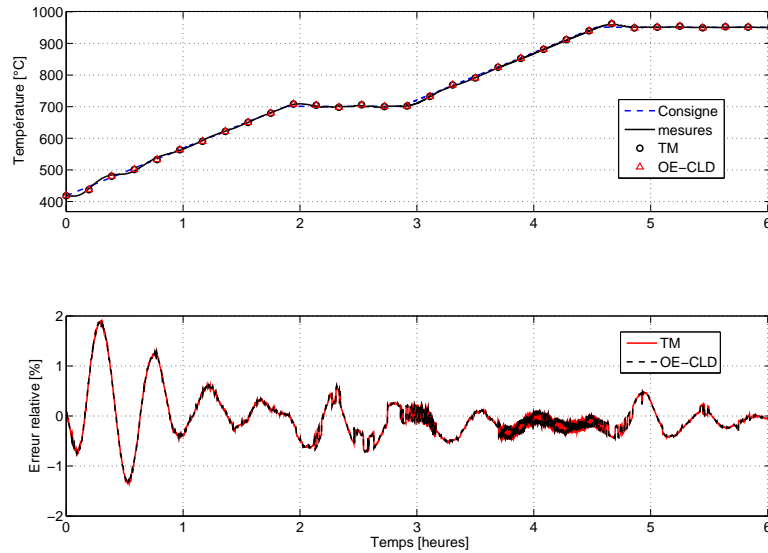


FIGURE 3.15 – Validation sur un troisième essai à vide

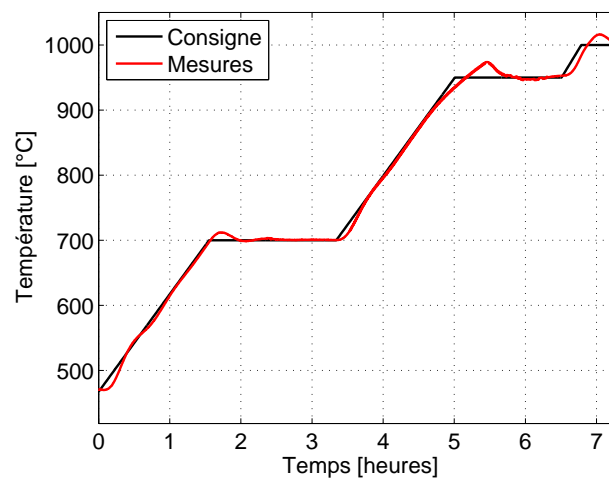


FIGURE 3.16 – Température mesurée dans un essai comportant un défaut de déconnexion d'une résistance

Une deuxième possibilité serait de simuler le transfert de la boucle fermée y compris le modèle du four estimé. À l'aide de cette procédure, on peut séparer un défaut survenu dans l'ensemble gradateur/résistances (par exemple une déconnexion de résistance) d'un défaut survenu dans le four lui-même (par exemple une ouverture de porte ou un problème d'étanchéité). Cette procédure permet également de tenir

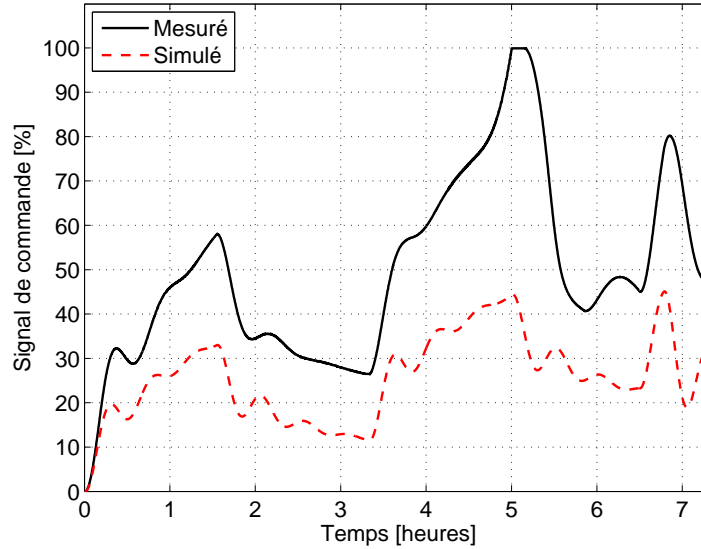


FIGURE 3.17 – Divergence du signal de commande en cas de panne d'une résistance

compte de la variation de la charge. Une modélisation en charge du four est donc nécessaire.

### 3.5 Modélisation du four en charge

Pour les raisons expliquées ci-dessus, notre objectif est de trouver un modèle qui évolue en fonction de la variation de la charge. La modélisation du four réalisée dans la section 3.4.2 se basait sur un essai à vide et a conduit à un modèle du deuxième ordre avec un zéro. Il s'avère que, sur des essais en charge, la modélisation présentée ci-dessous conduit à un modèle du premier ordre. On peut expliquer ceci en rappelant quelques notions de thermique.

#### 3.5.1 Essais disponibles

Plusieurs essais avec des charges différentes en position et en masse ont été effectués. Le tableau 3.7 recense tous les essais disponibles.

Une charge en béton a été choisie pour ces essais. Le béton est en effet un matériau de choix pour ce type d'essais sur un four électrique industriel grâce notamment à la forme régulière d'un bloc de béton et aussi à son point de fusion très élevé (au delà de 1200°C). Il est également régulièrement choisi parce que ce type de four est utilisé dans l'industrie pour le séchage du béton. Un seul type de matériau a été étudié. La variation de la nature de la charge n'a donc pas été prise en compte, et les

essais avec une charge d'inconel (alliage à base de Nickel, Chrome, Fer, Molybdène, etc) n'ont pas été considérés.

La figure 3.18 représente les trois positions de la charge réalisables sur ce four, sachant qu'en réalité la forme de la charge peut être moins régulière. La charge est soit centrée, soit placée près de la porte du four, soit au fond du four. La figure 3.19 présente les dimensions intérieures du four ainsi que les dimensions d'un bloc de béton représentant 50% de la capacité du four, placé en position 1, c'est à dire près de la porte.

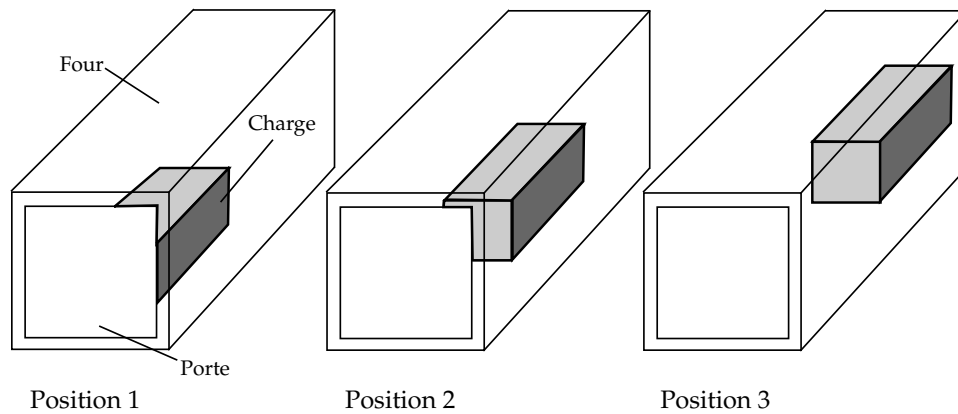


FIGURE 3.18 – Différentes positions de la charge dans le four

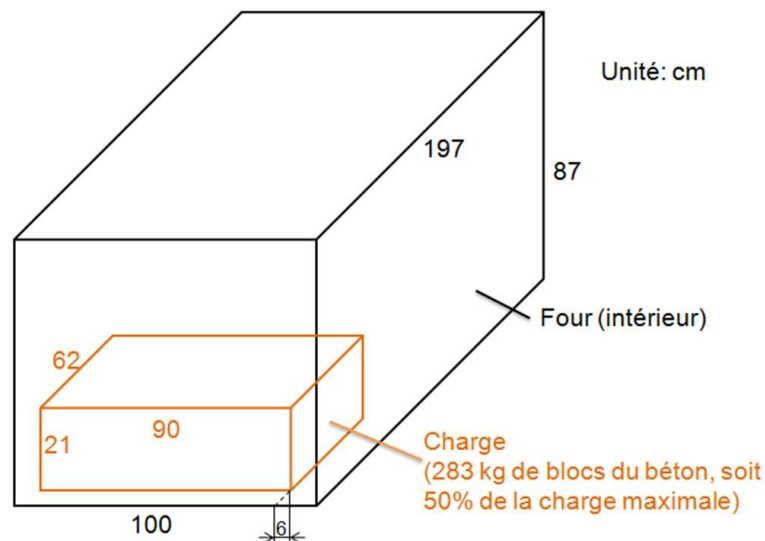


FIGURE 3.19 – Dimensions de la charge et du four

Le four est équipé de deux thermocouples TC1 et TC2 placés à deux endroits

différents à l'intérieur du four. Des essais avec une régulation basée sur TC1 ou TC2 ont été réalisés. Nous disposons d'un essai à vide comportant un défaut de déconnexion de résistance.

Les essais ont été recensés dans le tableau 3.7.

Nature	Masse [kg]	Pourcentage de masse [%]	Position	Régulation	Défaut	Remarques
1) à vide	0	0	/	TC2	non	la consigne manque
2) inconel	162	29	2	TC2	non	/
3) inconel	162	29	2	TC2	non	/
4) à vide	0	0	/	TC2	déconnexion de résistance	/
5) Béton	394	70	2	TC2	non	/
6) Béton	562	100	2	TC2	non	/
7) Béton	562	100	2	TC1	non	/
8) Béton	281	50	2	TC2	non	/
9) Béton	140	25	2	TC2	non	/
10) à vide	0	0	/	TC2	non	la consigne manque
11) à vide	0	0	/	TC2	non	/
12) Béton	281	50	1	TC2	non	la puissance manque
13) Béton	428	76	1	TC2	non	/
14) Béton	562	100	1	TC2	non	/
15) Béton	281	50	3	TC2	non	/
16) Béton	?	?	?	?	non	/
17) Béton	428	76	3	TC2	non	/
18) Béton	562	100	3	TC2	non	non reçu

TABLE 3.7 – Liste des essais effectués sur le four 1600°C

### 3.5.2 Convection et rayonnement

Comme tous systèmes thermiques évoluant sur une large plage de températures, les transferts thermiques sont plus ou moins importants. La présence ou non d'une charge, ainsi que son volume, ont une influence sur la température interne du four. Selon le type du four utilisé, le chauffage d'une charge se fait soit plutôt par rayonnement, soit plutôt par convection, soit par un mixte des deux (Bost, 1989). Le rayonnement consiste à transformer les parois du four en surface radiante en les tapissant de résistances. La convection consiste à placer la charge dans un courant de gaz chaud circulant à grande vitesse, le plus souvent de l'air. Le chauffage le plus fréquent fait appel d'une manière simultanée à la convection et au rayonnement.

Une convection est un transfert de chaleur qui s'accompagne d'un transfert de masse. Dans notre cas, ce transfert réside dans le fluide, l'air, qui circule autour de la charge et des résistances. La quantité de chaleur échangée par unité de temps dépend de plusieurs paramètres tels que la différence de température entre la paroi et le fluide, la vitesse du fluide, la capacité thermique massique du fluide, la surface d'échange, l'état de surface du solide, etc. La convection est caractérisée par la loi de Newton définie

$$\frac{dQ}{dt} = h(T_r - T_{fl})dS \quad (3.6)$$

où  $dQ$  [Joules] représente la quantité de chaleur traversant une surface  $dS$  [m<sup>2</sup>]

pendant l'intervalle de temps  $dt$  [s],  $(T_r - T_{fl})$  [K] représente la différence de température entre le corps des résistances ( $T_r$ ) et le fluide ( $T_{fl}$ ) et enfin  $h$  [W/(m<sup>2</sup>.K)] représente le coefficient d'échange par convection.

Plus la température est élevée, plus les résistances chauffantes interagissent avec le four pris au sens large (parois, charges, etc) sous forme de rayonnement. Le rayonnement est défini comme un phénomène se caractérisant par un échange d'énergie électromagnétique sans que le milieu intermédiaire ne participe nécessairement à cet échange (exemple : le rayonnement solaire chauffe la terre bien que le milieu traversé soit à une température plus basse que celle de la terre). Le taux de travail est l'une des caractéristiques d'une résistance chauffante. Pour un échange en rayonnement, le taux de travail  $\tau_r$ , exprimé en W/cm<sup>2</sup> est décrit par l'équation suivante

$$\tau_{res} = \sigma \varepsilon_r 10^{-4} (T_r^4 - T_f^4) \quad (3.7)$$

avec  $T_r$  et  $T_f$ , respectivement les températures de résistances et de four exprimée en Kelvin,  $\varepsilon_r$ , l'émissivité du matériau constituant la résistance et  $\sigma$ , la constante de Stefan-Boltzmann ( $\sigma = 5,67.10^{-8}$  W/(m<sup>2</sup>K<sup>4</sup>)).

Si la convection a un comportement plutôt linéaire représenté par l'équation différentielle (3.6), le rayonnement est quant à lui de nature non linéaire. Ceci entraîne notamment une réponse plus rapide et donc une chauffe plus rapide conduisant parfois à la saturation de la commande. C'est ce qui a été observé sur certains essais comme ceux montrés sur les figures 3.20 et 3.21. Sur ces deux figures, on peut en effet voir que la commande sature à partir d'une température avoisinant 800°C. Afin de faciliter l'étude de la variation des paramètres du modèle du four en fonction de la variation de la charge, on a choisi de ne considérer que les données correspondant à des températures < 800°C, soit les données avant la saturation de la commande.

Comme mentionné ci-dessus, l'estimation de la structure du modèle du four à vide a conduit à un deuxième ordre avec zéro, alors que, pour le four en charge, nous obtenons un modèle du premier ordre. Intuitivement, on explique ceci par le fait qu'en charge le volume d'air dans le four est plus faible, et donc le chauffage par convection est plus rapide ; la dynamique de ce phénomène domine alors les autres phénomènes.

### 3.5.3 Résultats

Dans cette section, les modèles du four en charge et à vide sont donc des fonctions de transfert du premier ordre. Le tableau 3.8 présente les résultats d'estimation en utilisant une identification en boucle ouverte à erreur de sortie basée sur l'algorithme de Levenberg-Marquardt, une identification en boucle fermée par l'algorithme de Tailor-Made (TM) et enfin la décomposition de la boucle fermée (OE-CLD).

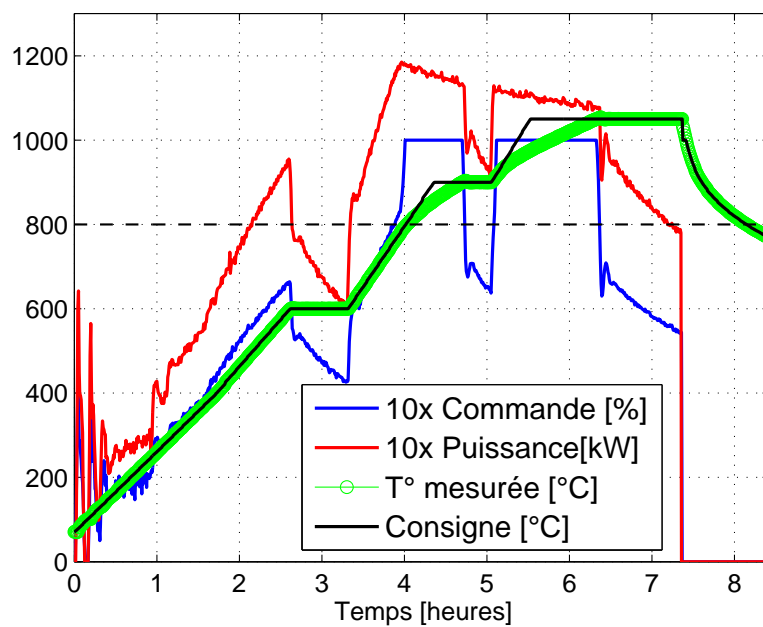


FIGURE 3.20 – Essai (8) à 50 % de charge

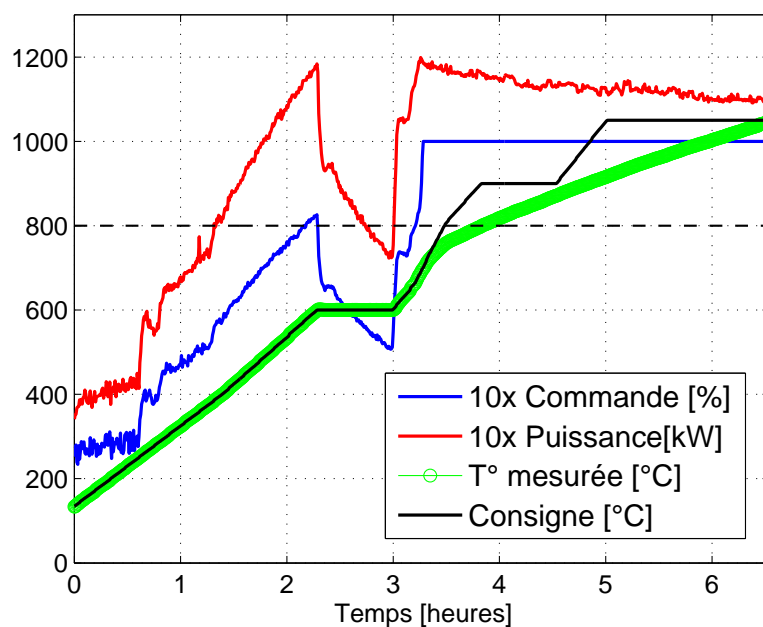


FIGURE 3.21 – Essai (7) à 100 % de charge



	Marquardt			TM			OE-CLD		
	$G$	$\tau$ [h]	$FIT$	$G$	$\tau$ [h]	$FIT$	$G$	$\tau$ [h]	$FIT$
2) inconel	11.26	1.11	83.10	9.36	0.47	97.5	11.25	1.11	93
3) inconel	15.17	0.72	80	2.20	0.10	97.7	2.20	0.10	97.7
5) Béton	14.42	0.09	75	13.42	0.038	94.8	14.42	0.09	88
6) Béton	12.64	0.69	80	12.24	0.59	80	12.24	0.59	80
7) Béton	9.73	0.80	87.7	9.71	0.79	87.7	9.71	0.79	87.7
8) Béton	6.21	0.6	97	6.17	0.58	97	6.17	0.58	97
9) Béton	7.72	0.9	95	7.69	0.88	95	7.69	0.88	95
10) à vide	10.34	0.77	89	10.42	0.79	89	10.42	0.79	89
11) à vide	12.68	1.21	80	12.62	1.21	85	12.61	1.22	85.2
12) Béton	13.47	0.6	80	13.41	0.56	80	13.41	0.56	80
14) Béton	16.52	0.18	77	18	0.25	76	17.9	0.25	76
16) Béton	27.4	1.30	53	27.52	1.31	53	27.52	1.31	53
18) Béton	15.86	0.94	77.5	15.77	0.92	77.5	15.77	0.92	77.5

TABLE 3.8 – Estimation en boucle ouverte pour une température inférieure à 800 °C

On remarque que les résultats d'estimations ne sont pas toujours cohérents d'une méthode à une autre et d'un essai à un autre. Ceci peut s'expliquer par le fait que l'excitation représentée par la consigne est pauvre en fréquence. La différence est d'autant plus visible quand on augmente la charge même à faibles températures à cause de l'effet du rayonnement entre une surface plus importante de la charge et les parois du four, le rayonnement influant sur la linéarité du modèle.

On remarque cependant une certaine décroissance du gain du modèle en fonction de l'augmentation de la charge. Ceci est justifié car, pour une même température, il faut plus de puissance, puisque la charge absorbe plus de chaleur.

On voit également que les constantes de temps diminuent en fonction de l'augmentation de la charge. Cette charge occupant plus de volume, le volume à chauffer est donc moins important. On atteint donc la consigne plus rapidement.

Toute cette étude nécessite d'être confirmée par de nouveaux essais avec, si possible, une excitation plus riche.

### 3.6 Estimation en ligne

La perspective qui découle de la modélisation du four en charge, est d'obtenir un modèle LPV avec des paramètres variant en fonction de la charge. Si nous avons un tel modèle, il serait nécessaire d'identifier les paramètres en ligne. C'est l'objectif de cette section.

Les algorithmes des moindres carrés et variable instrumentale récurrents basés sur les moments partiels réinitialisés ont été appliqués afin de pouvoir suivre l'évolution des paramètres. L'estimation du modèle du four est, en effet, essentielle pour pouvoir comparer les paramètres estimés en temps réel avec les paramètres estimés hors-ligne et ensuite conclure quant à la présence ou l'absence d'un défaut.

Les figures 3.22 et 3.23 représentent les estimations des paramètres du modèle du second ordre du four identifié dans la section 3.4.2, avec la méthode des moindres carrés basés sur les moments partiels réinitialisés LSCTRPM récurrent. On constate que les paramètres convergent vers leurs estimées en hors ligne. Le modèle auxiliaire est instable quand on applique la méthode IVCTRPM récurrent à cause principalement du manque de richesse de l'excitation. De ce fait, l'algorithme a du mal à estimer le pôle le plus faible, c'est-à-dire, la constante de temps la plus grande. Pour bénéficier quand même des avantages de cette méthode, on a appliqué dans un premier temps les moindres carrés puis la variable instrumentale avec un facteur d'oubli  $\lambda$  variable à la dernière partie du signal (à quatre cinquièmes de la longueur du signal d'entrée, voir la figure 3.24). Ceci permet également de réduire la vitesse de l'estimation, la variable instrumentale étant moins rapide que les moindres carrés à cause du nombre d'itérations supplémentaires qui permettent de supprimer le biais. Les résultats de cette dernière estimation en ligne sont représentés dans la figure 3.24.

Le tableau 3.9 montre les résultats de l'estimation en ligne du modèle du four et le tableau 3.10 son équivalent sous forme d'écriture en gain et constantes de temps.

	$a_0$	$a_1$	$b_0$	$b_1$
LSCTRPM récurrent	$5,85 \times 10^{-8}$	$1.16 \times 10^{-3}$	$1,11 \times 10^{-6}$	$5.09 \times 10^{-3}$
LSCTRPM récurrent - $\lambda_{var}$	$7,44 \times 10^{-8}$	$1.31 \times 10^{-3}$	$1,35 \times 10^{-6}$	$5.21 \times 10^{-3}$
LSCTRPM récurrent - $\lambda_{var}$	$5.09 \times 10^{-8}$	$1.07 \times 10^{-3}$	$8.76 \times 10^{-7}$	$5.07 \times 10^{-3}$

TABLE 3.9 – Estimations en ligne des paramètres du modèle du four

	$G$	$\tau_z$	$\tau_1$	$\tau_2$
LSCTRPM récurrent	19	1.27	0.25	5.27
LSCTRPM récurrent - $\lambda_{var}$	18.24	1.07	0.22	4.7
LSCTRPM récurrent - $\lambda_{var}$	17.19	1.61	0.27	5.58

TABLE 3.10 – Estimations en ligne des paramètres du modèle du four

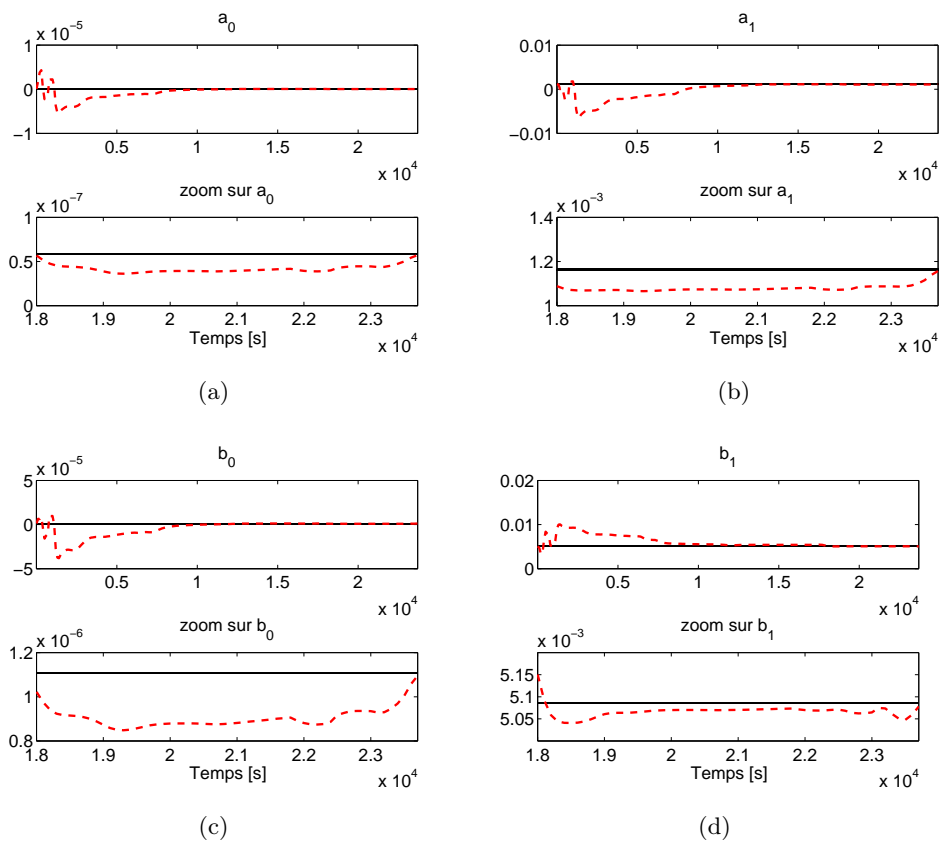


FIGURE 3.22 – Estimation par LSCTRPM récursif des paramètres du modèle du four, (—) hors ligne, (---) en ligne

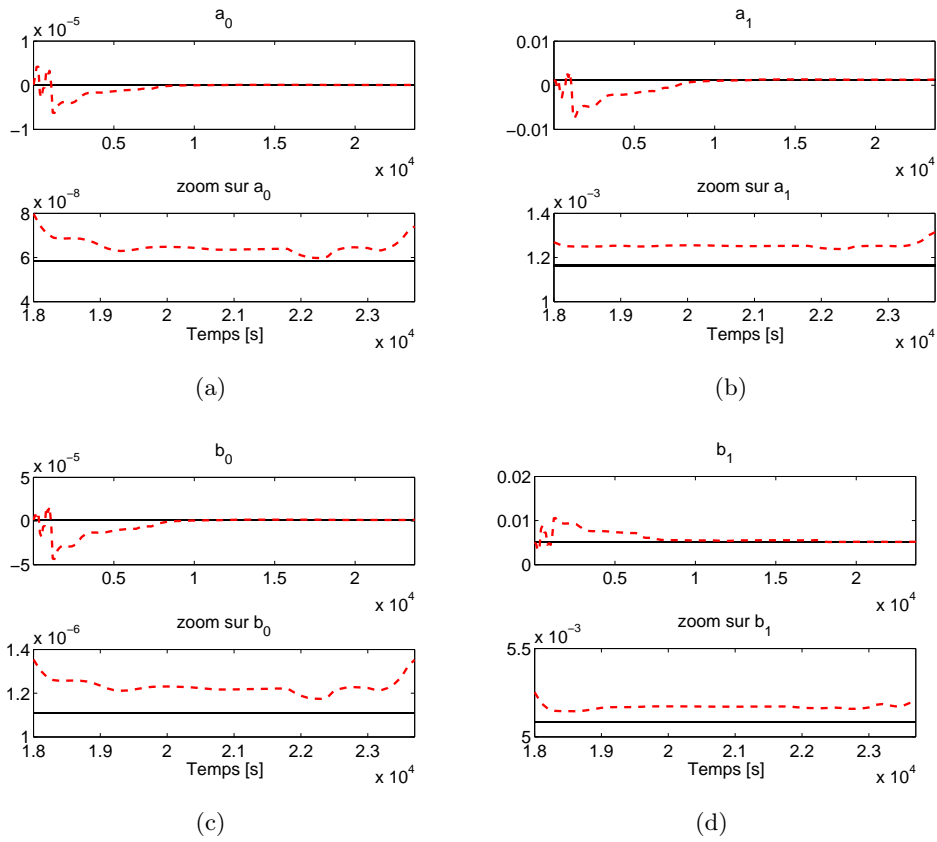


FIGURE 3.23 – Estimation par LSCTRPM récursif -  $\lambda_{var}$  des paramètres du modèle du four, (-) hors ligne, (- -) en ligne

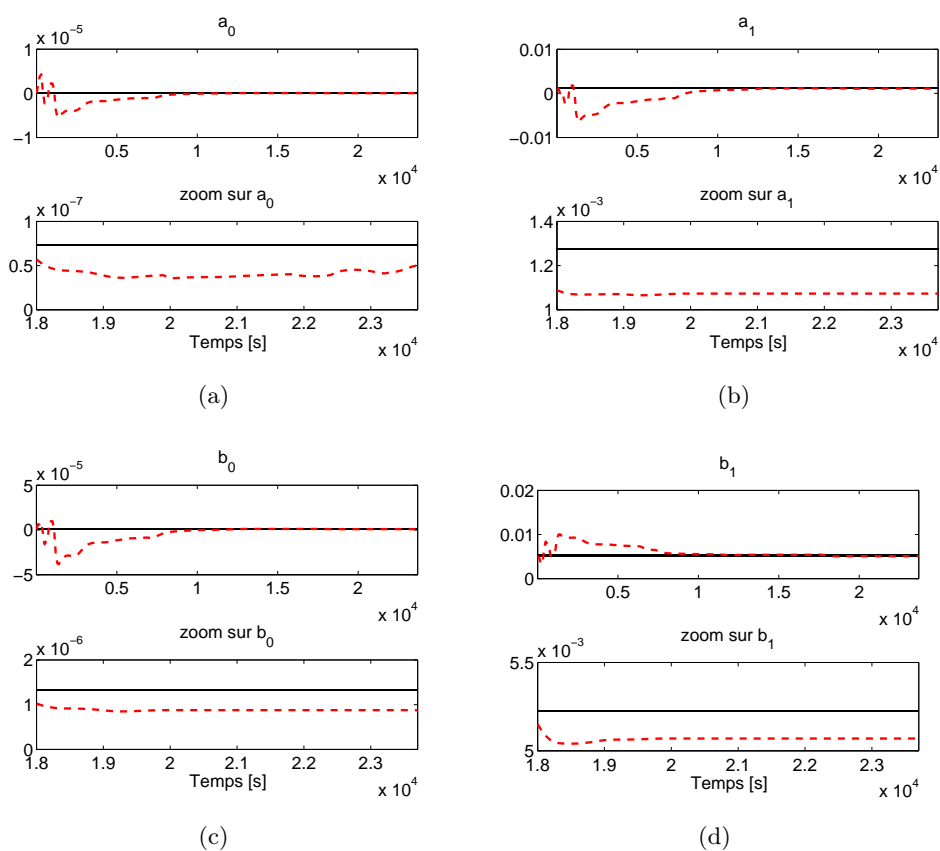


FIGURE 3.24 – Estimation par IVCTRPM récursif -  $\lambda_{var}$  des paramètres du modèle du four, (-) hors ligne, (- -) en ligne

### 3.7 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons entrepris une étude complète sur une installation de four avec pour objectifs le développement d'un capteur logiciel de puissance et le diagnostic de défauts. Il est montré que la reconstruction de la puissance à partir du signal de commande ne pose pas de problème. En ce qui concerne le diagnostic de défauts, l'estimation du modèle du correcteur par une technique de surparamétrisation et l'estimation du modèle du four en boucle fermée avec des outils adaptés ont permis de proposer une stratégie pour la détection de défaut. Cependant, la localisation du défaut nécessite de modéliser les conditions de fonctionnement du four. Il a donc été proposé la construction du modèle boîte grise permettant de tenir compte de la masse, de la nature et de la position de la charge. Malheureusement, le manque d'essais et la pauvreté du signal d'excitation n'ont pas permis d'aboutir à des résultats concluants. Dans l'optique de l'application industrielle du diagnostic, l'implémentation en ligne des moments partiels réinitialisés a été développée dans ces travaux.

Les tests de diagnostic ont porté sur une déconnexion de résistance, il serait intéressant de tester d'autres types de défauts pour valider la démarche de diagnostic proposée dans ce chapitre.

## MESURE DE DÉBIT DE GAZ CONSOMMÉ PAR UNE CHAUDIÈRE

---

### 4.1 Introduction

Il est difficile de connaître la consommation de gaz d'une chaudière industrielle donnée, puisque bien souvent le seul compteur de gaz installé mesure la consommation totale du site. Convaincre le gérant d'installer un compteur de gaz sur une installation existante n'est pas aisé pour des raisons de coût du matériel, mais aussi pour des raisons d'immobilisation de la chaudière. Par conséquent, il existe un besoin réel d'un débitmètre à bas coût et non intrusif qui puisse s'intégrer aisément aux dispositifs déjà présents.

L'objectif de l'étude présentée dans ce chapitre est donc la modélisation de la chaudière pour la mesure du débit de gaz combustible. Le but est de remplacer le débitmètre physique par un capteur logiciel de débit. Dans le cas de la mesure de débit de gaz, le comportement dynamique de la grandeur à modéliser est très rapide ; ainsi, la construction de modèles statiques est suffisante par rapport aux objectifs de suivi énergétique.

L'étude porte sur une installation de chaudière à gaz de 750 kW située sur le site EDF R&D des *Renardières*. Deux démarches sont explorées. La première consiste à estimer un modèle paramétrique. Les paramètres étant, on le verra par la suite, dépendants de la pression et de la température, un modèle LPV (*Linear Parameter Varying*) est recherché (Dos Santos *et al.*, 2011; Tóth, 2010). La seconde démarche est celle de l'estimation d'un modèle non-paramétrique (Arkoun, 2009) qui représente une alternative à l'estimation paramétrique dans le cas où la structure du modèle du système n'est pas défini au préalable.

Les modèles développés permettent de représenter le débit massique de combustible dans une chaudière à gaz à partir de la température, de la pression du gaz et de la commande de la vanne.

## 4.2 Présentation de la chaudière et de son instrumentation

Les essais sont réalisés sur une chaudière d'une puissance nominale de 750kW (voir la figure 4.1). Une représentation schématique de l'installation de la chaudière et de son instrumentation est présentée dans la figure 4.2. Un détendeur, réglable à l'installation, divise la chaudière en une partie haute pression (distribution de gaz) et une partie basse pression (consommation de gaz). Le débit massique  $Q_m$  est mesuré avant le détendeur, autrement dit, dans la partie haute pression. La pression  $p$ , la température  $T$  et le débit volumique  $Q_v$  du gaz sont mesurés dans la partie basse pression. La pression du gaz est réglée manuellement à l'installation via le détendeur. Cependant, pour que le modèle s'adapte aux différents réglages, la pression est considérée comme une entrée tout comme la mesure de la température. La pression et la température dépendent des conditions météorologiques.



FIGURE 4.1 – La chaudière vue de côté

Dans les modèles présentés dans les prochaines sections, le débit massique est préféré au débit volumique à cause de la dépendance de la densité du gaz à la pression absolue d'une part, et par conséquent, aux conditions atmosphériques, et d'autre part à la composition du gaz naturel. Le débit massique dépend directement du signal de commande imposé par l'opérateur et envoyé à la vanne.

Dans cette étude, trois types de vannes ont été successivement testées : une vanne à boisseau cylindrique avec une commande électrique, une vanne papillon à commande mécanique, et enfin une vanne à soupape également à commande électrique.



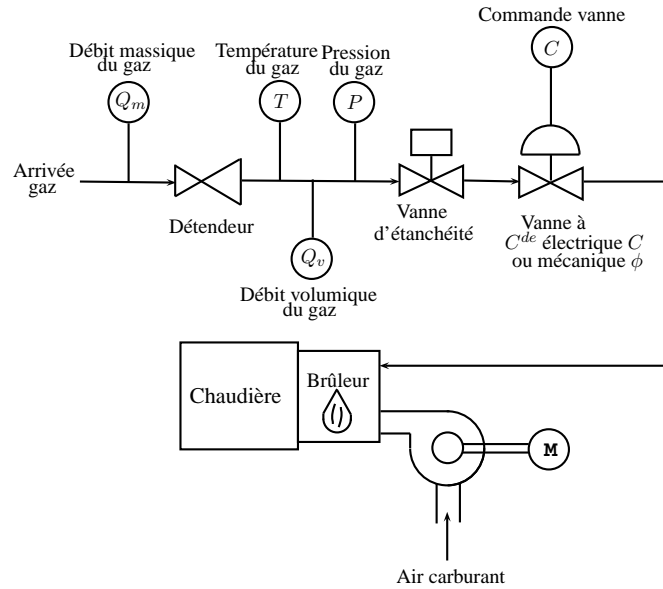


FIGURE 4.2 – Vue schématique de la chaudière

### 4.3 Les vannes étudiées (Serin et Sutter, 2000)

Les essais expérimentaux, qui vont permettre de modéliser le débit, étant réalisés sur différentes vannes, on se propose de faire une rapide description des vannes utilisées en mentionnant les avantages et les inconvénients de chacune.

#### 4.3.1 Vanne à boisseau cylindrique

La vanne à boisseau cylindrique, aussi appelée vanne à tournant cylindrique ou conique, est vraisemblablement le premier type de vanne utilisé (retrouvée dans les canalisations des cités romaines). Ce sont des robinets à déplacement angulaire de l'obturateur. En tournant le levier de manœuvre d'un quart de tour, on fait pivoter un cylindre percé d'un trou. Ils sont utilisés lorsqu'une commande rapide est nécessaire (en quart de tour), lorsqu'un écoulement avec faible perte de charge (différence de pressions en amont et en aval de la vanne) est recherché, lorsqu'une régulation de débit n'est pas nécessaire, ou encore si un encombrement réduit est demandé.

#### 4.3.2 Vanne à papillon

L'obturateur (ou papillon) est un disque plat qui se déplace dans le fluide par rotation autour d'un axe perpendiculaire au sens de l'écoulement du fluide. Le robinet à papillon a pris une place importante en robinetterie industrielle, grâce à de nombreux perfectionnements qui ont été possibles, suite à l'évolution des matériaux (élastomères et plastomères). Comme la vanne à boisseau cylindrique, elle présente

l'avantage d'avoir un faible encombrement et d'avoir une commande quart de tour. Elle est aussi simple d'utilisation, avec un prix de revient assez faible. Les pertes de charge sont très faibles, et elle est adaptée à la régulation de débit et aux manœuvres fréquentes. Par contre, Son fonctionnement n'est pourtant pas adapté aux fonctionnements à forte pression différentielle.

Il existe plusieurs types de vannes papillon. Elles peuvent notamment être munies ou non de brides, à papillon centré ou excentré. Les types de robinets à excentration permettent des applications dans une gamme de températures et de pressions élevées.

### 4.3.3 Vanne à soupape

La vanne à soupape est un robinet à commande multitour actionné par un volant. Ce type de vanne dévie le fluide vers un clapet qui contrôle le débit. Le débit obtenu est directement proportionnel à l'ouverture de la vanne qui est, par conséquent, adaptée au réglage de débit. Cette vanne est également robuste, étanche, simple d'entretien, et permet des manœuvres fréquentes. Elle souffre cependant d'un encombrement important et crée de fortes pertes de charge.

## 4.4 Caractéristiques de débit

Les robinets à soupape, à papillon et à tournant sphérique et cylindrique sont bien adaptés à la fonction de réglage. Ils sont donc fréquemment utilisés dans les chaudières industrielles.

La caractéristique de débit est la relation qui lie le débit qui traverse le robinet au déplacement linéaire ou angulaire de l'obturateur. Généralement, on exprime le débit et le déplacement en valeur relative (% de la valeur maximale). Ce déplacement dépend du type de commande. Il peut donc être de type signal électrique de commande  $C$ , comme pour le cas de la vanne à boisseau cylindrique ou à soupape, ou encore de type position angulaire  $\phi$ , comme pour le cas de la vanne à papillon commandée manuellement.

On distingue deux types de caractéristiques de débit :

- Caractéristique intrinsèque (voir figure 4.3) : Elle est fournie par le constructeur et établie en admettant une perte de charge  $\Delta p$  "constante", quel que soit le débit.

1. La caractéristique linéaire est telle que :

$$Q = Q_{100} \times \frac{d}{d_{100}} \quad (4.1)$$

avec  $Q_{100}$  débit maximal,  $d$  le déplacement de l'obturateur et  $d_{100}$  le déplacement à grande ouverture de l'obturateur.

2. La caractéristique égal pourcentage présente la particularité suivante : pour des incréments égaux de déplacement de l'obturateur, les variations de débit sont égales au débit précédent multiplié par un facteur constant. Elle est donnée par la formule suivante

$$Q = b \exp(ad) \quad (4.2)$$

où  $a$  et  $b$  sont des paramètres.

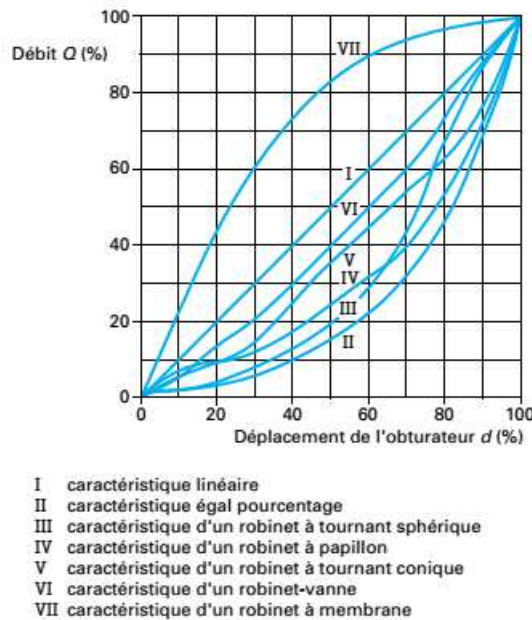


FIGURE 4.3 – Forme approximative et comparée des caractéristiques de débit de différents types de robinets (Serin et Sutter, 2000)

En comparant les courbes de la figure 4.3 avec les caractéristiques mesurées  $Q = f(d)$ , on peut aisément remarquer que les trajectoires sont différentes. Ceci s'explique par le fait de considérer une perte de charge constante.

- Caractéristique de débit réel : elle est obtenue lorsque le robinet est monté dans une installation. On observe alors que la perte de charge aux bornes du robinet n'est pas constante en fonction du débit. On peut le voir sur la figure 4.4 qui représente la caractéristique perte de charge/débit de la vanne à boisseau cylindrique utilisée dans les essais. Sa variation est définie par l'installation tout entière (section de la tuyauterie, perte de charge dans les

conduites amont et aval, ainsi que pertes de charges localisées). On définit le facteur d'autorité  $A$  du robinet par :

$$A = \frac{\Delta p_{100}}{\Delta p} \quad (4.3)$$

avec  $\Delta p_{100}$ , la perte de charge du robinet en grande ouverture. À l'aide de ce facteur d'autorité, il est possible de calculer la caractéristique réelle (repérée par l'indice  $r$ ) à partir de la caractéristique intrinsèque (indice  $i$ ) par la relation

$$\left( \frac{Q}{Q_{100}} \right)_r = 1 / \sqrt{1 + A \left[ \left( \frac{d_{100}}{d} \right)_i^2 - 1 \right]} \quad (4.4)$$

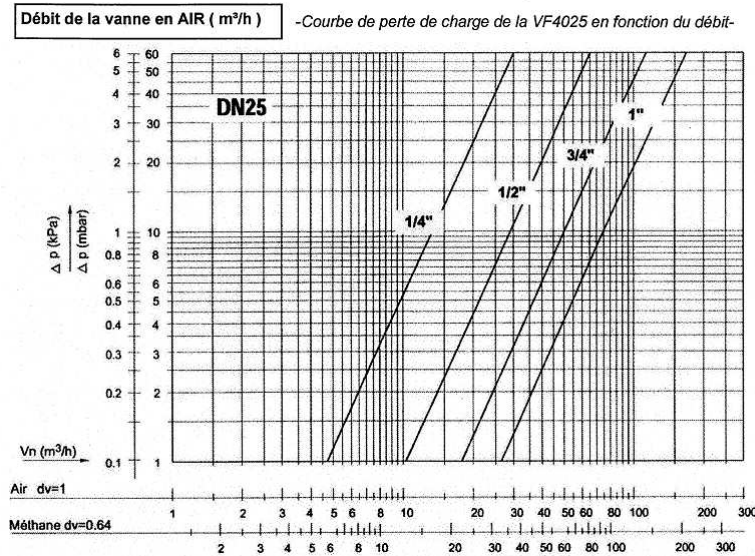
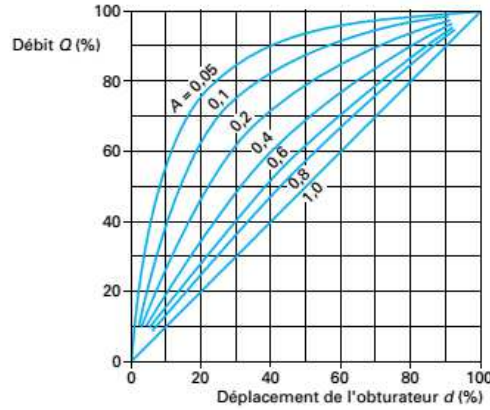
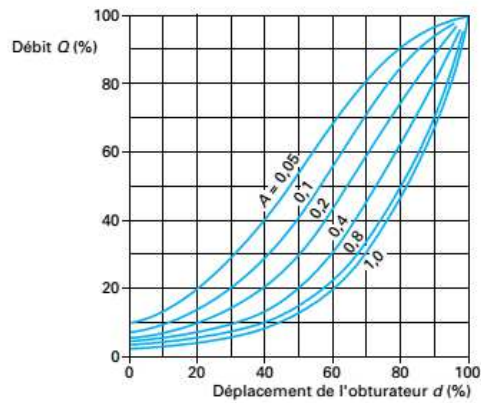


FIGURE 4.4 – Perte de charge en fonction du débit dans un circuit réel d'une vanne gaz à boisseau cylindrique SARGI

Les caractéristiques réelles obtenues à partir de caractéristiques intrinsèques linéaire et égal pourcentage sont représentées sur la figure 4.5. On constate une déformation de plus en plus grande de la caractéristique au fur et à mesure que le coefficient d'autorité  $A$  diminue, donc lorsque la part relative de la perte de charge dans le robinet par rapport à la perte de charge totale dans le circuit diminue. On constate par ailleurs que, pour une faible autorité, les robinets à caractéristique linéaire sont peu adaptés au réglage (la caractéristique devient du type à ouverture rapide).



(a) caractéristique intrinsèque linéaire



(b) caractéristique intrinsèque égal pourcentage

FIGURE 4.5 – Forme des caractéristiques réelles pour différentes caractéristiques intrinsèques et différentes valeurs du facteur d'autorité  $A$  (Serin et Sutter, 2000)

On peut noter qu'il est très difficile de quantifier la perte de charge. Une solution serait de placer un capteur de pression en aval de la vanne, sauf que ceci induirait un coût supplémentaire qui s'ajoutera au coût du capteur logiciel. De plus, une étude faite par le personnel d'EDF (rapport interne) a montré que même avec cette mesure de perte de charge, l'erreur relative entre le débit mesuré et le débit estimé à partir de la documentation du constructeur est de l'ordre de 20%.

Par conséquent, l'utilisation seule de la documentation du constructeur ne permet pas d'estimer le débit à des pressions différentes du gaz. Il est nécessaire de considérer un essai expérimental pour modéliser le transfert Débit–

Commande.

## 4.5 Protocole expérimental

Les essais réalisés sur cette installation consistent en une montée par palier de la commande électrique  $C$  ou de la position  $\phi$  d'une vanne gaz. Il est en effet assez simple de collecter cette mesure qui varie entre 0 et 100 %. Ces essais sont répétés pour différentes valeurs de pression  $p$  et de température  $T$  de gaz. La pression est une donnée d'entrée qui peut être réglée par le détendeur. Elle peut varier entre 80 et 280 mbar relatif. Le gaz ayant un circuit d'acheminement aérien assez long, sa température fluctue selon les conditions météorologiques. Dans cette étude, la plage de variation de la température va de 14 à 33°C. Ces essais sont typiques des essais réalisables en exploitation pour calibration des modèles proposés.

La figure 4.6 présente un essai type. Les figures 4.7, 4.8 et 4.9 recensent les points de fonctionnement collectés pour les trois types de vanne.

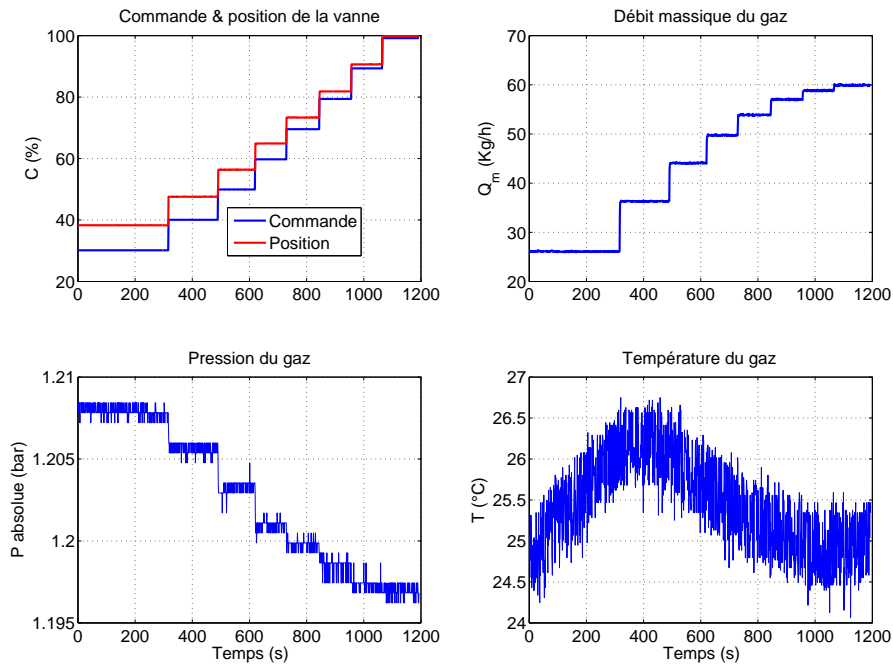


FIGURE 4.6 – Essai type à 200 mbar (en pression relative) sur une vanne à boisseau cylindrique

**Remarque 4.1.** Sur la figure 4.6, l'essai est nommé essai à 200 mbars même si on peut constater une légère variation de la pression absolue autour de 1.2 bar (pression

relative autour de 200 mbars) en fonction de l'ouverture de la vanne. La valeur de 200 mbars correspond à la valeur lue sur un manomètre lors du réglage du détendeur pour une commande à 100%.

**Remarque 4.2.** Par la suite, le nom donné aux essais correspond au réglage avec manomètre du détendeur, alors que la valeur de pression  $p$  retenue pour le point de fonctionnement est la moyenne sur le palier correspondant à la commande la plus élevée. Ceci conduit à une différence entre le nom de l'essai et la valeur de pression considérée. Cette différence est d'autant plus grande que la valeur de pression est grande. On constate même un phénomène de saturation sur la figure 4.7, car les deux points de fonctionnement en pression à 1,205 et 1,210 bar correspondent aux essais nommés 250 mbars et 280 mbars, respectivement. Les essais avec de tels réglages ne seront d'ailleurs pas répétés pour les autres vannes.

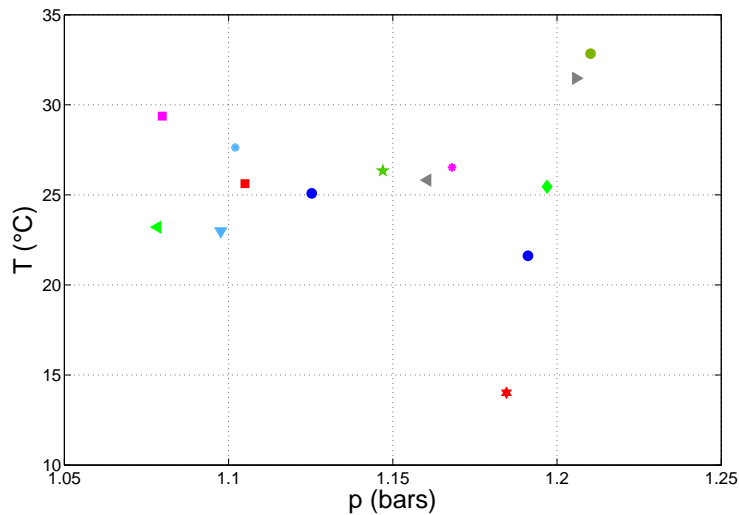


FIGURE 4.7 – Points de fonctionnement en température et en pression du gaz – Vanne à boisseau cylindrique

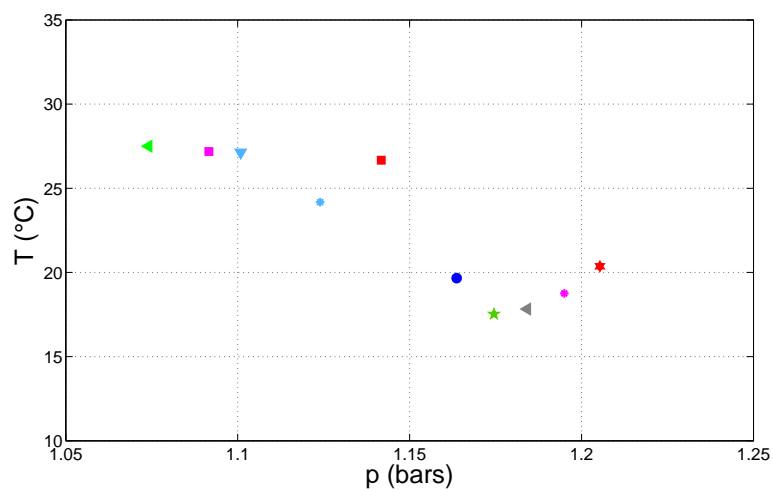


FIGURE 4.8 – Points de fonctionnement en température et en pression du gaz – Vanne papillon

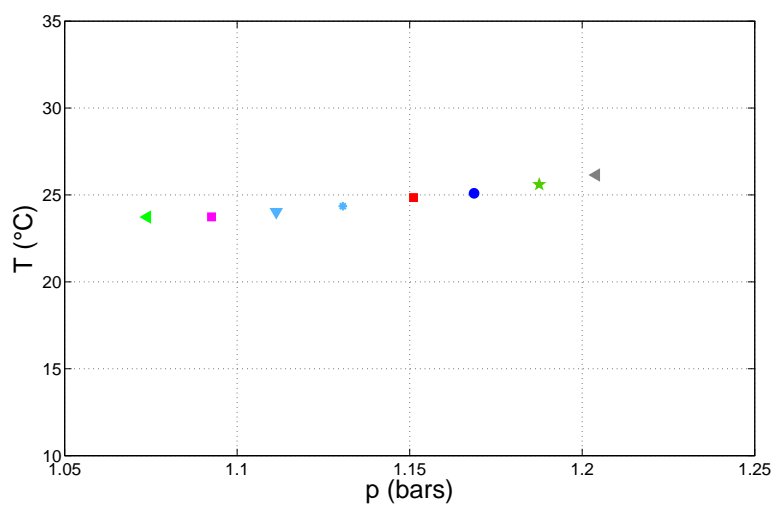


FIGURE 4.9 – Points de fonctionnement en température et en pression du gaz – Vanne à soupape

## 4.6 Modélisation

Deux approches de modélisation sont appliquées : une modélisation paramétrique et une modélisation non-paramétrique. Ces deux méthodes ont été introduites dans le deuxième chapitre.



### 4.6.1 Modélisation paramétrique

Dans cette modélisation, la première intention est de considérer le débit massique  $Q_m$  comme sortie et  $C$  comme entrée exogène. Cependant, comme on peut le constater sur les mesures présentées dans les figures 4.10, 4.11 et 4.12, la pression  $p$  et/ou la température  $T$  influencent aussi la valeur de débit. Une simple loi fonction seulement de la commande ne peut fournir une bonne estimation du débit. Nous proposons donc une modélisation LPV. Initialement, sachant que la pression a physiquement plus d'influence sur le débit du gaz que la température, on propose de modéliser le débit massique en prenant la pression  $p$  comme seule variable de séquençement. Dans un deuxième temps, la température  $T$  est introduite comme une seconde variable de séquençement pour estimer son influence sur le débit.

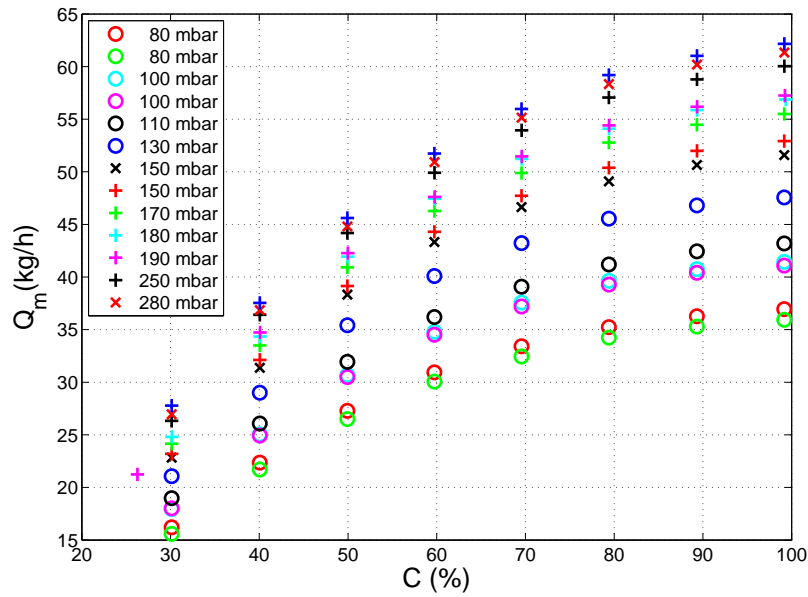


FIGURE 4.10 – Caractéristique débit-commande pour différentes pressions et températures de gaz – Vanne à boisseau cylindrique

Le modèle LPV, comme les autres modèles décrits dans ce chapitre, est un modèle statique. L'estimation du modèle LPV est obtenue par l'approche locale (Dos Santos *et al.*, 2011; Tóth, 2010) qui consiste à :

- estimer des modèles locaux LTI pour différents points de fonctionnement des variables de séquençement,
- puis calculer le modèle LPV global par interpolation des modèles locaux.

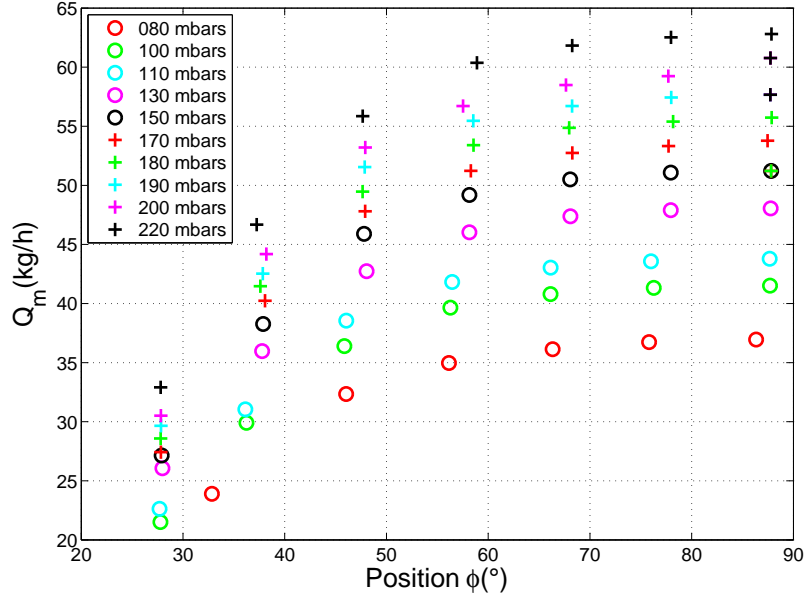


FIGURE 4.11 – Caractéristique débit-position pour différentes pressions et températures de gaz – Vanne papillon à commande mécanique

#### 4.6.1.1 Modèles locaux LTI

Les modèles locaux sont estimés à différents points de fonctionnement définis par une pression et une température constantes. Au regard de l'évolution du débit de gaz  $Q_m$  en fonction de la commande  $C$ , le modèle choisi se présente sous la forme polynômiale suivante

$$Q_m(t) = \sum_{k=0}^{\deg C} \theta_k C^k(t) \quad (4.5)$$

où  $\deg C$  est le degré du polynôme en commande  $C$  et  $\theta_k$  sont les paramètres à estimer.

#### 4.6.1.2 Modèle LPV à une variable de séquençement

Le modèle global LPV en fonction de la pression  $p$  est déterminé à partir des modèles locaux. On considère une valeur de pression fixe sur tout l'essai et égale à la moyenne sur le palier correspondant à la commande la plus élevée. Le choix d'une valeur fixe se justifie par le fait que la pression varie faiblement autour d'une valeur fixée par l'installateur via le réglage du détendeur (voir la figure 4.2). Il est malgré tout utile de considérer la pression comme variable de séquençement pour s'adapter aux différentes installations ou si la pression d'une installation est amenée à être modifiée. Ainsi, la variation du paramètre  $\theta_k$  en fonction de la pression est

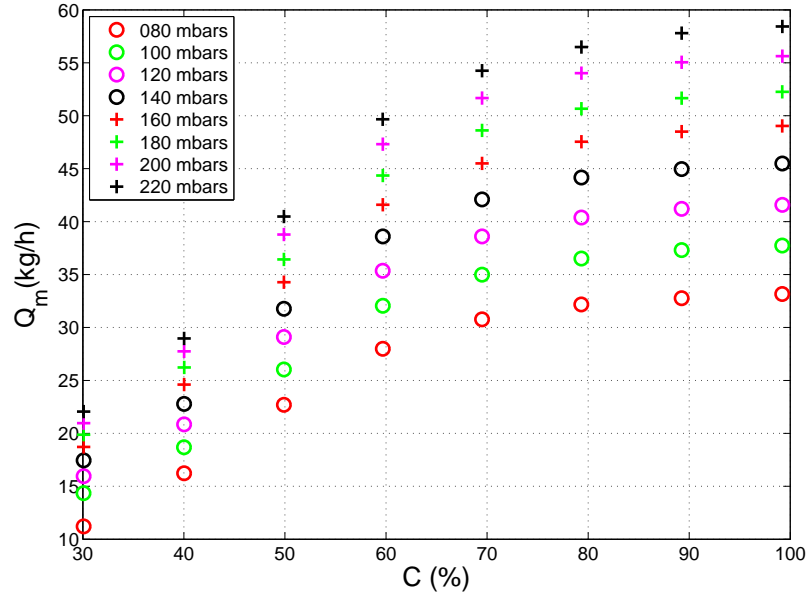


FIGURE 4.12 – Caractéristique débit-commande pour différentes pressions et températures de gaz – Vanne à soupape

représentée par le polynôme suivants

$$\theta_k = \sum_{i=0}^{\deg P_k} \alpha_{k,i} p^i \quad (4.6)$$

où  $\deg P_k$  représente le degré polynômial de  $p$  et les  $\alpha_{k,i}$  les paramètres à estimer.

Le modèle LPV global devient alors

$$Q_m(t) = \sum_{k=0}^{\deg C} \sum_{i=0}^{\deg P_k} \alpha_{k,i} p^i C^k(t) \quad (4.7)$$

#### 4.6.1.3 Modèle LPV à deux variables de séquençement

Les modèles locaux considérés sont les mêmes que ceux donnés par l'équation (4.5). Le modèle LPV global est toujours obtenu en interpolant l'évolution des coefficients  $\theta_k$ . Les seules différences sont les suivantes :

- la pression moyenne de l'essai  $p$  est remplacée par la pression instantanée  $p(t)$  ;
- la température instantanée  $T(t)$  est également prise en compte.

On espère ainsi, grâce à la prise en compte de mesures instantanées et à l'intégration de la mesure de température, obtenir des estimations plus précises que celles fournies par le premier modèle. Chaque coefficient  $\theta_k$  est donc modélisé par un polynôme en  $p(t)$  et en  $T(t)$ , soit un modèle global défini par

$$Q_m(t) = \sum_{k=0}^{\deg C} \sum_{i=0}^{\deg P_k} \sum_{j=0}^{\deg T_k} \alpha_{k,i,j} p(t)^i T(t)^j C^k(t) \quad (4.8)$$

où  $\deg P_k$  et  $\deg T_k$  représentent, respectivement, les degrés des polynômes en  $p(t)$  et en  $T(t)$ .

## 4.6.2 Modélisation non-paramétrique

La modélisation non-paramétrique consiste à approximer un processus sans avoir d'*a priori* sur la structure de son modèle comme décrit dans le chapitre 2. Dans le cas de la chaudière, des processus aléatoires réguliers, et plus précisément, des processus gaussiens sont utilisés avec une modélisation de la covariance par une covariance de Matérn.

## 4.7 Résultats expérimentaux

### 4.7.1 Modélisation paramétrique

#### 4.7.1.1 Identification des modèles locaux LTI

Les figures 4.13, 4.14 et 4.15 présentent les modèles locaux définis par l'équation (4.5) calibrés sur l'ensemble des essais disponibles de chaque vanne. Les paramètres ont été estimés à l'aide d'un simple algorithme des moindres carrés. On remarque que le degré de l'entrée (commande ou position), varie d'une vanne à l'autre. Par exemple, dans le cas de la vanne à boisseau cylindrique, un modèle local de degré 2 suffit pour modéliser le débit, tandis qu'un modèle local de degré 3 est nécessaire pour modéliser les caractéristique de débit de la vanne papillon et de la vanne à soupape.

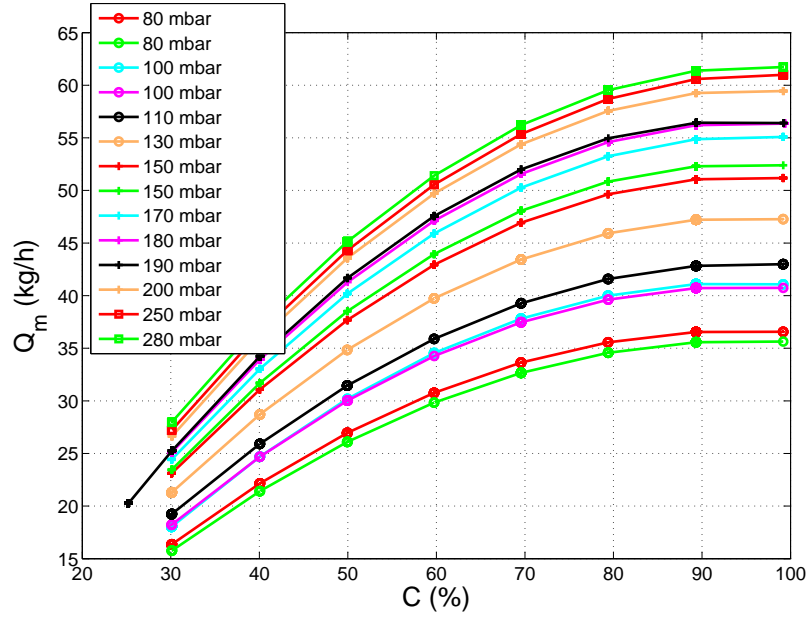


FIGURE 4.13 – Modèles locaux  $Q_m(t) = \theta_2 C(t)^2 + \theta_1 C(t) + \theta_0$  pour différentes valeurs de pression  $p$  – Vanne à boisseau cylindrique

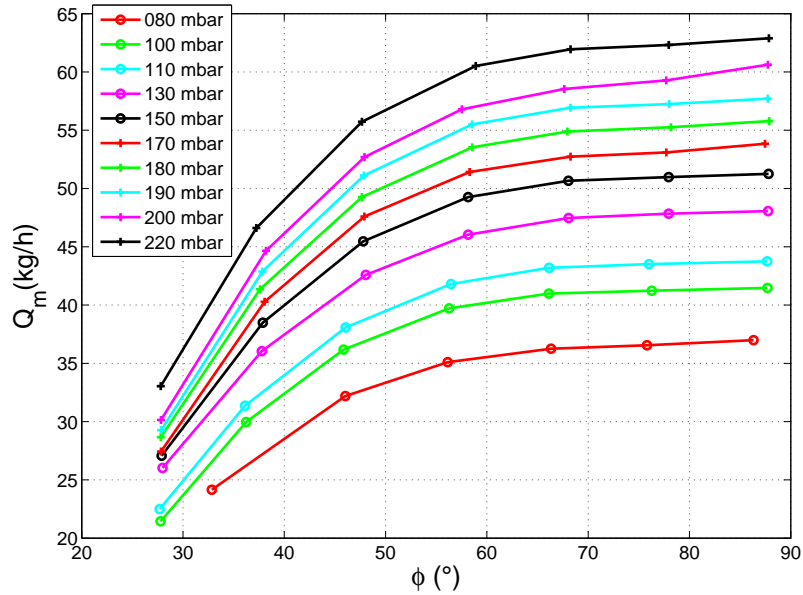


FIGURE 4.14 – Modèles locaux  $Q_m(t) = \theta_3 \phi(t)^3 + \theta_2 \phi(t)^2 + \theta_1 \phi(t) + \theta_0$  pour différentes valeurs de pression  $p$  – Vanne papillon

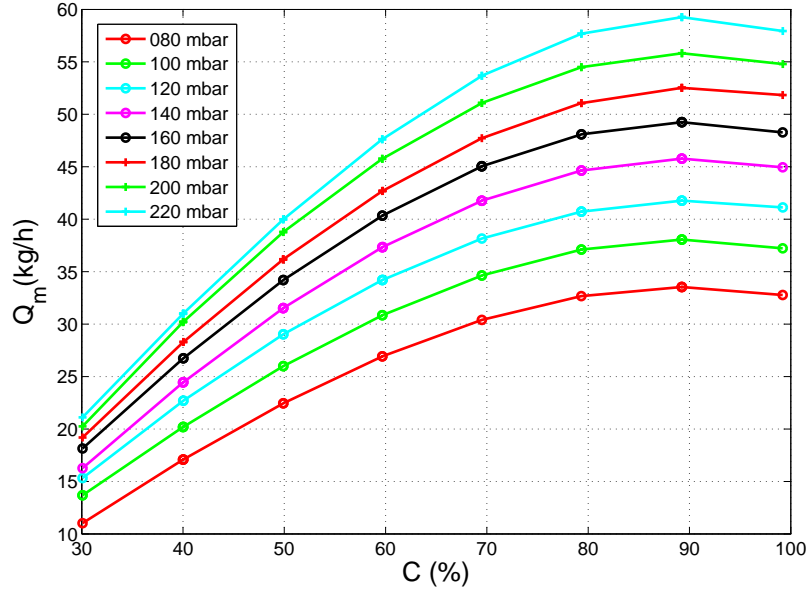


FIGURE 4.15 – Modèles locaux  $Q_m(t) = \theta_3 C(t)^3 + \theta_2 C^2(t) + \theta_1 C(t) + \theta_0$  pour différentes valeurs de pression  $p$  – Vanne à soupape

Les figures 4.16, 4.17, 4.18, 4.19, 4.20, et 4.21 montrent l'évolution des paramètres des différents modèles locaux en fonction des pressions et des températures pour les trois types de vannes.

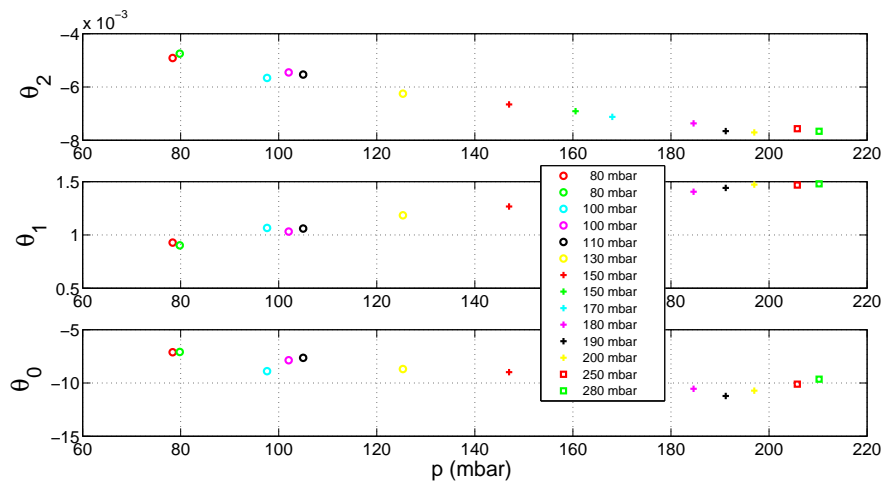


FIGURE 4.16 – Évolution des paramètres des modèles locaux en fonction de la pression  $p$  – Vanne à boisseau cylindrique

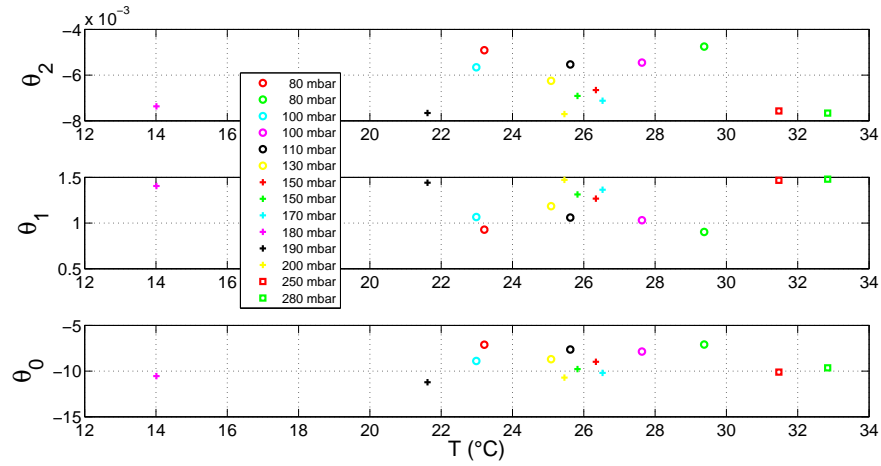


FIGURE 4.17 – Évolution des paramètres des modèles locaux en fonction de la température  $T$  – Vanne à boisseau cylindrique

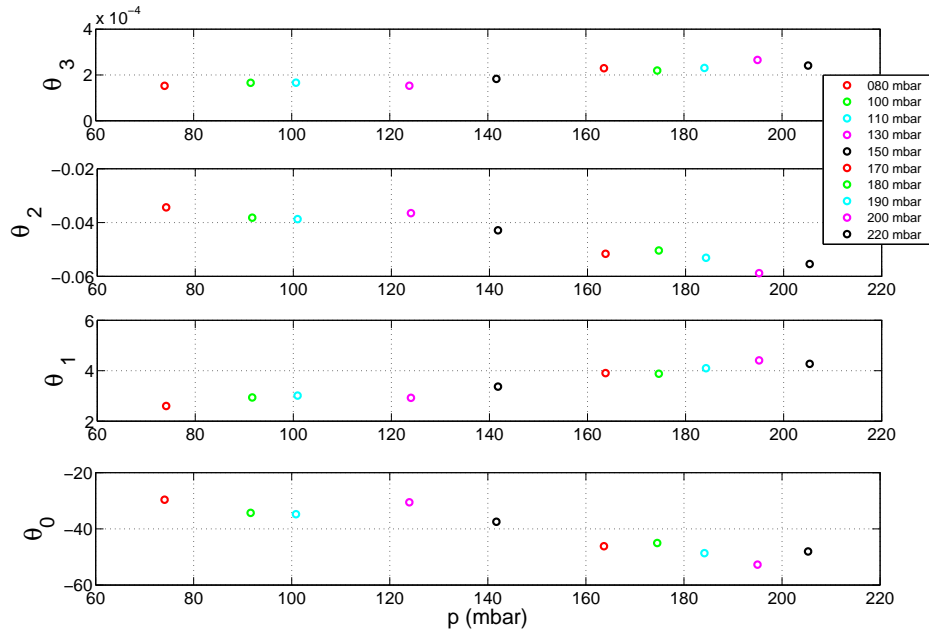


FIGURE 4.18 – Évolution des paramètres des modèles locaux en fonction de la pression  $p$  – Vanne papillon

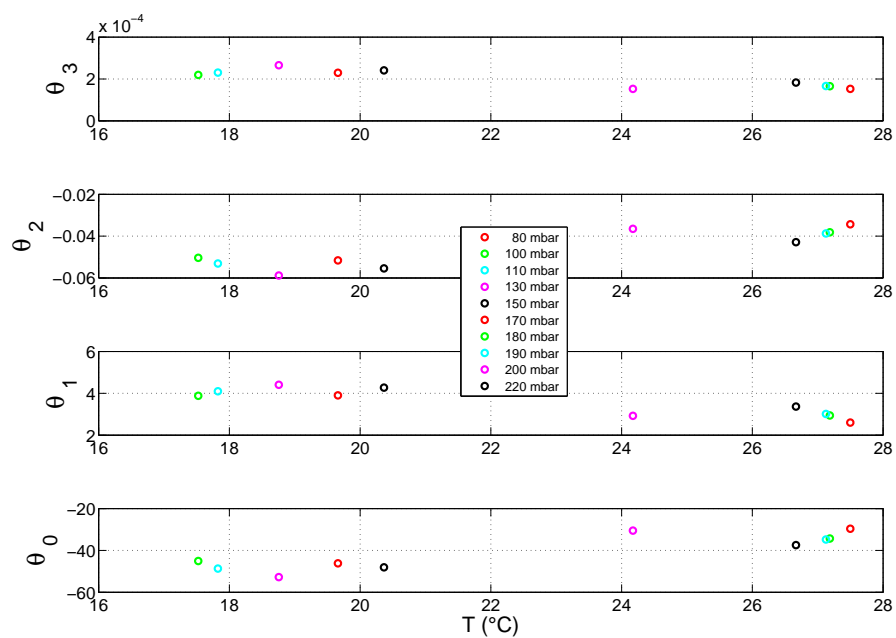


FIGURE 4.19 – Évolution des paramètres des modèles locaux en fonction de la température  $T$  – Vanne papillon



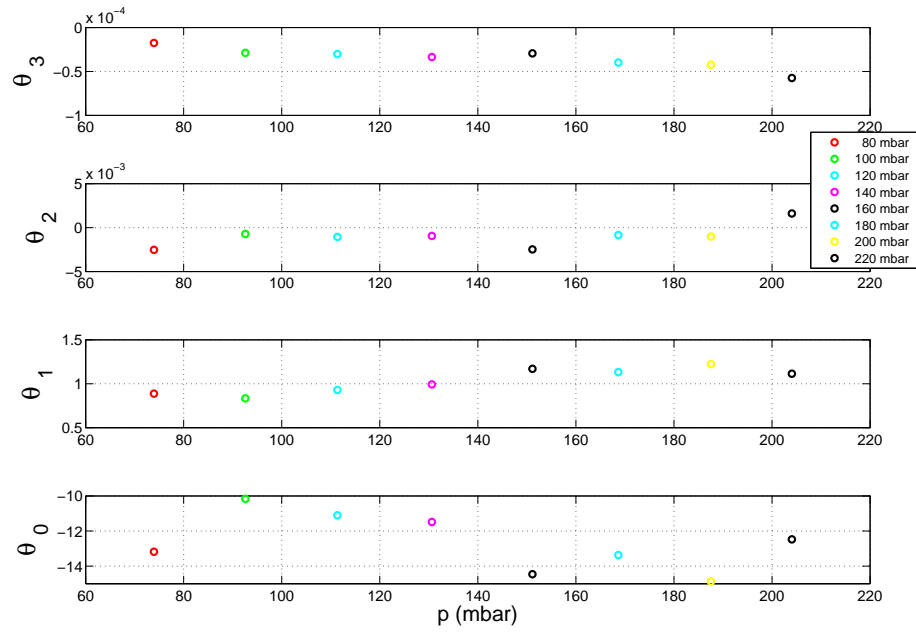


FIGURE 4.20 – Évolution des paramètres des modèles locaux en fonction de la pression  $p$  – Vanne à soupape

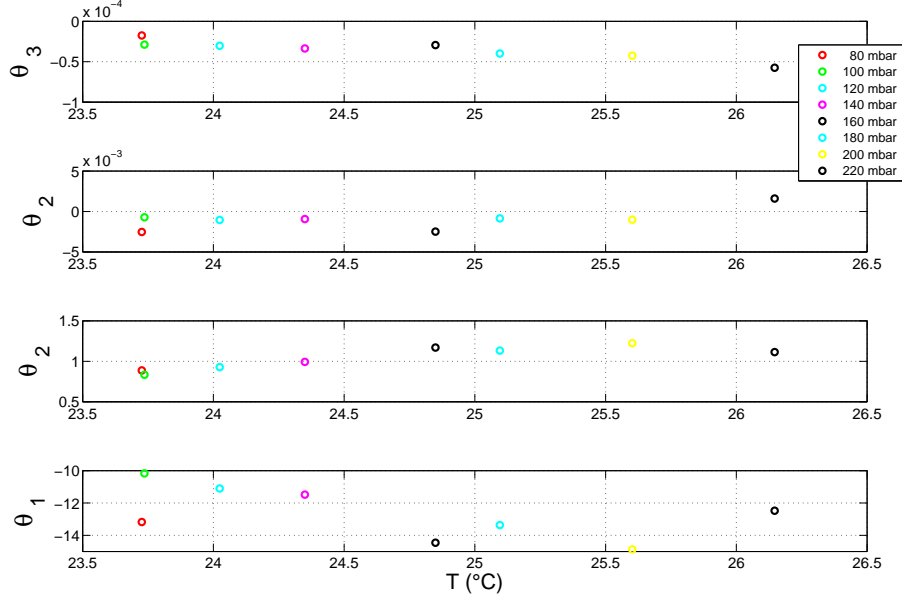


FIGURE 4.21 – Évolution des paramètres des modèles locaux en fonction de la température  $T$  – Vanne à soupape

#### 4.7.1.2 Modèle LPV à une variable de séquencement

Considérons ici la vanne à boisseau cylindrique. Étant donné la répartition des paramètres locaux  $\theta_k$  en fonction de la température présentée dans la figure 4.17, on déduit qu'il est difficile de trouver une équation polynômiale passant à proximité de ces paramètres.

Pour cette vanne, nous avons donc retenu un modèle LPV à une variable de séquencement avec les polynômes définis par (4.6) avec des degrés  $\deg P_2 = 2$ ,  $\deg P_1 = 2$  et  $\deg P_0 = 3$ .

Le modèle LPV à une variable de séquencement a également été estimé pour les vannes papillon et à soupape. Les modèles polynômiaux (4.6) avec  $\deg P_k = 3$  sont présentés sur les figures 4.23 et 4.24.

Le modèle LPV global peut par la suite être utilisé directement comme capteur logiciel. Par exemple, pour le cas de la vanne à boisseau cylindrique et pour une commande  $C$  donnée et un réglage de pression, il suffit d'appliquer la relation (4.7) calibrée pour obtenir une estimation du débit de gaz. Les résultats de simulation des modèles sont présentés sur la figure 4.25 pour les données d'un essai et comparés aux données réelles de l'essai. L'erreur relative (moyennée par palier) maximale est

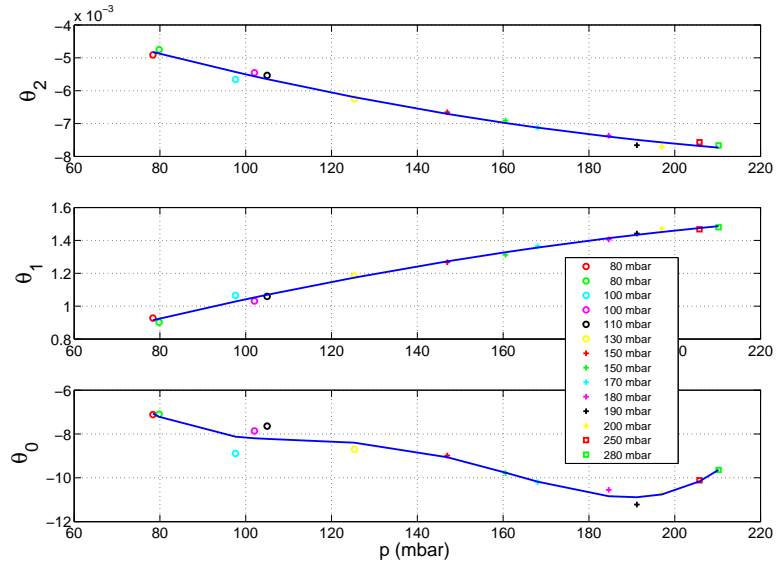


FIGURE 4.22 – Évolution des paramètres des modèles locaux en fonction de la pression  $p$  (symboles) et modèles polynômiaux (4.6) (trait continu)  
– Vanne à boisseau cylindrique

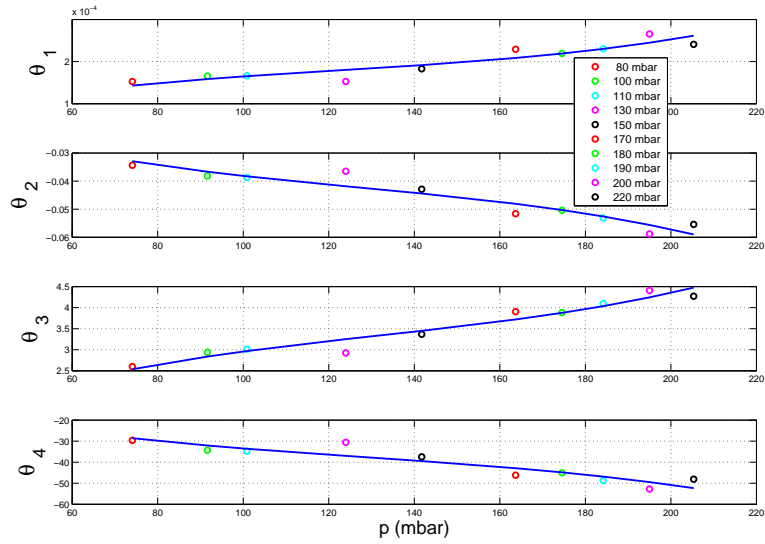


FIGURE 4.23 – Évolution des paramètres des modèles locaux en fonction de la pression  $p$  (symboles) et modèles polynômiaux (4.6) (trait continu)  
– Vanne papillon

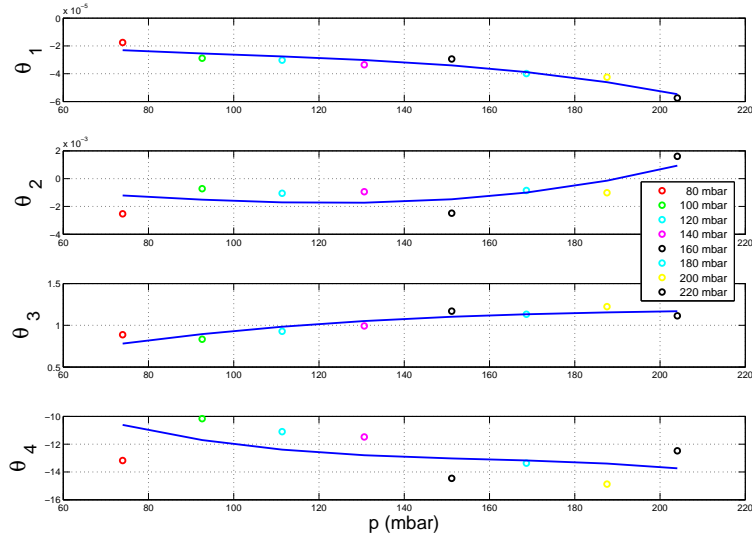


FIGURE 4.24 – Évolution des paramètres des modèles locaux en fonction de la pression  $p$  (symboles) et modèles polynômiaux (4.6) (trait continu)  
– Vanne à soupape

représentée à la figure 4.26 pour l'ensemble des essais. Une erreur relative maximale de 3.92% est obtenue pour une pression à 80mbar et des degrés de pression  $\deg P_2 = 2$ ,  $\deg P_1 = 2$  et  $\deg P_0 = 3$ . L'erreur relative est également satisfaisante dans le cas de la vanne papillon, à condition d'augmenter le degré  $\deg P_k = 3$ . En revanche pour la vanne à soupape, ce modèle fournit des résultats non satisfaisants en matière d'erreur relative et ce en dépit de l'augmentation de la complexité des polynômes en pression. Pour cette dernière vanne, il est nécessaire d'utiliser une deuxième variable de séquençement, la température. Le tableau 4.1 montre pour les trois vannes l'erreur relative maximale obtenue sur l'essai le plus défavorable.

Type de vanne	Erreur moyenne relative maximale [%]	Pression correspondante [mbar]
Vanne à boisseau cylindrique	3.92	80
Vanne papillon	3.48	130
Vanne à soupape	7.94	140

TABLE 4.1 – Maximum des erreurs relatives maximales moyennées par palier pour les différents types de vannes

### Validation des modèles

Une démarche de validation croisée a été réalisée afin de vérifier le comporte-

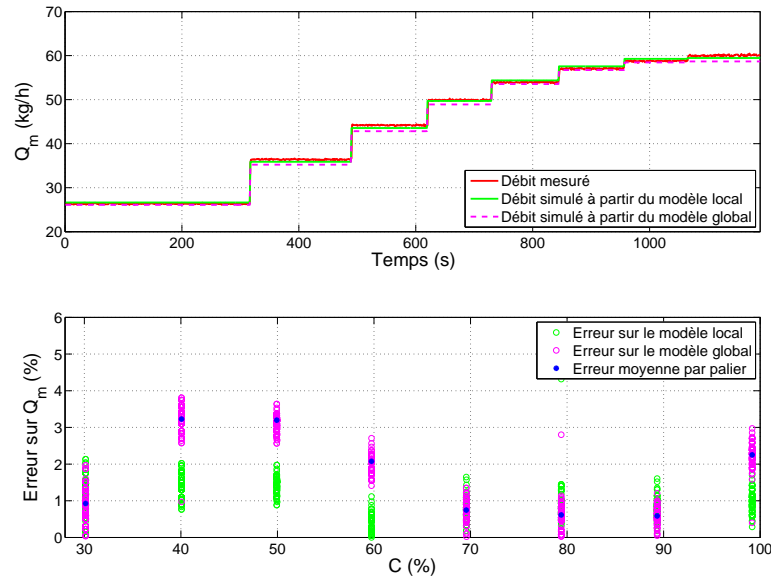


FIGURE 4.25 – Simulation du modèle local LTI et du modèle global LPV à une entrée de séquençement sur les données à 200 mbar – Vanne à boisseau cylindrique

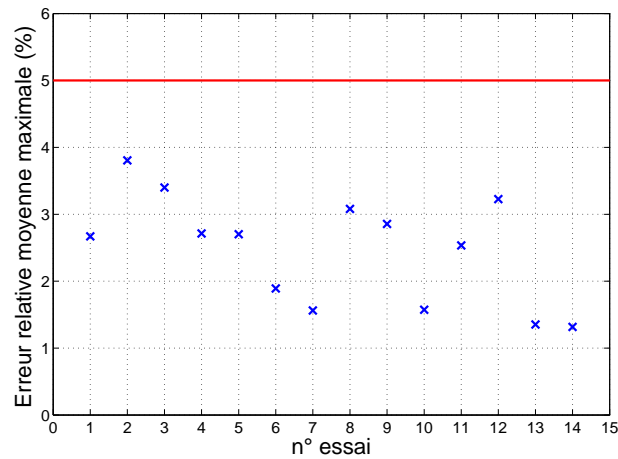


FIGURE 4.26 – Erreurs relatives (moyennées par palier) maximales – Modèles LPV à une entrée de séquençement de la vanne à boisseau cylindrique

ment du capteur logiciel pour l'ensemble des conditions expérimentales auxquelles le capteur sera potentiellement soumis lorsqu'il sera en phase d'exploitation. Le

nombre d'expériences étant relativement faible (14 campagnes au maximum), nous avons choisi d'utiliser une approche Leave-One-Out (Kohavi, 1995). Si on prend comme exemple la vanne à boisseau cylindrique, elle consiste à utiliser 13 des 14 essais pour l'identification et 1 essai pour la validation, et à répéter ce principe pour que chaque essai soit utilisé une fois comme essai de validation.

Les résultats sur la vanne à boisseau cylindrique sont présentés sur la figure 4.27. Les erreurs relatives sur la simulation du modèle estimé sur les 14 essais sont représentées par les croix. Les erreurs relatives des modèles estimés avec 13 essais et simulés sur l'essai de validation sont représentées par les cercles. On peut noter une erreur plus importante en validation. Néanmoins, celle-ci reste inférieure à 5 % comme le montre la figure.

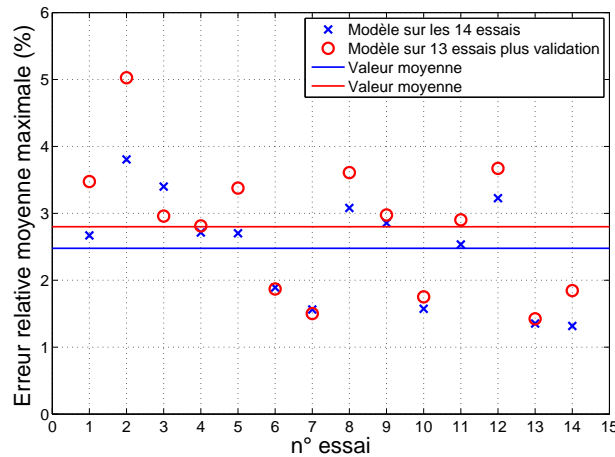


FIGURE 4.27 – Comparaison entre le modèle estimé sur les 14 essais et les modèles issus de la validation croisée – Modèles LPV à une entrée de séquençement d'une vanne à boisseau cylindrique

Les figures 4.28 et 4.29 représentent les résultats de la validation croisée sur les deux autres types de vanne. Si les résultats restent corrects pour la vanne papillon, hormis sur l'essai n°10 où l'erreur dépasse 7%, ils ne sont pas satisfaisants pour la vanne à soupape comme on le constate sur la figure 4.29.

#### 4.7.1.3 Modèle LPV à deux variables de séquençement

Le modèle LPV global est maintenant basé sur des mesures instantanées de température  $T(t)$  et de pression  $p(t)$ . La figure 4.30 montre que pour une même pression, le débit du gaz varie légèrement en fonction de la température. Reste à vérifier s'il est vraiment utile de rajouter une seconde variable de séquençement et par conséquent, de complexifier le modèle.

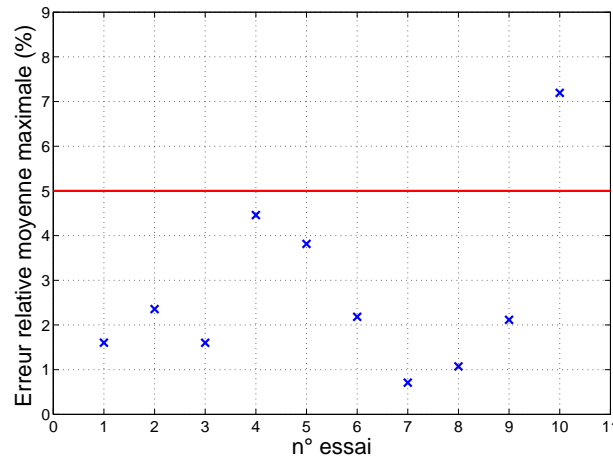


FIGURE 4.28 – Erreurs en validation croisée – Modèles LPV à une entrée de séquencement d’une vanne papillon

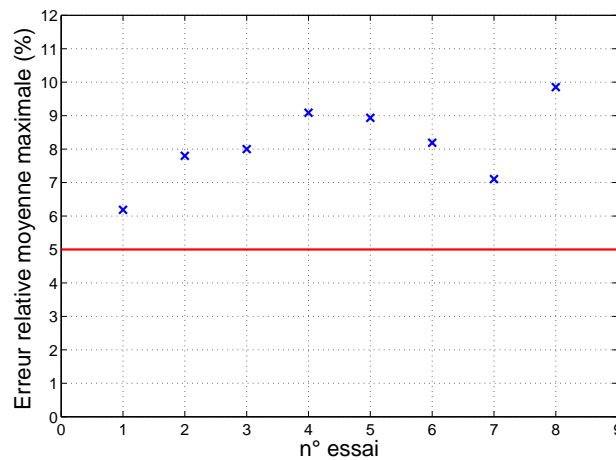


FIGURE 4.29 – Erreurs en validation croisée – Modèles LPV à une entrée de séquencement d’une vanne à soupape

On considère le modèle de l’équation (4.8). Après différents essais sur la vanne à boisseau cylindrique, les meilleurs résultats sont obtenus pour  $\text{degP} = 2$  et  $\text{degT} = 1$ . Les erreurs relatives maximales par palier en validation croisée sont données sur la figure 4.31. L’erreur relative maximale est de 3.7%, c’est-à-dire plus faible qu’avec le premier modèle à une variable de séquencement où l’erreur relative maximale est de 5% mais avec toutefois une complexité plus importante.

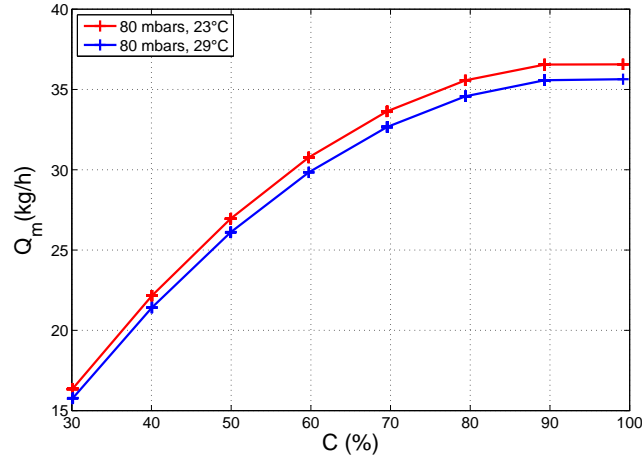


FIGURE 4.30 – Modèles locaux pour une même pression 80 mbar et deux températures différentes (23 et 29°C).

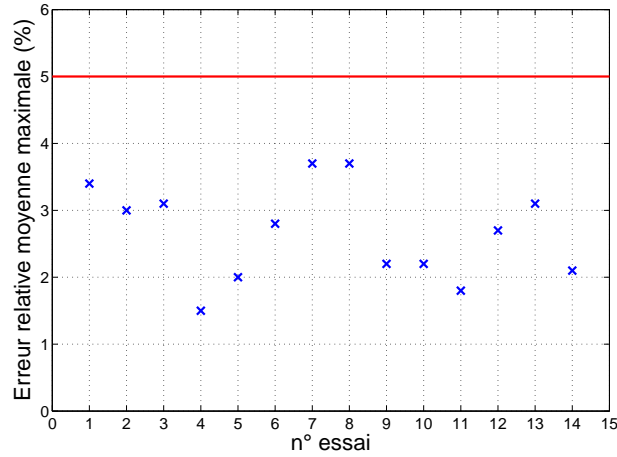


FIGURE 4.31 – Erreurs en validation croisée – Modèles LPV à 2 entrées de séquencement d’une vanne à boisseau cylindrique

Les erreurs sur les données de validation croisée sur les deux autres types de vanne sont représentées par les figures 4.32 et 4.33. On peut voir, en comparant les figures 4.29 et 4.33 que le modèle instantané fournit de meilleurs résultats pour une vanne à soupape. Pour la vanne papillon, la comparaison entre les figure 4.28 et 4.32 montre une légère amélioration.

Notons qu’une étude a été réalisée en remplaçant les valeurs instantanées  $p(t)$  et  $T(t)$  par des valeurs moyennées. Les résultats sont similaires en termes de justesse.



Ce moyennage permet de limiter l'influence du bruit sur les mesures de pression et de température.

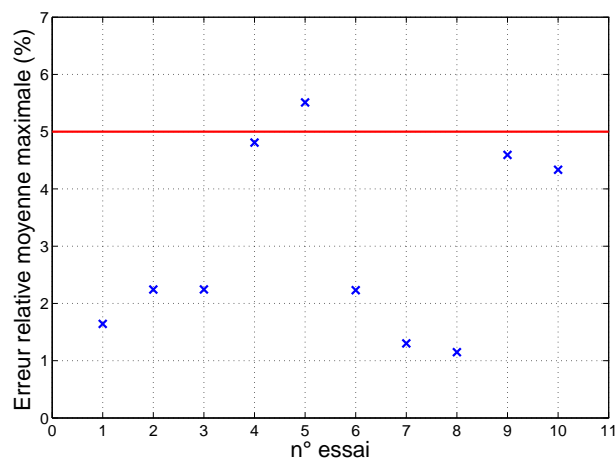


FIGURE 4.32 – Erreurs en validation croisée – Modèles LPV à 2 entrées de séquencement d'une vanne papillon

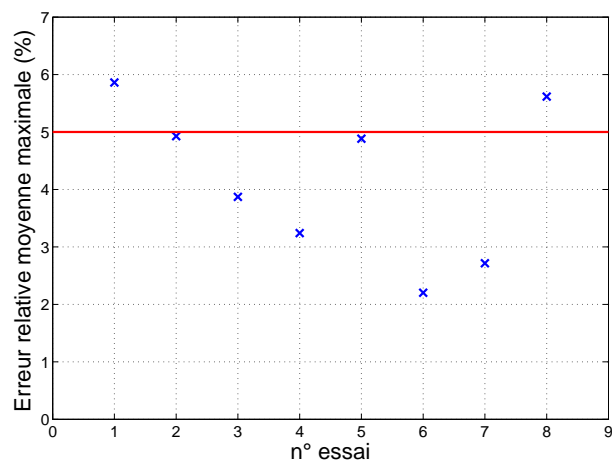


FIGURE 4.33 – Erreurs en validation croisée – Modèles LPV à 2 entrées de séquencement d'une vanne à soupape

#### 4.7.2 Modélisation non-paramétrique

Cette méthode a été mise en œuvre sur les 14 essais réalisés sur une vanne à boisseau cylindrique en utilisant la toolbox STK (*Small Toolbox for Kriging*) sous

Matlab (Bect et Vazquez, 2011). La méthode est appliquée en considérant comme variable  $x$  le triplet de variables  $(C, p, T)$ , la fonction  $f(x)$  étant le débit massique  $Q_m(C, p, T)$ .

Les données issues des 14 campagnes ont été utilisées selon 3 mises en œuvre différentes :

- $M_1$  : On modélise directement la relation permettant d'exprimer le débit de gaz  $Q_m$  en fonction de la commande  $C$ , la pression  $p$  et la température  $T$  du gaz. La relation cherchée est du type  $Q_m = f(C, p, T)$ , et donc  $x_i = (C_i, p_i, T_i)$  et  $y_i = Q_i$ . L'indice  $i$  représente donc une mesure à un instant donné pour une campagne donnée.  $n$  est le nombre total d'indices (de l'ordre de 18000).
- $M_2$  : Comme pour la modélisation polynômiale LPV, on commence par modéliser, pour chacune des 14 campagnes, la relation liant le débit  $Q_m$  à la commande  $C$  par un polynôme de degré 2, dont le vecteur  $\theta$  des coefficients est ensuite modélisé à partir de la pression et de la température du gaz. On cherche donc une relation  $\theta = f(p, T)$  et donc  $x_i = (p_i, T_i)$  et  $y_i = \theta_i$ . L'indice  $i$  représente dans ce cas une campagne de mesures et  $n$  est le nombre total de campagnes ( $n = 14$ ).
- $M_3$  : Même démarche que précédemment, sauf que l'on décompose la relation liant le débit  $Q_m$  à la commande  $C$  sur une famille de trois polynômes orthogonaux de degré 2 (polynômes par la suite notés  $h_1(C)$ ,  $h_2(C)$  et  $h_3(C)$ ). Soit  $\gamma$  le vecteur des poids de décomposition. L'idée est d'obtenir des composantes de  $\gamma$  les moins corrélées possibles afin de faciliter par la suite leur modélisation à partir de la pression et de la température.

### Construction des trois polynômes orthogonaux

Les polynômes  $h_1(C)$ ,  $h_2(C)$  et  $h_3(C)$  ont été construits avec les critères suivants :

**Orthogonalité** :  $\int_{I_C} h_k(C) h_l(C) dC = \delta[k - l]$ . L'intervalle de commande  $I_C$  considéré est l'intervalle  $[30\%, 100\%]$ .

**Variance expliquée** : Le polynôme  $h_1(C)$  est le polynôme de degré 2 qui explique le mieux l'ensemble des 14 campagnes (résidus de variance minimale). Le polynôme  $h_2(C)$  est le polynôme de degré 2, orthogonal à  $h_1(C)$  qui explique le mieux les résidus précédents, etc.

Le tableau 4.2 synthétise les résultats obtenus pour les trois mises en œuvre. Ces résultats sont les erreurs de la validation croisée.

Les mises en œuvre 2 et 3, fondées sur une régression polynômiale entre le débit et la commande, se comportent bien, ce qui montre qu'une relation du type

	$M_1$	$M_2$	$M_3$
Erreur moyenne relative maximale	1.2%	2.4%	2.3%
Quantile à 95% des erreurs relatives	2.8%	5.6%	5.6%

TABLE 4.2 – Synthèse des résultats obtenus avec les trois mises en œuvre

$Q_m = \theta_2 C^2 + \theta_1 C + \theta_0$  permet une modélisation comportementale satisfaisante.

Les résultats de chaque mise en œuvre sont ensuite détaillés :

#### 4.7.2.1 Mise en œuvre 1 : $Q_m = f(C, p, T)$

La figure 4.34 montre les résultats obtenus en validation croisée pour 4 essais parmi les 14 testés. Comme le suggèrent les résultats illustrés dans le tableau 4.2, les prédictions sont proches des valeurs réelles. La simulation du modèle obtenu à pressions et températures variables pour une commande à 50% (figure 4.35). On peut noter que l'influence de la pression est plus importante que celle de la température sur la variation du débit, ce qui peut justifier l'utilisation d'un modèle ne tenant compte que de la pression pour la vanne à boisseau cylindrique.

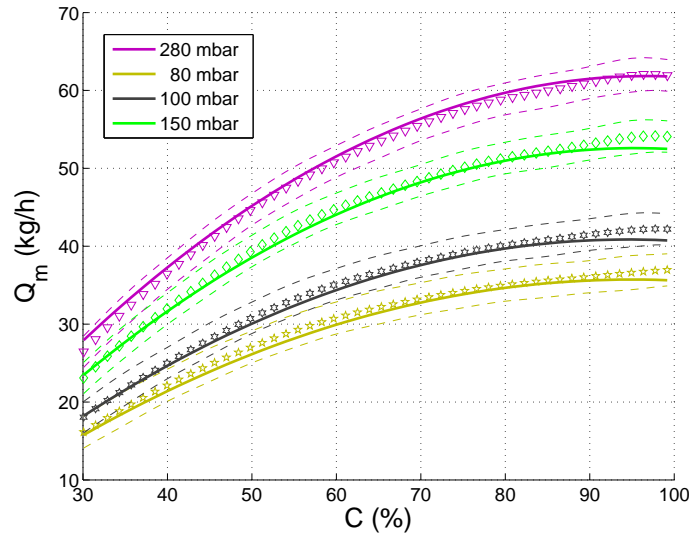


FIGURE 4.34 – Résultats en validation croisée pour les modèles  $Q_m = f(C, p, T)$  de la vanne à boisseau cylindrique en fonction de la commande  $C$  – Traits pleins : polynômes identifiés par la mise en œuvre  $M_2$  ; marqueurs : prédiction ; pointillés : intervalles de confiance associés

La figure 4.35 montre une faible influence de la température et une influence

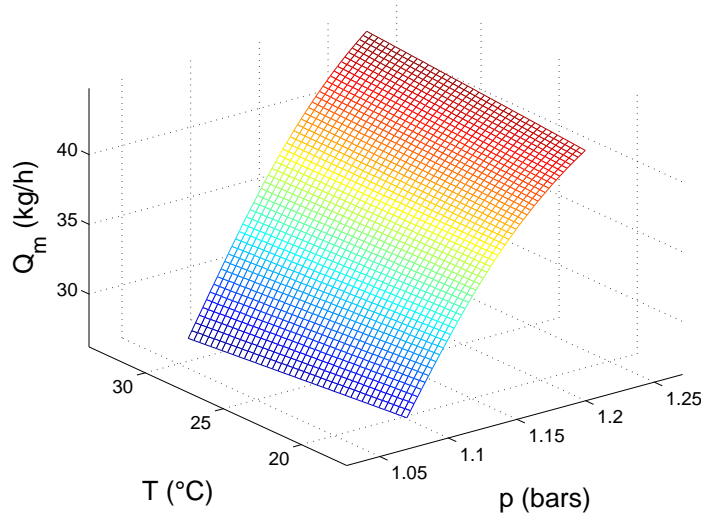


FIGURE 4.35 – Comportement du modèle en fonction de la pression et de la température du gaz pour une vanne à boisseau cylindrique. Tracés pour une commande à 50%

plus importante de la pression.

#### 4.7.2.2 Mise en œuvre 2 : $\theta = f(p, T)$

La figure 4.36 donne les 14 polynômes à modéliser obtenus par la mise en œuvre  $M_2$ .

Ensuite, les paramètres  $\theta_k$  pour  $k = 0, 1, 2$  sont approchés pour des modèles non-paramétriques  $\theta_k = f(p, T)$  pour fournir une erreur maximale de 2,4%.

#### 4.7.2.3 Mise en œuvre 3 : $\theta = f(p, T)$ et polynômes orthogonaux

L'approche  $M_3$  consiste en une décomposition sur une famille de polynômes orthogonaux.

La figure 4.37 montre les trois polynômes orthogonaux obtenus. On constate que le polynôme expliquant le mieux les observations ( $h_1(C)$ ) réalise un compromis entre les 14 polynômes à modéliser.

Les mises en œuvre  $M_2$  et  $M_3$  sont très proches par le principe et les résultats. Cependant,  $M_3$  a été préférable car moins complexe que  $M_2$ . En effet, seuls les polynômes  $h_1(C)$  et  $h_2(C)$  sont utilisés pour la décomposition. Par conséquent, on ne modélise que deux coefficients de projection  $\gamma_k = f(p, T)$ , et ceux-ci sont plus

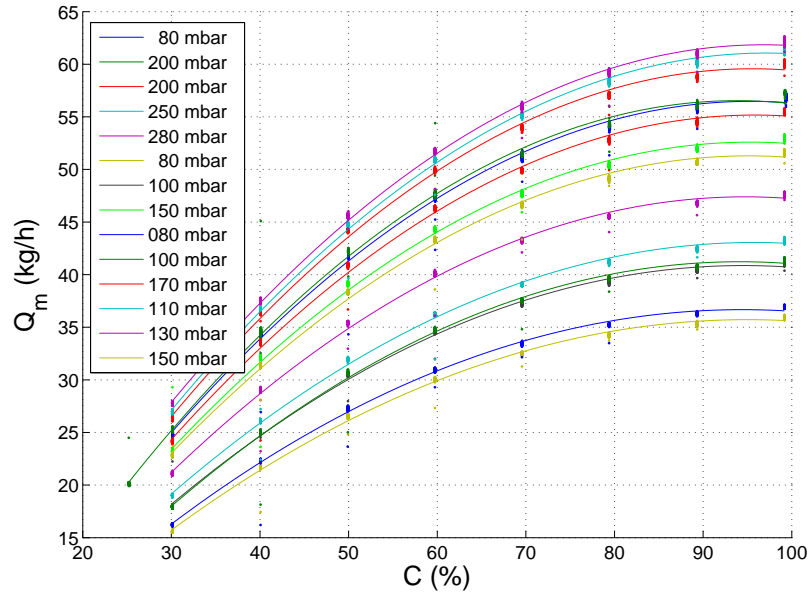


FIGURE 4.36 – Résultats de la modélisation  $Q_m = \theta_2 C^2 + \theta_1 C + \theta_0$  pour les 14 campagnes avec la mise en œuvre  $M_2$  (approche similaire à celle de la modélisation LPV) sur une vanne à boisseau cylindrique

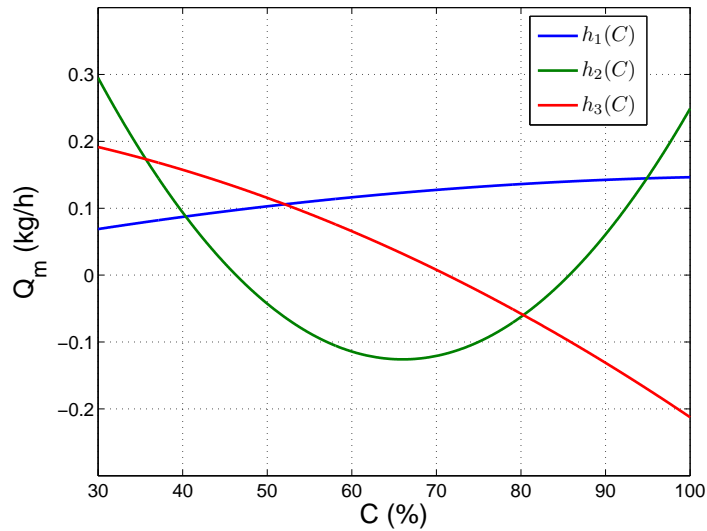


FIGURE 4.37 – Les 3 polynômes orthogonaux obtenus

simples à modéliser. Les résultats de la validation croisée sont présentés dans la figure 4.38.

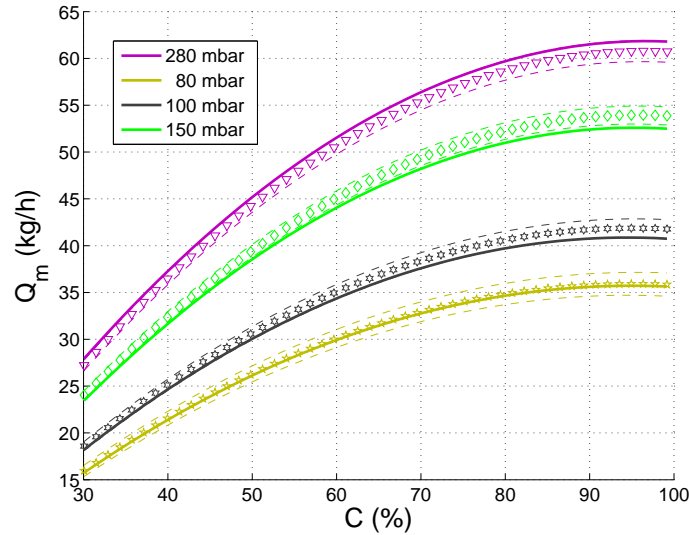


FIGURE 4.38 – Résultats en validation croisée pour les modèles  $Q_m = \gamma_1 h_1(C) + \gamma_2 h_2(C)$  – Traits pleins : polynômes identifiés par la mise en œuvre  $M_2$ ; marqueurs : prédiction; pointillés : intervalles de confiance associés

Les modèles déduits sont donc semblables aux modèles polynômiaux LPV estimés d'une façon paramétrique. Les erreurs relatives maximales sont tout aussi faibles avec en prime la possibilité de ne pas mettre d'a priori sur la structure des modèles.

#### 4.7.3 Implémentation du capteur logiciel sur une chaudière industrielle

Le modèle LPV à une variable de séquençement a été testé sur site sur une vanne à boisseau cylindrique. Il a été préféré au modèle à deux variables de séquençement en raison de sa simplicité.

Sur le site des *Renardières*, le système d'acquisition des mesures se présentent sous l'architecture décrite par la figure 4.39. Les laboratoires Chaudière et GTE sont distants de plusieurs centaines de mètres.

Les capteurs physiques installés au niveau du laboratoire chaudière fournissent des mesures disponibles dans l'automate WAGO. Le capteur CHIC (Boumaaza, 2013) est installé au niveau du laboratoire GTE qui est relié avec le labo chaudière via un mode de connexion Modbus. Les données sont lues et écrites de la manière suivante : le capteur logiciel lit dans le WAGO les mesures dont il a besoin. Il calcule

ensuite le débit à l'aide de ces paramètres et écrit le résultat dans le WAGO. Le serveur Kepware récupère après le débit réel et le débit simulé, comme le montre la figure 4.39.

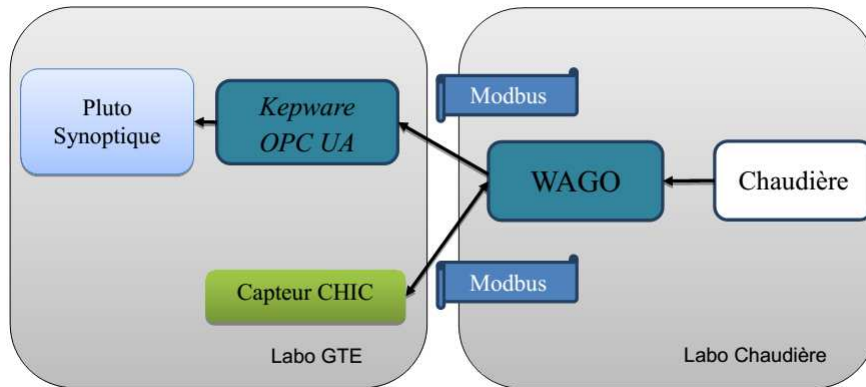


FIGURE 4.39 – Architecture de connexion du capteur CHIC de débit

L'application a été développée en utilisant le langage de programmation C#. La figure 4.40 présente l'interface graphique qui constitue la fenêtre d'accueil de l'application. En entrant l'adresse IP et le port, l'utilisateur se connecte au WAGO pour démarrer l'estimation du débit. Il est ensuite redirigé vers l'interface principale (figure 4.41) qui est constituée de trois parties : une partie destinée au choix du modèle, une partie destinée à la saisie des paramètres en pression, température et commande, et enfin une partie qui sert à l'affichage du débit massique mesuré et estimé.

Pour le test et la validation du capteur, la consigne de pression a été fixée à la valeur lue sur le manomètre et saisie dans l'interface graphique, en l'occurrence 210 mbar. Comme on peut le voir sur la figure 4.42, la mesure du débit fournit par le capteur logiciel est acceptable car elle fournit une erreur relative moyenne maximale de 3.5%.



FIGURE 4.40 – Interface d'accueil de l'application

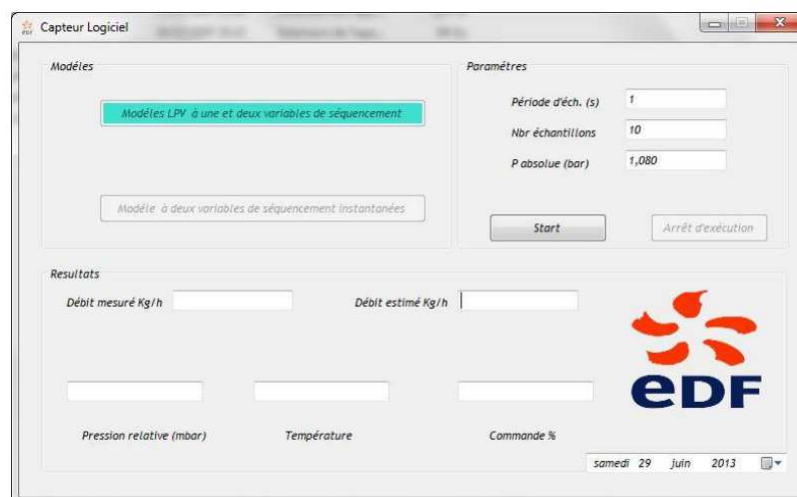


FIGURE 4.41 – Interface principale de l'application



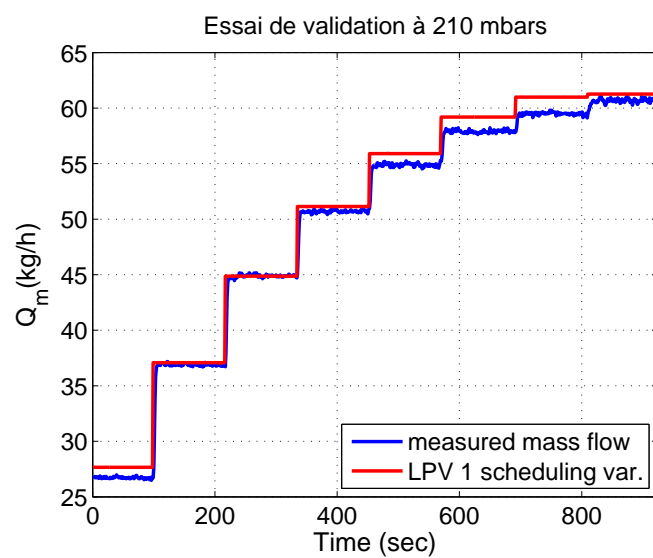


FIGURE 4.42 – Simulation expérimentale du capteur logiciel basé sur le modèle LPV à une variable de séquençement.

## 4.8 Stratégie de calage du capteur logiciel de débit

Comme on a pu le voir au cours de ce chapitre, une estimation des paramètres des modèles s'avère nécessaire pour caler le capteur logiciel à son installation. L'estimation nécessite un ou plusieurs essais semblables à ceux présentés dans la section 4.5.

Pour la pression, deux scénarios sont envisageables :

- La chaudière fonctionne toujours avec le même réglage de détendeur, c'est à dire avec la même pression. Des essais à la pression de fonctionnement sont suffisants pour estimer un modèle LTI.
- La chaudière fonctionne avec différents réglages du détendeur. Dans ce cas, les essais de calage devront être réalisés pour différentes pressions afin de couvrir la gamme de pression de fonctionnement et d'estimer un modèle LPV avec pour variable de séquençement la pression.

Notons que le deuxième cas peut être intéressant si on veut transposer un calage réalisé sur une chaudière sur une autre chaudière de même type et fonctionnant à une pression différente.

Pour la température, dans l'objectif d'avoir des mesures d'une justesse raisonnable ( $< 5\%$ ), il est souhaitable de réaliser des essais de calage à différentes saisons au cours de l'année. Ainsi, un modèle LPV, avec pour variable de séquençement la température peut être estimé.

On peut noter que la contrainte du nombre d'essais pour la température dépend de l'installation en termes de longueur de tuyau d'arrivée de gaz. Effectivement, si la tuyauterie sort du sol à proximité de la chaudière, ou si elle est aérienne en intérieur, ou encore en extérieur, la sensibilité aux conditions météorologiques sera différente.

Quoiqu'il arrive, il est nécessaire de réduire au maximum la durée de ces essais afin de garantir au client industriel une courte durée d'immobilisation.

Pour limiter la durée des essais, une étude sur le nombre d'échantillons minimal conduisant à une bonne modélisation du débit est menée sur la vanne à boisseau cylindrique sur un essai à 200 mbar. Des tirages aléatoires de trois paliers de commande allant de 30 à 100% par palier de 10% sont effectués et utilisés pour estimer le modèle local qui sert à simuler le débit tout en conservant le degré du modèle LTI polynômial ( $degC = 2$ ). Le but ici est de vérifier si trois paliers de commande suffisent à satisfaire le cahier des charges des 5% de justesse. La plus faible erreur de toutes les combinaisons possibles est obtenue pour une estimation à partir du triplet 30, 60 et 90% et a une valeur de 2.6%. Comme montré sur la figure 4.43, ce

choix est quelque peu logique car ces trois points sont équidistants tout en balayant la plage de variation de la commande.

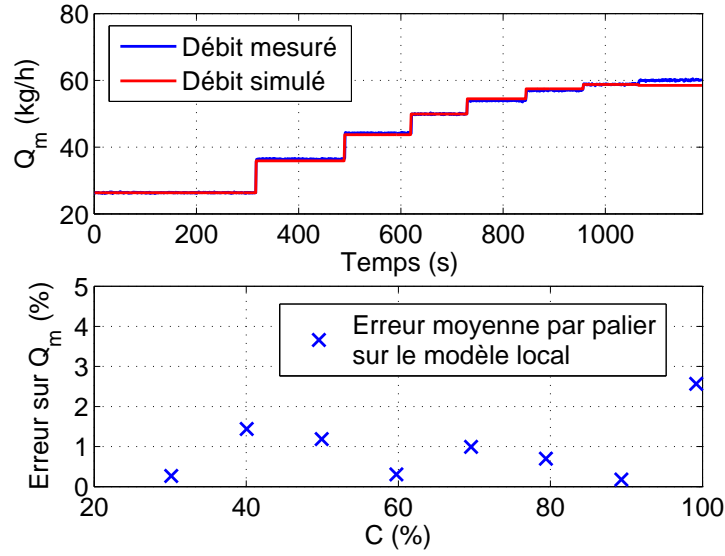


FIGURE 4.43 – Simulation du modèle local à 200mbar après une estimation à partir des paliers de commandes 30, 60 et 90%

Le choix des paliers à partir d'un essai à 200 mbar ainsi fait, on essaye maintenant de valider ce choix sur un autre essai à 100 mbar. Après estimation des paramètres  $\theta_k$  du modèle local, la figure 4.44 montre que l'erreur par palier est inférieure à 2,7%. L'estimation à partir de ces trois valeurs de la commande suffit donc à caler le capteur logiciel de débit et réduit ainsi la durée l'opération de calage.

Pour conclure, des essais à trois paliers de commande 30, 60 et 90% sont suffisants pour les essais en pression ou en température.

Il est important de noter que cette étude pour limiter la durée des essais ne porte que sur l'estimation des modèles LTI locaux. Il n'est pas garanti qu'un modèle LPV ainsi estimé respectera une justesse inférieure à 5%.

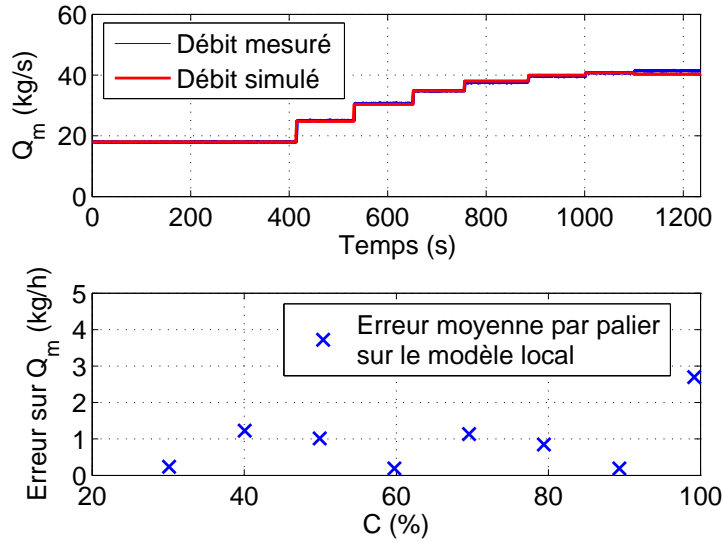


FIGURE 4.44 – Simulation du modèle local à 100mbar après une estimation à partir des paliers de commandes 30, 60 et 90%

## 4.9 Conclusion

Dans ce chapitre, la modélisation du débit de gaz consommé par une chaudière industrielle du site expérimental EDF des *Renardières* a été étudiée en vue de la mesure du débit de gaz consommé. Trois modèles statiques ont été estimés : deux modèles paramétriques LPV et un modèle non-paramétrique. Une validation croisée a montré que la simulation de ces modèles donne une erreur de mesure du débit inférieure à 5%. Cette valeur est compatible avec les objectifs d'une chaîne de mesure à bas coût pour le suivi de consommation et la détection de dérives éventuelles.

Les résultats d'estimation du modèle LPV à une variable de séquençement ont été confirmés par l'expérience avec une implémentation sur site du modèle. Ceci confirme la justesse et la fiabilité de la mesure réalisée.

Il faut également envisager des utilisations dégradées des modèles. En effet, si la mesure en ligne de la température peut être envisagée à moindre coût, ce n'est pas le cas de la mesure de pression. Au mieux une mesure à l'installation du capteur logiciel peut être faite ; au pire une valeur approximative du réglage du détendeur est connue.

Enfin, la généricité des modèles doit être étudiée pour pouvoir s'adapter à différentes installations et à d'autres types de vanne. Il est alors nécessaire de définir une méthodologie pour le calage des paramètres du modèle qui perturbe le moins

---

possible l'installation. À ce stade, la généricité ne peut être étudiée que pour le même type de vannes. Il faut pour cela valider les modèles estimés sur d'autres vannes du même type.



## MESURE DU DÉBIT D’AIR COMPRIMÉ

---

### 5.1 Introduction

Peu de travaux ont été consacrés à la modélisation du débit d’air dans une installation à air comprimé. Vu le nombre important de technologies de compression existant sur le marché, il est en effet délicat de trouver des modèles physiques complets permettant de décrire au mieux le comportement du compresseur. Une modélisation d’un compresseur à vis lubrifiées a été étudiée dans (Krichel et Sawodny, 2011) en vue de réduire les pertes en puissance. Une adaptation en ligne des performances de compresseurs centrifuges en utilisant un algorithme de moindres carrés se basant sur des données réelles sous différentes contraintes est présentée dans (Cortinossi *et al.*, 2014).

Ce chapitre présente les résultats obtenus dans les phases de simulation et d’identification du sous-ensemble Air-Comprimé. On se focalise sur l’étude du fonctionnement des compresseurs à lobes secs. Dans un premier temps, on présente le compresseur étudié puis le simulateur élaboré avec PhiSim/Simulink. On effectue ensuite une série d’identifications qui permettront d’estimer les paramètres “gain” du modèle boîte noire et “le coefficient polytropique” du modèle boîte-grise, le but étant d’observer le comportement de ces deux paramètres en fonction du changement de la pression de refoulement, de la température et du taux d’humidité de l’air aspiré. Nous tenterons enfin d’établir des lois de comportement en fonction de ces trois grandeurs.

### 5.2 Présentation du sous-ensemble air-comprimé

#### 5.2.1 Description des compresseurs

Le marché des compresseurs est largement dominé par les compresseurs à vis lubrifiées (75% des ventes) à cause de leur robustesse, de leur simplicité et de leur coût d’investissement un peu moins élevé. Il existe cependant, un nombre important de technologies : lobes, pistons, membranes, palettes, spirales, centrifuge qui

occupent des niches plus spécifiques du marché. La puissance est comprise entre 10 et 300 kW. Plusieurs paramètres de choix servent à classer les compresseurs. On peut distinguer, par exemple, des technologies de compresseurs avec injection ou exempts d'huile, ou encore les technologies mono-étagées ou poly-étagées. Dans chaque famille de compresseurs, il existe donc de multiples variantes. Le diagramme de la figure 5.1 illustre les grandes familles de compresseurs (ADEME, 2006).

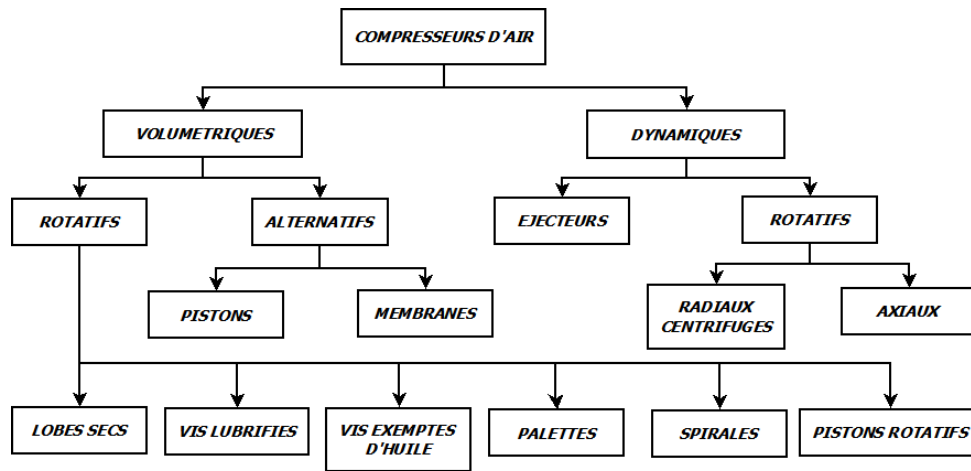


FIGURE 5.1 – Les grandes familles de compresseurs

### 5.2.2 Compresseur à lobes secs étudié

Sur le site des Renardières est installé un compresseur à lobes secs ZT45 Atlas Copco. Aussi appelé compresseur Roots, il est composé de deux lobes à deux dents à profils conjugués tournant dans un carter (figure 5.2) dont la section est formée par deux portions de cercle. Les deux lobes sont entraînés en rotation par un engrenage placé à l'extérieur de la chambre du compresseur qui assure en même temps la synchronisation (Besson, 1992).

De part sa conception, ce type de compresseur ne présente pas de possibilité de variation interne du volume d'air transvasé. Il est donc sans compression interne. Ce compresseur présente un rendement mécanique<sup>1</sup> très élevé (de 0,95 à 0,98). Les pertes mécaniques sont limitées aux pertes dans les roulements de paliers et dans l'engrènement des pignons d'entraînement. Il offre une possibilité de fonctionnement à haut régime. Par contre, les jeux entre les lobes et entre ceux-ci et le carter (jeux radial et axial) sont à l'origine de fuites internes importantes. Les fuites étant proportionnelles au temps alors que le débit théorique est proportionnel au régime de rotation, le rendement volumétrique<sup>2</sup> du compresseur Roots est de ce fait relativement faible (de 0,75 à 0,85) surtout à bas régime et à rapport de pression élevé.



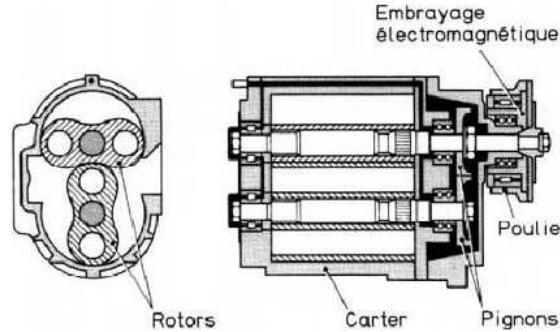


FIGURE 5.2 – Compresseur Roots : coupe schématique (Besson, 1992)

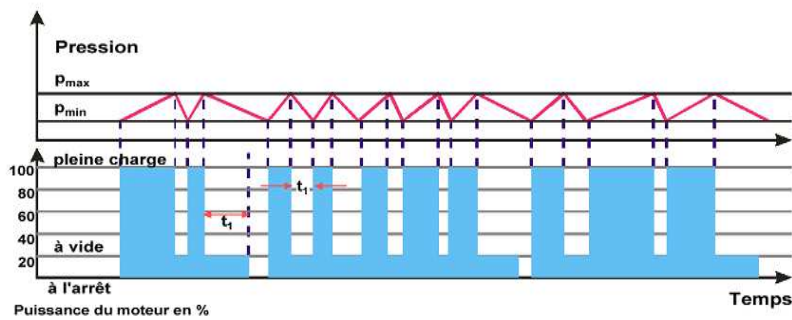


FIGURE 5.3 – Régulation Tout-ou-Rien du compresseur ZT45

La figure 5.3 nous montre le mode de régulation Tout-ou-Rien, qui consiste à établir des seuils de pression en fonction desquels le compresseur est, soit à vide dans le cas où la pression  $p_{max}$  est atteinte par le réseau, soit en plein régime si la pression  $p_{min}$  est atteinte. De plus, si le compresseur reste à vide pendant plus d'une valeur de temps  $t_1$ , le moteur est mis à l'arrêt.

<sup>1</sup>Le rendement mécanique du compresseur est égal au rapport entre le travail réel de compression de la masse d'air et le travail mécanique consommé par le compresseur sur son arbre d'entraînement (Soler, 2011).

<sup>2</sup>Le rendement volumétrique est défini par le rapport entre la masse d'air effectivement aspirée par le compresseur à chaque cycle et la masse d'air qui occuperait la cylindrée par cycle du compresseur dans les conditions de pression et de température à l'aspiration.

<sup>3</sup>Le rendement adiabatique du compresseur est le rapport entre la variation d'enthalpie de la masse d'air comprimée isentropiquement de la pression d'aspiration à la pression de refoulement et la variation réelle d'enthalpie de la masse d'air traversant le compresseur.

### 5.2.3 Les grandeurs physiques

La figure 5.4 représente les entrées disponibles et la sortie recherchée sur le compresseur. Une grandeur essentielle permettant de reconstruire le débit d'air comprimé, en plus de la pression de refoulement, est la puissance électrique consommée. La pression de l'air à l'aspiration est mesurée, cependant, elle peut être considérée comme la pression de l'atmosphère normale de 1013,25 hPa. La mesure de la température de l'air aspiré ainsi que son taux d'humidité, qui dépendent donc des conditions météorologiques, sont également utilisées. Ces deux grandeurs sont en effet peu coûteuses.

Les grandeurs d'entrée sont mesurées avec une période d'échantillonnage d'une seconde.

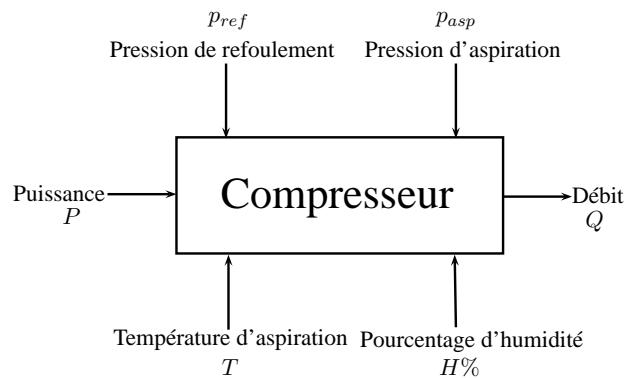


FIGURE 5.4 – Entrées-sorties du système capteur

### 5.2.4 Simulateur

Ce simulateur a été élaboré avec le logiciel PhiSim (Sherpa Engineering, 2011) (Multi-**Physics** System **Simulation**) intégré dans *Simulink* (voir figure 5.5). Il permet de simuler d'une façon simple le comportement d'une installation d'air comprimé sous différentes conditions de température et d'humidité relative. L'avantage de ce simulateur est de pouvoir multiplier les essais, mais aussi de ne pas avoir de problèmes de mesure liés au capteur de débit qui présente généralement une bande passante limitée en haute fréquence, comme on le verra sur les données expérimentales.

Le simulateur de la figure 5.5 est constitué de différents blocs. On y retrouve la source de tension et une machine asynchrone ; un bloc mesure de puissance calculant la puissance électrique. De part et d'autre du bloc compresseur, deux volumes d'air représentent, respectivement, l'air aspiré et l'air refoulé. Le bloc de régulation compare les pressions de refoulement aux seuils de pression 7.43 et 7.65 bar pour

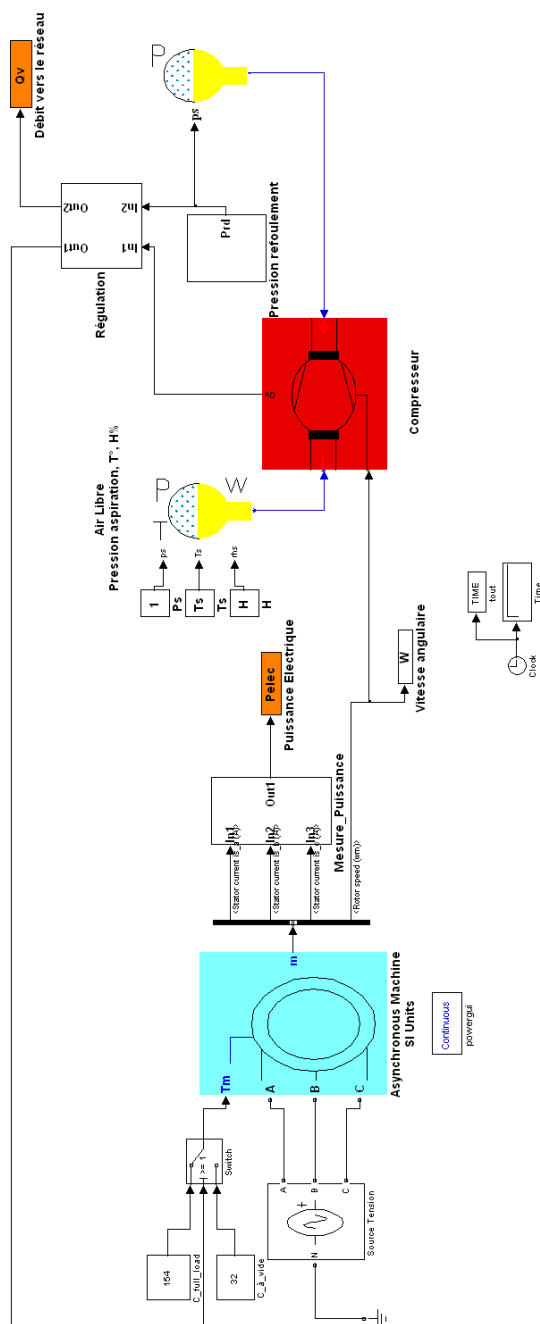


FIGURE 5.5 – Vue d’ensemble du simulateur

générer la commande du moteur via un switch permettant d'imposer un couple de 32 et 154 N.m en fonction d'un fonctionnement à vide ou en charge. Pour ces deux états de fonctionnement, le bloc de régulation génère un débit nul ou un débit fourni par le bloc compresseur. Le bloc de la pression de refoulement correspond à l'entrée de ce simulateur qui constitue la demande en air comprimé du réseau (signal triangulaire entre les seuils 7.43 et 7.65 bar).

Le bloc compresseur permet de simuler une compression polytropique de l'air humide aspiré selon les lois de la thermodynamique. Il tient donc compte de la composition de l'air qui entre avec la quantité de vapeur incluse, ainsi que des conditions d'aspiration en température et pression.

### 5.2.5 Calage du simulateur

L'objectif est de reproduire des signaux semblables à ceux de la figure 5.3, même si les signaux simulés seront périodiques et l'arrêt complet ne sera jamais atteint. Les seuils mentionnés avant sont ceux du compresseur ZT 45 Atlas Copco et la vitesse nominale de rotation du moteur est fixée à 2955 rpm, valeur sur la plaque signalétique du moteur.

Le simulateur a été calé selon la norme ISO 1217, Annexe F, en considérant les conditions de référence suivantes. Le compresseur doit fonctionner à pleine charge. Les conditions normales d'aspiration du compresseur d'essai sont :

- Pression de l'air à l'aspiration 100 kPa [1 bar]
- Température de l'air à l'aspiration 20 °C
- Pression relative de la vapeur d'eau 0 kPa

Notons que l'unité utilisée pour exprimer le débit volumique est le  $m^3/h$  ISO 1217, aussi nommé  $Nm^3/h$ . Elle est obtenue à l'aide de l'équation suivante :

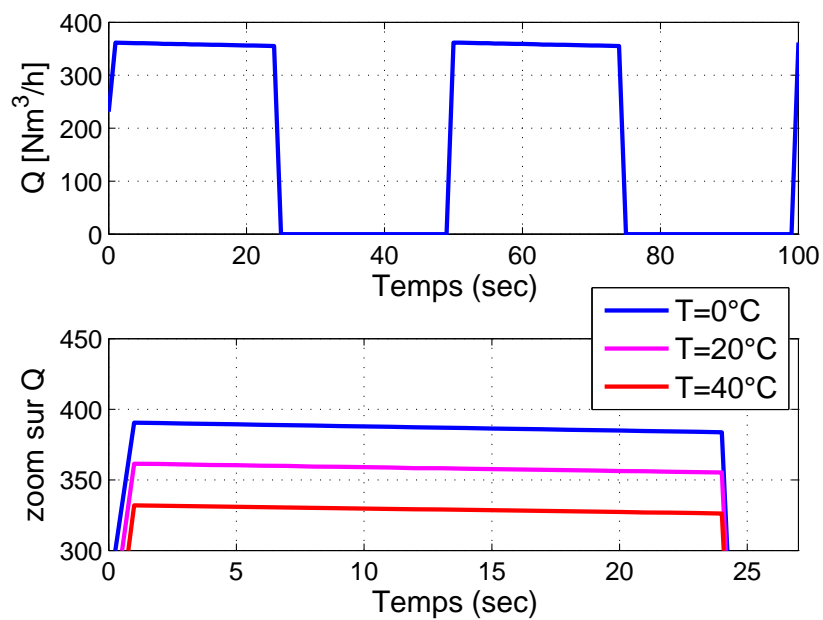
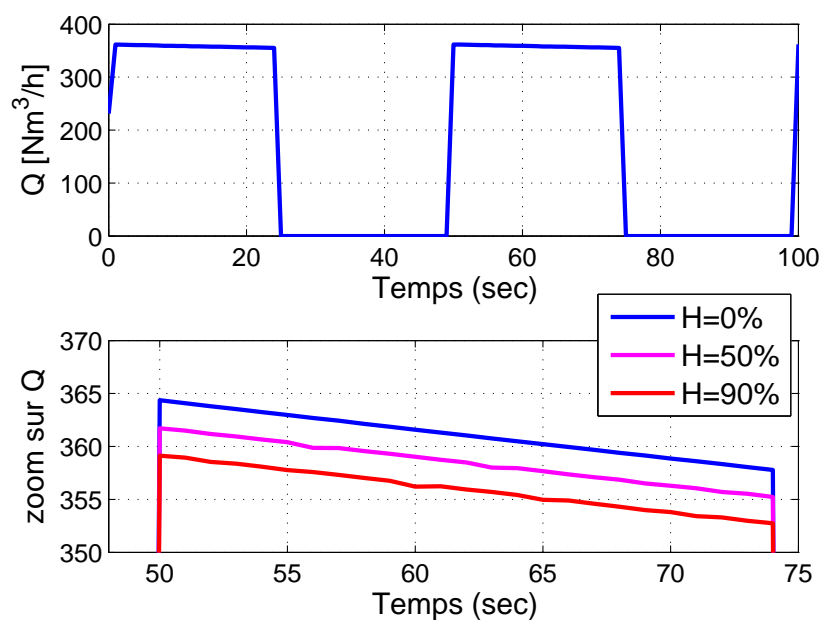
$$Nm^3 = m^3 \times \frac{273.15 + 20}{273.15 + T} \times \frac{p - (H/100)p_s(T)}{1.01325} \quad (5.1)$$

Les figures 5.6 et 5.7 représentent quelques résultats de simulation de débit à différentes températures et différents taux d'humidité.

### 5.2.6 Données expérimentales

Des essais expérimentaux ont été réalisés aux points de fonctionnement présentés dans le tableau 5.1.

Les mesures obtenues aux points de fonctionnement (28.3°C, 35%) et (5°C, 72%) sont représentées sur les figures 5.8 et 5.9. Notons que sur ces figures, les mesures

FIGURE 5.6 – Débit simulé à différentes températures avec  $H = 50\%$ FIGURE 5.7 – Débit simulé à différents taux d'humidité avec  $T = 20^\circ\text{C}$

$T [^{\circ}\text{C}]$	21.2	28.3	17.9	18.1	14.9	15.1	5	12
$H [\%]$	83	35	63	61	59	82	72	78

TABLE 5.1 – Points de fonctionnement expérimentaux

de débit  $Q$  présentent une dynamique lente par rapport aux variations rapides de puissance  $P$ . Cette dynamique est, en fait, due à la bande passante du capteur de débit. Elle ne doit pas être considérée dans la modélisation du compresseur. Les modèles étudiés dans ce chapitre sont, par conséquent, statiques.

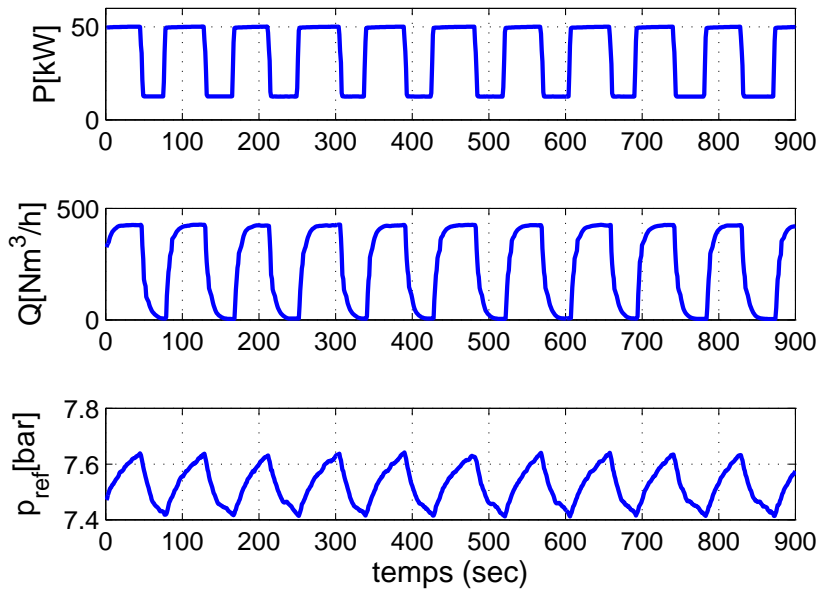


FIGURE 5.8 – Données expérimentales au point de fonctionnement (28.3°C, 35%)

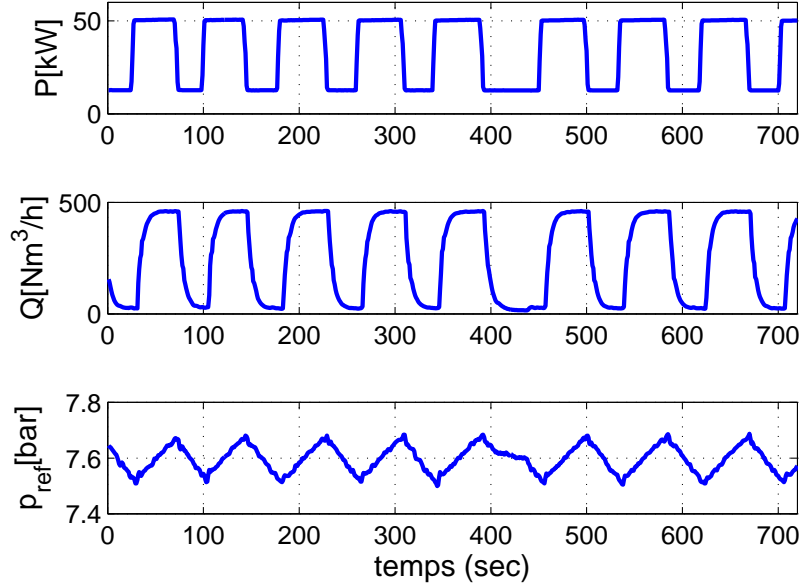


FIGURE 5.9 – Données expérimentales au point de fonctionnement (5°C, 72%)

### 5.3 Étude de sensibilité des modèles

Les essais expérimentaux menés sur le sous-ensemble compresseur ont été réalisés pour différentes températures et différents taux d’humidité. Cependant, ces deux grandeurs ne sont pas les seules à intervenir dans la modélisation puissance-débit d’un compresseur. Il s’avère même, comme il sera montré dans ce paragraphe, que la pression de refoulement est primordiale dans cette modélisation.

Un compresseur est construit pour fonctionner sur une gamme de pressions de refoulement, qui varie d’une technologie à une autre. Bien que le compresseur soit réglé sur une pression de refoulement, pour la généricité du modèle, c’est à dire pour que ce modèle s’adapte à différentes installations, il est nécessaire d’étudier la sensibilité à cette grandeur. Malheureusement, pour des raisons d’ancienneté du compresseur et de besoin en air comprimé sur le site des *Renardières*, il n’a pas été possible de faire varier la pression de refoulement dans les essais expérimentaux.

Sur le simulateur PhiSim, l’influence de la pression de refoulement intervient au travers de l’équation suivante tirée de la thermodynamique :

$$P_{fluide} = \frac{Q \Delta p}{\eta_{is}} \quad (5.2)$$

où  $P_{fluide}$  représente la puissance transmise au fluide,  $\Delta p$  représente la différence

entre la pression d'aspiration et la pression de refoulement, et  $\eta_{is}$  le rendement isentropique.

La figure 5.10 représente les résultats de simulation de l'évolution du débit volumique en fonction de la pression de compression souhaitée après calage du simulateur aux conditions de référence ( $T = 20^\circ\text{C}$  et  $H = 0\%$ ).

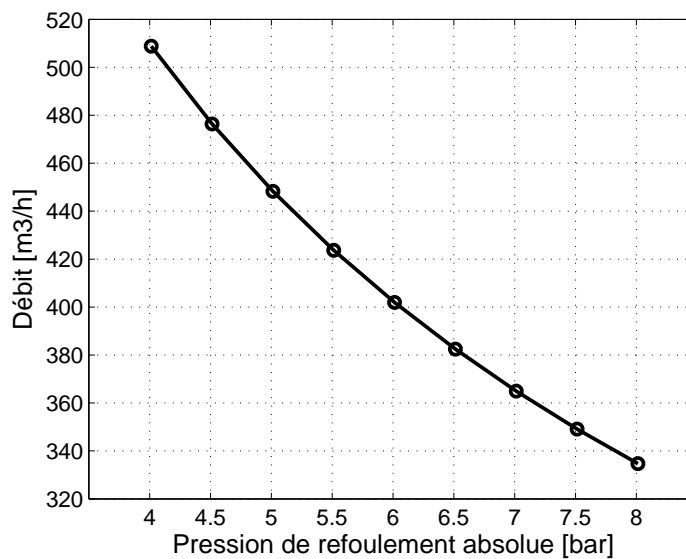


FIGURE 5.10 – Évolution du débit volumique en fonction de la pression de refoulement

Pour la même plage de variation de la pression de refoulement, faisons varier la température pour des taux d'humidité de 0%. Les résultats de simulation sont présentés sur la figure 5.11.

La variation de la température semble ne pas avoir une influence importante sur le débit d'air comprimé quand la pression de refoulement varie. Étudions maintenant l'influence de l'humidité pour une température fixée à  $20^\circ\text{C}$ . Les résultats de simulation sont présentés sur la figure 5.12.

On déduit que l'influence de la température et du taux d'humidité est négligeable par rapport à celle de la pression de refoulement. Cependant, pour une installation donnée et un point de fonctionnement donné, il est nécessaire de tenir compte de la température et du taux d'humidité. Pour la généricité du modèle, une perspective serait de réaliser les expérimentations pour différentes pressions de refoulement.



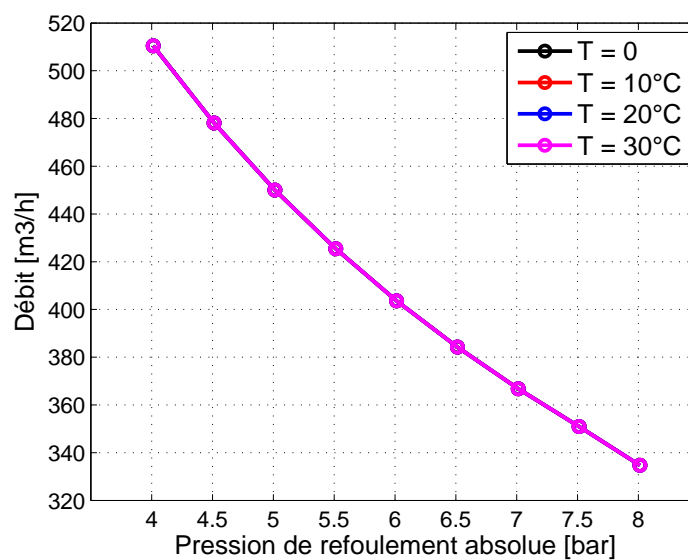


FIGURE 5.11 – Évolution du débit volumique en fonction de la pression de refoulement et de la température ( $H = 0\%$ )

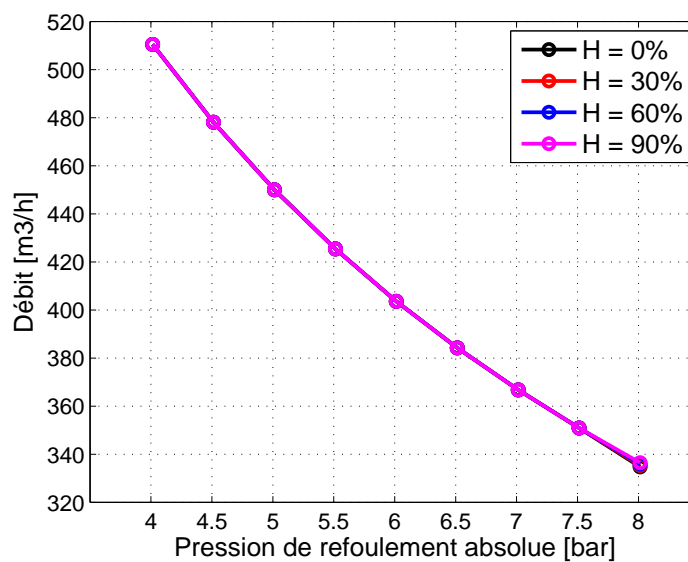


FIGURE 5.12 – Évolution du débit volumique en fonction de la pression de refoulement et du taux d'humidité ( $T = 20^\circ\text{C}$ )

## 5.4 Modélisation

On a étudié deux types de modèles :

- un modèle boîte noire où le gain estimé n'a pas de signification physique,
- un modèle boîte grise tiré des lois de la physique.

La puissance électrique consommée par le compresseur peut être divisée en deux parties : la puissance  $P_{aux}$  consommée par les organes auxiliaires comme le refroidisseur et la puissance  $P - P_{aux}$  dédiée à la production directe d'air comprimé. Comme pour le cas de la mesure du débit de gaz dans une chaudière, les modèles développés sont tout d'abord des modèles locaux LTI qui sont construits autour d'un point de fonctionnement en température et en taux d'humidité. Ensuite, un modèle LPV est construit à partir de la variation des paramètres estimés des modèles LTI en fonction de ces deux grandeurs physiques.

#### 5.4.1 Modèle boîte noire

Le premier modèle étudié est un modèle boîte noire construit à partir de l'observation des mesures qui entrent en jeu. En mettant de côté la dynamique liée à la bande passante limitée du capteur physique de débit, le modèle suivant

$$Q = G \times (P - P_{aux}) \quad (5.3)$$

est intuitivement déduit.  $Q$  étant la sortie représentant le débit volumique,  $P$  est une entrée représentant la puissance électrique absorbée,  $P_{aux}$ , comme cela a été précédemment évoqué, est une entrée représentant la puissance consommée par tous les organes auxiliaires tels que le sécheur ou le refroidisseur, et enfin,  $G$  est un gain variable en fonction de la pression de refoulement  $p_{ref}$ , de la pression  $p_{asp}$ , de la température  $T$  et du taux d'humidité  $H$  de l'air à l'aspiration.

#### 5.4.2 Modèle boîte grise

Afin de déduire un modèle boîte grise, il est nécessaire de connaître le type de compression thermodynamique effectuée. Dans la pratique industrielle, les compressions peuvent être considérées comme des transformations intermédiaires entre l'évolution isotherme, où le gaz comprimé reste à une température constante et l'évolution adiabatique, où la compression d'un gaz s'effectue sans échange de chaleur avec l'extérieur (Destoop, 1989). Ce type de transformation dit "polytropique" est donc une modification de l'état thermodynamique d'un système avec un échange thermique partiel entre ce dernier et son environnement. Une transformation polytropique appliquée à un gaz (en général considéré comme un gaz parfait) est une transformation durant laquelle la pression  $p$  et le volume  $V$  du gaz considéré obéissent à la loi de transformation suivante :

$$pV^k = Cte$$

où  $k$  représente le coefficient polytropique. Notons que pour des valeurs particulières de  $k$ , on retrouve les transformations réversibles classiques :

- isotherme :  $k = 1$  ;
- adiabatique :  $k = 1.67$  pour un gaz monoatomique et  $k = 1.4$  pour un gaz diatomique. On considère que pour de l'air, ce coefficient est compris entre  $1 < k < 2$  (Arquès, 2007; Krichel et Sawodny, 2011).

La puissance transmise au fluide  $P_{fluide}$  peut être représentée par l'équation (5.4).

$$P_{fluide} = Q \frac{k}{k-1} p_{asp} \left( \left( \frac{p_{ref}}{p_{asp}} \right)^{\frac{k-1}{k}} - 1 \right) = r(P - P_{aux}) \quad (5.4)$$

où  $r$  : est le rendement polytropique du compresseur,  $k$  : le coefficient polytropique variable en fonction de  $p_{ref}$ ,  $p_{asp}$ ,  $T$  et  $H$ .

Le débit volumique peut donc être modélisé comme suit

$$Q = \frac{r(P - P_{aux})}{\frac{k}{k-1} p_{asp} \left( \left( \frac{p_{ref}}{p_{asp}} \right)^{\frac{k-1}{k}} - 1 \right)} \quad (5.5)$$

## 5.5 Identification

### 5.5.1 Objectifs et méthodes utilisées

À ce stade, nous disposons de deux modèles, de données expérimentales et d'un simulateur.

Un premier objectif est d'estimer les paramètres des modèles pour un point de fonctionnement en température et en humidité, fournissant ainsi un modèle LTI. Un deuxième objectif est de considérer plusieurs points de fonctionnement, et donc plusieurs modèles LTI, pour construire un modèle LPV avec pour variables de séquençement la température et le taux d'humidité.

La construction du modèle LPV nécessite donc plusieurs points de fonctionnement en température et en humidité, autrement dit de campagnes de mesure réalisées à différentes saisons. Sur une installation industrielle, la réalisation de plusieurs campagnes de mesure n'est pas toujours possible, en tous les cas pas immédiate. C'est ici que le simulateur peut être utile en fournissant, à volonté, des simulations pour différentes températures et différents taux d'humidité. Le troisième objectif de cette section est de valider le simulateur à l'aide des essais expérimentaux.

Le modèle boîte noire (5.3) est statique et linéaire par rapport au paramètre  $G$ . La valeur  $P_{aux}$  peut être déterminée comme la valeur de la mesure de la puissance  $P$  lorsque le compresseur est à vide. Étant donné que les régimes permanents dans chaque cycle<sup>1</sup> sont parfaitement stables dans le cas des données simulées, on

<sup>1</sup>un cycle correspond à la durée entre deux passages du mode à vide au mode pleine charge

peut estimer le gain en divisant la valeur maximale du débit pour chaque point de fonctionnement par la valeur maximale de la puissance électrique. Dans le cas des données expérimentales, les gains sont estimés par moindres carrés linéaires en sélectionnant les régimes permanents dans chaque essai pour éviter la partie transitoire due à la bande passante limitée du débitmètre pour les données expérimentales.

Concernant le modèle boîte grise (5.5), le coefficient polytropique  $k$ , la puissance des organes auxiliaires  $P_{aux}$  et enfin le rendement  $r$  sont estimés par une méthode de moindres carrés non linéaires basé sur l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

### 5.5.2 Identification des modèles LTI

Les tableaux 5.2 et 5.3 présentent une comparaison des gains, des coefficients polytropiques, des puissances consommées par les organes auxiliaires et des rendements estimés à partir des données simulées et mesurées aux mêmes points de fonctionnement. Les indices *sim* représentent les estimations obtenues à partir des simulations, alors que les indices *exp* correspondent aux estimations via les données expérimentales.

<i>Essai</i> ( $T$ °C, $H$ %)	$\hat{G}_{sim}$	$\hat{G}_{exp}$	$ \Delta_G $
2 (21.2, 83)	11.2067	11.7263	0.5196
3 (28.3, 35)	11.1786	11.6618	0.4832
4 (17.9, 63)	11.1777	11.1353	0.0424
5 (18.1, 61)	11.1771	10.9800	0.1971
6 (14.9, 59)	11.6151	11.5237	0.3586
7 (15.1, 82)	11.1790	11.5540	0.3750
8 (5, 72)	11.1554	11.1422	0.0132
9 (12, 78)	11.1712	11.6126	0.4450

TABLE 5.2 – Résultats d'identification du modèle boîte noire pour différents points de fonctionnement à partir des données simulées et mesurées

Quand on resimule les modèles boîte noire et boîte grise avec les estimations des gains et coefficients polytropiques pour les données expérimentales et simulées du point de fonctionnement (28.3°C, 35%) par exemple, on obtient les courbes des figures 5.13 et 5.14. On constate que les modèles obtenus représentent bien le comportement débit-puissance du compresseur en un point de fonctionnement.

### 5.5.3 Estimation de la structure

Le paragraphe précédent démontre que les paramètres des modèles dépendent de la température  $T$  et du taux d'humidité  $H$ . Dans ce paragraphe, le simulateur

<i>Essai</i> ( $T$ °C, $H$ %)	$\hat{k}_{sim}$	$\hat{k}_{exp}$	$ \Delta_k $	$\hat{P}_{aux_{sim}}$	$\hat{P}_{aux_{exp}}$	$\hat{r}_{sim}$	$\hat{r}_{exp}$
2 (21.2, 83)	1.1313	1.1654	0.0341	12.1986	12.09	58.14	68.51
3 (28.3, 35)	1.1540	1.1453	0.0087	12.1990	12.11	57.2182	66.71
4 (17.9, 63)	1.1623	1.1523	0.0100	12.1936	11.93	59.3020	60.89
5 (18.1, 61)	1.1454	1.1724	0.0270	12.1990	10.89	59.1008	64.58
6 (14.9, 59)	1.1568	1.1420	0.0148	12.1961	12.03	59.9994	68.40
7 (15.1, 82)	1.1513	1.1707	0.0194	12.1976	12.15	59.5979	69.76
8 (5, 72)	1.1441	1.1440	0.0001	12.1987	11.09	61.9796	69.80
9 (12, 78)	1.1540	1.1701	0.0161	12.1988	11.09	60.3633	69.80

TABLE 5.3 – Résultats d'identification du modèle boîte grise pour différents points de fonctionnement à partir des données simulées et mesurées

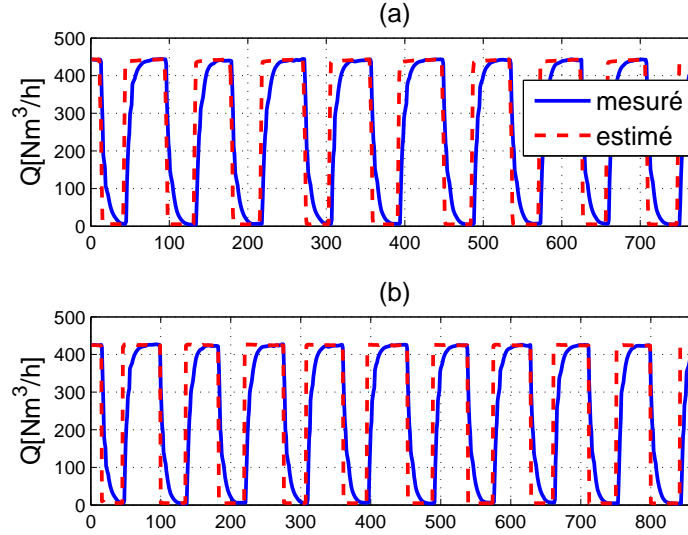


FIGURE 5.13 – Débit simulé à partir des données expérimentales au point de fonctionnement (28.3°C, 35%). (a) Modèle boîte noire. (b) Modèle boîte grise

va permettre de générer des données pour de nombreux points de fonctionnement afin d'estimer le modèle LPV.

La simulation nous a permis d'avoir les valeurs des débits sur  $m \times n$  points de fonctionnement où  $m$  représente la longueur du vecteur température  $T \in [-5, 40]^\circ\text{C}$  et  $n$  longueur du vecteur de l'humidité relative  $H \in [20, 90]\%$ . Les résultats ci-dessous ont été donc obtenus avec  $m = 46$  et  $n = 91$ .

Le gains  $G$  du modèle boîte noire et le coefficient polytropique  $k$  du modèle

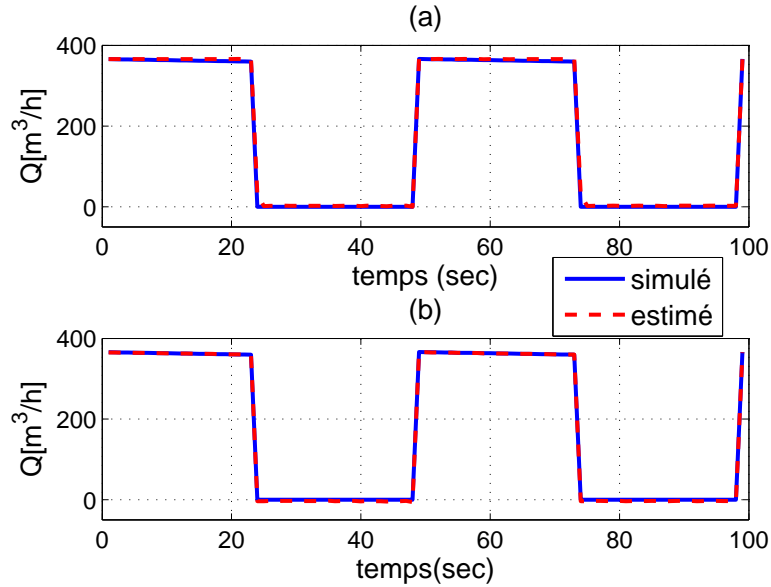


FIGURE 5.14 – Débit simulé à partir des données simulées au point de fonctionnement (28.3°C, 35%). (a) Modèle boîte noire. (b) Modèle boîte grise

boîte grise sont estimés comme indiqué précédemment, à la différence que, cette fois-ci, on fixe  $P_{aux}$  et  $r$ , respectivement, à 12.1 kW et 66 % en se basant sur les estimations du tableau 5.3. Ceci nous permet de faire une cartographie en 3D du débit en fonction de  $T$  et  $H$ . Les modèles LTI estimés sont présentés sur les figures 5.15(a) et 5.16(b). On remarque que la surface résultante peut être approchée par moindres carrés par un polynôme en fonction des deux grandeurs. Afin d'obtenir la meilleure estimation possible, on calcule le pourcentage du Fitting pour des polynômes présentant des ordres croissants pour tirer la meilleure structure.

On teste les modèles polynômiaux suivants :

$$m1 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 H^2 T$$

$$m2 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 HT^2$$

$$m3 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 H^2 T^2$$

$$m4 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 HT^2 + \theta_4 HT^3$$

$$m5 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 HT^2 + \theta_4 H^3 T$$

$$m6 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 HT^2 + \theta_4 H^2 T + \theta_5 H^2 T^2$$

$$m7 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 HT^2 + \theta_4 HT^3 + \theta_5 H^2 T^3$$

$$m8 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 HT^2 + \theta_4 H^2 T^2 + \theta_5 HT^3$$

$$m9 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 HT^2 + \theta_4 H^2 T + \theta_5 H^2 T^2 + \theta_6 HT^3$$

$$m10 : x = \theta_1 + \theta_2 HT + \theta_3 T^2 + \theta_4 H^2 + \theta_5 HT^2 + \theta_6 H^2 T + \theta_7 H^2 T^2$$

avec  $x$  égal à  $\hat{G}(T, H)$  ou  $\hat{k}(T, H)$ . Les tableaux 5.4 et 5.5 contiennent les valeurs des fittings après estimation des gains et coefficients polytropiques.

Modèle	m9	m8	m7	m4	m6	m5	m2	m10	m3	m1
Fit $\hat{G}$ %	89.4970	89.4912	88.9004	87.2912	83.5232	83.4167	83.0306	77.3206	74.1688	37.4848

TABLE 5.4 – Classement décroissant des fittings entre les gains  $\hat{G}_{sim}$  et  $\hat{G}(T, H)$

Modèle	m8	m9	m7	m4	m6	m5	m2	m3	m10	m1
Fit $\hat{k}$ %	86.4366	86.4353	86.0630	85.0831	81.7505	81.6630	81.3320	74.6155	71.5928	39.8846

TABLE 5.5 – Classement décroissant des fittings entre les coefficients polytropiques  $\hat{k}_{sim}$  et  $\hat{k}(T, H)$

En comparant les valeurs dans ces tableaux, on remarque que les meilleurs pourcentages de fitting sont obtenus à égalité en utilisant les modèles  $m8$  et  $m9$ . On privilégie le modèle  $m8$  parce que c'est le moins complexe. Ainsi, le simulateur est mis à profit pour déterminer le type et l'ordre des fonctions polynômiales.

Les figures 5.15 et 5.16 représentent la cartographie des résultats de l'identification précédente. Sur ces figures, les points de fonctionnement pour lesquels nous avons des données expérimentales ont été représentés pour montrer que ceux-ci sont concentrés. Pour bien caractériser le comportement du compresseur sur un domaine correspondant aux conditions météorologiques sur l'année, il serait nécessaire d'ajouter des essais dans des conditions extrêmes.

#### 5.5.4 Identification des modèles LPV

Considérons maintenant les modèles LTI estimés à partir des données expérimentales. Le gain  $\hat{G}_{exp}$  des modèles LTI boîte noire et le coefficient polytropique  $\hat{k}_{exp}$  des modèles LTI boîte grise sont présentés dans le tableau 5.6.

À partir de ces modèles LTI, nous obtenons

- un modèle LPV boîte noire défini par (5.3) avec le gain

$$\begin{aligned} \hat{G}(T, H) = & 11.1449 + 1.61 \times 10^{-5} \mathbf{HT} - 1.45 \times 10^{-7} \mathbf{HT}^2 \\ & + 3.55 \times 10^{-9} \mathbf{H}^2 \mathbf{T}^2 - 1.77 \times 10^{-8} \mathbf{HT}^3 \end{aligned} \quad (5.6)$$

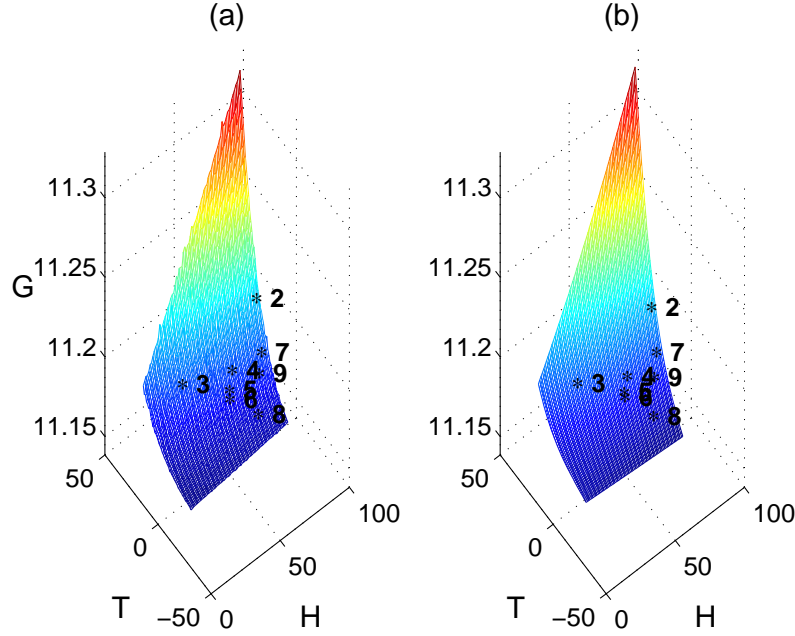


FIGURE 5.15 – (a) Gain  $\hat{G}_{sim}$  des modèles LTI, (b) Gain  $\hat{G}(T, H)$  du modèle LPV pour  $T \in [-5, 40]^\circ\text{C}$  et  $H \in [20, 90]\%$

- un modèle LPV boîte grise défini par (5.5) avec le coefficient polytropique

$$\begin{aligned} \hat{k}(T, H) = & 1.1758 - 2.35 \times 10^{-6} \mathbf{H} \mathbf{T} - 6.77 \times 10^{-9} \mathbf{H} \mathbf{T}^2 \\ & - 1.99 \times 10^{-10} \mathbf{H}^2 \mathbf{T}^2 - 1.66 \times 10^{-9} \mathbf{H} \mathbf{T}^3 \end{aligned} \quad (5.7)$$

Les valeurs de  $\hat{G}(T, H)$  et  $\hat{k}(T, H)$  aux points de fonctionnement expérimentaux sont données dans le tableau 5.6.

<i>Essai</i> ( $T^\circ\text{C}$ , $H\%$ )	$\hat{G}(T, H)$	$\hat{G}_{exp}$	$ \Delta_G $	$\hat{k}(T, H)$	$\hat{k}_{exp}$	$ \Delta_k $
2 (21.2, 83)	11.2012	11.7263	0.5251	1.1685	1.1575	0.0110
3 (28.3, 35)	11.1891	11.6618	0.4827	1.1711	1.1694	0.0017
4 (17.9, 63)	11.1743	11.1353	0.0390	1.1717	1.1664	0.0053
5 (18.1, 61)	11.1757	10.9800	0.1957	1.1715	1.1593	0.0122
6 (14.9, 59)	11.1659	11.5237	0.3578	1.1728	1.1669	0.0059
7 (15.1, 82)	11.1786	11.5540	0.3754	1.1712	1.1598	0.0114
8 (5, 72)	11.1541	11.1422	0.0119	1.1744	1.1714	0.0030
9 (12, 78)	11.1688	11.6126	0.4474	1.1724	1.1710	0.0014

TABLE 5.6 – Résultats d'identification du gain et du coefficient polytropique pour les sept points de fonctionnement



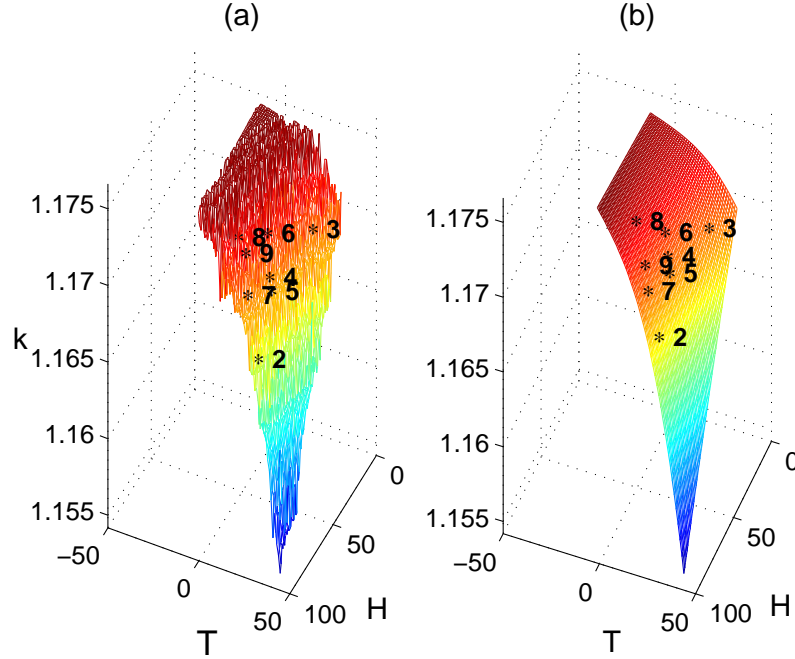


FIGURE 5.16 – (a) Coefficient polytropique  $\hat{k}_{sim}$  des modèles LTI, (b) Coefficients polytropiques  $\hat{k}(T, H)$  du modèle LPV pour  $T \in [-5, 40]^\circ\text{C}$  et  $H \in [20, 90]\%$

## 5.6 Calage du capteur logiciel

Projetons-nous et déterminons une stratégie à suivre pour la mise en œuvre du capteur logiciel sur une nouvelle installation.

Il existe plusieurs stratégies de calage du capteur logiciel en fonction des informations a priori disponibles et de la possibilité ou non de réaliser des mesures de débit à la mise en place.

Nous disposons de deux types de modèle qu'il est nécessaire de caler par rapport à l'installation :

- Le modèle boîte noire (5.3) facile à identifier, mais ne présentant pas de signification physique qui permettrait un calage via des informations fournies par le constructeur ;
- Le modèle boîte grise (5.5) non linéaire par rapport aux paramètres, et présentant des paramètres  $p_{ref}$ ,  $p_{asp}$ ,  $k$  qui ont une signification physique ; les informations constructeur peuvent être utilisés pour caler ces paramètres.

En l'absence de mesures ou avec un nombre limité de mesures et de points de fonctionnement, le simulateur peut être mis à profit pour cartographier le paramètre  $G$

ou  $k$  en fonction de la température et du taux d'humidité. Cette cartographie peut alors être calée en fonction des informations ou des essais disponibles.

Nous listons ci-dessous des scénarios par ordre croissant d'informations a priori disponible.

La mise en œuvre du capteur logiciel part de l'hypothèse que nous disposons d'une mesure en ligne de la puissance  $P$  du compresseur.

### 5.6.1 Calage 1 : Document constructeur

Nous supposons d'abord qu'il n'est pas possible de réaliser des mesures de débit à l'installation, et que seul le document constructeur est disponible.

Les deux modèles (5.3) et (5.5) possèdent le paramètre  $P_{aux}$ , représentant la puissance consommée par le matériel auxiliaire. Deux possibilités pour déterminer ce paramètre :

- $P_{aux}$  représente approximativement 20% de la puissance nominale (exemple du ZT 45 : 20% de 45 kW) ;
- À partir du signal mesuré de la puissance  $P$ ,  $P_{aux}$  est fixée à la valeur minimale obtenue pendant les alternances où le compresseur est à vide.

Il est préférable de considérer le second réglage.

Pour le modèle boîte noire, le gain  $G$  peut être calculé à partir du débit nominal et de la puissance nominale donnés par le document constructeur.

Pour le modèle boîte grise, il est nécessaire de calculer le rendement polytropique  $r$  à partir des hypothèses suivantes : la pression d'aspiration est de 1 bar et le coefficient polytropique est fixé à 1,2. Les valeurs nominales de  $Q$  et  $P$  sont fournies dans le document constructeur pour une pression de refoulement  $p_{ref}$  donnée, également considérée dans le calcul de  $r$ .  $p_{ref}$  peut également être calculée comme la moyenne des valeurs seuils minimum et maximum qui déclenchent les passages à vide et en charge.

Le capteur logiciel consiste alors en la simulation de l'un des deux modèles LTI avec pour entrée le signal mesuré  $P$ . Pour tenir compte de la température et du taux d'humidité, il est possible de faire appel au simulateur de la figure 5.5 calé sur les données constructeur et les hypothèses ci-dessus. On en tire alors une loi polynômiale semblable à (5.6) et (5.7), et un modèle LPV. Il est important de noter que la précision de la mesure du débit fournie par le capteur logiciel ainsi calé est à l'image des informations disponibles.

### 5.6.2 Calage 2 : Document constructeur et un essai

Cette fois, nous disposons en plus d'un essai où sont mesurés le débit  $Q$  et la puissance  $P$  pour plusieurs cycles à vide-en charge.

L'estimation paramétrique d'un modèle LTI (boîte noire ou boîte grise) est alors réalisée sur ces données expérimentales.

Après avoir calé le simulateur sur l'essai expérimental, il est possible d'en tirer un modèle LPV, à considérer également avec précaution puisqu'il ne repose que sur un point de fonctionnement en température et taux d'humidité.

### 5.6.3 Calage 3 : Document constructeur et plusieurs essais

Considérons qu'il soit possible de réaliser plusieurs essais avec des conditions météorologiques différentes, du froid au chaud, d'un temps sec à un temps humide. La démarche décrite dans la section 5.5 peut alors être appliquée.

## 5.7 Généricité des modèles

Déterminer un modèle générique capable de s'adapter à tout type de compresseur est illusoire. La modélisation et la démarche d'identification présentées dans ce chapitre peuvent être appliquées au cas par cas avec un des calages de modèle présentés dans la section 5.6.

La généricité doit être envisagée sur un type de compresseur, par exemple le compresseur ZT 45 Atlas Copco. Alors, l'étude présentée dans ce chapitre doit être répétée pour plusieurs valeurs de pression de refoulement pour introduire cette nouvelle variable de séquençement dans les modèles LPV. Ainsi, le modèle LPV estimé sur un compresseur peut être utilisé sur un autre compresseur du même type et présentant un réglage différent en pression de refoulement.

Comme mentionné précédemment, les essais expérimentaux n'ont pas pu être réalisés pour différentes pressions de refoulement. cependant, une étude a été menée sur le simulateur avec une variation de 4 à 8 bars absolues de pression de refoulement. Le coefficient polytropique  $k$  des modèles LTI (5.5) a été estimé. Ces estimations sont représentées par des points sur la figure 5.17. Un modèle LPV en est déduit en approchant ces estimations par la loi polynômiale suivante :

$$k(p_{ref}) = -0.0041 p_{ref}^3 + 0.0881 p_{ref}^2 - 0.6077 p_{ref} + 2.4933, FIT = 93\% \quad (5.8)$$

Cette loi est représentée en trait continu sur la figure 5.17.

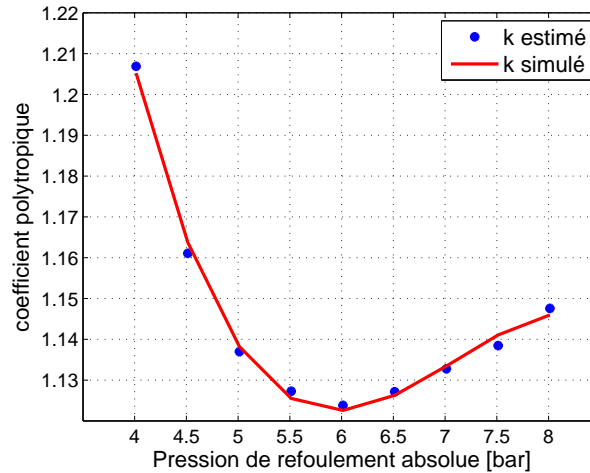


FIGURE 5.17 – Évolution du modèle à 1 paramètre en fonction de la pression de refoulement

## 5.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons établi des modèles linéaires à paramètres variants permettant de modéliser le débit en exploitant des données réelles ainsi que des données issues d'un simulateur.

Avant d'établir ces modèles, une étude sensibilité du débit à la pression de refoulement, à la température et au taux d'humidité a été faite. Nous avons déduit que le débit a un degré de sensibilité à la pression de refoulement nettement supérieur à son degré de sensibilité à la température et au taux d'humidité. Toutefois, il est utile d'étudier la robustesse des modèles à ces deux grandeurs pour pouvoir l'affiner.

Pour l'installation sur site, il est nécessaire de voir comment exploiter les connaissances a priori (données constructeur) pour caler  $\hat{G}(T, H)$  et  $\hat{k}(T, H)$ , par exemple, en utilisant les conditions de référence de la norme *ISO 1217* ainsi que la documentation constructeur du compresseur. Ceci dit, pour obtenir une justesse de la mesure inférieure à 5%, il paraît nécessaire de réaliser au moins une campagne de mesure à l'installation du capteur logiciel.

Le modèle boîte noire présente l'avantage d'être facilement identifié. Le modèle boîte grise est suffisamment adapté pour prendre en compte ces connaissances a priori. Son inconvénient est qu'il ne prend pas en considération la température et le taux d'humidité qui ont de l'influence sur le coefficient polytropique. En remplaçant le coefficient polytropique  $k$  par la fonction polynômiale obtenue dans l'étape d'identification  $k = f_{ct}(T, H\%)$  et en étudiant la variation de celui-ci par rapport à la pression de refoulement, on obtient un modèle LPV complet qui tiendra

compte de toutes les grandeurs physiques susceptibles d'influencer le débit de l'air comprimé.



---

## CONCLUSION GÉNÉRALE

---

Le travail de recherche présenté dans cette thèse est une contribution au domaine large des nouvelles technologies de mesure, de suivi et de diagnostic. Il s'insère dans le projet ANR CHIC – CHaînes de mesures Innovantes à bas Coût – du programme Efficacité énergétique et réduction des émissions de CO<sub>2</sub> dans les systèmes industriels de l'Agence Nationale de la Recherche (projet CHIC n°ANR-10-EESI-02). Il s'est plus particulièrement attaché au développement de capteurs logiciels pour la mesure de débit d'air et de gaz et pour la mesure de puissance électrique. Pour cela, trois sous-systèmes industriels présents sur le site EDF R&D des Renardières ont été étudiés :

- un four électrique industriel ;
- un compresseur volumétrique d'air ;
- une chaudière industrielle à gaz.

Au travers des trois applications étudiées, ce travail a permis de faire la lumière sur les difficultés que l'on peut rencontrer au niveau pratique dans la modélisation des grandeurs physiques décrivant les fluides les plus coûteux en énergie dans l'industrie (puissance, gaz combustible, air comprimé). Ainsi, on a pu voir que les outils de l'Automatique permettent de mettre au point des capteurs logiciels capables de fournir une mesure de la grandeur désirée avec une justesse de mesure inférieure à 5%, ce qui était un des objectifs du projet CHIC. Cette justesse n'est néanmoins obtenue qu'au prix d'un effort particulier mené sur le calage des modèles en prenant en compte les variables qui peuvent influencer sur la grandeur à mesurer. C'est particulièrement le cas pour les mesures de débit gaz et air pour lesquels une modélisation linéaire à paramètres variants a été mise en œuvre et a permis de définir des modèles qui prennent en compte les variations de pression, de température et/ou du taux d'humidité. Au final, les capteurs logiciels développés peuvent être implantés aisément dans les automates contrôlant le processus. Toutefois, on a pu voir que la mise en place d'un capteur logiciel sur le terrain nécessite la connaissance technologique et physique de l'installation en question, afin de pouvoir déterminer au mieux les stratégies de calage et de recalibrage de ce nouvel outil de mesure.

Les stratégies de calage diffèrent d'un processus à un autre. Dans le cas d'un four électrique industriel, étant donnée la simplicité du modèle, on a vu que la mesure virtuelle de la puissance ne nécessite que la connaissance de quelques points de mesure de la puissance et du signal de commande (deux points pourraient suffire, mais étant donné la qualité des signaux, il est préférable de disposer d'un nombre plus important de mesures). Ceci permet en effet de reconstruire la relation affine qui existe entre ces deux grandeurs. Dans le cas de la chaudière industrielle et du compresseur, les modèles proposés nécessitent d'avoir, à l'installation du capteur, un nombre de mesures suffisant pour pouvoir construire les modèles LPV polynômiaux. On peut toutefois envisager de réaliser le calage d'un modèle LTI à l'installation puis de programmer quelques campagnes d'essais pour lesquelles on aurait des variations significatives des variables de séquençement des modèles afin de caler progressivement les modèles LPV.

Une stratégie de calage des modèles à partir des documentations constructeur a été envisagée mais semble difficilement réalisable. Si on prend l'exemple de la chaudière industrielle, les caractéristiques statiques ou encore les tableaux de valeurs des documents techniques d'une vanne sont donnés en fonction de la chute de pression entre l'amont et l'aval de la vanne. Sur une installation, la pression aval de la vanne correspond à la pression à l'intérieur du brûleur qui n'est généralement pas mesurée. Au mieux, la documentation constructeur peut permettre une initialisation des modèles à mettre en œuvre mais une campagne de mesure doit impérativement être menée pour assurer un calage le plus optimal possible du capteur.

Les capteurs logiciels offrent l'avantage indéniable d'être non intrusif et peu coûteux au prix toutefois d'un effort particulier à réaliser pour en estimer les paramètres. Ils offrent de plus la possibilité d'introduire des fonctionnalités supplémentaires, en plus de la fonction principale de mesure. Parmi ces fonctions, on peut citer le diagnostic de défauts. Ainsi, dans l'application four électrique, on a montré qu'il était assez simple de détecter la présence d'un défaut en observant le signal de commande et en le comparant à celui fourni par le modèle donné par le capteur logiciel. Il est toutefois impossible de discriminer entre une panne de résistance, une porte ouverte ou tout autre type de dysfonctionnement qui pourrait survenir. Afin d'étudier plus précisément la détection de défaut, une tentative de construction d'un modèle boîte grise du comportement du four en fonction de sa charge a été menée. L'objectif était d'observer l'influence du pourcentage de masse de la charge sur le modèle afin de pouvoir isoler son influence sur les paramètres du modèle du four. Le manque d'essais et le manque de richesse de l'excitation qui correspond cependant aux types d'essais réalistes rencontrés dans l'industrie, ont conduit à des résultats d'estimation non concluants. Cette modélisation nécessite de nouvelles campagnes d'essais qui devront être réalisées en tentant d'exciter au mieux le système, tout en perturbant le moins possible son fonctionnement. En effet, si on souhaite mettre en place cette fonctionnalité sur une application industrielle, l'opérateur souhaitera



que l'on perturbe le moins possible la production et un compromis devra être fait entre richesse de l'excitation et régulation de la température du four.

D'une manière générale, les méthodologies développées pour l'élaboration de ces capteurs logiciels peuvent être étendues à d'autres types d'installations de fours, chaudières et compresseurs. Cependant, la généricité des modèles développés dans ce travail, qui était un des objectifs du projet, n'a pas pu être testée. On peut prévoir qu'une démarche de calage équivalente à celles menées dans ce projet devra être menée sur une nouvelle installation mais on ne peut affirmer que le modèle développé pour telle installation sera encore valable pour telle autre. On peut néanmoins disposer de certaines informations qui peuvent renseigner sur le modèle à utiliser. Prenons, par exemple, le cas de l'application chaudière. On a pu constater que le type de vanne utilisé importait sur le modèle final du capteur de débit de gaz. On peut alors envisager la mise en place d'une base de données de modèles pour différentes vannes qui donnerait une information *a priori* sur le modèle à utiliser mais ne permettrait néanmoins pas de s'affranchir d'une campagne d'essais. La généricité des capteurs logiciels est un problème ouvert et des campagnes d'essais sur différents processus devront être menés pour tenter d'y répondre.

Un autre point qui n'a pas été abordé mais qui nous semble important d'étudier, est le comportement des capteurs logiciels dans le temps. En effet, ceux-ci fournissent une mesure indirecte d'une grandeur en prenant en compte la mesure d'autres grandeurs disponibles sur le site étudié. La qualité de la mesure fournie par ces capteurs physiques peut évoluer dans le temps et influencer la justesse de mesure fournie par le capteur logiciel. Comment s'assurer alors que la mesure fournie reste dans la plage souhaitée des 5% de justesse? Est-on capable d'alerter l'opérateur d'un dysfonctionnement de la chaîne de mesure? Ce sont des questions auxquelles il sera nécessaire de répondre pour garantir les résultats fournis par ces capteurs.

Un travail important reste donc encore à réaliser avant d'envisager une utilisation universelle de ces capteurs logiciels et d'assurer que la mesure fournie reste représentative de la grandeur qu'elle caractérise, et ceci avec la justesse de mesure souhaitée.



---

## Bibliographie

---

- ADEME : *Compresseurs d'air*. DABEE, Département Industrie et Agriculture, 2006.
- J. ALDRICH : R.a. fisher and the making of maximum likelihood 1912-1922. *Statistical Science*, pages 162–176, 1997.
- O. ARKOUN : *Éstimation non paramétrique pour les modèles autorégressifs*. Thèse de doctorat, Université de Rouen, Novembre 2009.
- P. ARQUÈS : *Théorie générale des machines. Machines à réaction, motrices et réceptrices, à vapeur ou à gaz*. Editions Technip, Paris, 2007.
- F. BACHOC : *Parametric estimation of covariance function in Gaussian-process based Kriging models. Application to uncertainty quantification for computer models*. Thèse de doctorat, Université Paris Diderot, October 2013.
- B. BAMIEH et L. GIARRE : Identification of linear parameter varying models. *International Journal of Robust and Nonlinear Control*, 12:841–853, 2002.
- J. BECT et E. VAZQUEZ : *A small (Matlab/GNU Octave) Toolbox for Kriging*. [http ://sourceforge.net/projects/kriging/](http://sourceforge.net/projects/kriging/), Supelec, 2011.
- B. BESSON : Suralimentation par compresseur volumétrique. *Techniques de l'Ingénieur, traité Génie mécanique*, 1992.
- L. BITSCHNAU et M. KOZEK : Modeling and control of an industrial continuous furnace. *International Conference Computational Intelligence, Modelling and Simulation on Digital Object Identifier, CSSim*, pages 231–236, 2009.
- P. BOGAERTS et A. VANDE WOUWER : Software sensors for bioprocesses. *ISA Transactions*, 42:547–558, 2003.
- M. BOST : *Les fours industriels à résistances électriques – Conception, choix et utilisation*. Collection Electra, Electricité de France, DOPEE diffusion, 1989.

- Y. BOUMAAZA : *Développement d'un capteur logiciel pour la mesure du débit de combustible sur une chaudière industrielle*. Mémoire de stage de master (document confidentiel), université de Poitiers, Juillet 2013.
- M. BOURKEB : *Capteur de courants innovant pour des systèmes polyphasés Application aux câbles multiconducteurs*. Thèse de doctorat, Université de Lyon, Avril 2014.
- M. BOURKEB, O. ONDEL, C. JOUBERT, L. MOREL et R. SCORRETTI : Méthodes numériques pour la mesure de courant dans un système polyphasé. *Numélec 2012. European conference on numerical methods and electromagnetism, Marseille, France*, 3-5 July, 2012.
- D. CECIL et M. KOZLOWSKA : Software sensors are a real alternative to true sensors. *Environmental Modelling & Software*, 25:622–625, 2010.
- S. CHOUABA, A. CHAMROO, R. OUVRARD et T. POINOT : Continuous-time identification of linear parameter varying model using an output error technique. *In IFAC World Congress, Milan*, 2011a.
- S. CHOUABA, A. CHAMROO, R. OUVRARD et T. POINOT : A counter flow water to oil heat exchanger : MISO quasi linear parameter varying modelling and identification. *Simulation Modelling Practice and Theory*, 23:87–98, 2012.
- S. CHOUABA, B. SARI, A. CHAMROO et T. POINOT : Identification quasi LPV floue : application à la modélisation des échangeurs de chaleur. *In Journées Doctorales JN-JD MACS, Marseille, France*, 2011b.
- A. CHÉRUY : Software sensors in bioprocess engineering. *Journal of Biotechnology*, 52:193–199, 1997.
- A. CORTINOSI, M. ZOVADELLI, M. MERCANGOZ, D. PARESCHI, A. De MARCO et S. BITTANI : Online adaptation of performance maps for centrifugal gas compressors. *In ECC, Strasbourg, France*, 2014.
- J. DE CAIGNY, J. F. CAMINO et J. SWEVERS : Interpolation based modeling of MIMO LPV systems. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19:46–63, 2011.
- T. DESTOOP : Compresseurs volumétriques. *Techniques de l'ingénieur*, réf. B 4 220, 1989.
- D. DOCHAIN : State and parameter estimation in chemical and biochemical processes : a tutorial. *J. Proc. Control*, 13:801–818, 2003.
- P.L. DOS SANTOS, T. A. PERDICOÚLIS, C. NOVARA, J. RAMOS et D. RIVERA : Linear parameter-varying system identification : new developments and trends advanced series in electrical and computer engineering. *In World Scientific*, 2011.

- L. FORTUNA, S. GRAZIANI, A. RIZZO et M.G. XIBILIA : *Soft sensors for monitoring and control of industrial processes*. Springer, 2006.
- H. GARNIER, M. GILSON, P.C. YOUNG et E. HUSELSTEIN : An optimal IV technique for identifying continuous-time transfer function model of multiple input systems. *Control Engineering Practice*, elsevier, 15:471–486, 2007.
- H. GARNIER, M. MENSLER et A. RICHARD : Continuous-time model identification from sampled data : implementation issues and performance evaluation. *Int. J. Control*, 76 (13):1337–1357, 2003.
- K.F. GAUSS : *Theory of the motion of the heavenly bodies moving about the sun in conic sections*. 1809.
- M. GEVERS : *Toward a joint design of identification and control?*, volume 14. Birkhäuser-Boston, 1993.
- W. GROOT WASSINK, M. VAN DE WAL, C. SCHERER et O. BOSGRA : LPV control for a wafer stage : beyond the thoretical solution. *Control Engineering Practice*, 13:231–245, 2005.
- O. GROSPEAUD : *Contribution à l'identification en boucle fermée par erreur de sortie*. Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 2000.
- I. GUSTAVSSON, L. LJUNG et T. SÖDERSTRÖM : Identification of processes in closed loop – identifiability and accuracy aspects. *Automatica*, 13:59–75, 1977.
- B. HADID, E. ETIEN, R. OUVRARD, T. POINOT, L. Le BRUSQUET, A. GRAU et G. SCHMITT : Soft sensor design for power measurement and diagnosis in electrical furnace : a parametric estimation approach. *In 39th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society IECON, Vienna, Austria*, 2013.
- S.C. JAMES, R.L. LEGGE et H. BUDMAN : On-line estimation in bioreactors : a review. *Rev. Chem. Eng*, 16 (4):311–340, 2000.
- M. KNUDSEN : A sensitivity approach for estimation of physical parameters. *In Proceedings of the 10th IFAC Symposium on System Identification, SYSID, Copenhagen, Denmark*, pages 231–237, 1994.
- R. KOHAVI : A study of cross-validation and bootstrap for accuracy estimation and model selection. *Proceedings of the Fourteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence, Montreal, Canada*, 2 (12):1137–1143, 1995.
- S.V. KRICHEL et O. SAWODNY : Dynamic modeling of compressors illustrated by an oil-flooded twin helical screw compressor. *Mechatronics*, 21:77–84, 2011.
- I.D. LANDAU : Unbiased recursive identification using model reference adaptive techniques. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, AC-21 (2):194–202, April 1976.

- Y.D. LANDAU : *Adaptive control : the model reference approach*. Marcel Dekker, Control and Systems Theory, 1979.
- Y.D. LANDAU et A. KARIMI : Recursive algorithms for identification in closed-loop : A unified approach and evaluation. *Automatica*, 33 (8):1499–1523, 1997.
- V. LAURAIN : *Contributions à l'identification des modèles paramétriques non linéaires. Applications à la modélisation de bassins versants ruraux*. Thèse de doctorat, Université Henry Poincaré, Nancy 1, 2010.
- W. LEVINE : *The control handbook*. CRC Press, IEEE Press, 1996.
- L. LJUNG : *System identification. Theory for the user*. Prentice Hall Englewood Cliffs, 1987.
- L. LJUNG : Identification in closed loop : some aspects on direct and indirect approaches. In *11th IFAC SYSID Symposium, Japan*, 1997.
- L. LJUNG : *System identification. Theory for the user*. 2nd edition, 1999.
- L. LJUNG : Initialisation aspects for subspace and output-error identification methods. In *European Control Conference*, Cambridge, U.K., 2003.
- L. LJUNG et T. SODERSTROM : *Theory and practice of recursive identification*. MIT Press, London, England, 1983.
- M. LOVERA et G. MERCÈRE : Identification for gain scheduling : a balanced subspace approach. In *Proceedings of the 26th American Control Conference, New York, USA*, 2007.
- M. LOVERA, C. NOVARA, P.L. DOS SANTOS et D. RIVERA : Guest editorial special issue on applied LPV modeling and identification. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19:1–4, 2011.
- T. LUSPAY, B. KULCSAR, J. W. VAN WINGERDEN et J. BOKOR : Linear parameter varying identification of freeway traffic models. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, 19:31–45, 2011.
- A. MARCOS, L. PENIN et E. DI SOTTO : LFT modelling for the analysis of the relative motion controllers in eccentric orbits. In *IEEE multi-conference on Systems and Control, San Antonio, Texas, USA*, 2008.
- D. MARQUARDT : An algorithm for least-squares estimation of nonlinear parameters. *SIAM Journal on Applied Mathematics*, 11:431–441, 1963.
- M. MENSLER : *Analyse et étude comparative de méthodes d'identification des systèmes à représentation continue : développement d'une boîte à outils logicielle*. Thèse de doctorat, Université Henri Poincaré, 1999.

- R. OUVARD, E. TOHME, T. POINOT et A. ABCHE : Model based on the reinitialised partial moments for initialising output-error identification methods. *IET Control Theory and Applications*, 4 (9):1725–1738, September 2010.
- R. OUVARD et J.C. TRIGEASSOU : On embedded FIR filter models for identifying continuous and discrete-time transfer functions : the RPM approach. *Int. J. Control*, 84 (3):616–632, 2011.
- A. E. PEARSON : Least squares parameter identification of nonlinear differential I/O models. In *Proceedings of the 27th IEEE Conference on Decision and Control*, pages 1831–1835, Austin, USA, 1988.
- T. POINOT : *Contribution à l'identification des systèmes par la méthode de surparamétrisation en traitement des eaux*. Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 1996.
- I. QUEINNEC et M. SPÉRANDIO : Simultaneous estimation of nitrification/denitrification kinetics and influent nitrogen load using orp and do dynamics. In *ECC, Cambridge, UK*, 2003.
- C.E. RASMUSSEN et K.I. WILLIAMS : *Gaussian Processes for Machine Learning*. The MIT Press, 2006.
- O. REIERSOL : Confluence analysis by means of lag moments and other methods of confluence analysis. *ISA Transactions*, 9:1–23, 1941.
- T. SÖDERSTRÖM et P.G. STOICA : *Instrumental variable methods for system identification*. Springer-Verlag, 1983.
- T. SÖDERSTRÖM et P.G. STOICA : *System identification*. Prentice Hall, Hemel Hempstead, U.K., 1989.
- J. SERIN et J. SUTTER : Robinetterie industrielle. *Techniques de l'Ingénieur*, 2000.
- SHERPA ENGINEERING : *PhiSim 2011b*. 2011.
- M. SOLER : Suralimentation par compresseur volumétrique. *Techniques de l'ingénieur*, réf. BM2632, juillet 2011.
- O.A.Z. SOTOMAYOR, S.W. PARK et C. GARCIA : Software sensor for on-line estimation of the microbial activity in activated sludge systems. *ISA Transactions*, 41:127–143, 2002.
- M.J. STANKOVSKI, G.M. DIMIROVSKI, N.E. GOUGH et R. HANUS : Industrial furnace control : an experiment in iterative identification and design. *International Conference on Control UKACC (Conf. Publ. No. 455)*, 2:946–951, 1998.
- K. STEIGLITZ et L. MCBRIDE : A technique for the identification of linear systems. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 10 (4):461–464, 1965.

- M. STEINBUCH, R. VAN DE MOLENGRAFT et A. VAN DER VOORT : Experimental modelling and LPV control of a motion system. *In Proceedings of the American Control Conference, Denver, Colorado, USA*, 2003.
- E. TOHME : *Initialization of Output Error Identification Algorithms*. Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 2008.
- E. TOHME, R. OUVRARD, T. POINOT, J. C. TRIGEASSOU et A. ABCHE : Initialization of output-error identification methods - comparison between ARX and RPM models. *In 15th IFAC Symposium on System Identification*, pages 302–307, Saint-Malo, France, 2009.
- J.C. TRIGEASSOU : *Contribution à l'extension de la méthode des moments en automatique. Application à l'identification des systèmes linéaires*. Thèse de doctorat, Université de Poitiers, 1987.
- R. TÓTH : *Identification and Modeling of Linear Parameter-Varying Systems*, volume 403. Springer Verlag, Lecture Notes in Control and Information Sciences, Springer, Germany, 2010.
- H. UNBEHAUEN et G.P. RAO : Identification of continuous-time systems : a tutorial. *In Proceedings of the 11th IFAC symposium on system identification, Kita-Kyushu, Japan*, 3:1023–1049, 1997.
- P. M. J. VAN DEN HOF : Criterion based equivalence for equation error models. *IEEE Trans. Automat. Contr.*, 34 (2):191–193, 1989.
- P. M. J. VAN DEN HOF et R. A. DE CALLAFON : Multivariable closed-loop identification : from indirect identification to dual-youla parametrization. *In Proc. 35th IEEE con. dec. control, Kobe, Japan*, pages 1397–1402, 1996.
- P. M. J. VAN DEN HOF, R. J. P. SCHRAMMA, R. A. DE CALLAFON et O. H. BOSGRA : Identification of normalised coprime plant factors from closed-loop experimental data. *Europ. J. Control*, 1 (1):62–74, 1995.
- P. M. J. VAN DEN HOF et R.J.P. SCHRAMMA : An indirect method for transfer function estimation from closed-loop data. *Automatica*, 29:1523–1527, 1993.
- P. M. J. VAN DEN HOF et R.J.P. SCHRAMMA : Identification and control. closed-loop issues. *Automatica*, 31:1751–1770, 1995.
- E. T. VAN DONKELAAR et P. M. J. VAN DEN HOF : Analysis of closed-loop identification with a tailor-made parametrization. *Selected topics in identification, Modelling and control*, 9:17–24, 1996.
- V. VERDULT et M. VERHAEGEN : Kernel methods for subspace identification of multivariate LPV and bilinear systems. *Automatica*, 45:372–381, 2009.



- X. WEI et L. DEL RE : On persistent excitation for parameter estimation of quasi LPV systems and its application in modelling of diesel engine torque. *In 14th IFAC Symposium on System Identification, Newcastle, Australia*, 2006.
- J.S. WILSON : *Sensor Technology Handbook*. Newnes, Elsevier, 2005.
- P.C. YOUNG : In flight dynamic checkout - a discussion. *IEEE Transactions on Aerospace*, 2:1106–1111, 1964.
- P.C. YOUNG : An instrumental variable for real-time identification of a noisy process. *Automatica*, 6:271–287, 1970.
- P.C. YOUNG : The refined instrumental variable method : unified estimation of discrete and continuous-time transfer function models. *APII-Journal Européen des Systèmes Automatisés*, 42:149–179, 2008.
- P.C. YOUNG et A.J. JAKEMAN : Refined instrumental variable methods of time series analysis : Part i, siso systems. *International Journal of Control*, 31:741–764, 1979.



---

## Résumé

---

Cette thèse a été financée par l'ANR au travers du programme Efficacité énergétique et réduction des émissions de CO<sub>2</sub> dans les systèmes industriels. Le projet CHIC – CHaîne de mesure Innovante à bas Coût – initié et porté par EDF R&D a pour objectifs de concevoir une chaîne de mesure innovante à faible coût et non-intrusive, permettant de détecter des dérives de consommation avec une justesse de mesure de l'ordre de 5%. Cette thèse est consacrée à la mise en œuvre de capteurs logiciels pour des mesures de puissance et de débits. Trois sous-ensembles ont permis de mener des essais en situation quasi-industrielle : un four électrique, une chaudière à gaz et un compresseur d'air. L'application sur le four électrique a porté sur l'estimation de la puissance électrique et la détection de défauts à partir des mesures disponibles en utilisant de l'estimation en boucle fermée du modèle du four à vide et en charge. L'estimation de débits a été menée sur une chaudière industrielle et un compresseur d'air. Les paramètres des modèles variant en fonction d'autres grandeurs telles que la pression, la température et le taux d'humidité, une approche LPV a été proposée. Une approche non-paramétrique à l'aide de processus gaussiens est également étudiée dans le cas de la chaudière. Le capteur de débit de gaz a été validé sur site via une implémentation directe en C# dans l'automate de contrôle du processus. Dans le cas du compresseur, l'étude de cette variation paramétrique en fonction de la température, l'humidité et la pression de refoulement de l'air a été menée. Ces premières études ont montré la faisabilité des différents capteurs logiciels permettant d'atteindre les objectifs fixés.

**Mots clés :** Capteur logiciel ; Estimation paramétrique ; Modèle linéaire à paramètres variants ; Efficacité énergétique ; Four électrique à résistances ; Chaudière industrielle ; Compresseur volumétrique.



---

## Abstract

---

This thesis was funded by the ANR through the Energy Efficiency and reduction of CO<sub>2</sub> emissions in industrial systems program. The CHIC – CHaîne de mesure Innovante à bas Coût – project initiated and supported by EDF R&D aims to develop and test an innovative low cost and non-intrusive measuring system to monitor and analyze the consumption of energy fluids used in industrial sites in order to detect consumption drifts with a measurement accuracy of about 5%. This thesis focuses on the soft sensors implementation for power and flow measurements. Three processes were used to carry out experiments in an almost industrial situation : an electric furnace, a gas boiler and an air compressor. The electric furnace application was on the electric power estimation and fault detection using a closed-loop estimation of the furnace model from the set and inner temperatures and the control signal of free-load and load tests. The flows estimation was conducted on an industrial boiler and an air compressor. Since the models parameters depend on other variables, a static LPV approach is proposed. On the boiler, the gas flow is estimated from the valve control and the gas pressure and temperature using different valve types. A non-parametric approach using Gaussian processes is also studied on this process. The gas flow sensor has been validated on-site using a direct implementation in C# on the PLC process control. On the compressor, the parametric variation study according to the air temperature, humidity and discharge pressure has been conducted on simulation and real data. These early studies have shown the feasibility of the different soft sensors to achieve the fixed objectives.

**Mots clés :** Soft sensor ; Parametric estimation ; Linear parameter varying model ; Energy efficiency ; Electric furnace ; Industrial boiler ; Volumetric air compressor.