

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE DU 20 AOUT 1955 SKIKDA

Faculté de Technologie
Département : Pétrochimie



Mémoire

En vue de l'obtention du diplôme de Master

Filière : Industries pétrochimiques

Spécialité : Automatisation en industries pétrochimiques

Par : MESTIRI Roumaïssa

Thème :

**Application de la commande prédictive adaptative
sur un réacteur chimique CSTR pour la régulation
de température**

Soutenu publiquement le : 26 /06 / 2024 devant le jury composé de :

| | | | |
|-------------------|-----------------------------|------------|-----------------|
| <i>Président</i> | <i>Dr. METATLA Hassina</i> | <i>MCB</i> | <i>U-Skikda</i> |
| <i>Rapporteur</i> | <i>Dr. MENIGHED Kamel</i> | <i>MCA</i> | <i>U-Skikda</i> |
| <i>Examineur</i> | <i>Dr. HARZALLAH Ghania</i> | <i>MCB</i> | <i>U-Skikda</i> |

Promotion : 2023/2024



Dédicaces

Je dédie humblement ce travail à mes chers parents, qui ont été mes piliers, mon inspiration et ma motivation tout au long de ce parcours. À mon père, celui qui m'a fait une femme, ma source de vie, d'amour et d'affection, pour son soutien inébranlable, et à ma mère, mon paradis, pour sa lumière, son amour inconditionnel et sa patience infinie. Que Dieu les protège et les bénisse.

À Mr MENIGHED Kamel, mon encadrant, dont les conseils avisés, les orientations précieuses et le soutien constant ont été d'une aide inestimable dans l'élaboration de ce mémoire.

À mon frère Azzedine et mes petites sœurs Malak et Dounia, qui ont été mes complices, mes confidents et mes meilleurs supporters. Votre présence a été un réconfort constant.

À ma famille élargie, à mes tantes Dida et houhou, le soutien et les encouragements ont été une source de force et de courage, je vous aime énormément.

À mes amis, Mohammed, Salma et Ikram, qui ont partagé mes joies, mes peines et mes succès. Votre amitié est un trésor que je chérirai toujours.

À mon grand père et ma grande mère Mamati, vous n'êtes plus dans ce monde mais votre souvenir reste graver en ma mémoire. Reposez en paix, dans la grâce et la miséricorde du tout-puissant.

Enfin, je dédie ce travail à toutes les personnes qui m'ont aimée et soutenue, qui ont cru en moi et m'ont encouragée. Votre confiance en moi a été ma plus grande motivation et je vous en suis infiniment reconnaissante.

Roumaissa

Remerciements

Avant tout je voudrai remercier ALLAH qui m'a permis d'arriver là où je suis en menant à terme ce modeste travail, et remercier mes parents pour leurs sacrifices, durant toute ma scolarité.

*Je voudrai témoigner ma grande gratitude envers mon directeur de mémoire, le docteur **MENIGHED Kamel** qui m'a apporté toute l'aide dont j'avais besoin et pour toutes les connaissances que j'ai pu acquérir sous sa direction. Je voudrai tout spécialement le remercier pour sa patience ses grandes valeurs humaines et surtout pour sa haute éducation.*

*Mes vifs remerciements vont aussi à madame **METATLA Hassina**, maître de conférences à l'université de 20 Août 1955 Skikda, d'avoir accepté de présider le jury de mon projet de fin d'étude, mes remerciements vont également à madame **HARZALLAH Ghania**, maître de conférences à l'université de 20 Août 1955 Skikda pour l'honneur d'examiné notre travail.*

*Ma gratitude va également aux différentes personnes qui ont contribué de près ou de loin à l'élaboration de ce travail et à tous les enseignants qui ont contribué à notre formation, pour les connaissances qu'ils nous ont transmis, leur disponibilité et leurs efforts particulièrement à Professeur **BOUGDAH Nabil** le chef département de la pétrochimie.*

Enfin, cet avant-propos serait incomplet sans des remerciements affectueux pour ma famille, pour leur appui, leur patience et leur grande compréhension.

Résumé

Notre mémoire de fin d'étude présente une étude approfondie sur la régulation de température d'un réacteur chimique continu parfaitement agité "CSTR" en utilisant la commande prédictive adaptative (AMPC), car la commande prédictive classique MPC montre leur limite lorsque les paramètres du système varient dans une large plage, d'ont l'ajout d'une technique d'identification en ligne est primordiale.

L'outil de simulation Matlab est utilisé pour modéliser le modèle mathématique, identifier et adapter ses paramètres à chaque intervalle de contrôle par la commande adaptative indirecte puis appliquer la loi de commande prédictive basée sur le modèle d'état du système en minimisant une fonction coût prédéfinie. L'étude met en évidence le rôle crucial de la régulation de température au sein du réacteur en raison de ses effets dangereux.

Les résultats de la simulation montrent que la commande prédictive adaptative offre une amélioration significative de la régulation de la température du réacteur choisi contrairement à la commande prédictive classique, tout en assurant stabilité, précision et robustesse.

Mots clés : la commande prédictive adaptative, Régulation, identification, réacteur CSTR.

Abstract

Our thesis presents an in-depth study on the temperature regulation of a perfectly stirred continuous chemical reactor (CSTR) using Adaptive Model Predictive Control (AMPC). Traditional Model Predictive Control (MPC) shows limitations when system parameters vary widely, highlighting the importance of incorporating an online identification technique.

MATLAB simulation tool is employed to model the mathematical framework, identify and adapt parameters during each control interval via indirect adaptive control, and implement predictive control based on the system's state model to minimize a predefined cost function. The study underscores the critical role of temperature regulation within the reactor due to its hazardous implications.

Simulation results demonstrate that Adaptive Model Predictive Control significantly enhances temperature regulation compared to traditional MPC, ensuring stability, accuracy, and robustness.

Key words: Adaptive Model Predictive Control, regulation, identification, reactor CSTR

ملخص

يقدم مذكرتنا دراسة عميقة حول تنظيم درجة حرارة مفاعل كيميائي مستمر مثالي الاختلاط (CSTR) باستخدام التحكم التنبؤي التكيفي (AMPC) يظهر التحكم التنبؤي التقليدي (MPC) قيوده عندما تتغير معاملات النظام بشكل واسع، مما يبرز أهمية إدخال تقنية التعرف الفوري.

يتم استخدام أداة المحاكاة لنمذجة الإطار الرياضي، وتعريف وتكييف المعلمات خلال كل فاصل تحكم باستخدام التحكم التكيفي غير المباشر، ثم تنفيذ التحكم التنبؤي بناءً على نموذج حالة النظام لتقليل وظيفة التكلفة المحددة مسبقاً. تسلط الدراسة الضوء على الدور الحاسم لتنظيم درجة الحرارة داخل المفاعل بسبب آثاره الخطيرة.

تظهر نتائج المحاكاة أن التحكم التنبؤي التكيفي يوفر تحسناً كبيراً في تنظيم درجة حرارة المفاعل مقارنةً بالتحكم التنبؤي التقليدي، مع ضمان الاستقرار والدقة والقوة.

كلمات مفتاحية : التحكم التنبؤي التكيفي، تنظيم، تعريف، مفاعل CSTR.

Table des matières

| | |
|--|------------|
| Dédicaces | i |
| Remerciements..... | ii |
| Résumé | iii |
| Table des matières | v |
| Listes des figures..... | ix |
| Listes des tableaux..... | xi |
| Nomenclature..... | xii |
| Introduction générale..... | 1 |
| Chapitre I:..... | 4 |
| La commande prédictive | 4 |
| I.1 Introduction | 5 |
| I.2 Philosophie de la commande prédictive..... | 5 |
| I.3 Aperçu historique | 6 |
| I.4 Principe de base..... | 9 |
| I.4.1 Stratégie de fonctionnement | 10 |
| I.5 Eléments fondamentaux | 12 |
| I.5.1 Fonction objectif..... | 12 |
| I.5.2 Modèle de prédiction | 12 |
| I.5.3 Contraintes de fonctionnement | 14 |
| I.5.4 Problème d'optimisation..... | 15 |
| I.6 Choix des paramètres de réglage..... | 17 |
| I.6.1 Choix de l'horizon de prédiction p | 17 |
| I.6.2 Choix de l'horizon de commande m..... | 19 |
| I.6.3 Choix des matrices de pondérations Q et R..... | 19 |
| I.7 Domaines d'application en industrie | 20 |

| | |
|---|-----------|
| I.8 Avantages et inconvénients | 22 |
| I.9 Conclusion..... | 24 |
| Chapitre II: Synthèse de la commande prédictive à base d'état..... | 25 |
| II.1 Introduction..... | 26 |
| II.2 Motivation du choix de la MPC | 26 |
| II.3 Représentation d'état du modèle..... | 27 |
| II.3.1 Choix de la période d'échantillonnage..... | 29 |
| II.4 Théorème de Shannon..... | 30 |
| II.5 Calcul des prédictions | 31 |
| II.5.1 Calcul des prédictions des états et de la sortie : | 32 |
| II.6 Optimisation..... | 33 |
| II.6.1 Critère de performance..... | 34 |
| II.6.2 Position du problème..... | 35 |
| II.7 Obtention de la loi de commande | 35 |
| II.8 Implantation de l'algorithme de commande | 39 |
| II.9 Analyse de la stabilité, faisabilité et de la robustesse | 39 |
| II.9.1 La stabilité..... | 40 |
| II.9.2 La faisabilité..... | 42 |
| II.9.3 La robustesse..... | 42 |
| II.10 Conclusion | 43 |
| Chapitre III: La commande adaptative | 44 |
| III.1 Introduction | 45 |
| III.2 Historique | 45 |
| III.3 Définition de la commande adaptative | 45 |
| III.3.1 Quand on a recours à la commande adaptative ?..... | 46 |
| III.3.2 Que peut faire un système adaptatif ? | 46 |

| | | |
|--|--|-----------|
| III.3.3 | Domaine d'applications | 47 |
| III.3.4 | Principe général | 47 |
| III.4 | Les approches de la commande adaptative..... | 48 |
| III.4.1 | Commande adaptative directe (implicite)..... | 48 |
| III.4.2 | Commande adaptative indirect (explicite)..... | 49 |
| III.4.3 | Choix de l'approche..... | 51 |
| III.5 | Types de Commande adaptative | 51 |
| III.5.1 | Commande adaptative à gain préprogrammé | 52 |
| III.5.2 | Commande adaptative à modèle de référence (MRAC)..... | 53 |
| III.5.3 | Commande Auto-Ajustable ou auto-adaptative (CAA)..... | 55 |
| III.6 | Identification..... | 59 |
| III.6.1 | Algorithme d'identification paramétrique..... | 60 |
| III.6.2 | Structures de modèle..... | 60 |
| III.6.3 | Modèle ARX (Auto Regressive with eXogenous input)..... | 61 |
| III.6.4 | Méthode des moindres carrés récursifs..... | 64 |
| III.6.5 | Choix du gain d'adaptation..... | 66 |
| III.6.6 | Validation du modèle | 68 |
| III.6.7 | Avantages | 69 |
| III.7 | La commande prédictive adaptative indirecte | 69 |
| III.8 | Conclusion..... | 70 |
| Chapitre IV: Modélisation du réacteur, simulation et interprétation | | 72 |
| IV.1 | Introduction..... | 73 |
| IV.2 | Présentation du procédé | 73 |
| IV.3 | Problématique du système à commander..... | 74 |
| IV.4 | Modélisation mathématique du CSTR..... | 75 |
| IV.4.1 | Le bilan de matière..... | 76 |

| | |
|--|-----------|
| IV.4.2 Le bilan énergétique | 76 |
| IV.4.3 Modèle non linéaire..... | 77 |
| IV.4.4 Discrétisation du modèle..... | 79 |
| IV.5 Analyse préliminaire en boucle ouverte..... | 80 |
| IV.6 Simulation et analyse des résultats | 80 |
| IV.6.1 Identification par filtre de kalman (ToolBox) | 81 |
| IV.6.2 Identification par moindre carré récursif avec facteur d'oubli exponentiel..... | 85 |
| IV.6.3 Etude comparative..... | 90 |
| IV.7 Conclusion | 93 |
| Conclusion générale et perspectives | 94 |
| Références bibliographiques | 97 |

Listes des figures

| | |
|--|----|
| Figure I-1: Application quotidienne de la commande prédictive | 6 |
| Figure I-2: Schéma de principe de la commande prédictive | 9 |
| Figure I-3: Stratégie de la commande prédictive | 11 |
| Figure I-4: Le principe de l'horizon glissant..... | 11 |
| Figure I-5: Valeur de N1 pour un système à déphasage non minimal..... | 18 |
| Figure I-6: Choix de N2 pour un système à déphasage non minimal | 19 |
| Figure II-1: Schéma bloc de la représentation d'état d'un système | 28 |
| Figure II-2: Échantillonnage d'un signal | 30 |
| Figure II-3: Allure d'un signal échantillonnée | 30 |
| Figure II-4: Le principe d'optimisation | 34 |
| Figure II-5: Diagramme de MPC | 39 |
| Figure III-1: Procédure de décision du type de contrôleur..... | 46 |
| Figure III-2: Principe de la commande adaptative | 48 |
| Figure III-3: Schéma bloc de la commande adaptative directe | 49 |
| Figure III-4: Schéma bloc de la commande adaptative indirecte..... | 50 |
| Figure III-5: Prédicteur dans une commande adaptative indirecte. | 51 |
| Figure III-6: Schéma-bloc d'un Système Adaptatif à Modèle de Référence (SAMR) | 54 |
| Figure III-7: Schéma-bloc de principe de la commande adaptative auto ajustable | 55 |
| Figure III-8: Schéma bloc du système de commande adaptative avec régulateur auto-ajustable. | 56 |
| Figure III-9: La commande auto-ajustable approche directe | 57 |
| Figure III-10: La commande auto-ajustable approche indirecte | 58 |
| Figure III-11: Procédure d'identification | 60 |
| Figure III-12: Structure du modèle ARX | 62 |
| Figure III-13: Structure de la commande adaptative prédictive..... | 70 |

| | |
|---|----|
| Figure IV-1: Réacteur continu parfaitement agité CSTR..... | 74 |
| Figure IV-2: Variation des paramètres de réactions dans un CSTR..... | 75 |
| Figure IV-3: schéma bloc de la commande prédictive adaptative implémentée (Filtre de Kalman)..... | 83 |
| Figure IV-4: La sortie-référence du réacteur CSTR..... | 83 |
| Figure IV-5: Evolution de la commande générée par le contrôleur | 84 |
| Figure IV-6: L'erreur de poursuite du réacteur CSTR..... | 85 |
| Figure IV-7: schéma bloc de la commande prédictive adaptative implémentée (MCR) | 86 |
| Figure IV-8: La sortie-référence du réacteur CSTR..... | 86 |
| Figure IV-9: Evolution de la commande générée par le contrôleur | 87 |
| Figure IV-10: L'erreur de poursuite du réacteur CSTR..... | 87 |
| Figure IV-11: Erreur de prédiction des paramètres du système | 88 |
| Figure IV-12: La sortie-référence du réacteur CSTR..... | 88 |
| Figure IV-13: Evolution de la commande générée par le contrôleur | 89 |
| Figure IV-14: : Erreur de prédiction des paramètres du système | 89 |
| Figure IV-15 : Erreur de poursuite du réacteur CSTR | 90 |
| Figure IV-16: schéma bloc de la commande prédictive MPC..... | 91 |
| Figure IV-17: La sortie-référence du réacteur CSTR..... | 91 |
| Figure IV-18: L'erreur de poursuite du réacteur CSTR..... | 92 |
| Figure IV-19: Evolution de la commande générée par le contrôleur | 92 |

Listes des tableaux

| | |
|--|----|
| Tableau I-1: Bilan des applications de la commande prédictive linéaire jusqu'en 1998 | 21 |
| Tableau I-2: Bilan des applications de la commande prédictive non linéaire entre 1998 et 2003 | 22 |
| Tableau IV-1 : Les paramètres du réacteur CSTR..... | 77 |
| Tableau IV-2: point de fonctionnement..... | 78 |
| Tableau IV-3: Les paramètres de contrôleur MPC | 81 |

Nomenclature

| | |
|------------|--|
| γ | Coefficient stœchiométrique |
| Q | Débit volumique du réactif |
| V | Volume du réacteur |
| K_0 | Le constant de taux de la réaction Facteur d'Arrhenius |
| E | L'énergie de l'activation |
| R | Le constant du gaz idéal |
| ΔH | Enthalpie |
| r | La vitesse de conversion |
| F | Débit molaire (mol/min) |
| ρ | La mase volumique |
| T | Température |
| C | Concentration |
| C_p | Capacité calorifique |
| UA | Coefficient de transfert de chaleur multiplié par la surface d'échange thermique |

Introduction

générale

Introduction générale

Dans le domaine de l'automatique appliquée aux procédés industriels, la régulation précise de la température dans les réacteurs chimiques joue un rôle crucial pour maintenir la qualité des produits, optimiser les rendements et assurer la sécurité des opérations. Le réacteur continu parfaitement agité (CSTR) est largement utilisé dans le secteur pétrochimique en raison de leur capacité à maintenir des conditions de réaction constantes et ajustables selon les besoins. Cependant, en raison de leurs caractéristiques non linéaires et des perturbations inhérentes aux processus, le contrôle précis de la température reste un défi significatif.

Dans ce contexte, l'automatique moderne offre des solutions avancées telles que la commande prédictive à base d'état adaptative indirecte. Cette approche utilise des modèles prédictifs du système pour ajuster de manière dynamique les paramètres de contrôle en fonction des conditions variables rencontrées pendant le fonctionnement du réacteur. Contrairement aux méthodes traditionnelles qui peuvent être limitées par la nécessité de modèles précis et stables, la commande prédictive adaptative indirecte permet une adaptation continue, offrant ainsi la promesse d'une amélioration significative de la précision, de la réactivité et de la robustesse du contrôle de la température.

L'objectif principal de ce travail donc est d'évaluer empiriquement l'efficacité de cette approche dans des environnements industriels réels, en identifiant et en surmontant les défis spécifiques rencontrés. En utilisant une méthodologie rigoureuse qui inclut la modélisation détaillée du système, la simulation avancée et une analyse comparative approfondie avec la commande prédictive classique, cette recherche ambitionne de contribuer à l'optimisation des pratiques de régulation dans l'industrie des réacteurs chimiques.

L'organisation de ce mémoire est structurée comme suit :

1. Dans ce premier chapitre, nous fournirons une vue d'ensemble de la commande prédictive. Nous commencerons par donner un aperçu général de l'historique, la philosophie et le principe de fonctionnement. Ensuite, les éléments de base de la commande prédictive en présentant les avantages et les inconvénients de cette dernière.

2. Le deuxième chapitre sera consacré à la procédure conduisant à l'élaboration du régulateur à partir de la description du modèle discret sous forme d'état et la prédiction des sorties à la minimisation du critère de performance, et finalement une analyse des aspects de la commande prédictive : stabilité, faisabilité et robustesse.

3. Dans ce chapitre, nous allons consister à donner le principe de la commande adaptative, domaines d'applications ainsi que les différentes techniques de la commande adaptative et leurs exécutions avec des algorithmes d'adaptation appropriés. Nous terminons ce chapitre par la présentation de l'approche prédictive adaptative.

4. Le quatrième chapitre sera consacré à l'application de la commande prédictive adaptative sur un réacteur continu parfaitement agité, nous présentons une description du système et donnons les résultats de la simulation MATLAB. Nous avons implémenté une commande prédictive à base d'état adaptative indirecte, qui se compose d'une boucle de commande et l'autre pour l'estimation des paramètres. Nous avons comparé les performances de cette commande avec celle de la commande classique.

En résumé, cette étude s'inscrit dans une perspective d'innovation et d'amélioration continue des technologies de contrôle, visant à répondre aux exigences croissantes de performance et d'efficacité opérationnelle dans le domaine critique de la régulation des températures des réacteurs CSTR.

Chapitre I:

La

commande

prédictive

I.1 Introduction

De nos jours, avec les progrès observés dans le domaine des ordinateurs numériques, il est presque impossible de trouver un secteur de l'activité humaine qui ne soit pas touché par ce phénomène. L'emploi de l'ordinateur dans les processus de commande a permis l'implantation de techniques compliquées et sophistiquées qui permettent le développement de stratégies efficaces tout en restant de coût raisonnable ce qui était pratiquement impossible d'envisager avec les mécanismes et les dispositifs précédents.

Un exemple de telles techniques est la commande prédictive. Elle sera connue plus tard dans le monde industriel, particulièrement dans le secteur de la pétrochimie, à cause de la dynamique lente de ces systèmes.

Actuellement beaucoup de travaux sont consacrés à la commande prédictive. L'idée de base de cette approche est de transférer le problème classique de la commande de la sortie en une commande de la sortie prédite à des instants futurs. Cependant, il n'existe pas une stratégie de commandes unique mais, plutôt tout un ensemble de méthodes de commande prédictives.

Ce premier chapitre porte sur la présentation de la commande prédictive. Nous commencerons par donner un aperçu général de l'historique, la philosophie et le principe de fonctionnement.

Ensuite, nous détaillerons les éléments de base de la commande prédictive en présentant les avantages et les inconvénients de cette dernière.

I.2 Philosophie de la commande prédictive

La philosophie de la commande prédictive ou commande à horizon glissant, est basée sur la notion essentielle de prédiction, d'où son nom. Donc, il faut prédire le comportement futur du système afin de pouvoir le contrôler par anticipation.

Elle est inspirée du comportement humain ; La technique prédictive permet de reproduire de façon théorique le comportement intuitif naturellement prédictif ou anticipatif de l'être humain [1].

On peut citer comme aspect : la manière dont une personne gère son argent, l'analyse qu'effectue une telle autre pour traverser une rue, le plus imagé est la manière dont un skieur dévoile une pente pour atteindre l'arrivée, exemple illustré par la figure (I-1) ci-après.

En effet, le skieur fait une prédiction de la trajectoire à suivre sur un horizon fini appelée horizon de prédiction (envisageable par la pensée), et en prenant en compte les caractéristiques de son être (modèle mental de son comportement) et aussi les différentes contraintes (Arbre, vent ...). Ensuite, il élabore les actions en conséquence qui vont lui permettre le meilleur suivi d'une trajectoire connue, sachant qu'à chaque étape d'estimation, l'horizon de prédiction se déplacera avec lui. Seule la première action est exécutée à chaque instant, et la procédure est répétée à nouveau pour les prochaines actions.

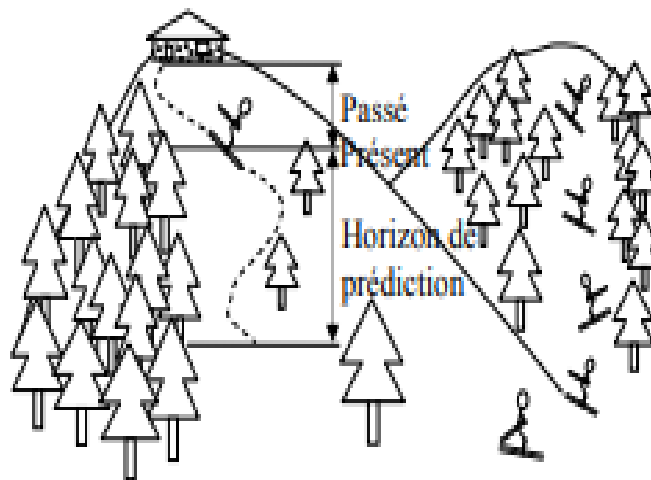


Figure 0-1: Application quotidienne de la commande prédictive

En utilisant des commandes classiques, les décisions sont réalisées à partir des erreurs passées entre la sortie et la consigne, et non des erreurs prédites. Or il apparaît clairement dans le cas du ski, qu'il est nécessaire que la structure prédictive faisant intervenir des erreurs futures, le cas contraire étant équivalent à skier en regardant à l'arrière pour réduire l'erreur entre la trajectoire désirée et la position réelle.

En tout, La philosophie de la commande prédictive se résume à utiliser un modèle interne pour prédire le comportement du système et choisir la meilleure décision au sens d'un certain coût tout en respectant les contraintes [2].

I.3 Aperçu historique

La fin de la décennie 70 été marquée par un intérêt pour la commande prédictive et surtout dans ses développements industriels., plusieurs variantes de cette commande ont été

développées dans la littérature. Ayant le même principe philosophique de contrôle et de fonctionnement. Ce paragraphe propose un rapide tour d'horizon non exhaustif de toutes ses variantes.

En Europe et à cette époque, Richelet et autres, ont conçu une approche heuristique de la commande prédictive basée sur le modèle en anglais "Model Predictive Heuristic Control" (MPHC) en (1976,1978), qui fût connue plus tard après reformulation sous le nom "Model Algorithmique Control" (MAC) [3-4]. Cette approche consistait à imposer des trajectoires de référence à suivre pour les sorties tout en minimisant la variance de l'erreur.

Ensuite, au sein de Shell Oil, en 1980 (Cutler et Ramaker) ont développé une commande prédictive dite "Dynamic" car, elle est basée sur la modélisation dynamique du processus "Dynamic Matrix Control" (DMC) [5]. Dans cette approche, Le signal de commande de ce contrôleur est calculé par la méthode des moindres carrés, dans l'objectif est de minimiser l'erreur de poursuite sans prise en compte des contraintes. L'optimisation est répétée à chaque période d'échantillonnage en utilisant les données mesurées et fournies par le système. Le but était d'appliquer cet algorithme sur des systèmes linéaires multivariables, en évaluant les réponses indicielle et impulsionnelle du procédé, afin d'estimer l'action de la commande sur la sortie. Ces algorithmes ont permis la naissance des stratégies prédictives et des applications nombreuses dans le milieu industriel ont assuré leur pérennité [6-7].

En même temps et indépendamment, certains groupes européens de recherche académique ont commencé à développer des travaux basés sur les idées de la prédiction pour des modèles formulés à partir d'une représentation entrée-sortie du système (fonction de transfert).

Ces succès ont poussé des chercheurs en 1984, comme (Yuste et autres) à s'intéresser à la commande adaptative, et inventé une stratégie pour les systèmes monovariabiles sous le nom de commande adaptative à horizon étendu "Extended Horizon Adaptive Control" (EHAC) [8]. Elle repose sur l'utilisation des modèles entrée/sortie pour calculer, à chaque itération la séquence de commande optimale pour maintenir une erreur nulle au-delà du retard pur du système (via la résolution d'une équation diophantienne). Une année plus tard, la résolution de cette équation a été remplacée par un prédicteur sous-optimal selon la nouvelle version connue par la commande auto adaptative prédictive étendue "Extended Prediction Self-Adapted Control" (EPSAC), proposé par (Keyser et Van Adapte) [9].

La commande prédictive généralisée "Generalized predictive control" (GPC) proposée par Clarke, Montai et Tufs en 1987, est considérée comme étant la commande la plus populaire en ce moment [10]. Elle est basée sur un modèle du type "Controller Auto-regressive Integrated Moving-Aéragé" (CARIMA) et permet la prise en considération des contraintes sur les entrées et les sorties en posant un problème d'optimisation quadratique et en introduisant l'horizon de prédiction sur le signal de commande.

Pendant cette période, (Stoica et autres) ont proposé un algorithme "Predictive Functional Control" (PFC). Pour une application simple sur des systèmes mono-entrée, mono-sortie (SISO) industriels et qui permet de régler les paramètres de la commande prédictive en agissant sur les performances considérées dans l'algorithme [11].

La commande "Constrained Receding Horizon Prédictive Control" (CRHPC) inventée par D. Clark en 1991 [12], a pris en compte des contraintes terminales sous forme "égalité" sur la sortie pour un horizon fini au-delà de l'horizon de prédiction.

Ensuite, la commande prédictive à base de modèle "Model Predictive Control" (MPC) utilisant la représentation d'état a été proposée par (Morari et autres) en 1994, afin de faciliter l'analyse de la stabilité, la rapidité et la robustesse [13]. Cette formulation permet non seulement de faire usage de théorèmes et résultats existant dans la théorie de cet espace, mais elle permet en plus de faciliter l'extension de la théorie MPC à des cas plus complexes comme des systèmes avec perturbations stochastiques, bruits sur les variables de mesure ou commande multivariable.

En fait, toutes ces variantes de stratégies de commande prédictive sont aujourd'hui regroupées sous le terme générique MPC, illustrant ainsi le rôle fondamental du modèle.

Étant donné la charge élevée de calcul qu'exigent les algorithmes de programmation quadratique dans la stratégie MPC, beaucoup d'auteurs commencent à étudier la possibilité d'obtenir une solution rapide fournissant un résultat le plus souvent sous-optimal dans le problème d'optimisation. Dans cette catégorie on peut mentionner les travaux de (Bemporad et autres) en 2002, Ramirez et Camacho (2001).

Ce bref rappel historique a permis de donner une idée de l'évolution de la commande prédictive, dans un ordre chronologique depuis les stratégies « classiques » bien connues maintenant jusqu'aux développements les plus récents en termes de robustesse et d'application à des systèmes non-linéaires.

I.4 Principe de base

Le principe de la commande prédictive est de s'appuyer sur la prédiction des états futurs d'un système et à travers la résolution répétée à chaque pas de temps d'un problème de commande optimale : "comment aller de l'état actuel à un objectif de manière optimale en satisfaisant à des contraintes" [14]. Pour ce faire, la commande prédictive s'articule autour des points suivants :

- 1- Elaboration (choix) d'un modèle mathématique sur lequel est basée la prédiction de la sortie sur un horizon fini (nombre fini de périodes d'échantillonnage).
- 2- Un critère d'optimisation traduisant l'objectif de fonctionnement souhaité du procédé.
- 3- Des caractéristiques de fonctionnement sur les actionneurs et les sorties qui engendrent des contraintes.
- 4- Une méthode de résolution du problème d'optimisation (optimiseur) aboutissant à la commande future à appliquer pour atteindre l'objectif établi.

Le schéma bloc présenté dans la figure (I-2), montre le principe de la commande prédictive.

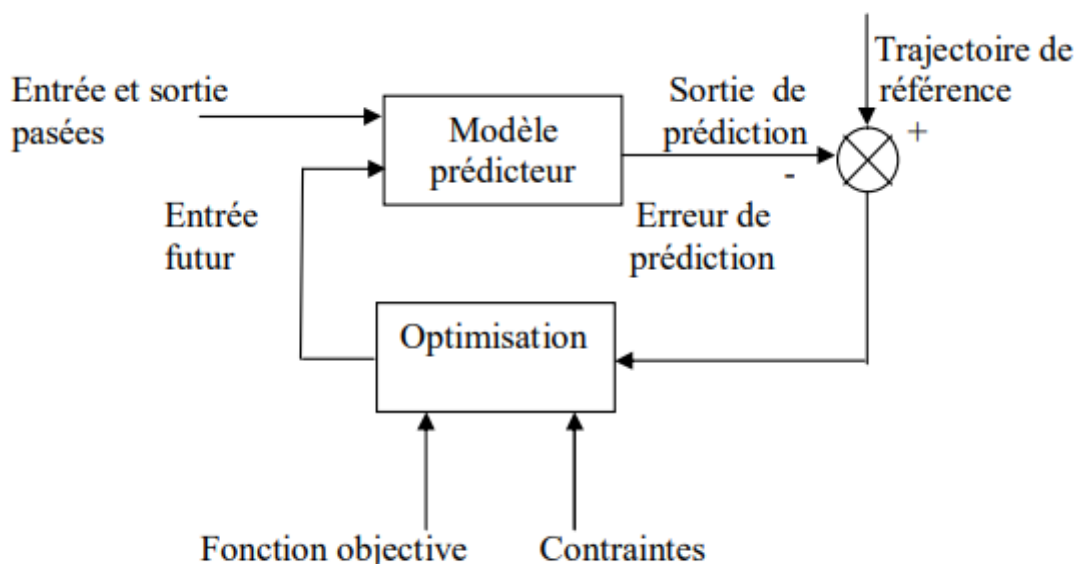


Figure 0-2: Schéma de principe de la commande prédictive

Les deux boucles fondamentales à remarquer sur cette figure sont : le modèle et l'optimiseur. Le modèle doit être capable de capturer la dynamique du processus, de prédire les sorties futures de manière précise et sa mise en œuvre doit être facile, l'optimiseur fournir les actions de

commande. En présence de contrainte, la solution est obtenue via des algorithmes itératifs, avec plus de temps de calcul, évidemment.

I.4.1 Stratégie de fonctionnement

Il n'existe pas une stratégie unique mais plutôt tout un ensemble de méthodes de commande prédictive, assez similaires bâties autour de principes communs, mais présentant néanmoins quelques différences dans l'interprétation des concepts clés. La différence essentielle est le modèle qui permet de calculer les prédictions de la sortie sur l'horizon de prédiction.

Chronologiquement, les étapes spécifiques de la stratégie d'une commande de nature prédictive sont présentées comme suit [15] :

1. Première étape (prédiction de sortie) : à l'instant présent, les sorties futures du système sont prédites (sur un horizon de taille N_p , dénommé horizon de prédiction sur la sortie) à l'aide d'un modèle de comportement du processus à commander. Ces prédictions sont notées $y_p(k + j/k)$, avec $j = 1, \dots, N_p$ pour indiquer la valeur de la sortie à l'instant $k + j$, calculée à l'instant k . Elles dépendent des valeurs connues jusqu'au temps k (entrées et sorties passées) et des commandes futures $u(k + j/k)$, $j = 0, \dots, N_c - 1$, N_c étant l'horizon de commande.

2. Deuxième étape (projet de commande) : les futurs signaux de commande $u(k + j/k)$, $j = 0, \dots, N_c - 1$ sont calculés en optimisant un critère J (fonction coût) pour que la sortie du procédé $y(k + j)$ soit la plus proche que possible de la trajectoire de référence $y_{ref}(k + j/k)$, tout en réduisant les efforts de la commande. Des contraintes sur la sortie et/ou sur la commande peuvent être également imposées à ce stade.

3. Troisième étape (envoi de la première composante du projet de commande) : finalement, seul le premier élément $u(k/k)$, du vecteur du signal de commande optimale $u(k + j/k)$, $j = 0, \dots, N_c - 1$ est appliquée au système, par contre les autres valeurs de la séquence de commande sont abandonnées. Le prochain instant, la procédure recommence de l'étape 1 en prenant en compte les mesures actualisées $y(k + 1)$ du procédé et une nouvelle séquence de commande $u(k + 1 + j/k + 1)$, $j = 0, \dots, N_c - 1$ est élaborée.

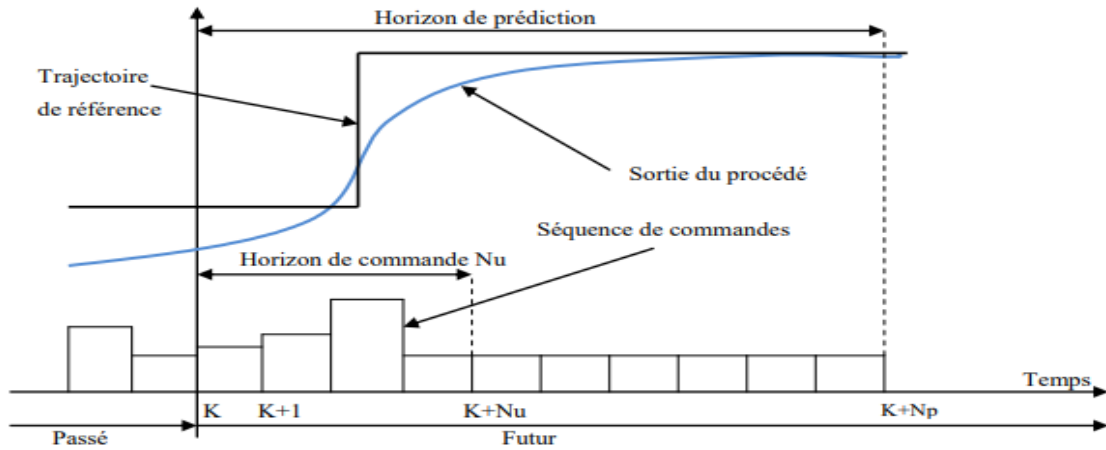


Figure 0-3: Stratégie de la commande prédictive

Les imperfections du modèle sont corrigées avec la réactualisation des erreurs entre l’objectif et les mesures et par la suite le projet de commande est amélioré à chaque échantillon de temps. Ceci est donc le caractère « boucle fermée ».

La commande $u(k + 1/k + 1)$ est en principe différente de $u(k + 1/k)$ puisque de nouvelles informations sur l’état du système ont pu être prises en compte. Ceci est connue comme le concept de l’horizon fuyant (ou glissant) [16]. Cette idée est illustrée dans la figure (I-4).

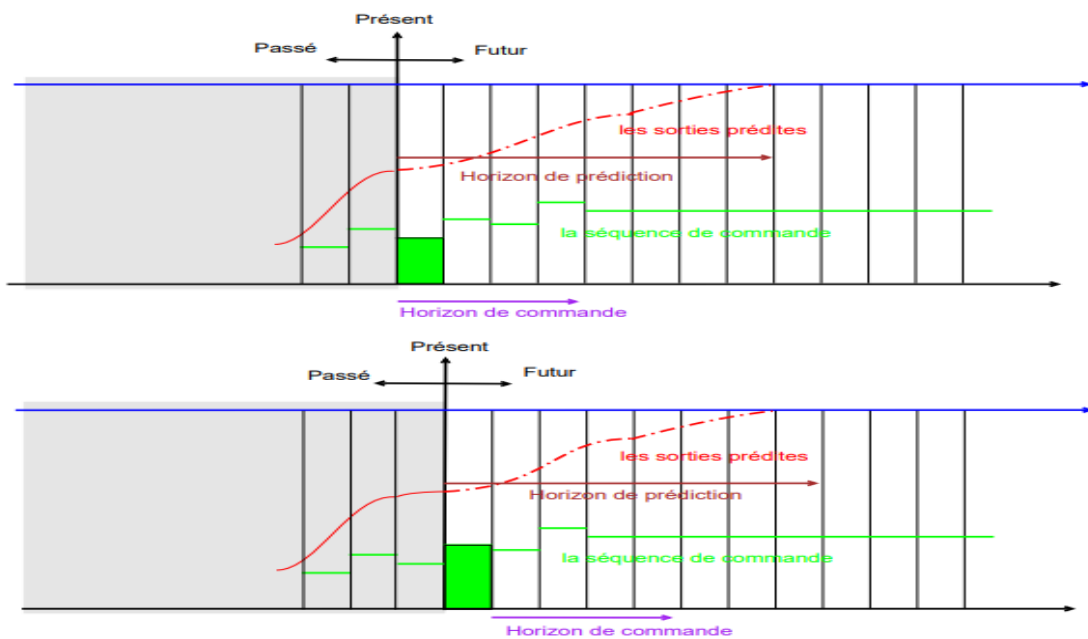


Figure 0-4: Le principe de l’horizon glissant

On comprend que la tâche d'optimisation occupe une place primordiale dans la stratégie de commande et sa résolution va grandement dépendre de la complexité du modèle. Dans le cas d'un modèle linéaire et d'une fonction de coût quadratique, la solution du problème d'optimisation est simplement une fonction explicite des entrées futures et des sorties prédites. La complexité du problème d'optimisation dépend du nombre de variables, de la valeur des différents horizons mais également de la présence de contraintes sur les commandes et/ou sur les sorties. Pour ces raisons, la résolution en ligne à l'aide d'algorithmes coûteux en temps de calcul s'avère parfois compliquée et ce malgré la constante évolution de la puissance des calculateurs.

▪ Remarque :

Pour les systèmes multivariables, cet algorithme est appliqué simultanément à chaque sortie, il en résulte une commande différente pour chaque entrée du système.

I.5 Eléments fondamentaux

I.5.1 Fonction objectif

L'utilisateur définit un objectif de fonctionnement qui constitue le point de départ de la problématique de commande. La formulation du critère d'optimisation sous-jacent à l'objectif de fonctionnement offre la possibilité de traduire mathématiquement de nombreux comportements : augmentation du rendement, maximisation de la vitesse, minimisation de la consommation en matières premières ou énergétiques, etc. Le critère peut se résumer assez souvent à une poursuite de trajectoire de référence de la sortie du procédé.

I.5.2 Modèle de prédiction

Le modèle de prédiction du procédé occupe une place cruciale dans la stratégie de commande prédictive. Il doit reproduire avec une exactitude suffisante les caractéristiques dynamiques du processus à de futurs moments du temps $\{y(k+l)\}$ en se servant des valeurs passées de la commande, de la sortie et des valeurs optimales de la commande future $\{u(k+l)\}$.

Les différentes stratégies du MPC emploient différents modèles pour représenter la relation entre la sortie et l'entrée du système. Parmi les signaux d'entrée sont les variables manipulées (ou commandes) et des perturbations mesurables qui peuvent être "traitées" par compensation par « avance » en anglais 'feedforward'. De plus, ils doivent être pris en considération les composantes non considérées par le modèle du système, ce qui inclut l'effet des entrées non

mesurables, des bruits et des erreurs de modélisation. Le modèle peut être établi selon deux approches :

I.5.2.1 Modelé de connaissance

Il s'agit ici de tenir en compte des phénomènes physiques, chimiques ou biologiques mis en jeu faisant alors intervenir des bilans de matière, d'énergie, de masse, etc. Pour donner une description complète du système. Les paramètres d'un tel modèle sont alors une interprétation physique directe : température, courant, accélération, force, etc. Il est en général très difficile de déterminer les valeurs des paramètres significatifs. Le modèle est dans ce cas rarement simple en termes d'entrée-sortie et peu applicable directement pour l'automatique. Il est principalement non linéaire, décrit par un ensemble d'équations différentielles aux dérivées ordinaires, voir des équations aux dérivées partielles dès lors que l'évolution temporelle et spatiale est prise en compte conjointement. La complexité du modèle dépend alors des exigences de description souhaitées mais surtout du niveau de précision exigé pour le comportement désiré du système. L'importance des divers phénomènes peut se quantifier et le modèle obtenu permet de simuler le procédé avec d'autres caractéristiques physiques et dimensionnelles. D'autre part, il est évident que plus le modèle est fidèle au procédé, au sens physique du terme, meilleure sera la prédiction de l'évaluation du comportement du procédé. Cependant la méthode nécessite une connaissance précise dans le domaine concerné.

I.5.2.2 Modèle de comportement ou de représentation (entrée-sortie)

A partir d'un modèle de type boîte noire (fonction de transfert, réseaux de neurones, etc.), choisi à priori, il s'agit d'effectuer une estimation (identification) de ses paramètres. Ceux-ci sont déterminés en fonction de données expérimentales d'entrée-sortie. Toutefois, pour être exploiter en commande, il devra être dynamique pour représenter les variations du procédé au cours du temps. Le modèle obtenu est donc purement mathématique, les différents paramètres du modèle ne correspondent à aucune caractéristique physique du procédé, surtout s'il est de nature complexe. Cette solution parait plus simple et rapide à mettre en œuvre, mais peut s'avérer très difficile voir laborieuse dans le cas de systèmes multivariables ou de fortes non-linéarité. Le domaine de validité est plus restreint que celui obtenu avec un modèle de connaissance.

- Remarque :

Le choix de la méthode se fait bien sûr en fonction de la précision des objectifs à atteindre et des informations disponibles. D'un point de vue pratique, la méthode d'identification bien

que non informatif mais reste encore la plus utilisée. Elle est suffisante dans les problèmes de traitement de signal et de commande des processus. Cependant, les problèmes posés étant de plus en plus complexes et non linéaires, l'utilisation d'une représentation non linéaire tend à s'étendre. Notons aussi que le modèle fait partie intégrante de la commande prédictive et doit par conséquent susciter une attention particulière lors de sa conception.

I.5.3 Contraintes de fonctionnement

Dans la pratique, les processus sont sujet à des contraintes qui peuvent être d'origines différentes et qui doivent, bien sûr, être prises en compte dans le problème d'optimisation afin d'obtenir des commandes admissibles.

Les techniques de la commande prédictive intègrent les contraintes pendant la phase de synthèse et d'implantation du contrôleur, permettant à l'ingénieur de présenter les contraintes d'une façon directe de sorte que l'algorithme trouve automatiquement la meilleure solution convenable [17].

Le système de commande, particulièrement dans le cas de la commande prédictive avec de grands horizons de prédiction, doit prévoir la violation des restrictions et corriger d'une forme appropriée compte tenu de leur caractère prédictif, dont on peut mentionner les restrictions sûres : l'amplitude du signal de commande, la vitesse de variation du signal de sortie, la vitesse de variation du signal de commande, l'amplitude de la sortie. Bien que les restrictions à l'entrée et à la sortie du processus se traitent de même manière, les implications de chaque type de contraintes sont différentes.

Les restrictions en sortie sont fondamentalement dues à des raisons de sécurité opérationnelles, et doivent être contrôlées à l'avance puisqu'elles peuvent endommager les équipements physiques et causer des pertes dans la production. Dans le cas des variables d'entrée, elles peuvent toujours être bornées dans leurs limites permises en fonction des mécanismes de saturation. Tout actionneur selon la technologie utilisée aura une plage d'utilisation limitée, une vitesse et une accélération caractéristiques

Le fait de ne pas considérer les restrictions dans les variables manipulables peut causer une détérioration de la fonction objective et conduire à un comportement peu désirable du système commandé.

I.5.4 Problème d'optimisation

Le problème d'optimisation est la traduction mathématique des objectifs de commande du procédé sous les contraintes de fonctionnement. En toute mathématique, il s'agit d'optimiser une fonction de cout, appelé aussi critère de performance, donnée par une certaine fonctionnelle J :

$$J_Q(\mathbf{u}, \mathbf{y}, \mathbf{y}^d) = \int_T F(\mathbf{u}(T), \mathbf{y}(T), \mathbf{y}^d(T)) dT \quad (0-1)$$

Ce critère dépend des variables régnautes (commandes appliquées) représentées par le vecteur $\mathbf{u}(t)$, des grandeurs de sorties du système $\mathbf{y}(t)$ et du comportement désiére $\mathbf{y}^d(t)$. Toutes ces grandeurs évoluent en fonction du temps.

Pour un système continu, T est un intervalle continu $[t, t + T]$ où T représente le temps futur de prédiction. L'ensemble Q regroupe les contraintes sur la sortie et la commande imposées le long de l'horizon. Ces contraintes sont liées à la dynamique du système et, d'autre part, des contraintes fonctionnelles agissant sur les entrées et les sorties du système.

Dans ce cas où, on utilise un prédicteur non linéaire, il n'existe pas de solution analytique, la résolution du problème de commande prédictive est obtenue, par un algorithme d'optimisation numérique implémenté sur un ordinateur, donc, le problème est ramené à un problème d'optimisation en dimension finie.

L'intervalle d'optimisation est une succession d'éléments temporels pour lequel les objectifs traduisent des comportements désirés ou seulement en segments successifs du temps, la fonction objective devient alors sous forme discrète :

$$J_{Q_k} = \sum_{Q_k}(\cdot) \Delta Q_k \quad (0-2)$$

En discrétisant ce critère, deux valeurs s'introduisent naturellement dans la commande prédictive :

- La longueur des suites d'échantillons de commande, c'est-à-dire l'horizon de commande (m) .
- La longueur sur laquelle est évaluée le critère de performance, c'est-à-dire l'horizon de prédiction (p).

Les divers algorithmes MPC proposent différentes fonctions de coût pour obtenir la loi de commande. L'objectif principal consiste à faire en sorte que la sortie future pour l'horizon de prédiction considéré s'approche de la meilleure façon possible de la trajectoire de référence $\{y^d(k)\}$ tout, en même temps, pénalisant l'effort de commande $\{\Delta u(k)\}$ nécessaire. Une expression générale de fonction objectif adaptée à cette tâche et défini comme la somme pondérée d'un terme portant sur les carrés des erreurs de prédiction et d'un terme portant sur les carrés des incréments de commande est donnée par :

$$J = \sum_{l=N_1}^p \|\hat{y}(k+l|k) - y^d(k+l|k)\|_Q^2 + \sum_{l=1}^m \|\Delta u(k+l-1|k)\|_R^2 \quad (0-3)$$

Avec $m < p$ et $\Delta u(k+l|k) = 0, \forall l \geq m$.

▪ Remarque :

Dans quelques méthodes de la commande prédictive le deuxième terme, relatif à l'effort de commande, n'est pas pris en compte.

Cette fonction de coût (I.3) contient les éléments de réglage spécifiques à la commande MPC : l'horizon inférieur de prédiction sur les sorties $N_1 \in \mathbb{N}^*$, l'horizon supérieur de prédiction sur les sorties $p \in \mathbb{N}^*$, l'horizon de prédiction sur les commandes $m \in \mathbb{N}^*$, la matrice diagonale de pondération, définie semi positive, sur les erreurs de poursuite, i.e. $Q \in \mathbb{R}^{n_y \times n_y}$ ($Q \geq 0$) et la matrice diagonale de pondération, définie positive, sur l'incrément du vecteur de commandes, i.e. $R \in \mathbb{R}^{n_u \times n_u}$ ($R > 0$). La notation $y^d(k) \in \mathbb{R}^{n_y}$ représente le vecteur des consignes futures supposées connues.

L'expression (I.3) considère les mêmes horizons de prédiction sur toutes les sorties et les mêmes horizons de commande sur toutes les entrées. L'utilisation des incréments du vecteur de commandes futures Δu est nécessaire dans la fonction de coût. Considérer seulement u dans le critère conduit à un problème mal conditionné, car il n'est alors pas possible de satisfaire $y(k+l) = y^d(k+l)$ et $u(k+l) = 0$ (erreur de poursuite nulle) pour le minimum du critère quadratique ($J = 0$). Dans ce cas, le meilleur résultat est obtenu par un compromis entre les deux termes, conduisant nécessairement à $y(k+l) - y^d(k+l) \neq 0$.

La structure du critère de performance est importante pour la satisfaction des performances visées, elle influe également très fortement sur le nombre de paramètres de réglage nécessaires. Par la suite, nous utilisons uniquement un critère de type (I.3).

I.6 Choix des paramètres de réglage

Choisir le bon modèle du système et un contrôleur MPC comme stratégie de commande ne résout pas encore le problème, il reste à déterminer les paramètres du critère quadratique a montré que l'utilisateur doit fixer trois paramètres de réglage, qui dépend de plusieurs éléments tels que : la période d'échantillonnage, la dynamique du système, le retard, etc. selon la littérature, plusieurs travaux ont été menés sur la problématique du réglage de ces paramètres. Afin d'avoir de bonnes performances concernant l'application de MPC sur le procédé. Ce choix des paramètres s'avère cependant délicat pour une personne non spécialiste, car il n'existe pas de relations empiriques permettant de relier ces paramètres à des 'indicateurs' classiques en Automatique, tels que marges de stabilité ou bande passante. Ces paramètres de réglage sont les suivants :

- ✓ Les horizons inférieur (N_1) et supérieur (N_2) de prédiction sur la sortie (p).
- ✓ L'horizon de prédiction sur la commande (m).
- ✓ Les matrices de pondérations sur l'erreur de poursuite (Q) et sur la commande (R).

Le critère d'optimisation peut englober aussi des coûts terminaux qui doivent être bien choisis surtout pour la stabilité du procédé. Il faut noter que non seulement ces paramètres de réglage, mais aussi la structure du critère quadratique, joue un rôle fondamental sur les performances de la commande résultante. Dans la pratique, la période d'échantillonnage a aussi un rôle essentiel.

Nous énonçons ci-dessous quelques idées guidant le choix des paramètres de réglage, obtenues à partir de l'étude d'un grand nombre de systèmes.

I.6.1 Choix de l'horizon de prédiction p

Le choix de l'horizon de prédiction (p) joue un rôle important tant par la quantité d'informations fournie à l'algorithme, que du point de vue de la faisabilité numérique du problème d'optimisation. Sa détermination est basée sur des considérations physiques ayant trait au comportement du modèle en boucle ouverte, à l'objectif à atteindre ainsi que dans la prise en compte des contraintes.

Cependant, s'il n'existe pas encore de méthodes permettant de choisir l'horizon de prédiction optimal vis-à-vis du problème posé. Dans ce cas, le choix d'un horizon de prédiction variable

dans le temps peut être judicieux car il permet a priori une meilleure poursuite par rapport au choix d'un horizon (p) constant. Plusieurs stratégies de choix de ces paramètres existent, voir par exemple [18-19].

Ainsi, si l'on se réfère au cas MPC, on notera que :

- Pour un système à retard, l'horizon minimal de prédiction (N_1) sur la sortie peut être choisi égal à la valeur du retard pur divisé par la période d'échantillonnage.
- Pour les autres systèmes, il peut être égal à 1 si le retard du système est mal connu ou variable. Cependant, dans le cas d'un système à déphasage non minimal, (N_1) est pris égal au maximum d'échantillons durant lequel ce phénomène se produit (Valeur N_0 indiqué dans la figure (I-5)).

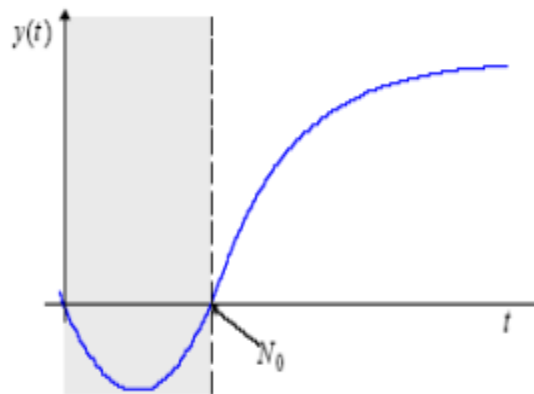


Figure 0-5: Valeur de N_1 pour un système à déphasage non minimal.

Par contre l'horizon maximal de prédiction (N_2) sur la sortie peut être choisi approximativement égal au temps de réponse du procédé divisé par la période d'échantillonnage. En effet augmenter la prédiction au-delà du temps de réponse n'apporte aucune information supplémentaire et complexifie la résolution. Par ailleurs, plus (N_2) est grand, plus le système corrigé est lent et la correction est mieux. Notons sur le schéma de la figure (I-6) le choix de (N_2) dans le cas d'un système à déphasage non minimal.

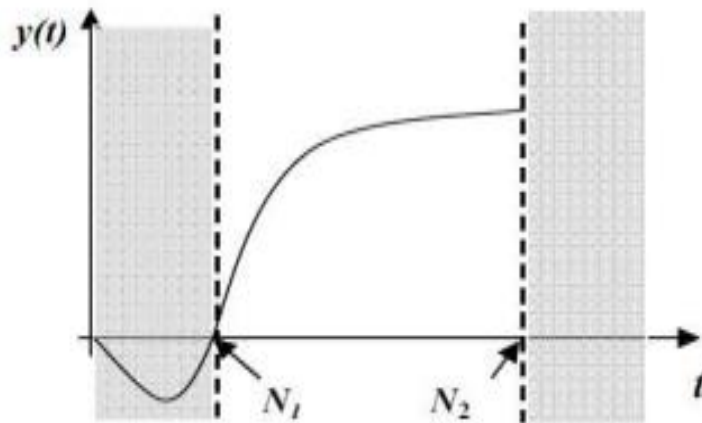


Figure 0-6: Choix de N_2 pour un système à déphasage non minimal

I.6.2 Choix de l'horizon de commande m

Si (p) augmente, les performances nominales sont améliorées si toutefois (m) est suffisamment grand. Pourtant dans la pratique, pour beaucoup de systèmes, on constate qu'une valeur de (m) supérieure à 3 n'apporte pas de différences significatives. Une autre règle générale est de choisir $(p - m)$ supérieur au temps de réponse. L'horizon de prédiction sur la commande doit être augmenté en fonction de la complexité du système à commander.

I.6.3 Choix des matrices de pondérations Q et R

C'est les paramètres les plus compliqués à régler puisqu'ils influencent sur la stabilité du système bouclé. Généralement la pondération sur l'erreur de poursuite Q est considérée comme unitaire, dans ce cas seule la pondération sur l'effort de commande R intervient et choisie conformément au critère suivant :

Une valeur élevée dans les éléments de la matrice R conduit à une réponse plus lente du système bouclé. Pour les systèmes multivariable, les pondérations Q et R jouent un rôle très important sur le dépassement et sur la largeur relative entre les différentes voies d'un modèle à plusieurs entrées/plusieurs sorties en anglais "Multiple Input Multiple Output" (MIMO) [20].

Une normalisation de l'erreur de poursuite par rapport à l'effort de commande s'impose en vue de donner un sens physique au choix des pondérations. Une bonne sélection de ces pondérations pour le cas MIMO peut s'avérer relativement longue.

- Remarque 1 :

Dans le cas de la commande prédictive multivariable, les mêmes horizons de prédiction sur toutes les sorties, ainsi que les mêmes horizons de commande sont généralement choisis, sauf si le comportement du système est vraiment très différent sur chaque voie entrée/sortie.

▪ Remarque 2 :

Les matrices R et Q ne peuvent pas être nulles simultanément. Une interprétation de ce résultat est que toutes les entrées et toutes les sorties ne peuvent pas être non pénalisées simultanément.

I.7 Domaines d'application en industrie

Dès les années 70, l'utilisation de la commande prédictive s'est répandue dans différents domaines d'activités industrielles, aussi bien pour les performances qu'elle permet d'atteindre que pour sa facilité de mise en œuvre. Son champ d'application s'étend désormais à tous les domaines industriels. Dans un premier temps, ce sont les industries de la pétrochimie et la métallurgie qui ont manifesté de l'intérêt pour la commande prédictive. Ensuite, elle a été utilisée avec succès dans différentes applications et pour plusieurs champs d'activités. En 2003, la commande prédictive faisait déjà l'objet de 4000 applications. Les Tableaux (I-1) et (I-2) représentent les bilans des applications industrielles de la commande prédictive entre 1978 et 2003 [21].

La prise en compte des contraintes et le rejet de perturbations ont ainsi mis en évidence son aptitude à être utilisée dans des domaines variés sur des systèmes multivariables, notamment dans le domaine de l'automobile, dans le contrôle de la transmission, dans la régulation des émissions d'un moteur Diesel ou encore dans le contrôle de la direction d'un véhicule autonome [22]. Le domaine médical a aussi éprouvé de l'intérêt pour la commande prédictive. Dans [23] par exemple, cette loi de commande a été employée afin de contrôler les doses d'insuline à injecter à un patient diabétique. Son aptitude à être appliquée aux systèmes avec un grand nombre de variables la rend intéressante dans le domaine de la robotique surtout face à des systèmes complexes. Nous citons à titre d'exemple l'utilisation de la commande prédictive dans le contrôle d'un robot humanoïde et du robot HRP-2. Dans le domaine aérospatial, la MPC a été aussi appliquée aux vannes électromécaniques [24], aux engins spatiaux [25] et aux satellites, sans oublier son intégration dans le contrôle des systèmes énergétiques comme des centrales hydro-électriques, des éoliennes, des échangeurs thermiques [26], des réseaux de distribution d'eau et des centrales de traitement des eaux [27].

Tableau 0-1: Bilan des applications de la commande prédictive linéaire jusqu'en 1998

| Area | Aspen Technology | Honeywell Hi-Spec | Adersa | Invensys | Total | % |
|--------------------|-----------------------------|------------------------------|---------------|-----------------|--------------|----------|
| Raffinage | 1200 | 480 | 280 | 25 | 1985 | 48,5 |
| Pétrochimie | 450 | 80 | - | 20 | 550 | 13,4 |
| Chimie | 100 | 20 | 3 | 21 | 144 | 3,5 |
| Papier | 18 | 50 | - | - | 68 | 1,7 |
| Air et Gaz | - | 10 | - | - | 10 | 0,2 |
| Métallurgie | 8 | 6 | 7 | 16 | 37 | 0,9 |
| Alimentaire | - | - | 41 | 10 | 51 | 1,3 |
| Polymère | 17 | - | - | - | 17 | 0,4 |
| Cuisson | - | - | 42 | 3 | 45 | 1,1 |
| Aérospatial | - | - | 13 | - | 13 | 0,3 |
| Automobile | - | - | 7 | - | 7 | 0,2 |
| Autre | 40 | 50 | 1045 | 30 | 1165 | 28,5 |
| Total | 1833 | 696 | 1438 | 125 | 4092 | 100 |

Tableau 0-2: Bilan des applications de la commande prédictive non linéaire entre 1998 et 2003

| Area | Adersa | Aspen Technology | Continental Controls | DOT Products | Pavillon Technologies | Total | % |
|--------------|----------|---------------------|-------------------------|-----------------|--------------------------|-----------|------------|
| Chimie | 2 | | 15 | | 5 | 22 | 23,7 |
| Polymère | | 1 | | 5 | 15 | 21 | 22,6 |
| Air et Gaz | | | 18 | | | 18 | 19,3 |
| Raffinage | | | | | 13 | 14 | 14 |
| Alimentaire | | | | | 9 | 9 | 9,7 |
| Autres | 1 | 5 | 3 | | | 9 | 9,7 |
| Papier | | | | | 1 | 1 | 1 |
| Total | 3 | 6 | 36 | 5 | 13 | 93 | 100 |

I.8 Avantages et inconvénients

Lorsqu'on est confronté au control des systèmes où les régulateurs classiques sont insuffisants, la commande prédictive devient un bon recours à fin d'y remédier à ce problème, car ces systèmes peuvent avoir des retards importants, des réponses inverses et de nombreuses perturbations.

Il peut être utile maintenant de considérer l'intérêt de la MPC. Bien que l'élégance intrinsèque de la formulation du problème ne puisse être négligée, elle ne saurait justifier une utilisation, généralisée de la technique en industrie sont d'ailleurs plus éloquentes et énumèrent plusieurs avantages de la commande prédictive, parmi lesquels on trouve [28] :

- ✓ L'un des avantages clés de la commande prédictive dans cette application est sa capacité à anticiper les variations de la charge ou les perturbations du système. Grâce à son modèle prédictif, la commande prédictive ajustera rapidement les actions de commande pour compenser ces variations.
- ✓ L'optimalité : Une idée pour surmonter cela est d'imposer la robustesse en introduisant une contrainte de contraction (similaire à la stabilité), c'est-à-dire exiger que la prédiction du

pire des cas se contracte [29]. Cela permet à la MPC de mettre en œuvre la trajectoire optimale tant que la contrainte supplémentaire est respectée.

- ✓ Elle peut être utilisée pour une grande variété de procédés, peu importe la complexité de la dynamique (long retard, phase non minimale, système instable).
- ✓ Les cas multivariables peuvent être traités assez facilement.
- ✓ La compensation pour les retards et les temps morts est faite de façon intrinsèque.
- ✓ Les contrôleurs linéaires résultants sont faciles à implanter.
- ✓ Elle est très pratique lorsque les consignes futures sont connues (en robotique ou pour les procédés discontinus).
- ✓ Il s'agit d'une méthodologie complètement ouverte dont les principes de base permettent des extensions futures.
- ✓ Un réel gain financier par une meilleure utilisation des actionneurs, chose qui entraîne le prolongement de leur durée de vie.
- ✓ Diagnostic : Le modèle est disponible en ligne. La compensation entre les sorties ou états du modèle et du processus permet d'aller plus loin que la simple auto compensatrice ici exposer. Une analyse poussée peut conduire aux techniques de diagnostic, de maintenance prédictive selon état... etc, qui contribue fort à la diminution du démerite.

En contrepartie toutefois, ses inconvénients sont :

- La continuité de l'optimisation pour un horizon en mouvement ne peut plus être garantie, car les étapes de temps fixes (ou bloquées) se décalent avec l'horizon en mouvement entre les itérations. Cela peut compromettre la satisfaction des contraintes d'optimisation et la stabilité du contrôleur. Pour surmonter cela, il est possible d'adapter les étapes de temps fixes simultanément pour définir le degré de liberté à chaque itération.
- Le besoin d'un modèle approprié du système. L'algorithme de calcul du correcteur prédictif se base sur une connaissance à priori de ce modèle, il est donc évident que les bénéfices obtenus avec la commande prédictive soient affectés par les écarts qui peuvent exister entre le processus réel et le modèle utilisé.
- Lorsque des contraintes d'opération sont prises en considération, la solution devient itérative et les temps de calcul peuvent devenir très importants [30].
- Le temps d'exécution. Pour cela, cette méthode trouve son application beaucoup plus dans le domaine des procédés chimiques qui sont en général des systèmes lents à grande période d'échantillonnage où l'application des méthodes numériques ne pose pas de problème.

- Dans le cas adaptatif, tous les calculs pour obtenir la loi de commande doivent être repris à chaque période d'échantillonnage.
- Enfin, le plus grand des inconvénients est : l'algorithme est très complexe à implémenter dans l'automate (limitation dans l'ordre du modèle à résoudre) demande un effort de calcul beaucoup plus grand que dans le cas d'un régulateur PID conventionnel, et réglage nécessitant un niveau d'expertise fort car il n'y a pas de règles définies permettant de choisir les paramètres, sauf quelque compromis entre les différentes caractéristiques.

I.9 Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté un état de l'art sur la commande prédictive. Nous avons donné au premier lieu les concepts de base et le principe de la commande prédictive. En mettant en évidence les résultats existants dans ce domaine, les applications industrielles et les éléments de la commande prédictive.

Il a ainsi été montré que pour pouvoir prédire le comportement futur du système, un modèle du processus est exigé. En se basant sur ces prédictions.

Parmi les modèles de processus qu'on a mentionné dans ce chapitre, le modèle d'état est le modèle optimale, grâce à la réduction du volume de calcul nécessaire à l'élaboration théorique de la loi de commande démontrée dans le chapitre suivant.

Chapitre II: S ynthèse de la commande prédictive à base d'état

II.1 Introduction

Parmi toutes les méthodes prédictives reprenant sur les principes exposés précédemment, la MPC est celle qui a connu le plus grand nombre d'applications.

C'est pourquoi ce chapitre propose une description des idées principales de cette stratégie et donne une vue détaillée de la procédure conduisant à l'élaboration du régulateur à partir de la description du modèle discret sous forme d'état et la prédiction des sorties à la minimisation du critère de performance sans tenir compte des contraintes.

Et au final une analyse des aspects de la commande prédictive : stabilité, faisabilité et robustesse en vue d'obtenir la performance souhaitée.

II.2 Motivation du choix de la MPC

La commande prédictive à base de modèle d'état s'avère une loi de commande très intéressante offrant la possibilité de permettre une analyse relativement simple de la stabilité et de la robustesse [31], grâce à la représentation d'état qui contient des informations accessibles à la mesure et directement liées aux grandeurs physiques du système. Elle comporte, de ce fait, des nouvelles possibilités en termes d'analyse et de commande des systèmes [32].

Une représentation d'état a les caractéristiques suivantes [33] :

- N'est pas unique ; un système donné possède une infinité de représentations d'état.
- Les conditions initiales apparaissent explicitement contrairement à la fonction de transfert qu'impose que les conditions initiales sont nulles.
- Les pôles du système sont les valeurs propres de la matrice d'état.
- La possibilité aisée de description des systèmes multivariables.
- Elaboration de la commande en fonction des contraintes imposées.

En plus, parmi tant de stratégies classiques et de représentations dites « polynomiales » (comme la formulation de la commande GPC « polynomiale » [34]), la commande MPC apporte un plus grâce à sa manière systématique de traiter les systèmes multivariables, comparée par exemple à des outils comme l'utilisation de lieux de Nyquist multivariables [35] qui souvent ne conduisent pas à un réglage précis. Axée on l'a vu sur une bonne connaissance du modèle qui englobe les interactions entre les différentes voies entrée/sortie du système MIMO, la commande MPC réagit mieux qu'un correcteur à action proportionnelle, intégrale et dérivée (PID), qui n'est pas capable de prendre en compte les couplages multivariables, car il utilise trop peu d'informations liées au modèle [36].

Un autre avantage de la commande MPC sous forme d'état réside dans le fait que cette technique peut s'appliquer aussi à des systèmes non carrés (possédant un nombre d'entrées différent du nombre de sorties), plus difficiles à régler avec des lois de commande classiques.

De façon générale, l'intérêt reconnu de la méthode MPC réside dans sa capacité à prendre en compte simplement des contraintes [37-38-39] (sur l'état, sur l'incrément ou l'amplitude des commandes, sur les sorties, sur le dépassement) lors de la synthèse de la loi de commande. Cette caractéristique renforce encore la puissance et l'attrait de la technique MPC.

Le paragraphe précédent a justifié de façon quelque peu « philosophique » l'intérêt de la stratégie MPC pour la commande des systèmes, avec un modèle du système sous forme de représentation d'état. Les parties suivantes décrivent maintenant plus spécifiquement la procédure d'élaboration de la loi de commande prédictive sous forme d'état

II.3 Représentation d'état du modèle

Le point de départ de la synthèse consiste à définir le modèle du système à étudier. Considérons pour cela un modèle discret linéaire invariant dans le temps sous forme d'état, car la commande prédictive est une commande numérique.

La représentation des systèmes a comme avantage d'être bien développé pour la résolution et l'étude des problèmes d'automatique à base de modèle de connaissance. La figure ci-dessous représente le schéma bloc de la représentation d'état d'un système.

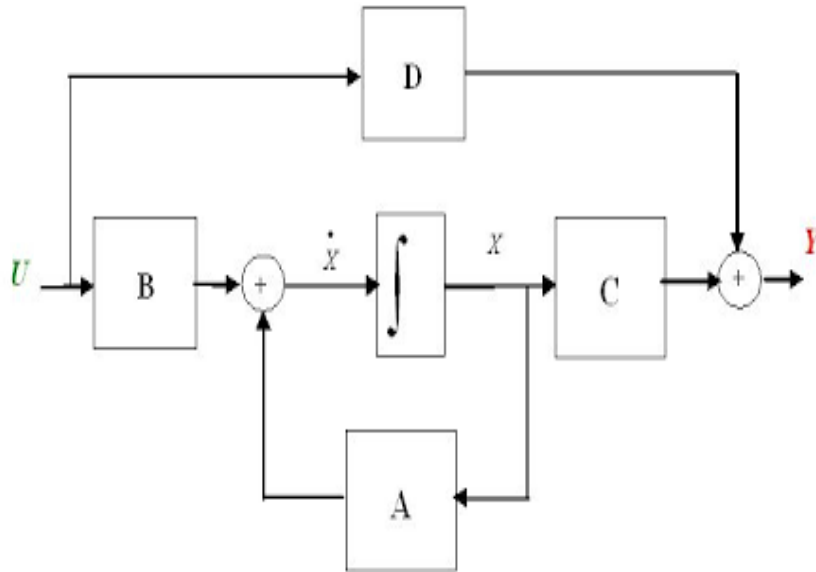


Figure II-1: Schéma bloc de la représentation d'état d'un système

- Pour un système de dimension n_x variables d'état, n_u entrées et n_y sorties, le modèle d'état sous forme matricielle est défini comme suit :

$$S \triangleq \begin{cases} \dot{x} = Ax(t) + Bu(t) \\ y = Cx(t) + Du(t) \end{cases}$$

- Pour le cas discret, cette représentation devienne :

$$S \triangleq \begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases} \quad \text{(II-1)}$$

où les matrices à coefficients réels A, B, C sont respectivement les matrices d'état, de commande et d'observation représentant le système multivariable, le vecteur $x(k) \in \mathbb{R}^{n_x}$ contient les états du modèle, le vecteur $u(k) \in \mathbb{R}^{n_u}$, $y(k) \in \mathbb{R}^{n_y}$ représentent le vecteur des entrées et des sorties et $k \in \mathbb{N}$ caractérise le temps discret (Par définition, si T_e est la période d'échantillonnage cadencant le système continu piloté par ordinateur, on note $r(k)$ la valeur prise par un signal r à l'instant d'échantillonnage kT_e , i.e. $r(k) = r(t)|_{t=kT_e}$)

Dans la représentation d'état général, la sortie du système est reliée à son entrée par la relation directe suivante :

$$y(k) = Cx(k) + Du(k)$$

Dû du principe de la commande prédictive (notion : contrôle de l'horizon fuyant), dont la commande future est calculée à partir des informations actuelles du système, on peut

implicitement supposer que la sortie du système $y(k)$ ne peut pas être affectée par l'entrée $u(k)$ au même instant k . Donc $D = 0$.

II.3.1 Choix de la période d'échantillonnage

L'échantillonnage est une opération qui consiste à transformer un signal analogique en un signal numérique. Cette opération est fondamentale en traitement de signal car à l'issue de l'opération le signal obtenu étant numérique, il est possible de le traiter au moyen d'un ordinateur.

Il s'agit donc au cours de cette opération de passer d'un signal continu $f(t)$ d'une variable t quelconque à une suite de nombres ou d'échantillons $\{f(n)\}$ avec $n \in N$. Cette opération est réalisée au moyen d'un convertisseur analogique numérique (CAN). Ce dernier prend au cours de cette opération les valeurs de $f(t)$ à intervalles réguliers T_e .

L'intervalle choisi est par définition la période d'échantillonnage qui est notée T_e .

L'inverse de cette quantité est appelé fréquence d'échantillonnage f_e . Si un signal $f(t)$ est échantillonné à la fréquence f_e sur un intervalle T , alors le signal échantillonné sera de dimension finie et contiendra :

$$N = T/T_e \text{ Échantillons}$$

L'intervalle entre deux échantillons est donc :

$$T_e = T/N$$

La période d'échantillonnage va conditionner la dimension du signal échantillonné.

Il s'agit donc de comprendre comment il faut choisir T_e pour que le signal échantillonné conserve un rapport avec le signal analogique. On se doute bien que plus T_e sera petit est meilleure sera la représentation mais que réciproquement plus la dimension du signal sera grande. Ceci n'est pas forcément un avantage en particulier si l'on a effectué des calculs sur le signal numérique.

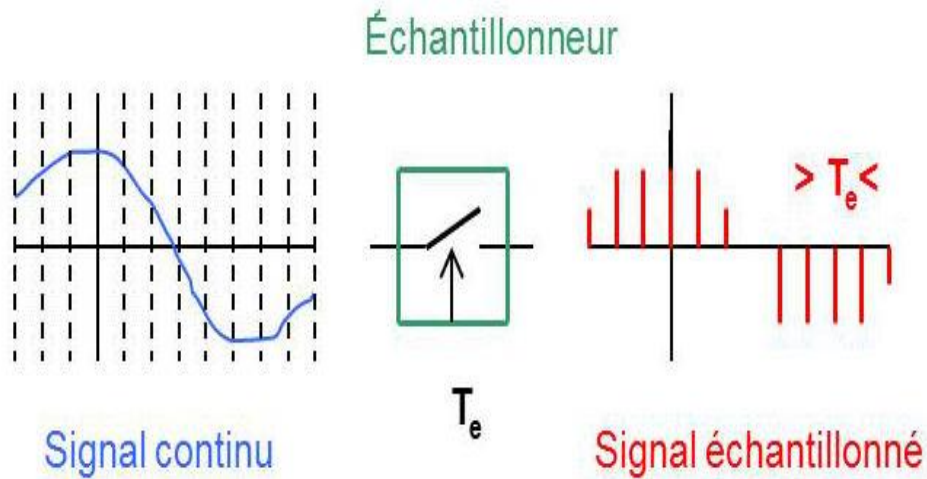


Figure II-2: Échantillonnage d'un signal

Or que la reconstitution étant une opération nécessaire pour commander le processus étudié, le choix judicieux de la période d'échantillonnage qui ne fait pas perdre l'information sur la fonction continue lors de la reconstitution de celle-ci à partir de sa séquence discrétisée, est fondamental.

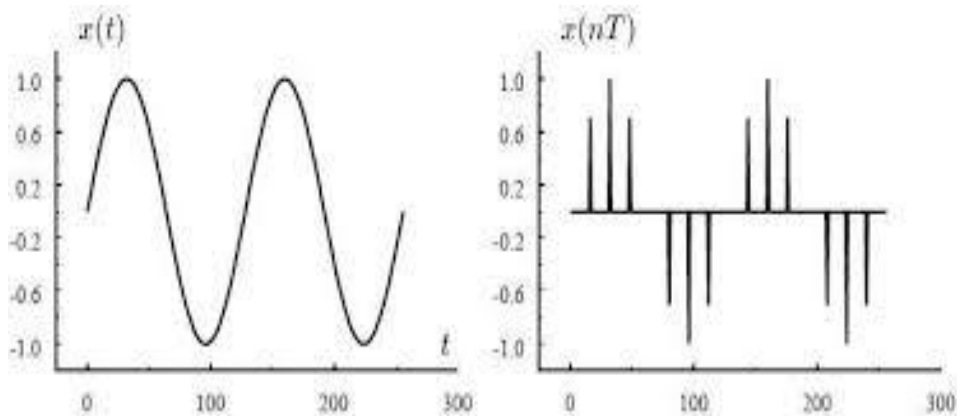


Figure II-3: Allure d'un signal échantillonné

II.4 Théorème de Shannon

Le théorème de Shannon établit une condition nécessaire sur le choix de la période d'échantillonnage adéquate.

- **Théorème :** Pour pouvoir reconstituer, sans perte d'information, un signal continu à partir de sa séquence discrétisée, il faut que la fréquence d'échantillonnage f_e soit supérieure à deux fois la fréquence maximum à transmettre.

$$f_e > 2f_{max} \quad \text{C'est-à-dire } T_e < \frac{1}{2}T_{min}$$

Toutefois, cette condition ne constitue qu'une limite théorique et dans la pratique, il faut choisir une période d'échantillonnage plus petite.

Généralement, cette période est choisie dans la fourchette :

$$T_c/5 \geq T_e \geq T_c/10$$

T_c Représente la période relative à la fréquence de coupure du système à commander.

En outre, pour les systèmes automatiques, le choix de la période d'échantillonnage généralement vérifier :

$$f_e = (6 \rightarrow 25)f_{BP}^{BF}$$

II.5 Calcul des prédictions

Selon la stratégie prédictive, le modèle précédemment défini (II.1) est utilisé pour élaborer la prédiction du comportement futur du système.

Une analyse de la représentation (II.1) montre que le vecteur de commande u intervient directement dans cette représentation. Dès lors que l'on souhaite faire intervenir l'incrément de commande $\Delta u \in \mathbb{R}^{m \times 1}$ (par définition l'incrément d'un signal r est donné par $\Delta r(k) = r(k) - r(k-1)$ directement dans le critère quadratique à minimiser, il convient de modifier la représentation (II.1) pour introduire cet incrément.

Cette opération est équivalente à considérer que le correcteur prédictif agit pour appliquer un signal Δu au nouveau système « étendu » constitué de l'action intégrale discrète (II.2) et du système initial :

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{u}(k-1) + \Delta \mathbf{u}(k) \quad (\text{II-2})$$

Après avoir ajouté l'action intégrale (II.2) à l'expression (II.1), l'état étendu $x_e \in \mathbb{R}^{(n+m) \times 1}$ est obtenu sous la forme :

$$\mathcal{S} \triangleq \begin{cases} \mathbf{x}_e(k+1) = \mathbf{A}_e \mathbf{x}_e(k) + \mathbf{B}_e \Delta \mathbf{u}(k) \\ \mathbf{y}(k) = \mathbf{C}_e \mathbf{x}_e(k) \end{cases} \quad (\text{II-3})$$

Avec les notations suivantes :

$$\mathbf{x}_e(k) = \begin{bmatrix} \mathbf{x}(k) \\ \mathbf{u}(k-1) \end{bmatrix}, \mathbf{A}_e = \begin{bmatrix} \mathbf{A} & \mathbf{B} \\ \mathbf{0}_{m,n} & \mathbf{I}_m \end{bmatrix}, \mathbf{B}_e = \begin{bmatrix} \mathbf{B} \\ \mathbf{I}_m \end{bmatrix}, \mathbf{C}_e = [\mathbf{C} \quad \mathbf{0}_{p,m}] \quad (\text{II-4})$$

En partant des principes classiques de la théorie des systèmes linéaires, Introduire par le biais ci-dessus une action intégrale dans le correcteur assure une erreur statique nulle pour des consignes en échelon et permet le rejet des perturbations en échelon situées à l'entrée du processus.

Dans la majorité des cas, cette démarche est en fait équivalente à inclure un intégrateur comme élément supplémentaire constituant le système. Le cas d'un système dérivateur qui simplifierait alors l'action intégrale doit être cependant traité avec précaution, du fait de l'apparition de modes non observables.

II.5.1 Calcul des prédictions des états et de la sortie :

Ce calcul se réalise dans une fenêtre de prédiction ou fenêtre d'optimisation (intervalle de temps) d'horizon finie. La longueur de cette fenêtre est notée N_p (N_3), en supposant qu'à l'instant k , $k_i > 0$ que l'état du système est mesurable et que nous ne savons rien au sujet des perturbations ou bruit de la mesure. Dans le cas où l'état n'est pas mesurable, un observateur serait nécessaire pour l'estimer [40].

Le point du départ pour le calcul du vecteur des sorties prédites $\hat{\mathbf{y}}(k+l|k)$ est de calculer la commande $\mathbf{u}(k+l)$ itérativement à partir de l'expression (II. 2) ce qui donne une séquence de commande future :

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{u}(k-1) + \Delta\mathbf{u}(k)$$

$$\mathbf{u}(k+1) = \mathbf{u}(k) + \Delta\mathbf{u}(k+1) = \mathbf{u}(k-1) + \Delta\mathbf{u}(k) + \Delta\mathbf{u}(k+1)$$

$$\mathbf{u}(k+2) = \mathbf{u}(k) + \Delta\mathbf{u}(k+2) = \mathbf{u}(k-1) + \Delta\mathbf{u}(k) + \Delta\mathbf{u}(k+1) + \Delta\mathbf{u}(k+2) =$$

$$= \mathbf{u}(k-1) + \sum_{s=0}^2 \Delta\mathbf{u}(k+s)$$

⋮

$$\mathbf{u}(k+l) = \mathbf{u}(k+l-1) + \Delta\mathbf{u}(k+l) = \mathbf{u}(k-1) + \sum_{s=0}^l \Delta\mathbf{u}(k+s) \quad (\text{II-5})$$

Maintenant, en se basant sur l'équation d'état du modèle (II.1), les expressions des futurs états prédits à partir de l'instant k sont alors calculées itérativement :

$$\begin{aligned}
\hat{x}(k+1|k) &= Ax(k) + Bu(k) \\
\hat{x}(k+2|k) &= A\hat{x}(k+1|k) + Bu(k+1) \\
&= A[Ax(k) + Bu(k)] + Bu(k+1) \\
&= A^2x(k) + ABu(k) + Bu(k+1) \\
\hat{x}(k+3|k) &= A\hat{x}(k+2|k) + Bu(k+2) \\
&= A^3x(k) + A^2Bu(k) + ABu(k+1) + Bu(k+2) \\
&= A^3x(k) + \sum_{s=0}^2 A^{2-s}Bu(k+s) \tag{II-6}
\end{aligned}$$

Finalement, on utilise les résultats de la dernière équation obtenue pour prédire les sorties futures à partir de : $y(k) = Cx(k)$

On obtient :

$$\hat{y}(k+1|k) = C\hat{x}(k+1|k)$$

⋮

$$\begin{aligned}
\hat{y}(k+l|k) &= C\hat{x}(k+l|k) = C[A^l x(k) + \sum_{s=0}^{l-1} A^{l-s-1} Bu(k+s)] \\
&= CA^l x(k) + \sum_{s=0}^{l-1} CA^{l-s-1} B[u(k+s) + \sum_{i=0}^s \Delta u(k+i)]
\end{aligned}$$

$$\hat{y}(k+l) = \hat{y}(k+l|k) = CA^l x(k/k) + \sum_{s=1}^l CA^{s-1} Bu(k+l-s/k) \tag{II-7}$$

Où $\hat{y} \in \mathbb{R}^{p \times 1}$ représente le vecteur des sorties prédites, dont on remarque qu'il dépend de l'état courant et des futures commandes.

II.6 Optimisation

L'objectif de la commande prédictive est d'assurer la convergence de la sortie du système vers la trajectoire de référence désirée à chaque instant k_i sur l'horizon de prédiction, dans le lequel on suppose que la consigne reste constante. Pour assurer cette convergence on doit chercher le meilleur vecteur ΔU de telle sorte qu'une fonction d'erreur entre la consigne et la sortie prédite soit minimale comme le montre la figure (II-4).

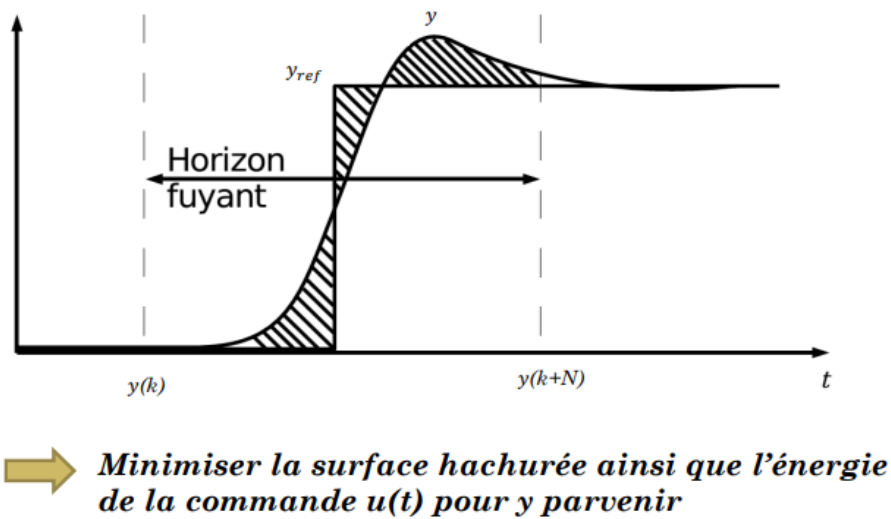


Figure II-4: Le principe d'optimisation

II.6.1 Critère de performance

Un autre élément essentiel de la loi de commande prédictive déjà expliqué dans le premier chapitre consiste à définir la fonction de coût J qui est donnée par :

$$J = \sum_{l=N_1}^p \|\hat{y}(k+l|k) - y^d(k+l|k)\|_Q^2 + \sum_{l=1}^m \|\Delta u(k+l-1|k)\|_R^2 \quad (\text{II-8})$$

Sujet $\left\{ \begin{array}{l} \text{au modèle prédictif donné par (II.7)} \\ \text{à la condition initiale : } \hat{x}(k|k) = \hat{x}(k) \end{array} \right.$

Dans la définition de ce critère quadratique, les incréments du vecteur de commandes futures $\Delta u(k+l)$ sont considérés comme nuls pour $l > m$. Par la suite, la fonction de coût (II.8) est utilisée pour $N_1 = 1$

La plus faible valeur du critère (II.8) est théoriquement obtenue pour des valeurs de (p) et (m) infinies [41], mais dans la pratique pour un bon résultat, choisir $(p - m)$ supérieur au temps de réponse en boucle ouverte conduit le plus souvent à une solution très proche de cette valeur la plus faible et à un résultat bien conditionné.

L'expression (II.8) considère les mêmes horizons de prédiction sur toutes les sorties et les mêmes horizons de commande sur toutes les entrées. Si le comportement entrée/sortie du système est tel qu'il induit une dynamique véritablement différente pour chaque voie entrée/sortie (ce qui reste malgré tout assez rare), des horizons de prédiction spécifiques à chaque entrée et à chaque sortie peuvent être choisis.

II.6.2 Position du problème

Le problème de la commande MPC sans contrainte avec l'horizon de prédiction (p) et l'horizon de commande (m) consiste à trouver, à l'instant k , un contrôleur prédictif capable de stabiliser l'état du système (ou réaliser un suivi de trajectoire avec une erreur minimale) en calculant la séquence de la commande optimale $\Delta u(k/k), \Delta u(k+1), \dots, \Delta u(k+m-1/k)$, qui minimise la fonction de coût (II.8) et à l'instant k , il applique $\Delta u(k) \triangleq u(k) - u(k-1)$ comme signal de commande à l'entrée du système S .

On a constaté que le problème d'optimisation est un programme quadratique classique, pour lequel existent des méthodes de solution efficace et c'est probablement l'une des raisons pour lesquelles la MPC est devenu si populaire dans la pratique.

Pour une implantation efficace de la commande prédictive, une solution analytique au problème d'optimisation doit être disponible. Si ce problème est relativement simple à résoudre pour des systèmes linéaires, il représente un obstacle important dans le cadre des systèmes non linéaires.

En effet, les séquences de commandes optimales et analytiques ne peuvent pas généralement être déterminées, on doit avoir recours à des techniques numériques d'optimisation.

D'un point de vue pratique, il est important d'insister sur le fait que l'optimisation requiert parfois un calcul rigoureux (problème de calcul dans l'optimisation). Toutefois, l'utilisation d'un modèle simple et explicite ainsi qu'une approche d'optimisation efficace peut rendre ces techniques capables de contrôler des systèmes complexes tels que les systèmes non linéaires, les systèmes à phase non minimale, les systèmes instables en boucle ouverte et les systèmes avec contraintes.

II.7 Obtention de la loi de commande

Définissons les matrices et les vecteurs suivants à partir des matrices A, B, C du système et des données temporelles \hat{y}, y^d, u et Δu . L'équation (II.7) pour les valeurs de $l = 1, 2, \dots, p$ s'écrivent sous la forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \hat{y}(k+1|k) \\ \hat{y}(k+2|k) \\ \vdots \\ \hat{y}(k+p|k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} CA^1 \\ CA^2 \\ \vdots \\ CA^p \end{bmatrix} \hat{x}(k|k) + \begin{bmatrix} CB \\ CAB + CB \\ \vdots \\ \sum_{s=1}^p CA^{s-1}B \end{bmatrix} u(k-1) +$$

$$\begin{bmatrix} CB & 0 & \dots & 0 \\ CAB + CB & CB & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \sum_{s=1}^m CA^{s-1}B & \sum_{s=1}^{m-1} CA^{s-1}B & \dots & CB \\ \sum_{s=1}^{m+1} CA^{s-1}B & \sum_{s=1}^m CA^{s-1}B & \dots & CAB + CB \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \sum_{s=1}^p CA^{s-1}B & \dots & \dots & \sum_{s=1}^{p-m+1} CA^{s-1}B \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k/k) \\ \Delta u(k+1/k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1/k) \end{bmatrix} \quad \text{II-9}$$

Pour simplifier les notations et exprimer d'une façon compacte le problème d'optimisation, on introduit les vecteurs et les matrices blocs suivants :

$$\widehat{Y}_c(k, p/k) \triangleq \begin{bmatrix} \widehat{y}(k/k) \\ \widehat{y}(k+1/k) \\ \vdots \\ \widehat{y}(k+p-1/k) \end{bmatrix}, \quad Y_c^d(k, p/k) \triangleq \begin{bmatrix} y^d(k/k) \\ y^d(k+1/k) \\ \vdots \\ y^d(k+p-1/k) \end{bmatrix} \quad \text{II-10a}$$

Où les signaux $y^d(j|k)$ $j = k, \dots, k+p-1$ sont les signaux de références intervenant dans la fonction de coût (3)

$$\Delta U_c(k, m/k) \triangleq \begin{bmatrix} \Delta u(k/k) \\ \Delta u(k+1/k) \\ \vdots \\ \Delta u(k+m-1/k) \end{bmatrix}, \quad U_{C(m \text{ blocs})}(k-1) \triangleq \begin{bmatrix} u(k-1) \\ u(k-1) \\ \vdots \\ u(k-1) \end{bmatrix} \quad \text{II-10b}$$

$$L_c \triangleq \begin{bmatrix} CA^1 \\ \vdots \\ CA^p \end{bmatrix}, \quad \text{II-10c}$$

$$\bar{Q} \triangleq \text{diag}_p\{Q\}, \quad \bar{R} \triangleq \text{diag}_m\{R\} \quad \text{II-10d}$$

En définissant les grandeurs \mathcal{H}^l par

$$\mathcal{H}^l \triangleq \begin{cases} \sum_{s=1}^l CA^{s-1}B, & l \geq 1 \\ 0, & l < 1 \end{cases} \quad \text{II-10e}$$

On introduit les matrices suivantes :

$$M_C \triangleq \begin{bmatrix} \mathcal{H}^1 \\ \vdots \\ \mathcal{H}^p \end{bmatrix}, \quad N_C \triangleq \begin{bmatrix} \mathcal{H}^1 & 0 & \dots & 0 \\ \mathcal{H}^2 & \mathcal{H}^1 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \mathcal{H}^m & \mathcal{H}^{m-1} & \dots & \mathcal{H}^1 \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \mathcal{H}^p & \mathcal{H}^{p-1} & \dots & \mathcal{H}^{p-m+1} \end{bmatrix} \quad (\text{II.10f})$$

A partir des vecteurs et des matrices introduites précédemment, on construit les grandeurs suivantes pour pouvoir exprimer la loi de commande de manière aisée :

$$\Psi \triangleq L_C \hat{x}(k|k) + M_C u(k-1) \quad (\text{II.10g})$$

$$H \triangleq N_C^T \bar{Q} N_C + \bar{R} \quad (\text{II.10h})$$

$$G \triangleq 2N_C^T \bar{Q} [Y_C^d(k+1, p/k) - \Psi] \quad (\text{II.10i})$$

$$\bar{K}_C \triangleq [N_C^T \bar{Q} N_C + \bar{R}]^{-1} N_C^T \bar{Q} \quad (\text{II.10j})$$

On construit les matrices blocs suivantes

$$\Gamma_C^0 \triangleq \begin{bmatrix} I_{n_u} & 0_{n_u \times (m-1)n_u} \end{bmatrix}, \quad \bar{\Gamma}_{C(m \times m \text{ blocs})} \triangleq \begin{bmatrix} I_{n_u} & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ I_{n_u} & \dots & I_{n_u} \end{bmatrix} \quad (\text{II.10k})$$

$$\Gamma'_C \triangleq \begin{bmatrix} I_{n_u} \\ \vdots \\ I_{n_u} \end{bmatrix} \quad (\text{II.10l})$$

Qui nous permet de définir les grandeurs suivantes

$$K_C \triangleq \Gamma_C^0 \bar{K}_C \quad (\text{II.10m})$$

$$\theta_C \triangleq \bar{\Gamma}_C \bar{K}_C L_C, \quad \rho_C \triangleq (\Gamma'_C - \bar{\Gamma}_C \bar{K}_C M_C) \Gamma_C^0, \quad k_C = \bar{\Gamma}_C \bar{K}_C \quad (\text{II.10n})$$

Le calcul du vecteur de commande issu de la minimisation du critère s'effectue de façon plus simple à partir de la mise sous forme matricielle [42] du critère de performance (II. 8) :

$$J = \|\hat{Y}_C(k+1, p|k) - Y_C^d(k+1, p|k)\|_Q^2 + \|\Delta U_C(k, m|k)\|_R^2 \quad (\text{II-11a})$$

Où le vecteur des sorties prédites est exprimé sous la forme :

$$\hat{Y}_C(k+1, p|k) = L_C \hat{x}(k|k) + M_C u(k-1/k-1) + N_C \Delta U_C(k, m/k) \quad (\text{II-12})$$

En substituant la relation (II.12) dans (II.11), le critère de performance peut être réécrit sous la forme (II.11b), dans laquelle on fait apparaître explicitement tous les termes contenant le vecteur à optimiser $\Delta U_C(k)$:

$$J = \Delta U_C^T(k, m/k) H \Delta U_C(k, m/k) - G^T \Delta U_C(k, m/k) \quad (\text{II.11b})$$

Le critère de performance est une fonction quadratique convexe (sa matrice hessienne est donnée par $2(N_C^T \bar{Q} N_C + \bar{R}) > 0$ de sorte que son minimum est obtenu en annulant son gradient par rapport à $\Delta U_C(k)$:

$$\partial J / \partial \Delta U_C(k, m/k) = 0$$

$$\text{Il résulte :} \quad H \Delta U_C(k, m/k) + H^T \Delta U_C(k, m/k) - G = 0 \quad (\text{II-13})$$

Sachant que la matrice H est une matrice symétrique définie positive, le vecteur des incréments de commandes futures $\Delta U_C(k)$ est donné par :

$$\Delta U_C(k, m/k) = (1/2) H^{-1} G \quad (\text{II-14})$$

A partir des expressions (II.10j), (II.10i) et (II.14), le vecteur des incréments de commandes futures $\Delta U_C(k)$ peut-être réécrit comme suit :

$$\Delta U_C(k, m/k) = \bar{K}_C [Y_C^d(k+1, p|k) - M_C u(k-1) - L_C \hat{x}(k|k)] \quad (\text{II-15})$$

Comme la commande prédictive est basée sur le principe de l'horizon fuyant, seule la première composante $\Delta u(k)$ de chaque séquence de commandes futures est appliquée à l'entrée du système. Ainsi, seul le premier élément de l'ensemble des m éléments de $\Delta U_C(k)$ est appliqué :

$$\Delta u(k) = \Gamma_C^0 \Delta U_C(k, m/k) \quad (\text{II-16})$$

A partir du résultat (II.16), l'effort de commande $u(k) = u(k-1) + \Delta u(k)$ peut-être exprimé comme suit :

$$u(k) = u(k-1) + K_C [Y_C^d(k+1, p|k) - M_C u(k-1) - L_C \hat{x}(k|k)] \quad (\text{II-17})$$

Considérons l'effort de commande appliqué à l'instant $k-1$

$$u(k-1) = \Gamma_C^0 U_C(k-1, m/k-1)$$

La séquence optimale à l'instant k sera donnée par la forme suivante :

$$\begin{aligned} U_C(k, m/k) &= \Gamma_C' \Gamma_C^0 U_C(k-1, m/k-1) + \bar{\Gamma}_C \Delta U_C(k, m/k) \\ &= U_C(k-1) + \bar{\Gamma}_C \Delta U_C(k, m/k) \end{aligned} \quad (\text{II-18})$$

L'étape finale consiste à insérer l'expression (II.15) dans (II.18). Il en résulte l'expression de la séquence globale de la commande optimale $U_c(k, m|k)$, donnée par :

$$U_c(k, m|k) = \Gamma_c' \Gamma_c^0 U_c(k-1, m/k-1) + \bar{\Gamma}_c \bar{K}_c [(Y_c^d(k+1, p|k) - M_c \Gamma_c^0 U_c(k-1, m/k-1) - L_c \hat{x}(k|k))] \quad (\text{II-19})$$

D'une façon plus compacte, la séquence $U_c(k, m|k)$ précédente, peut être représentée par :

$$U_c(k, m|k) = \theta_c \hat{x}(k|k) + \rho_c U_c(k-1, m/k-1) + k_c Y_c^d(k+1, p|k) \quad (\text{II-20})$$

II.8 Implantation de l'algorithme de commande

En résumé, le contrôleur, solution du problème de MPC est donné par l'algorithme décrit selon les étapes suivantes :

1. initialisation k , i. e, $k = 1$.
2. acquérir tous les états, supposés tous mesurables, i.e, $x(k|k)$.
3. calculer les séquences de la commande optimale.

$$U_c(k, m|k) = \Gamma_c' u(k-1) + \bar{\Gamma}_c \bar{K}_c [(Y_c^d(k+1, p|k) - M_c u(k-1) - L_c \hat{x}(k))]$$

4. appliquer le premier élément $u(k|k)$ de la séquence globale de la commande optimale $U_c(k, m|k)$ sur l'entrée du système S :

$$u(k) = u(k|k) = \Gamma_c^0 U_c(k, m|k)$$

5. incrémenter l'instant d'échantillonnage en posant $k \leftarrow k + 1$, puis aller à l'étape 2.

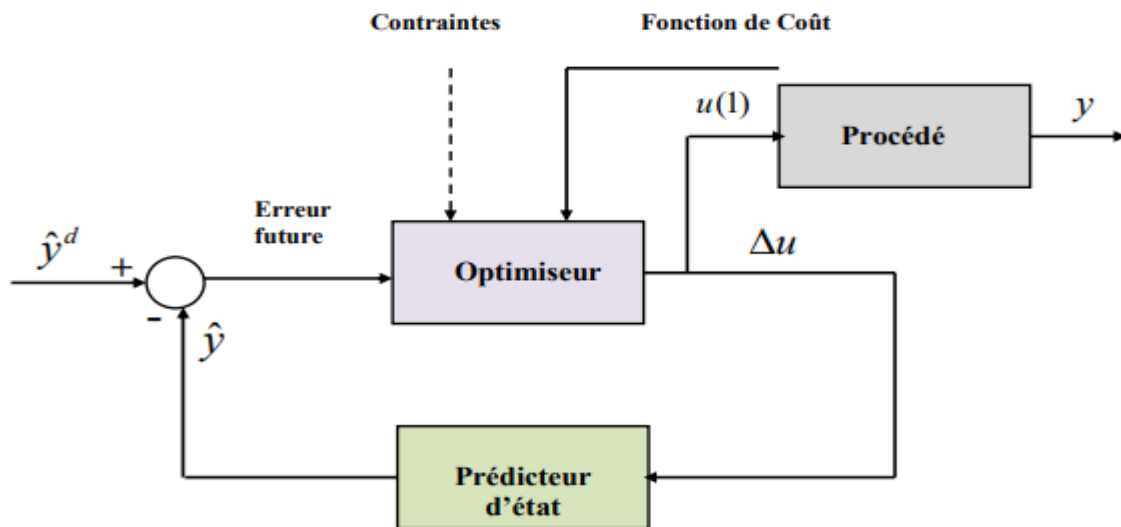


Figure II-5: Diagramme de MPC

II.9 Analyse de la stabilité, faisabilité et de la robustesse

- La stabilité du contrôleur en boucle fermée.
- La faisabilité du problème d'optimisation en boucle ouverte.
- La robustesse vis-à-vis des incertitudes.

Le premier concerne la formulation du problème d'optimisation, le deuxième le contrôleur dans son ensemble en ce qui concerne les perturbations, et le dernier concerne principalement l'exactitude du modèle de processus.

Dans un système stable, malgré les perturbations dans la boucle de contrôle, le contrôleur est capable d'amener la sortie à une valeur constante à la fin de l'horizon. En revanche, la robustesse vise à prendre en compte les incertitudes.

La robustesse a principalement à voir avec les erreurs de modèle en termes de prédiction de sortie. Bien que le modèle soit le composant principal de la commande prédictive basée sur le modèle (MPC), il ne peut jamais être parfait. Cependant, pour l'analyse de stabilité, on suppose un modèle parfait. Ce n'est que dans une étape ultérieure que la robustesse est examinée. De plus, la résilience a beaucoup à voir avec le bruit de signal.

Garcia et Morari ont souligné tôt que le contrôle optimal améliore le comportement de contrôle mais complique l'examen de la robustesse. La robustesse ne découle pas de la stabilité, ni vice versa, mais un système stable en boucle fermée réduit toujours l'effet des perturbations.

II.9.1 La stabilité

Dans sa formulation la plus basique, la stabilité est la propriété d'un système selon laquelle une entrée bornée résulte en une sortie bornée : la stabilité (Borné à l'entrée, Borné à la sortie) en anglais (BIBO). Dans le cas où le comportement transitoire converge vers un équilibre, le système à boucle fermée est appelé asymptotiquement stable. De plus, si l'équilibre est atteint à partir de tous les états initiaux possibles, alors le système est étiqueté "globalement asymptotiquement stable". Cela peut être garanti pour tous les systèmes discrets linéaires invariants dans le temps (LTI) avec des contraintes d'entrée rigides et de sortie douces si le problème d'optimisation est résolu sur des horizons infinis [43].

Cependant, un horizon de prédiction fini est évidemment une restriction extrême. Les restrictions de calcul limitent généralement le MPC à un horizon fini. Pour garantir tout de même la stabilité asymptotique, la fonction de coût optimale du MPC doit être décroissante de manière monotone au fil du temps.

En outre, l'optimalité n'implique pas la stabilité [44]. On mentionne ici une condition nécessaire et suffisante de stabilité [45] facile à vérifier à partir du modèle du procédé et des paramètres de la loi de commande établie.

- **Théorème :** Le système en boucle fermée obtenu par le bouclage du procédé S et le contrôleur, est asymptotiquement stable si et seulement si :

$$\left| \lambda_j \left\{ \begin{bmatrix} A & B \\ -K_C L_C A & I - K_C (M_C + L_C B) \end{bmatrix} \right\} \right| < 1, \quad \forall j \in [1, \dots, n_C], \quad n_C = n_x + n_u \quad (\text{II-21})$$

Démonstration : Grâce aux résultats présentes dans la section de l'obtention de la loi de commande pour le procédé donne par les équations d'états (II.1) et qui minimise la fonction de coût (II.8) est exprimée par (II.17). A partir de ces résultats, le système global en boucle fermée est d'écrit comme suit :

$$x(k) = Ax(k-1) + Bu(k-1)$$

$$u(k) = -K_C L_C x(k) + (I - K_C M_C)u(k-1) + K_C Y_C^d(k+1, p/k)$$

$$y(k) = Cx(k)$$

Après avoir combiné le vecteur d'état $x(k)$ et le vecteur de commande $u(k)$, l'état étendu est obtenu sous la forme :

$$x_c(k) = \begin{bmatrix} x(k) \\ u(k) \end{bmatrix}$$

Ainsi, l'état prédit étendu s'exprime par la relation suivante :

$$x_c(k) = A_C x_c(k-1) + B_C Y_C^d(k+1, p/k)$$

Avec les matrices suivantes :

$$A_C \triangleq \begin{bmatrix} A & B \\ -K_C L_C A & I - K_C (M_C + L_C B) \end{bmatrix}, \quad B_C \triangleq \begin{bmatrix} 0 \\ K_C \end{bmatrix}, \quad C_C \triangleq [C \quad 0]$$

Par conséquent la stabilité du système global est déterminée par les valeurs propres de la matrice dynamique A_C .

La stabilité des MPC non linéaires, contraints et à horizon fini est obtenue en formulant la fonction de coût comme une fonction LYAPUNOV et en introduisant une contrainte d'ensemble terminal. L'utilisation d'un ensemble terminal lie le problème de stabilité au problème de satisfaction des contraintes – ironiquement, des contraintes supplémentaires stabilisant un MPC contraint et non linéaire.

II.9.2 La faisabilité

Les contraintes d'entrée rigides (sur u) décrivent les restrictions physiques sur des éléments tels que les actionneurs qui ne doivent pas être franchies. En revanche, les contraintes de sortie rigides (sur y) sont souvent plus souhaitables que requises. Ils pourraient rendre le problème d'optimisation impossible. Un degré de liberté supplémentaire est créé en relâchant ces restrictions de sortie et en ajoutant des variables d'écart au problème d'optimisation. L'étendue de la violation est pénalisée dans la fonction objectif.

Tous les packagent de logiciels commerciaux de MPC (prévision de contrôle de modèle) (linéaire) adoucissent les contraintes de sortie rigides à travers des variables d'écart pour garantir la faisabilité [46].

Néanmoins, les contraintes d'entrée sont toujours rigides et rendent le problème d'optimisation non linéaire. Une trajectoire désirée non réalisable w provoque des instabilités. Pour résoudre le problème des trajectoires désirées irréalisables, [47] a suggéré de filtrer la trajectoire en générant une trajectoire de référence réalisable. Ainsi, le problème de stabilisation d'un système en boucle fermée avec des contraintes d'entrée a été séparé du problème de respect de ces contraintes. Cette approche a été appelée "gouverneur de référence". Elle a évité les violations de contraintes sur l'entrée en ajustant préalablement la trajectoire désirée en fonction du comportement de réponse de la plante. Cet ajustement pourrait être un simple lissage des changements abrupts [48]. Même un deuxième MPC pourrait être utilisé pour construire la nouvelle trajectoire de référence. La séparation était intéressante car elle était applicable aux problèmes non linéaires en temps discret et continu.

II.9.3 La robustesse

Contrairement à ce qui a été affirmé, le MPC n'est ni nécessairement plus ni moins fiable que le contrôle en boucle fermée traditionnel (comme un régulateur PID).

La robustesse est un compromis entre les performances. Elle suit la stabilité du système en boucle fermée seulement s'il n'y a pas de contraintes d'entrée [49]. " Lorsque nous qualifions un système de contrôle de robuste, cela implique qu'il maintient la stabilité et que les exigences de performance sont satisfaites sur un certain ensemble de fluctuations de modèle (plage d'incertitude) ”.

Essentiellement, la robustesse traite de l'incertitude du modèle, qui peut être formulée de plusieurs manières :

- Par des intervalles d'incertitude.
- Par une rétroaction structurée.
- Où en utilisant un ensemble de modèles.

Plusieurs approches comme (par exemple, la norme L^∞) augmentent la robustesse pour cela il est nécessaire de quantifier l'incertitude dans le modèle du système. Les calculs de robustesse ont un coût en termes de performance (en ce qui concerne l'optimalité et le calcul). Une approche totalement différente consiste à définir une fonction de coût qui favorise la robustesse par conception : par exemple, minimiser l'erreur maximale dans l'horizon de prédiction aboutirait à des actions de contrôle moins extrêmes, ce qui conduirait à un guidage de processus plus fluide.

Un modèle plus élaboré ou une fonction d'objectif spéciale, compromettent l'avantage clé du MPC : l'optimalité. Une idée pour surmonter cela est d'imposer la robustesse en introduisant une contrainte de contraction (similaire à la stabilité), c'est-à-dire exiger que la prédiction du pire des cas se contracte [43]. Cela permet à la MPC de mettre en œuvre la trajectoire optimale tant que la contrainte supplémentaire est respectée.

II.10 Conclusion

De ce qui précède, la technique de la commande prédictive MPC associée au principe de prédiction a été présentée d'une manière succincte, en mettant en évidence les motivations conduisant à son utilisation.

Il a été montré que, pour pouvoir prédire le comportement futur du système, un modèle de ce dernier explicite et bien connu est exigé. En se basant sur ces estimations, un critère de performance est choisi, ensuite minimisé afin d'obtenir la séquence de commandes futures. Conformément au principe de l'horizon glissant, seule la première valeur de cette séquence est appliquée au système. Toute cette démarche est répétée à chaque période d'échantillonnage.

La MPC sous ces conditions, procure de bonnes performances en boucle fermée. Cependant ce n'était pas le cas quand il s'agit d'un système variant dans le temps à paramètres inconnus, il faut intégrer un système d'estimation des paramètres du modèle ce qui consiste l'importance du chapitre suivant.

Chapitre III:

La

commande

adaptative

III.1 Introduction

La synthèse de la commande déjà vues considère que les paramètres du procédé à commander sont connus et fixes. En pratique, ces paramètres sont inconnus, mal connus, ou lentement variables au cours du temps. Cette approche ne permet malheureusement pas toujours d'obtenir les performances exigées par le cahier des charges.

Donc on a besoin d'une approche qui permet d'adapter le modèle du système en ligne, en identifiant ces paramètres en temps réel, afin d'améliorer le comportement en boucle fermée face aux perturbations extérieures, incertitudes et non-linéarités, qui est la commande adaptative. Cette technique d'estimation est connue depuis les années soixante.

L'objectif de ce chapitre consiste à donner le principe de la commande adaptative, domaines d'applications ainsi que les différentes techniques de la commande adaptative et leurs exécutions avec des algorithmes d'adaptation appropriés. Nous terminons ce chapitre par la présentation de l'approche prédictive adaptative.

III.2 Historique

La commande adaptative a débuté principalement dans les années 50, comme solution pour contrôler les processus fonctionnant sous des conditions et environnements variables dans le temps. Dans les années 60, plusieurs contributions de la théorie de commande ont été introduites dans le développement de la commande adaptative, comme par exemple l'analyse dans l'espace d'état, théorie de stabilité, théorie de la commande stochastique et programmation dynamique. Au début des années 70, les différentes méthodes d'estimation ont été introduites dans la commande adaptative. La théorie de stabilité de la commande adaptative a commencé au début des années 80, en parallèle avec la rapide évolution en microélectronique qui a permis d'implémenter des régulateurs adaptatifs sur des systèmes à microprocesseurs [50].

III.3 Définition de la commande adaptative

La commande adaptative est l'ensemble des techniques utilisées pour l'ajustement automatique en ligne et en temps réel des régulateurs des boucles de commande, afin de réaliser ou de maintenir un certain niveau de performances, quand les paramètres du procédé à commander sont soit inconnus soit/et variables dans le temps [51].

III.3.1 Quand on a recours à la commande adaptative ?

Etant donné qu'un contrôleur adaptatif est non-linéaire, il est alors plus compliqué qu'un contrôleur à gains fixes. Avant de penser à utiliser un contrôleur adaptatif, il faut d'abord voir si le problème de la commande peut être résolu par une simple boucle de retour avec des gains constants. Dans la littérature sur la commande adaptative, on constate qu'il y a plusieurs cas où une boucle fermée avec des gains constants peut donner des résultats aussi bien qu'une commande adaptative. Il y a donc une seule voie pour décider si on utilise ou non un contrôleur adaptatif selon la figure ci-dessous.

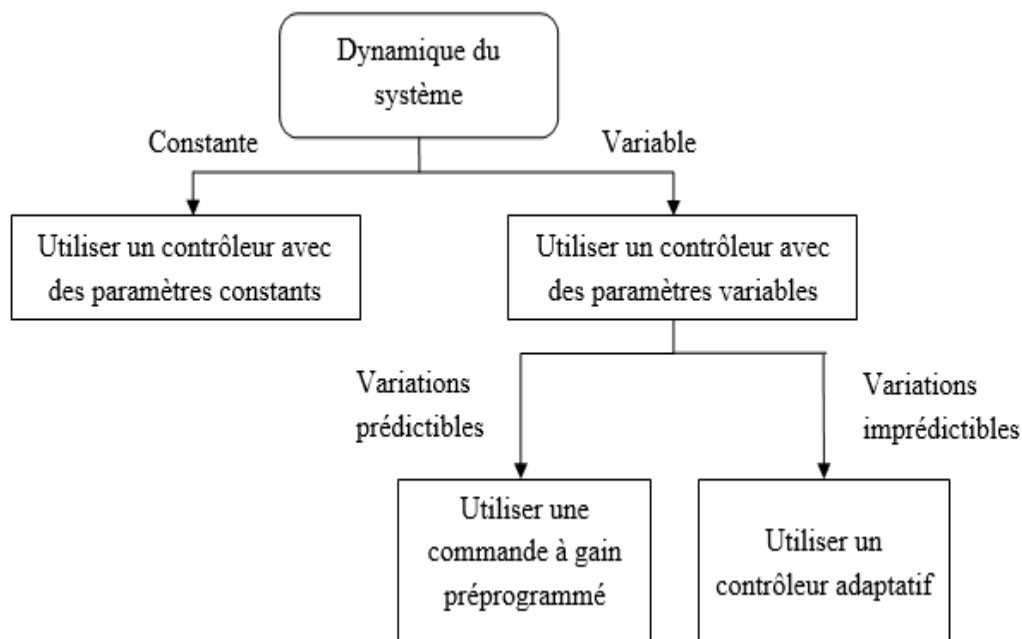


Figure III-1: Procédure de décision du type de contrôleur

III.3.2 Que peut faire un système adaptatif ?

- ✓ Ajustement automatique des régulateurs à la mise en œuvre.
- ✓ Détermination automatique des paramètres optimaux des régulateurs dans les différents points de fonctionnement du procédé.
- ✓ Maintien des performances du système quand les caractéristiques du procédé changent.
- ✓ Détection des variations anormales des caractéristiques des procédés (ces variations se reflètent dans les valeurs des paramètres fournis par l'algorithme d'adaptation paramétrique).

- ✓ Possibilité de mise en œuvre des régulateurs plus complexes et plus performants que le P.I.D (ceci comme conséquence de l'ajustement automatique des paramètres du régulateur).
- ✓ Conception de nouveaux procédés technologiques utilisant la commande adaptative (contrôle vectoriel) qui assure le bon fonctionnement du procédé.

III.3.3 Domaine d'applications

La commande adaptative est utilisée quand c'est techniquement nécessaire et économiquement rentable. Les techniques de commande adaptative ont été utilisées avec succès pour un grand nombre d'applications dans l'industrie : Asservissements des moteurs électriques ; robots manipulateurs ; cimenteries ; réacteurs chimiques ; colonnes à distiller ; machines à papier ; régulation de pH ; échangeur de chaleur ; ... etc.

L'utilisation de la commande adaptative connaît aujourd'hui un essor certain, d'une part, à cause de leur complexité raisonnable, et d'autre part, à cause du développement des cartes à microprocesseurs (ayant une rapidité et une capacité de traitement nettement supérieures) pouvant servir de support pour leur mise en œuvre. En ce qui concerne la rentabilité, les éléments suivants sont à prendre en compte : Amélioration de la qualité des produits, augmentation de la production, économie d'énergie, détection des anomalies.

III.3.4 Principe général

Le principe général d'un système de commande adaptative est représenté par deux boucles : une boucle classique à contre réaction comportant le procédé et le régulateur à paramètres ajustables, la seconde boucle permet d'adapter en ligne les paramètres du régulateur, en fonction d'un certain indice de performance (I.P). Cet indice de performance est évalué par l'observation des données d'entrée et de sortie du procédé, pour être ensuite comparé à l'indice de performance désiré (Pd). L'écart entre l'I.P désiré et l'I.P évalué sera traité par un mécanisme d'adaptation. La sortie du mécanisme d'adaptation va agir sur les paramètres du régulateur ou directement sur le signal de commande afin de modifier d'une manière appropriée les performances du système. Si les paramètres sont inconnus mais constant, la commande adaptative permet le réglage en boucle fermée des paramètres du correcteur. L'effet d'ajustement s'arrête après le réglage des paramètres. Si les paramètres sont variants dans le temps, de façon imprévisible, l'adaptation des paramètres agit tout le temps. La figure ci-dessous montre le principe qui régit ce type de commande.

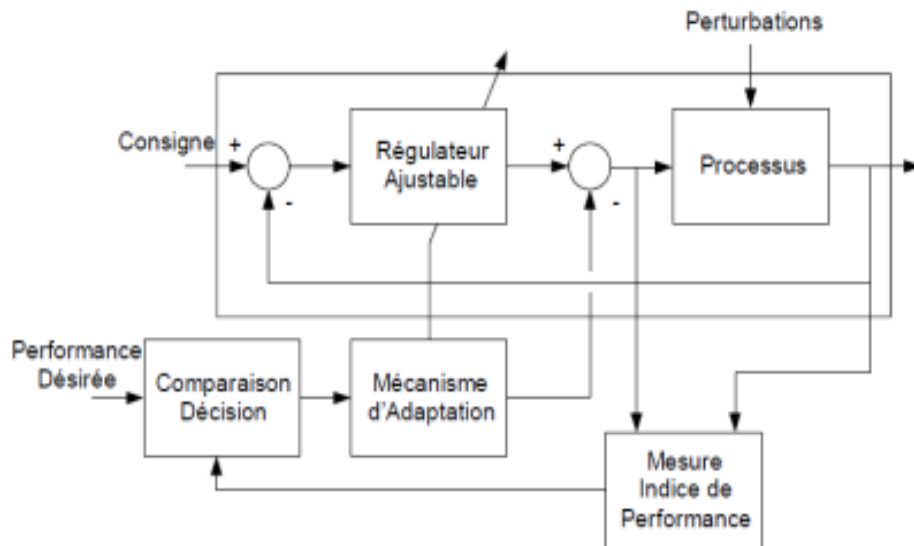


Figure III-2: Principe de la commande adaptative

III.4 Les approches de la commande adaptative

La théorie de la commande adaptative compte actuellement un grand nombre d'approches et de méthodes, et plusieurs applications industrielles ont été mis en œuvre. Les algorithmes de la commande adaptative peuvent être classés en deux classes :

III.4.1 Commande adaptative directe (implicite)

La première classe de contrôleur adaptatif est dite directe à modèle de référence (MRAC), encore appelée l'adaptation en ligne, a été proposée pour la première fois en 1961. Dans cette approche le processus à commander n'est pas identifié, et les paramètres du régulateur sont estimés directement selon une structure imposée par le concepteur. Elle est très attrayante en raison de sa simplicité et de l'élimination de certains problèmes numériques associés dans beaucoup de cas aux calculs de la commande à partir des paramètres estimés du procédé [51]. Le schéma de la figure III.3 illustre ce type de commande.

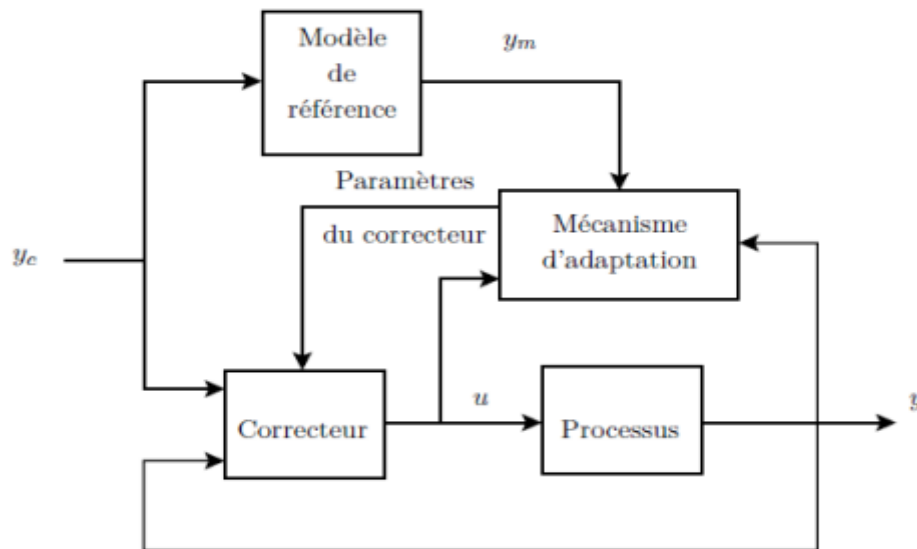


Figure III-3: Schéma bloc de la commande adaptative directe

III.4.2 Commande adaptative indirect (explicite)

La commande adaptative indirecte avec identification du modèle (MIAC), encore appelée commande auto-ajustable ou adaptation hors ligne, a été introduite dès 1958 par Kalman et la première application industrielle est concrétisée au début des années 70. Elle demande davantage de calcul, mais donnant généralement les meilleurs résultats [52] en termes de délais sur la commande. Dans cette approche le calcul des paramètres du régulateur passe par l'estimation en temps réel des paramètres du processus à commander et repose sur la convergence des paramètres estimés à leurs vraies valeurs inconnues. Le schéma de principe de ce type de commande est illustré par la figure ci-dessous.

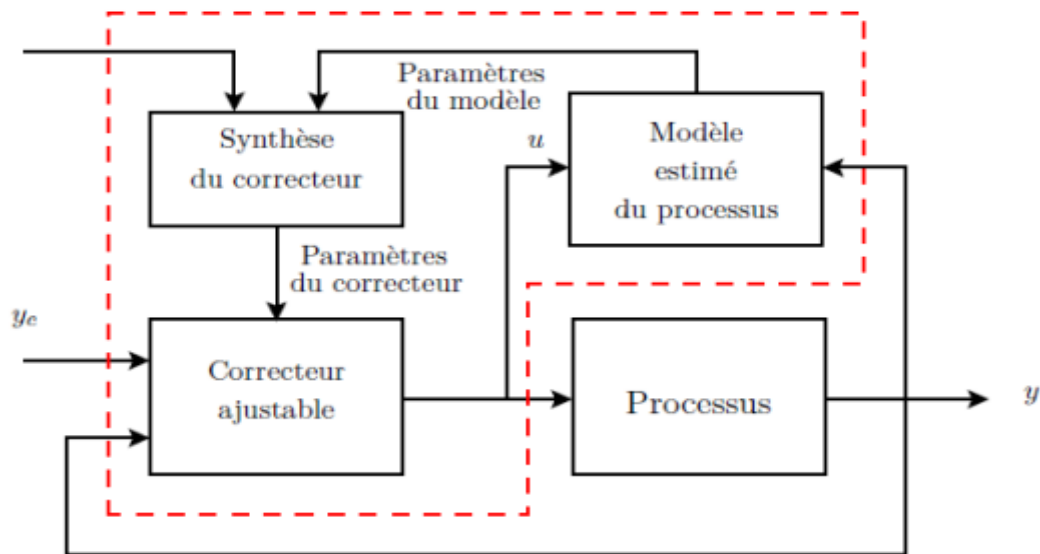


Figure III-4: Schéma bloc de la commande adaptative indirecte

Le schéma bloc présenté dans la figure III-4), montre le mécanisme global de l'estimation en ligne des paramètres du modèle.

La technique est basée principalement sur la construction en ligne d'un correcteur ajustable des sorties du système, en utilisant les sorties précédentes du système pour prédire les sorties actuelles. L'erreur entre la sortie du système et la sortie prédite est utilisée pour ajuster le correcteur à travers un algorithme d'adaptation des paramètres qui ajuste à chaque instant les paramètres du correcteur dans le but de minimiser l'erreur de prédiction dans le sens de certains critères prédéfinis.

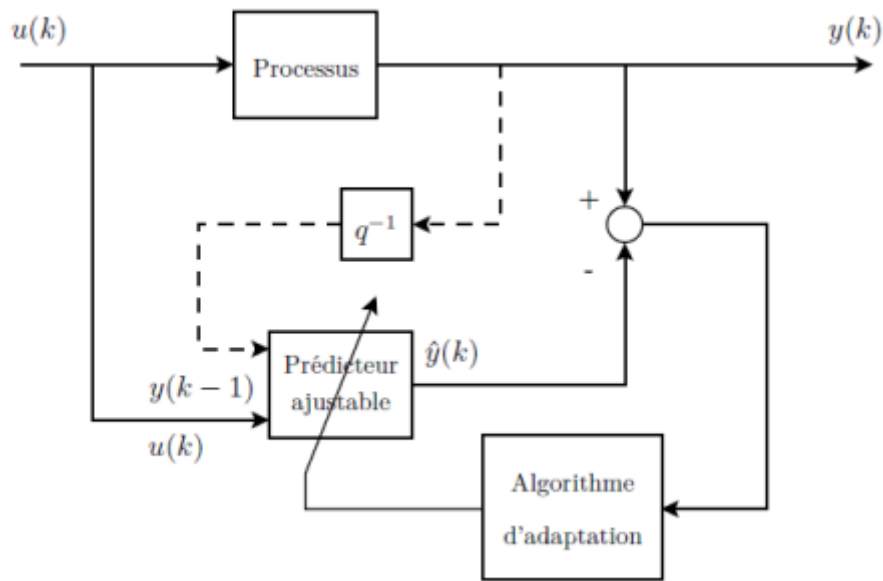


Figure III-5: Prédicteur dans une commande adaptative indirecte.

III.4.3 Choix de l'approche

En général, la commande adaptative directe est applicable aux installations linéaires SISO à phase minimale. La commande adaptative indirecte peut être appliquée à une plus grande classe de plantes avec différentes structures de régulateur, mais il souffre d'un problème connu de stabilisation : les paramètres du régulateur sont calculés à chaque instant t en fonction de système d'identification.

De tels calculs sont possibles à condition que les systèmes estimés soit contrôlable et observable ou au moins stabilisable et détectable. Dans le cas de système à phase minimale, d'autres schémas plus complexes de commande adaptative ont été élaborés.

Dans le cas de commande adaptative non identifiée, l'estimateur de paramètres en ligne est remplacé par des méthodes de calcul pour trouver les paramètres du régulateur, ou en commutant entre différents contrôleurs fixes, en supposant qu'au moins un stabilise le système couvrant toutes les incertitudes paramétriques possible.

III.5 Types de Commande adaptative

Le point commun à toutes les types de la commande adaptative est la boucle classique de contre réaction, et la différence entre les différents schémas est dans l'algorithme qui change les paramètres du régulateur en fonction de l'évolution de ceux du processus et des perturbations aléatoires. Il existe principalement trois types d'approches de commande adaptatives :

III.5.1 Commande adaptative à gain préprogrammé

La commande à gain préprogrammé est un exemple célèbre de la commande adaptative en boucle ouverte. Dans ce cas, il n'y a pas de comparaison entre l'indice de performance mesuré et l'indice de performance désiré. L'adaptation se fait en fonction des variables auxiliaires, issues de l'environnement opératoire.

La commande à grand gain est un outil bien connu et populaire pour la stabilisation robuste des systèmes de commande qui satisfont certaines hypothèses sur le processus. Dans le but de trouver la valeur nécessaire du paramètre grand gain, certaines propriétés du processus à commander, comme l'ordre du système, le signe de son gain en hautes fréquences et l'amplitude de l'incertitude doivent être connues. Un schéma bloc représentant le principe de cette approche est donné dans la figure III.7

Cette approche a été initiée par Morse en 1983, Mareels, Willems et Byrnes et Mårtensson pour les systèmes linéaires invariants dans le temps.

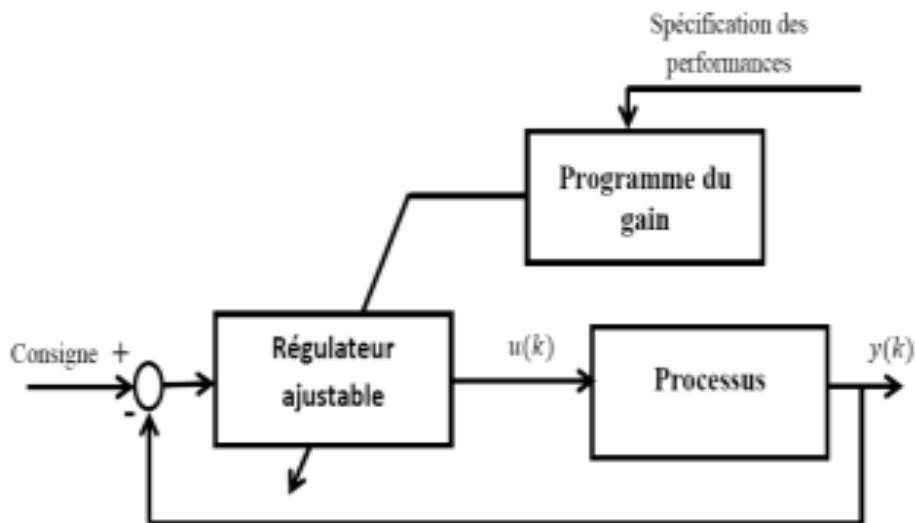


Figure III-7 : Schéma bloc de la commande adaptative à gain préprogrammé.

La commande dispose de deux boucles :

- Peut être vue comme une transformation de l'espace des paramètres du système à l'espace des paramètres du contrôleur.
- Peut être implémentée comme une 'lookup table'.

Cette commande présente les inconvénients suivants :

- a) La commande en boucle ouverte qui ne compense pas les effets des perturbations dues aux imprécisions et aux changements des caractéristiques dynamiques du processus au cours du temps ;
- b) Le régulateur à gains préprogrammé est assez coûteux à cause de l'étude approfondie des relations liant les mesures des perturbations et les propriétés dynamiques du processus.

Les types présentés dans la suite concernant essentiellement la commande en boucle fermée.

III.5.2 Commande adaptative à modèle de référence (MRAC)

C'est l'une des approches de la commande adaptative les plus utilisées, dans laquelle les performances désirées sont spécifiées par le choix d'un modèle de référence [50]. Cette approche a été développée par Whitaker et ses collègues en 1958 [51]. Le système adaptatif à modèle de référence (SAMR), est une manière pratique d'imposer des spécifications et de donner une indication sur comment la sortie du système doit idéalement répondre à un signal de commande.

Les SAMR ont été développés à l'origine pour les systèmes continus déterministes, puis étendus aux systèmes discrets et aux systèmes avec perturbations stochastiques.

Depuis, plusieurs recherches ont été développées pour aboutir à diverses structures de systèmes adaptatifs à modèle de référence. Ces derniers sont utilisés dans de larges domaines pour résoudre une variété importante de problèmes rencontrés en commande, identification et estimation d'état. Le caractère dual de ces techniques permet l'utilisation suivant la structure spécifiée dans différentes applications.

Un schéma bloc représentant le principe de cette approche est donné dans la figure (III.10).

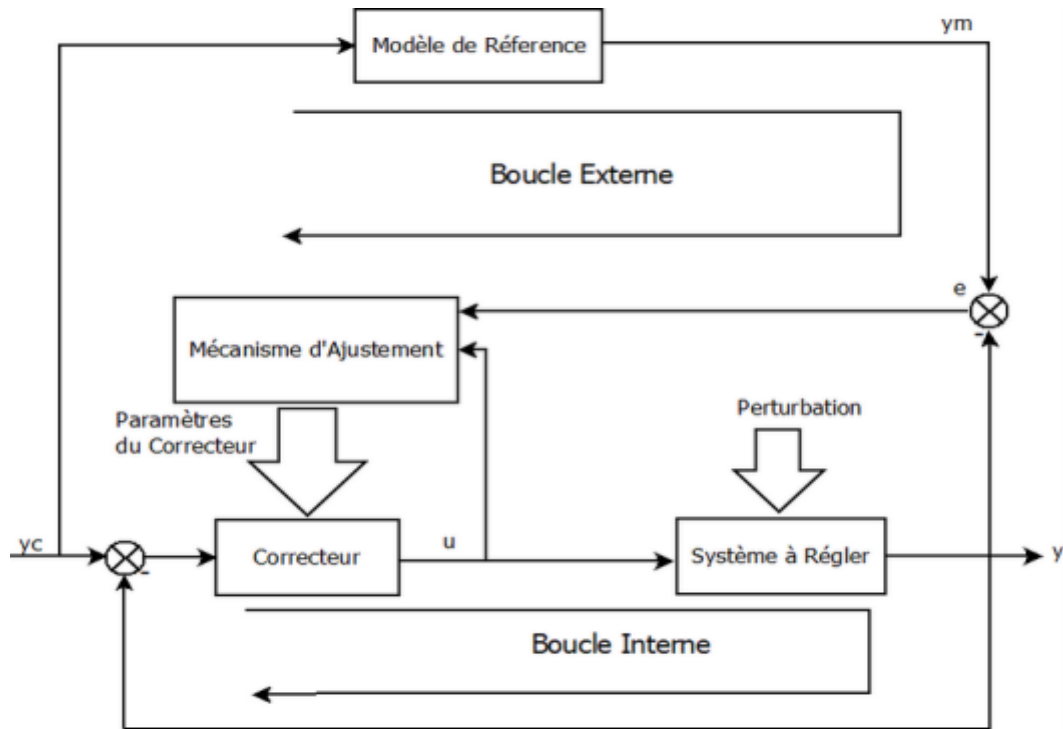


Figure III-6: Schéma-bloc d'un Système Adaptatif à Modèle de Référence (SAMR).

Ce schéma est composé par deux boucles fermées : une boucle interne (principale) comprend le système à commander et le régulateur dont les paramètres sont ajustés selon un algorithme établi au niveau de la boucle externe de façon à ce que la différence entre la sortie du modèle de référence et celle du processus soit minimale.

Le modèle de référence doit générer la réponse instantanée désirée $y_m(t)$. Les signaux de sortie de la boucle interne (du système à commander) et de la boucle externe (du modèle de référence) sont comparés et leur différence est utilisée pour concevoir la loi d'ajustement des paramètres du régulateur. Cet ajustement est nécessaire pour compenser les changements externes et internes qui provoquent des déviations des caractéristiques de la boucle interne par rapport à celle du modèle de référence.

L'intérêt suscité de la commande adaptative à modèle de référence par rapport aux systèmes de réglage classique, comprend certains avantages :

- 1-Elle assure la stabilité et la qualité de commande pour compenser les variations des caractéristiques du système à commander.
- 2- Elle est simple à réaliser. Par conséquent sa fiabilité est relativement élevée par rapport aux systèmes classiques.

3- Elle permet de simplifier la boucle interne grâce à la simplification des dispositifs de correction.

Par conséquent, leur fiabilité est relativement élevée par rapport aux systèmes de commande classiques.

III.5.3 Commande Auto-Ajustable ou auto-adaptative (CAA)

La commande adaptative indirecte avec identification du modèle (MIAC), encore appelée commande auto-ajustable, a été introduite dès 1958 par Kalman. Ce type de commande adaptative est basé sur les principes d'équivalence certaine et de séparation, si l'estimation du modèle du procédé est effectuée séparément de la conception du régulateur afin de pouvoir estimer les paramètres du système à contrôler tout en satisfaisant les objectifs de commande.

Le développement de la CAA (STC en anglais) repose sur la même hypothèse que le MIAC. La caractéristique de cette stratégie est que le modèle du procédé utilisé pour le calcul est remplacé par un modèle de structure connue mais dont les paramètres inconnus sont estimés (identifiés) continuellement en temps réel par une procédure d'estimation récursive (prédicteur ajustable avec un mécanisme d'adaptation paramétrique qui minimise l'erreur entre la sortie du processus et estimateur), à partir des entrées et des sorties du procédé [53]. Ce sont ces paramètres qui, à chaque période d'échantillonnage, sont utilisés pour le calcul du régulateur. Le principe de base de cette stratégie de commande est décrit par la figure III--15).

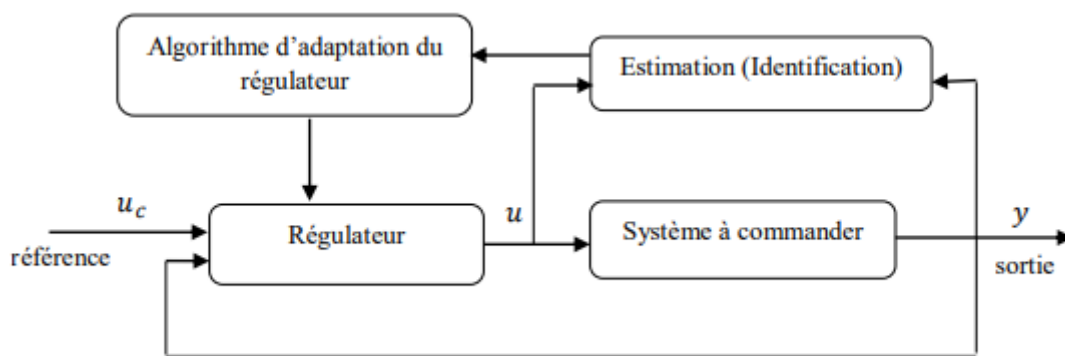


Figure III-7: Schéma-bloc de principe de la commande adaptative auto ajustable

L'architecture de commande contient deux boucles :

- Une boucle principale, représentant la boucle de réglage conventionnelle.
- Une boucle superposée à la boucle principale, composée d'un bloc d'identification du processus et d'un bloc de calcul et d'adaptation des paramètres du régulateur.

Ce dernier bloc de calcul, en fonction des paramètres fournis et de spécifications définies par le cahier des charges (rapidité, amortissement...) va calculer les nouveaux paramètres du régulateur et lui transmettre, permettant ainsi une mise à jour de ce dernier. Le cycle ainsi décrit va se répéter durant tout le temps de fonctionnement de la boucle de réglage. La fréquence à laquelle l'auto-ajustement doit s'effectuer dépend principalement de la non-linéarité du processus. En effet, plus un processus est non-linéaire, plus la fréquence à laquelle les paramètres du ou des régulateurs doivent être modifiés est élevée. Cette fréquence est cependant limitée par le temps nécessaire à l'obtention des échantillons utilisés pour l'identification. Les perturbations modifiant le comportement du processus, ainsi que les changements du point de fonctionnement influencent également, de manière indirecte la fréquence d'auto-ajustement.

Dans la pratique le traitement des algorithmes d'adaptation peut être effectué soit numériquement, soit analogiquement.

Dans le premier cas, il faut adjoindre au système à commander des organes supplémentaires nécessaires pour sa discrétisation. Ces organes sont les suivantes : un convertisseur numérique /analogique (CNA) suivi d'un bloqueur et un convertisseur analogique/numérique (CAN) comme le montre la figure suivante :

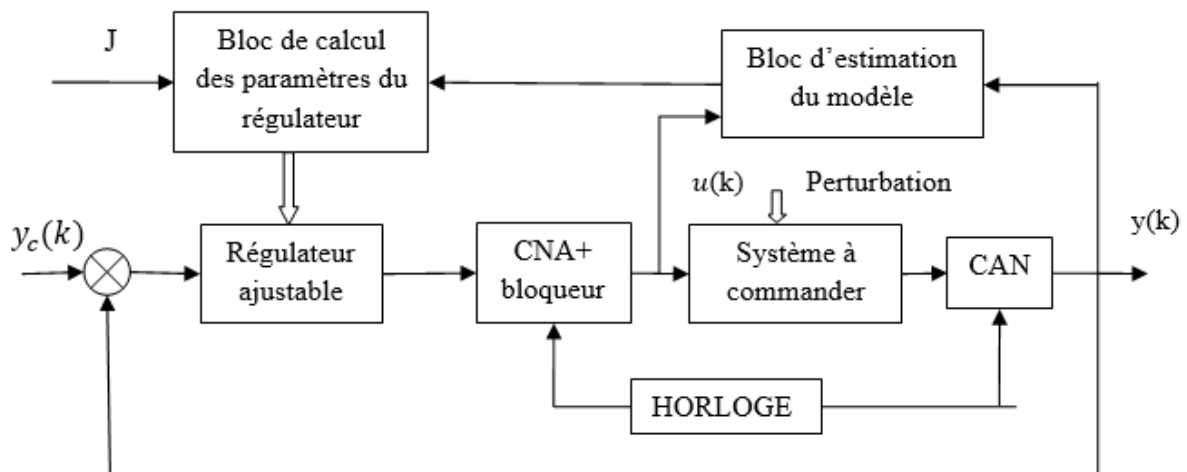


Figure III-8: Schéma bloc du système de commande adaptative avec régulateur auto-ajustable.

III.5.3.1 Le principe d'équivalence certaine

« Les paramètres du contrôleur sont calculés à partir des paramètres estimés comme s'ils étaient les vrais paramètres de système ». Nous avons vu que pour la commande à modèle de référence et pour la commande auto-ajustable, les paramètres du contrôleur ou du procédé sont

estimés en ligne. Le principe d'équivalence certaine, qui revient à négliger les incertitudes sur les estimés, permet d'utiliser les estimés comme s'ils étaient les vrais paramètres. Il faut tout de même noter que ces incertitudes, si elles sont connues, peuvent être utilisées pour modifier le régulateur.

La façon dont l'estimateur de paramètres est combiné avec la loi de commande donne lieu à deux approches différentes :

III.5.3.2 Approche Directe

Le système d'identification est paramétré en fonction des paramètres du régulateur souhaité, qui sont estimés directement (sans calcul intermédiaire impliquant des estimations des paramètres du système dynamique). Le principe de fonctionnement de cette approche est illustré comme suit sur la figure :

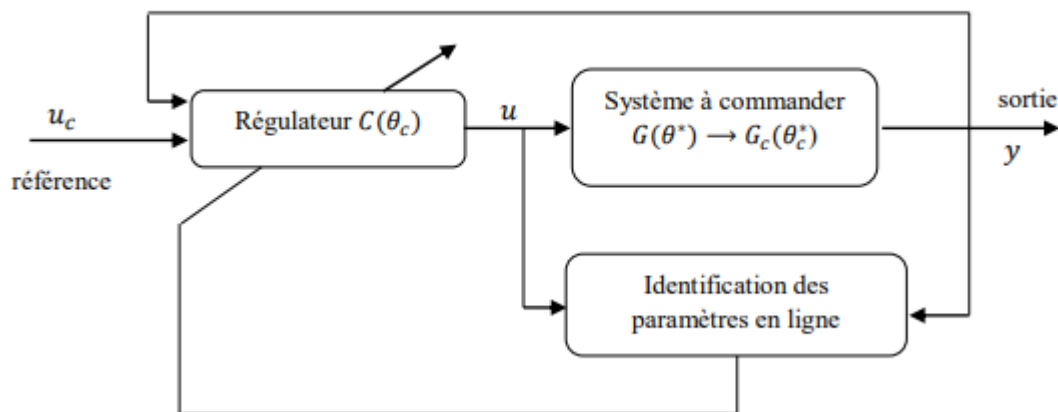


Figure III-9: La commande auto-ajustable approche directe

III.5.3.3 Approche indirecte

Dans ce cas, les paramètres du système à commander sont estimés en ligne et utilisés pour calculer les paramètres du régulateur. A chaque instant t (période d'échantillonnage), le système estimé est formé et traité comme s'il était le véritable système à commander (à partir duquel on fait le calcul des paramètres du régulateur). Son principe de fonctionnement est illustré à la figure III.19.

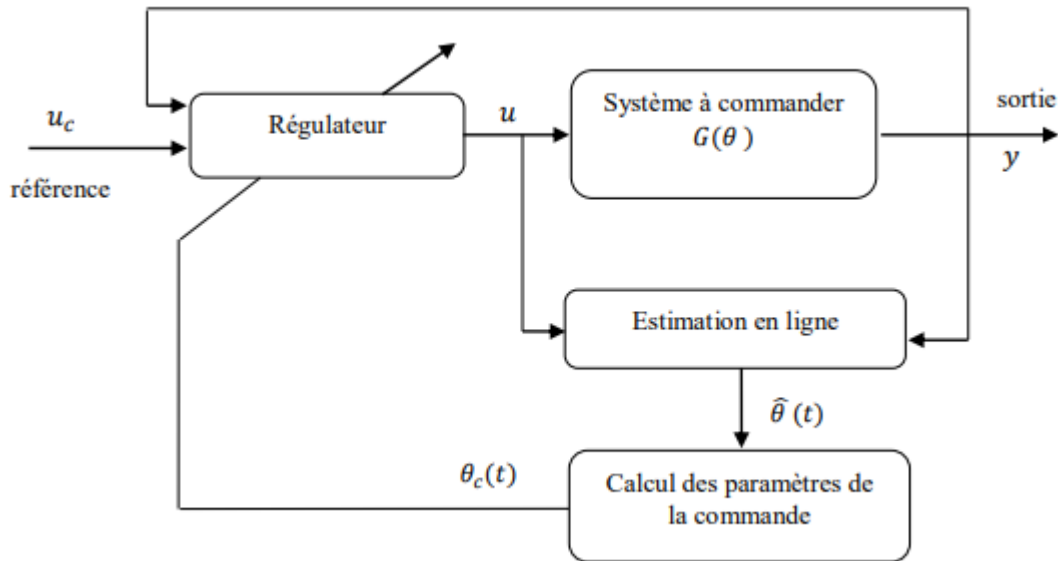


Figure III-10: La commande auto-ajustable approche indirecte

Pour l'élaboration du régulateur, aucune erreur d'estimation n'est donc prise en compte. Cependant, la stabilité de cette commande dépend fortement de la compatibilité des modèles utilisés pour les tâches d'identification et de calcul de la commande. Dans le reste de ce chapitre nous ne considérons que l'architecture indirecte MIAC.

III.5.3.4 La mise en œuvre du régulateur auto ajustable

La réalisation d'une commande adaptative par l'utilisation d'un régulateur auto-ajustable se divise ainsi en deux étapes distinctes :

- 1) La détermination à partir des signaux prélevés sur le système, les paramètres désirés, ceci nécessite un algorithme d'identification efficace.
- 2) Lorsque les paramètres du processus ont été identifiés, ils sont alors transmis au bloc de calcul des paramètres du régulateur qui consiste à déterminer le signal de commande à partir des données d'entrées /sorties, il faut alors un algorithme de commande.

Plusieurs algorithmes permettant de faire pour le calcul de la loi de commande en mode auto ajustable ont été proposés, parmi lesquels qui sont couramment utilisées, on distingue :

- Loi de commande à l'aide du correcteur à variance minimale.
- Loi de commande à l'aide du correcteur à variance minimale généralisée.
- Loi de commande basée sur le placement des pôles et des zéros pour imposer un comportement dynamique au système en boucle fermée.

- Loi de commande à l'aide des régulateurs ajustables à actions proportionnelle, intégrale et dérivée (APID).
- Loi de commande à réponse pile.

Dans cette section, on s'intéresse à établir et expliquer la thématique de l'identification des paramètres du système via un algorithme bien choisi.

III.6 Identification

L'identification est l'opération de détermination des caractéristiques dynamiques d'un procédé (système) à partir des mesures, dont la connaissance est nécessaire pour la conception et la mise en œuvre d'un système performant de régulation [54]. Elle est donc une approche expérimentale pour la détermination du modèle dynamique du système. L'identification nous permet d'éviter les purement théoriques à partir des équations différentielles que sont longue à obtenir et souvent trop complexes.

La notion de modèle mathématique d'un système, c'est-à-dire d'un ensemble d'équations liant ses entrées et ses sorties, est un concept fondamental. Un modèle dynamique, c'est-à-dire un modèle représentant une évolution temporelle, peut appartenir soit au domaine du temps continu ("système à temps continu" ou "système continu") si les équations qui décrivent le comportement du système sont des équations différentielles, soit au domaine du temps discret si ce sont des équations aux différences "système à temps discret" ou "système discret".

Dans la pratique, l'objectif général de l'identification est la détermination de modèles de conduite afin de simuler, d'analyser ou de commander un système. Pour cela, certains auteurs [55] considèrent que la détermination des modèles de connaissance est une tâche qui intéresse plus les physiciens (ou les biologistes, etc.) que les automaticiens. Ainsi, nous sommes amenés à mettre en œuvre une méthodologie d'identification directe de ces modèles dynamiques (de commande) qui sont sous deux types :

- Les modèles non paramétriques : caractérisé par un ensemble infini de paramètres (réponse fréquentielle, réponse à un échelon, etc.) ;
- Les modèles paramétriques : caractérisé par un ensemble fini de paramètres (fonction de transfert, équation différentielle ou aux différences, etc.).

Expérimentalement, l'identification comporte quatre étapes :

- Acquisition des entrées/sorties sous protocole d'expérimentation.
- Choix d'une structure de modèle.
- Estimation des paramètres du modèle (algorithme d'identification).
- Validation du modèle identifié (structure et valeur des paramètres).

La figure ci-dessous représente la procédure d'identification.

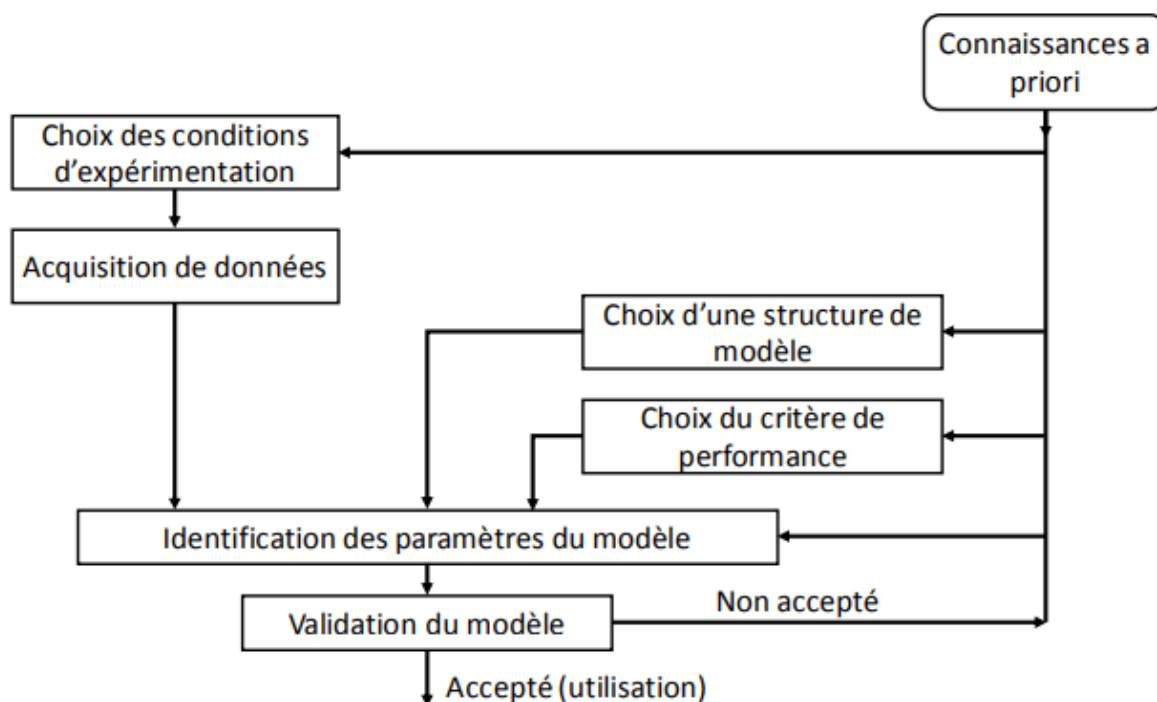


Figure III-11: Procédure d'identification

III.6.1 Algorithme d'identification paramétrique

L'identification paramétrique permet l'estimation des paramètres d'un modèle choisi au préalable, à partir de données expérimentales exploitant uniquement les mesures prélevées sur les écarts par rapport au point de fonctionnement des entrées/sorties, et de connaissances préalables sur le système (plage des fréquences, amplitude du signal d'entrée, ordre, retard...).

III.6.2 Structures de modèle

Il existe différentes structures de modèle comme : modèle ARX (Auto Regressive with eXogenous input), modèle ARMA (Auto Regressive Moving Average), modèle OE(Output-

Error), modèle BJ (box-Jenkins) et modèle générale..., la différence réside principalement dans la modélisation de la perturbation et la présence ou non d'une entrée externe.

III.6.3 Modèle ARX (Auto Regressive with eXogenous input)

L'identification d'un modèle linéaire se base souvent sur une représentation externe fréquentielle, c'est-à-dire une fonction de transfert. Celle-ci est représentée dans le cas échantillonné par la forme :

$$y(k) + \sum_{i=1}^{n_a} a_i y(k-i) = \sum_{j=0}^{n_b} b_j u(k-j-d) + e(k); k = 0, 1, 2, \dots \quad (\text{III-1})$$

Où d représente le retard exprimé comme un multiple entier de la période d'échantillonnage T_e , et k l'instant d'échantillonnage $t = kT_e$. On suppose que les valeurs de n_b et n_a et d sont connues a priori.

$e(k)$ Est une perturbation stochastique de type bruit blanc (processus stochastique non prédictible) de moyenne nulle $E[e(k)] = \mu = 0$; de variance $E[(e(k) - \mu)^2] = \sigma^2$ et indépendant de l'entrée déterministe $u(k)$. Notons que σ (écart type) représente ici la (vraie) valeur efficace du bruit $e(k)$. Le bruit $e(k)$ représente l'effet global de plusieurs sources d'erreur (bruits de mesure, perturbations, ...).

La transformée en Z de l'équation aux différences (III.1), donne la fonction de transfert du système :

$$G(Z) = Z^{-d} \frac{b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} + \dots + b_{n_b} z^{-n_b}}{1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + \dots + a_{n_a} z^{-n_a}} = Z^{-d} \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})} \quad (\text{III-2})$$

Dans le but de simplifier l'écriture des équations aux différences, on introduit l'opérateur retard q^{-1} qui s'applique directement aux signaux temporels, défini comme suit :

$$q^{-1}y(k) = y(k-1); k \geq 1; q^{-1}y(0) = 0$$

L'équation (III.1) s'écrit ainsi sous une forme plus compacte :

$$A(q^{-1})y(k) = q^{-d}B(q^{-1})u(k) + e(k) \quad (\text{III-3})$$

Les polynômes $A(q^{-1})$ et $B(q^{-1})$ sont données par :

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + a_2 q^{-2} + \dots + a_{n_a} q^{-n_a}$$

$$B(q^{-1}) = b_0 + b_1 q^{-1} + b_2 q^{-2} + \dots + b_{n_b} q^{-n_b}$$

Le nombre de paramètres à estimer est $n_a + (n_b + 1)$ et le retard d .

Le modèle ARX et plus simple, donne souvent de bons résultats, mais le traitement du bruit est soumis à la même dynamique que l'entrée. A utiliser en première approximation ou lorsque le bruit est surtout à l'entrée.

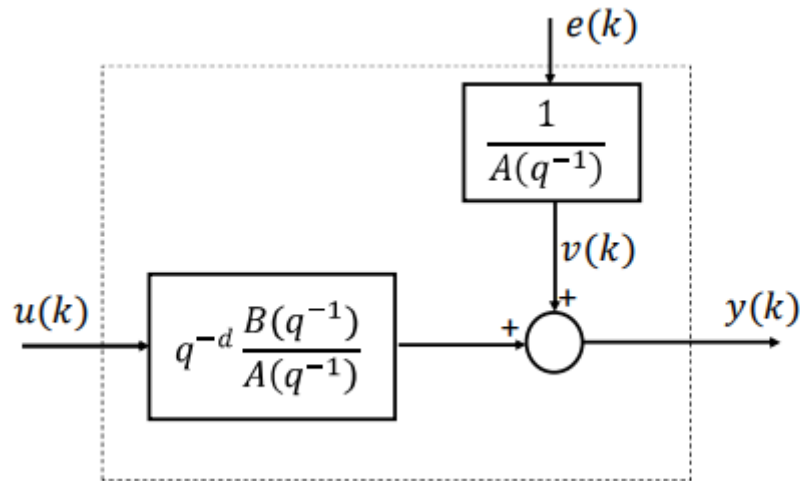


Figure III-12: Structure du modèle ARX

La structure ARX comme le montre la figure ci-dessus modélise le bruit $v(k)$ par un bruit blanc filtré à l'aide du dénominateur du modèle du processus. Le bruit $e(k)$ perturbe la sortie de la fonction de transfert $G(q^{-1})$ du système via la dynamique $1/A(q^{-1})$.

➤ **Forme de régression**

L'équation aux différences correspondante au modèle ARX

$A(q^{-1})y(k) = q^{-d}B(q^{-1})u(k) + e(k)$ Est :

$$y(k) = -a_1y(k-1) - a_2y(k-2) - \dots - a_{n_a}y(k-n_a) + b_0u(k-d) \\ + b_1u(k-1-d) + b_2u(k-2-d) + \dots + b_{n_b}u(k-n_b-d) + e(k)$$

On peut également écrire cette équation sous la forme de régression suivante :

$$y(k) = \varphi^T(k)\theta + e(k) \quad \text{(III-4)}$$

Avec :

$$\varphi^T(k) = [-y(k-1) \dots -y(k-n_a)u(k-d)u(k-1-d) \dots u(k-n_b-d)]$$

$$\theta = [a_1 \dots a_{n_a} b_0 b_1 \dots b_{n_b}]^T$$

Où $\varphi^T(k)$ représente le vecteur d'observation (ou régresseur) qui dépend des valeurs passées des entrées et sorties mesurées et θ représente le vecteur des paramètres a_i et b_j à identifier.

La forme de régression (III.4) est linéaire par rapport au vecteur de paramètres du modèle à identifier.

➤ Prédicteur optimale

Le prédicteur de la sortie $y(k)$ à l'instant k , sur la base des informations précédentes disponibles jusqu'à l'instant $k - 1$, qui minimise la variance de l'erreur de prédiction qui est la différence entre la sortie mesurée et la sortie prédite du modèle :

$$J(x) = E[(y(k) - \hat{y}(k/k - 1))^2] = E[(y(k) - x)^2]; x = \hat{y}(k/k - 1) \quad \text{(III-5)}$$

Le prédicteur est une fonction des paramètres θ du modèle à identifier et des signaux d'entrée et de sortie : $\hat{y}(k/k - 1, \theta) = F(\theta, y(k - 1), y(k - 2), \dots, u(k - 1), u(k - 2), \dots)$.

On cherche à prédire la sortie à l'instant k sachant que la sortie et l'entrée sont connues aux instants précédents. Le prédicteur optimal est le nombre x qui minimise la fonction :

$$J(x) = E[(y(k) - x)^2] \quad \text{(III-6)}$$

On note $x = \hat{y}(k/k - 1, \theta)$ l'estimé de $y(k)$ à l'instant k calculé à partir de toutes les informations disponibles jusqu'à l'instant $k - 1$, (la sortie prédite est paramétrisée par le vecteur de paramètres θ).

On a :

$$A(q^{-1})y(k) = q^{-d}B(q^{-1})u(k) + e(k)$$

Ce qui implique :

$$y(k) = (1 - A(q^{-1}))y(k) + q^{-d}B(q^{-1})u(k) + e(k) \quad \text{(III-7)}$$

On pose :

$$\gamma = (1 - A(q^{-1}))y(k) + q^{-d}B(q^{-1})u(k) \quad \text{(III-8)}$$

Le terme γ est déterminé à partir des mesures d'entrée/sortie $y(k - 1), \dots, y(k - n_a), u(k - d), u(k - 1 - d), \dots, u(k - n_b - d)$ qui sont connues à l'instant $k - 1$.

Le critère $J(x)$ devient :

$$J(x) = E[(\gamma + e(k) - x)^2] = E[(\gamma - x)^2] + 2E[(\gamma - x)e(k)] + E[e(k)^2]$$

Le bruit blanc $e(k)$ est non corrélé avec la quantité déterministe $(\gamma - x)$,

Donc : $E[(\gamma - x)e(k)] = E[\gamma - x].E[e(k)] = 0$; on obtient :

$$J(x) = (\gamma - x)^2 + \sigma^2$$

Le prédicteur optimal correspond au minimum du critère $J(x)$:

$$\frac{\partial J(x)}{\partial x} = 0 \Rightarrow -2(\gamma - x) = 0 \Rightarrow x = \gamma$$

On vérifie également que $\frac{\partial^2 J(x)}{\partial x^2} = 2I > 0$, ceci implique que x correspondre bien à un minimum de $J(x)$.

Le prédicteur optimal de la sortie pour la structure ARX est :

$$\hat{y}(k/k - 1, \theta) = (\mathbf{1} - A(q^{-1}))y(k) + q^{-d}B(q^{-1})u(k) \quad (\text{III-9})$$

Ce prédicteur est particulièrement simple à calculer car il définit une régression linéaire par rapport aux paramètres θ que l'on écrit généralement sous la forme :

$$\hat{y}(k/k - 1, \theta) = \varphi^T(k)\theta \quad (\text{III-10})$$

L'erreur de prédiction du modèle ARX : $\delta(k, \theta) = y(k) - \hat{y}(k/k - 1) = e(k)$ est un bruit blanc.

III.6.4 Méthode des moindres carrés récursifs

Les méthodes généralement utilisées se basent sur des algorithmes de la famille des filtres de Kalman. Quand les paramètres sont lentement variables dans le temps et les données sont en nombre trop important ou si on souhaite utiliser le modèle à l'instant t sans attendre la fin des mesures, il est nécessaire de baser l'identification sur la donnée la plus récente mieux que l'ancienne, qui n'est plus représentative du système et donc utiliser un algorithme récursif. La méthode recalcule une nouvelle estimation des paramètres $\hat{\theta}(k)$ à chaque instant sur la base de l'estimation précédente $\hat{\theta}(k - 1)$ sans effectuer à chaque fois l'inversion matricielle.

Le critère à minimiser devient : $J(\theta) = \sum_{i=1}^k (y(i) - \varphi^T(i)\theta)^2$

On considère les mesures jusqu'à l'instant kT_e , on pose $P(k) = [\sum_{i=1}^k \varphi(i) - \varphi^T(i)]^{-1}$

L'estimation des paramètres peut s'écrire sous forme récurrente :

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{k}) = \mathbf{P}(\mathbf{k}) \cdot \sum_{i=1}^{\mathbf{k}} \boldsymbol{\varphi}(i) - \mathbf{y}(i) \quad (\text{III-11})$$

La matrice $P(k)^{-1}$ se calcule de façon récurrente comme suit :

$$\mathbf{P}(\mathbf{k})^{-1} = \sum_{i=1}^{\mathbf{k}} \boldsymbol{\varphi}(i) - \boldsymbol{\varphi}^T(i) = \mathbf{P}(\mathbf{k} - 1)^{-1} + \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{k}) - \boldsymbol{\varphi}^T(\mathbf{k}) \quad (\text{III-12})$$

Le vecteur de paramètres à l'instant k peut s'écrire sous forme récursive :

$$\begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) &= P(k) \cdot \left[\sum_{i=1}^{k-1} \boldsymbol{\varphi}(i) - \mathbf{y}(i) + \boldsymbol{\varphi}(k)y(k) \right] \\ &= P(k) \cdot [P(k-1)^{-1} \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \boldsymbol{\varphi}(k)y(k)] \\ &= P(k) \cdot [[P(k)^{-1} - \boldsymbol{\varphi}(k)\boldsymbol{\varphi}^T(k)] \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \boldsymbol{\varphi}(k)y(k)] \\ &= \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{P}(\mathbf{k})\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{k})[\mathbf{y}(\mathbf{k}) - \boldsymbol{\varphi}^T(\mathbf{k})\hat{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{k} - 1)] \quad (\text{III-13}) \end{aligned}$$

Le terme $y(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)$ correspond à l'erreur de prédiction $\delta(k) = y(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k)\boldsymbol{\theta}$ calculée à partir de $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1)$. Cette erreur est pondérée par le gain $P(k)\boldsymbol{\varphi}(k)$, ce qui génère une correction de $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$ proportionnelle à l'erreur de prédiction. La nouvelle estimation est l'ancienne estimation corrigée par un terme proportionnel à l'erreur de prédiction. L'algorithme des moindres carrés peut être présenté par les deux équations récurrentes suivantes :

$$\left\| \begin{aligned} \hat{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{k}) &= \hat{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{k} - 1) + \mathbf{P}(\mathbf{k})\boldsymbol{\varphi}(\mathbf{k})[\mathbf{y}(\mathbf{k}) - \boldsymbol{\varphi}^T(\mathbf{k})\hat{\boldsymbol{\theta}}(\mathbf{k} - 1)] \\ \mathbf{P}(\mathbf{k})^{-1} &= \mathbf{P}(\mathbf{k} - 1)^{-1} + \boldsymbol{\varphi}(\mathbf{k})\boldsymbol{\varphi}^T(\mathbf{k}) \end{aligned} \right. \quad (\text{III-14})$$

Pour éviter l'inversion de la matrice $P(k)$ à chaque itération, qui peut conduire à des volumes de calcul importants rendant l'implantation en temps réel difficile à réaliser ; on peut utiliser le lemme d'inversion matricielle :

$$(A + BCD)^{-1} = A^{-1} - A^{-1}B[C^{-1} + DA^{-1}B]^{-1}DA^{-1}$$

En posant $A = P(k-1)^{-1}$, $B = \boldsymbol{\varphi}(k)$, $C = 1$, $D = \boldsymbol{\varphi}^T(k)$, on obtient la mise à jour suivante :

$$\left\| \begin{aligned} \delta(k) &= \mathbf{y}(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) &= \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{P}(k) \boldsymbol{\varphi}(k) \delta(k) \\ \mathbf{P}(k) &= \mathbf{P}(k-1) - \frac{\mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k) \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{P}(k-1)}{1 + \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)} \end{aligned} \right. \quad (\text{III-15})$$

Autre forme équivalente des moindres carrés récursives, on a :

$$\mathbf{P}(k) \boldsymbol{\varphi}(k) = \mathbf{P}(k-1) - \boldsymbol{\varphi}(k) \frac{\mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k) \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)}{1 + \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)} \quad (\text{III-16})$$

Donc :

$$\mathbf{P}(k) \boldsymbol{\varphi}(k) = \frac{\mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)}{1 + \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)} \quad (\text{III-17})$$

D'où :

$$\left\| \begin{aligned} \delta(k) &= \mathbf{y}(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k) \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) &= \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \frac{\mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k) \delta(k)}{1 + \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)} \\ \mathbf{P}(k) &= \mathbf{P}(k-1) - \frac{\mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k) \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{P}(k-1)}{1 + \boldsymbol{\varphi}^T(k) \mathbf{P}(k-1) \boldsymbol{\varphi}(k)} \end{aligned} \right. \quad (\text{III-18})$$

L'initialisation de l'algorithme se fait de deux façons :

- Si on connaît une première estimation des paramètres (en provenance d'une méthode non récursive par exemple), on l'utilise $\hat{\boldsymbol{\theta}}(0) = \hat{\boldsymbol{\theta}}_0$. Dans ce cas, on prend $P_0 = \alpha I$ avec α petit, I est la matrice identité.
- Si on ne connaît pas de première approximation, on prend $\hat{\boldsymbol{\theta}}(0) = 0$ et $P_0 = \alpha I$ avec α grand (par exemple $\alpha = 1000, 1000 \dots$)

III.6.5 Choix du gain d'adaptation

Cet algorithme n'est pas adapté si les paramètres du système sont variants dans le temps, en effet, à partir de l'équation (III-19), $P(k)^{-1} = P(k-1)^{-1} + \boldsymbol{\varphi}(k) \boldsymbol{\varphi}^T(k)$, et comme la matrice $\boldsymbol{\varphi}(k) \boldsymbol{\varphi}^T(k)$ est défini positive. La matrice $P(k)^{-1}$ augmente de façon monotone avec k . Donc $P(k)$ diminue avec k (algorithme à gain décroissant). Lorsque k tend vers l'infini, $P(k)$ tend vers 0, et donc également l'effet du gain d'adaptation $P(k) \boldsymbol{\varphi}(k)$ dans la mise à jour de $\hat{\boldsymbol{\theta}}(k)$ selon les équations III-20) devient nul. L'algorithme cesse la mise à jour des paramètres et ceci même s'il y a une erreur de prédiction notable.

1. Méthode des moindres carrés récursifs avec facteur d'oubli

Dans un procédé industriel les paramètres du modèle sont souvent variables dans le temps à cause de la présence des perturbations et des non linéarités. Dans le cas où les paramètres du modèle évoluent de manière lente, on utilise la méthode des moindres carrés récursifs avec facteur d'oubli.

Dans ce cas, on introduit une pondération qui accorde plus de poids aux informations récentes relativement aux mesures passées (diminution du poids des anciennes mesures au profit des plus récentes d'où le principe du facteur d'oubli du passé). Le critère à minimiser devient, si $\alpha(k)$ est une séquence de pondérations positives :

$$J(\theta) = \sum_{i=1}^k \alpha(k) (\mathbf{y}(i) - \boldsymbol{\varphi}^T(i)\theta)^2 \quad (\text{III-21})$$

Toutes les erreurs de prédiction ne doivent pas nécessairement avoir la même importance dans le critère quadratique. Cette pondération permet de fixer un compromis entre la précision de l'estimation des paramètres et la possibilité de suivre des variations de ces derniers en évitant que la matrice de gain $P(k)$ soit décroissante.

L'algorithme général permettant de dépasser le problème de la décroissance de la matrice de gain, et d'obtenir différents profils de variation du gain d'adaptation est :

$$\left\| \begin{aligned} \boldsymbol{\delta}(k) &= \mathbf{y}(k) - \boldsymbol{\varphi}^T(k)\hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) \\ \hat{\boldsymbol{\theta}}(k) &= \hat{\boldsymbol{\theta}}(k-1) + \mathbf{P}(k)\boldsymbol{\varphi}(k)\boldsymbol{\delta}(k) \\ \mathbf{P}(k) &= \frac{1}{\lambda_1(k)} \left[\mathbf{P}(k-1) - \frac{\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k)\boldsymbol{\varphi}^T(k)\mathbf{P}(k-1)}{\frac{\lambda_1(k)}{\lambda_2(k)} + \boldsymbol{\varphi}^T(k)\mathbf{P}(k-1)\boldsymbol{\varphi}(k)} \right] \end{aligned} \right. \quad (\text{III-22})$$

Où $0 < \lambda_1(k) \leq 1, 0 < \lambda_2(k) < 2$ sont des facteurs introduits pour fixer un compromis entre la précision de l'estimation et la capacité de poursuite des paramètres. $\lambda_1(k) < 1$ tend à augmenter le gain d'adaptation tandis que $\lambda_2(k) > 0$ tend à le diminuer.

- **Moindres carrés récursifs à facteur d'oubli constant**

$\lambda_1(k) = \lambda_1 = cst < 1$ Et $\lambda_2(k) = 1$, valeurs typiques pour $\lambda_1 \in [0,95 \ 0,99]$. Cet algorithme convient pour l'identification des systèmes lentement variable, mais peut provoquer l'explosion de la matrice $P(k)$ (si $\boldsymbol{\varphi}(k) \rightarrow 0; P(k) \approx \frac{1}{\lambda_1} P(k-1); \lambda_1 < 1; P(k)$ explose)

Il est destiné pour l'identification des systèmes lentement variables.

- **Moindres carrés récursifs à facteur d'oubli transitoire ou variable**

$\lambda_1(k) = \lambda_0 \lambda_1(k-1) + (1 - \lambda_0)$, $0 < \lambda_0 < 1$ et $\lambda_2(k) = 1$, valeurs typiques : $\lambda_0 \in [0,95 \ 0,99]$ et $\lambda_1(0) \in [0,95 \ 0,99]$. Comme $\lambda_1(k)$ tend vers 1 pour k grand, on retrouve l'algorithme des moindres carrés récursifs. Cet algorithme est recommandé pour l'identification des systèmes stationnaires. Il permet d'accélérer la convergence en régime transitoire et moins sensible aux conditions initiales.

- **Moindres carrés récursifs à facteur d'oubli exponentielle :**

Pour des valeurs comprises entre [0-1], le facteur ne change pas au fil du temps et toutes les données ont le même poids.

2. Moindres carrés récursifs à matrice de gain à trace constante :

$\frac{\lambda_1(k)}{\lambda_2(k)} = c$, Avec $0 < c < 0,5$, $\lambda_1(k)$ est choisi tel que : $trace[P(k)] = trace[P(k-1)] = \dots = trace[P(0)] = cst$. Donc :

$$trace[P(k)] = \frac{1}{\lambda_1(k)} trace \left[P(k-1) - \frac{P(k-1)\varphi(k)\varphi^T(k)P(k-1)}{c + \varphi^T(k)P(k-1)\varphi(k)} \right]$$

Cet algorithme convient pour l'identification d'un système à paramètres variant dans le temps. $trace[P(k)] = cst$. Il vient que les valeurs propres de $P(k)$ restent bornées, donc il n'y a pas de risque de divergence de la matrice de gain $P(k)$.

On choisit comme valeur de $trace[P(k)] = nG$ avec G le gain initial et n le nombre de paramètres (valeurs typiques $G = 1$ à 4). Il permet l'identification des systèmes à paramètres variables dans le temps.

On peut combiner la méthode des moindres carrés récursives à trace constant avec facteur d'oubli variable afin d'identifier les systèmes à paramètres variables dans le temps en absence d'information initiale sur les paramètres, avec $G = (0.01)0.1$ à 4

III.6.6 Validation du modèle

La procédure d'identification des paramètres choisit le meilleur modèle compte tenu des données disponibles, de la structure de modèle proposée, du critère de performance et de l'algorithme d'identification utilisés. Le modèle est valide s'il est capable de reproduire le comportement du système.

Plusieurs approches de validation d'un modèle identifié :

- Validation par rapport au but du modèle.
- Validation du modèle avec des données expérimentales.
- Validation par des méthodes statistiques.

III.6.7 Avantages

L'indentification d'un système procure les avantages suivants :

- ✓ Obtention d'une estimation du modèle au fur et à mesure que le procédé évolue
- ✓ Compression importante des données.
- ✓ Nécessite moins de puissance de calcul et de mémoire.
- ✓ Mise en œuvre facile sur microprocesseur.
- ✓ Identification en temps réel si nécessaire.
- ✓ Possibilité de poursuite des paramètres variables dans le temps.

III.7 La commande prédictive adaptative indirecte

Les techniques modernes de commande des procédés industriels reposent sur le remplacement de la commande classique (PID analogique, par exemple) par une commande qui soit plus performante offerte en boucle fermée. La commande prédictive adaptative répond précisément à ce souhait même en présence d'un système lent ou rapide, prompt ou retardataire, stable ou instable en boucle ouverte, à structure fixe ou variable et à déphasage minimal ou non-minimal. Cette commande trouve davantage de faveur avec le développement des moyens de calcul.

La commande prédictive basée sur le modèle d'état à caractère adaptatif consiste à utiliser la loi de commande développée dans le deuxième chapitre et à remplacer les paramètres du modèle avec leurs estimations. Ce principe est illustré sur la figure III.23

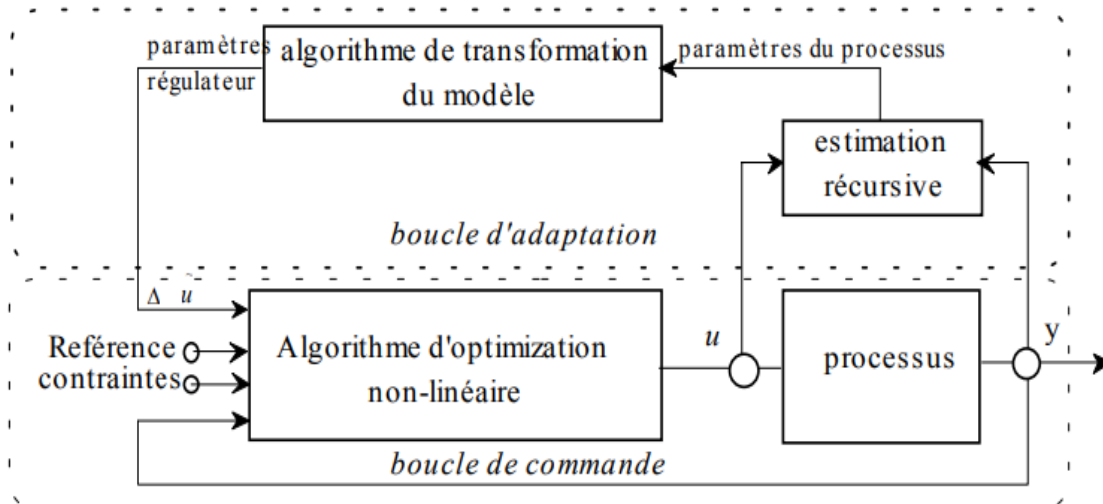


Figure III-13: Structure de la commande adaptative prédictive

➤ L'algorithme

A chaque instant l'échantillonnage $t = kT_e$, et avec un choix des paramètres de synthèse du régulateur (m, p, Q, R) , on réitère :

- ✓ Lecture de la sortie $y(k)$;
- ✓ Estimation des paramètres inconnus de modèle du procédé ;
- ✓ Calcul des polynômes.
- ✓ Calcul de la commande prédite $\Delta U_C(k)$.
- ✓ Application du premier élément $\Delta U(k)$ du vecteur $\Delta U_C(k)$ sur le système.

Notons enfin que dans le cas des lois de commande prédictives adaptatives, pour lesquelles il est nécessaire d'estimer le modèle du système en ligne à chaque période d'échantillonnage, les paramètres de réglage de la commande MPC adaptative peuvent éventuellement rester les mêmes dès lors que le système varie lentement au cours du temps.

III.8 Conclusion

Lorsque le système variant dans le temps à cause des incertitudes et des perturbations, l'algorithme de mise à jour des paramètres du régulateur a des difficultés à maintenir les performances spécifiées. Le meilleur choix de commande pour ce genre de problème est la commande adaptative.

Différentes techniques de commandes appliquées au système industriel ont été abordés au sein de ce chapitre, spécifiquement la commande adaptative auto-ajustable indirecte avec sa mise en œuvre à travers l'identification en ligne du modèle par des algorithmes d'adaptation

paramétrique du type moindres carrés récursif. Cette dernière consiste à calculer, à chaque instant, le vecteur des paramètres du modèle recherché en fonction des paramètres estimés à l'instant précédent et des nouvelles informations acquises sur le procédé. Elle constitue de ce fait la partie centrale de commandes adaptatives

Cependant, Il est possible de combiner le concept adaptatif comme système d'estimation de paramètres avec n'importe quelle stratégie de contrôle dans notre mémoire, c'est la technique prédictive pour permettre d'adapter le modèle du système temps réel. Nous évoquerons par la suite, l'application de cette dernière approche sur un procédé pétrochimique qui est le réacteur.

Chapitre IV:
Modélisation
du réacteur,
simulation et
interprétation

IV.1 Introduction

Ce chapitre envisage l'application de la loi de commande prédictive adaptative à un procédé chimique souvent utilisé, ce procédé est un réacteur continu parfaitement agité sous la dénomination anglo-saxonne : Continus Stirred Tank Reactor (CSTR), comme exemple pour évaluer les performances des nouveaux algorithmes de commande.

Dans ce chapitre les étapes suivantes ont été développées :

- Déterminer le modèle mathématique non linéaire de ce système.
- Faire une linéarisation de ce système autour des points de fonctionnement bien choisis.
- Faire une Analyse préliminaire en boucle ouverte pour confirmer que le modèle est similaire du système réel et qu'on peut appliquer cette loi de commande prédictive adaptative.
- Mettre en œuvre l'algorithme d'identification, puis implémenter la commande prédictive adaptative.
- Faire une étude comparative avec la commande MPC classique.

Nous avons supposé dans tout ce travail que toutes les variables d'états sont physiquement accessibles à la mesure et que toutes les simulations ont été effectuées à l'aide de langage de programmation MATLAB/ SIMULINK R2021a.

IV.2 Présentation du procédé

Le réacteur chimique continu parfaitement agité montré sur la figure (IV-1) est le siège d'une réaction irréversible $A \rightarrow B$. Il est doté d'une ou plusieurs entrées pour introduire les réactifs, et d'une ou plusieurs sorties pour évacuer les produits de la réaction.

Le réactif A est alimenté en continu dans le réacteur avec un débit volumique (Q_I), une concentration molaire d'alimentation (C_I), et une température (T_I). Le contenu du réacteur est mélangé avec un agitateur motorisé, dans l'intérêt de mettre la concentration homogène en tout point de ce dernier. Un courant de sortie, qui est retiré du réacteur en continu avec une concentration molaire (C_O) et une température (T_O). Vu que la réaction est exothermique qui génère de la chaleur ΔH , le réacteur est entouré d'une double enveloppe non adiabatique (jacket) avec une surface d'échange A et de volume constant V_{CW} traversée par un fluide caloporteur de refroidissement (eau) avec un débit (Q_{CWI}) variable " signal de commande " et une température d'entrée (T_{CWI}) et une température de sortie (T_{CWO}).

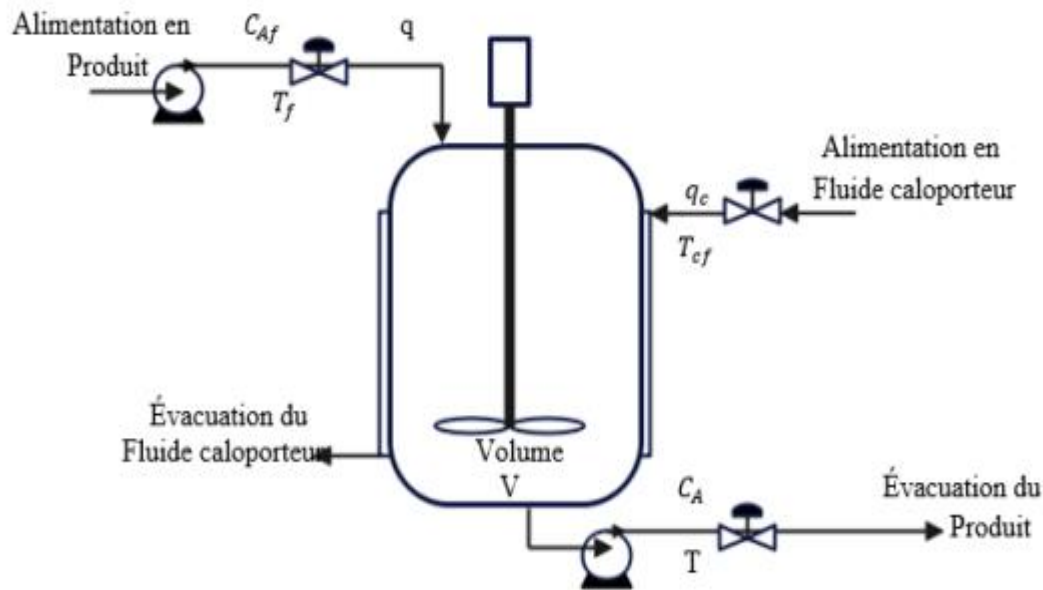


Figure IV-1: Réacteur continu parfaitement agité CSTR

Après avoir donné une description détaillée du réacteur à étudier nous allons maintenant poser la problématique de commande de ce dernier.

IV.3 Problématique du système à commander

Le CSTR présente une réaction exothermique, car la conversion du réactif A vers B s'accompagne d'un dégagement de chaleur du sens réacteur vers chemise, dans ce cas l'enthalpie de cette réaction est positive ($\Delta H > 0$). Celle-ci augmente progressivement jusqu'à ce que la température d'activation relative à la réaction chimique désirée ($A \rightarrow B$) soit atteinte. Mais dès que la température dépasse un certain seuil T_a , le réactif résultant B désiré va se décomposer pour donner un troisième réactif C indésirable. Une autre conséquence plus grave est qu'elle peut engendrer l'explosion de l'installation dû à l'emballement thermique.

D'après la figure (IV-2), on peut remarquer que la température et le taux de conversion des réactifs sont uniformément croissants pour un réacteur CSTR. De même, la vitesse de conversion passe par un maximum, puis elle tend vers zéro tel que le taux de conversion s'approche de 100%. De là, on voit l'importance du point maximum de la vitesse de conversion sur le rendement de la réaction, la nécessité de le prendre en considération et cela en agissant sur la température d'une manière très prudente pour que le système fonctionne dans les conditions voulues. Un refroidissement performant doit être intégré au bon fonctionnement de l'installation.

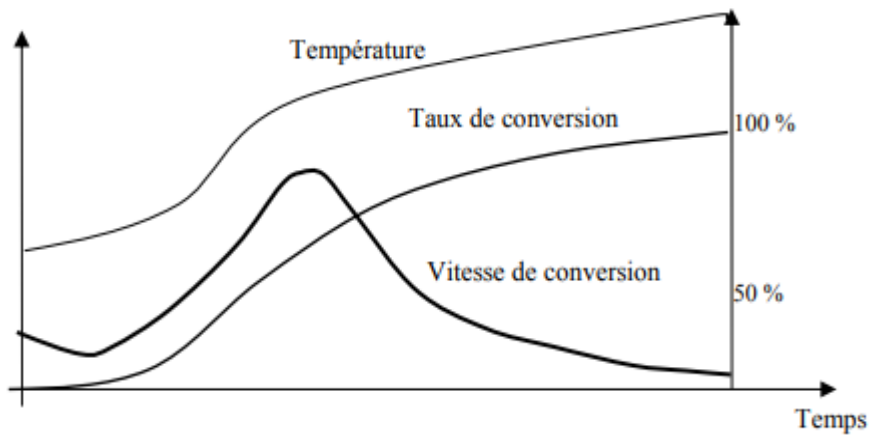


Figure IV-2: Variation des paramètres de réactions dans un CSTR

IV.4 Modélisation mathématique du CSTR

Afin de modéliser ce réacteur, nous considérons les hypothèses suivantes :

- ✓ Hypothèse *H1* : La composition et la température T du fluide dans le réacteur sont uniformes sur tout le volume, c'est-à-dire, les gradients radiaux ou axiaux dans les propriétés sont nuls.
- ✓ Hypothèse *H2* : La température de la double enveloppe T_{CW} est identique en tout point de la jacket. Hypothèse *H3* : Le volume du milieu réactionnel V est constant : le débit volumique à l'entrée du réacteur est égal au débit volumique à la sortie.
- ✓ Hypothèse *H4* : Le volume de la double enveloppe V_{CW} et le débit du fluide caloporteur Q_{CW} sont constants.
- ✓ Hypothèse *H5* : Le produit à la sortie du CSTR a une composition et une température exactement identiques à celles du contenu du liquide dans le récipient.
- ✓ Hypothèse *H6* : L'échange thermique entre le milieu réactionnel et la double enveloppe est exprimé par un coefficient global d'échange thermique constant U_{ai} et la quantité de la chaleur maintenue dans les murs de réacteur est négligeable.
- ✓ Hypothèse *H7* : La chaleur de la réaction ΔH , les capacités de chaleur C_p et la pression P sont constantes et indépendants de la température.

La réaction est irréversible du premier ordre $A \rightarrow B$, en prenant le cas où la conversion du réactif, A est unique en milieu réactionnel et en utilisant la loi Arrhenius, la vitesse de conversion r de la réaction sera :

$$r_A = K_1 C_A \quad \text{et} \quad K_1 = K_0 e^{\frac{-E}{RT}}$$

$$\text{Alors : } r_A = K_0 e^{\frac{-E}{RT}} C_A$$

Le modèle mathématique de ce processus est formulé en effectuant les bilans de matière et d'énergie en régime transitoire à travers l'introduction des équations constitutives appropriées.

IV.4.1 Le bilan de matière

D'après la loi fondamentale de la conservation de matière "rien ne se crée, rien ne se perd, mais tout se transforme", Lavoisier. Le bilan de matière se traduit par la conservation du débit molaire.

La quantité de matière (ou nombre de moles) relatif au réactif A :

$$\left[\begin{array}{c} \text{Débit} \\ \text{entrant} \end{array} \right] + \left[\begin{array}{c} \text{Débit de production} \\ \text{par la réaction} \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} \text{Débit} \\ \text{sortant} \end{array} \right] - \left[\begin{array}{c} \text{Accumulation} \\ \text{(Temps)} \end{array} \right]$$

Ce qui donne :

$$F_I + \gamma r_A V = F_{AO} + \frac{dn_A}{dt}$$

D'où $\gamma = -1$ (cas du réactif),

$$F = Q \cdot C$$

$$n_A = C_O V$$

On trouve alors :

$$Q_I C_I - K_1 C_O V = Q_I C_O + \frac{d(C_O V)}{dt}$$

$$\frac{d(C_O)}{dt} = -K_1 C_O + \frac{Q_I C_I}{V} - \frac{Q_I C_O}{V} \quad (\text{IV-1})$$

IV.4.2 Le bilan énergétique

En faisant maintenant intervenir le bilan énergétique qui se traduit par la conservation de l'énergie

✓ Par rapport au réacteur :

$$\left[\begin{array}{c} \text{Energie} \\ \text{interne} \\ \text{à l'entrée} \end{array} \right] - \left[\begin{array}{c} \text{La chaleur} \\ \text{ajutée par} \\ \text{la réaction} \end{array} \right] = \left[\begin{array}{c} \text{Energie} \\ \text{interne à} \\ \text{la sortie} \end{array} \right] + \left[\begin{array}{c} \text{L'accumulation} \\ \text{d'énergie} \\ \text{interne} \end{array} \right] - \left[\begin{array}{c} \text{Energie} \\ \text{echangée avec} \\ \text{le couvercle} \end{array} \right]$$

Donc nous pouvons écrire le bilan thermique comme suit :

$$Q_I \rho C_p T_I - \Delta H K_1 C_O V_1 = Q_I \rho C_p T_O + \frac{d(\rho C_p V T_O)}{dt} - UA(T_O - T_{cwo})$$

$$\frac{d(T_O)}{dt} = \Delta H K_1 C_O + \frac{Q_I T_I}{V} - \frac{Q_I T_O}{V} - \frac{UA(T_O - T_{CW_O})}{V} \quad (\text{IV-2})$$

✓ Par rapport au couvercle :

$$Q_{CW_I} \rho C_p T_{CW_I} - UA(T_O - T_{CW_O}) = Q_{CW_I} \rho C_p T_{CW_O} + \frac{d(\rho C_p V_{CW} T_{CW_O})}{dt}$$

$$\frac{d(T_{CW_O})}{dt} = \frac{Q_{CW_I}(T_{CW_I} - T_{CW_O})}{V_{CW}} + \frac{UA(T_O - T_{CW_O})}{V_{CW}} \quad (\text{IV-3})$$

IV.4.3 Modèle non linéaire

Soit finalement le modèle mathématique du réacteur CSTR décrit par les trois équations différentielles ordinaires non linéaires du premier ordre A , B et C .

Les variables d'état caractérisant le modèle sont représentées comme suit :

$$x(t) = [x_1(t), x_2(t), x_3(t)]^T = [C_O(t), T_O(t), T_{CW_O}(t)]^T$$

On les remplaçant dans les équations A , B et C on aura le nouveau système d'équations suivant IV-4) :

$$\frac{d(x_1)}{dt} = -K_1 x_1 + \frac{Q_I C_I}{V} - \frac{K_v C_O}{\sqrt{V}}$$

$$\frac{d(x_2)}{dt} = \Delta H K_1 x_1 + \frac{Q_I T_I}{V} - \frac{K_v x_2}{\sqrt{V}} - \frac{UA(x_2 - x_3)}{V}$$

$$\frac{d(x_3)}{dt} = \frac{Q_{CW_I}(T_{CW_I} - x_3)}{V_{CW}} + \frac{UA(x_2 - x_3)}{V_{CW}}$$

Avec : $K_v = \frac{Q_I \sqrt{V}}{V}$

Les paramètres physiques du réacteur à étudier sont ceux utilisé par ‘Yi Cao et Diane Biss, 1996’, ils sont mentionnés au tableau (IV-1)

Tableau IV-1 : Les paramètres du réacteur CSTR

| Variable | Valeur | Unité |
|----------|--------|------------------|
| K_v | 0,16 | $m^{3/2} s^{-1}$ |
| UA | 0,35 | $m^3 s^{-1}$ |

| | | |
|------------|-------------------|-------------|
| E/R | 6000 | $^{\circ}K$ |
| ΔH | 5 | $m^3 K/mol$ |
| K_0 | $2,7 \times 10^8$ | s^{-1} |
| V | 1 | m^3 |
| V_{CW} | 4.489 | m^3 |

IV.4.3.1 Linéarisation du modèle

À première vue, nous pouvons remarquer que les équations ci-dessus sont non linéaire (K est une exponentielle). Pour cette raison, concevoir un contrôleur devient plus difficile.

La linéarisation consiste à transformer une équation non linéaire en une équation linéaire applicable autour d'un point d'opération donnée. En automatisation, les opérations de régulation des systèmes sont en général effectuées autour d'un point d'équilibre ou point de fonctionnement en régime permanent.

Avant de linéariser, nous devons trouver les valeurs des variables d'état à l'état stationnaire.

L'état d'équilibre est obtenu en résolvant les équations dynamiques pour : $\frac{dx}{dt} = 0$

Le tableau ci-dessous présente le point de fonctionnement autour duquel se fait la linéarisation du système à étudier.

Tableau IV-2: point de fonctionnement

| Variable | Valeur | Unité |
|---|---------|-------------|
| Concentration à la sortie du CSTR (C_o) | 0,084 | mol/m^3 |
| Température à la sortie du CSTR (T_o) | 362,995 | $^{\circ}K$ |
| Température de l'eau froide à la sortie du CSTR (T_{cwo}) | 327,560 | $^{\circ}K$ |

| | | |
|--|----------------------|-------------|
| Débit volumique d'entrée du CSTR (Q_I) | 0,339 | m^3/s |
| Température de fluide à l'entrée du CSTR (T_I) | 300 | $^{\circ}K$ |
| Concentration à l'entrée du CSTR (C_I) | 20 | mol/m^3 |
| Débit de l'eau froide à l'entrée du CSTR (Q_{cwi}) | 0,45 | m^3/s |
| Constant de vitesse du CSTR (K_1) | $K_0 \exp(-E/R T_0)$ | / |

Après avoir réalisé le simulateur du système sous la plate-forme MATLAB/SIMULINK décrit par le modèle non linéaire et en utilisant les données mentionnées au tableau (IV-2), on utilise la commande "linmod" pour obtenir le modèle linéaire en temps continu sous forme matricielle (représentation d'état) suivante :

$$sys \triangleq \begin{cases} \dot{x}(t) = Ax(t) + Bu(t) \\ y(t) = Cx(t) + Du(t) \end{cases}$$

Avec les matrices :

$$A = \begin{bmatrix} -17.975 & -0.06846 & 0 \\ 89.498 & -0.15349 & 0.07796 \\ 0 & 0.35 & -0.8 \end{bmatrix}, B = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -27.56 \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{IV-5})$$

Ce modèle mathématique représentant le système réel n'est valide que sur un domaine de validité autour de point de fonctionnement.

IV.4.4 Discrétisation du modèle

Pour des fins de simulation, la première phase essentielle dans l'élaboration de cette commande est d'avoir un modèle mathématique du processus sous forme discrète échantillonnée. On prend la période d'échantillonnage $T_e = 0,2min$.

Le calcul des différentes matrices se fait grâce aux équations suivantes :

$$A_d = e^{AT_e}, \quad B_d = \int_0^{T_e} e^{Av} B dv \quad \text{et} \quad C_d = C$$

Ces calculs sont longs et complexes, c'est pourquoi on a utilisé la méthode du bloqueur d'ordre zéro sous MATLAB, on obtient le modèle linéaire en temps discret suivant :

$$\text{sys} \triangleq \begin{cases} x(k+1) = Ax(k) + Bu(k) \\ y(k) = Cx(k) \end{cases}$$

Avec les matrices A , B et C suivants :

$$A = \begin{bmatrix} 0,01181 & -0,0033 & -0,0001 \\ 4,317 & 0,8586 & 0,06406 \\ 0,0526 & 0,01427 & 0,09655 \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} 0,0093 \\ -0,0406 \\ -1,206 \end{bmatrix},$$

$$C = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}, \quad D = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (\text{IV-6})$$

IV.5 Analyse préliminaire en boucle ouverte

Avant toute élaboration d'un algorithme de commande, il est important d'avoir une idée sur le comportement dynamique du réacteur en BO sans régulation pour montrer et vérifier la stabilité et l'instabilité des états stationnaires pour différentes conditions initiales. En effet, la performance d'un contrôleur est toujours relative à son comportement en BO.

Le système est caractérisé par les dimensions suivantes $n = 3$ (ordre), $m = 1$ (entrée) et $p = 3$ (sorties)

On étudie la stabilité du système par le calcul des valeurs propres de la matrice A (par l'instruction de Matlab : `eig(A)`) :

$$\det(\lambda I - A) = 0 \Rightarrow \begin{cases} \lambda_1 = -17,624 \\ \lambda_2 = -0,4291 \\ \lambda_3 = -0,8751 \end{cases}$$

Les trois valeurs propres ont des parties réelles strictement négatives appartiennent au demi-plan complexe de gauche, ce qui assure la stabilité du processus autour du point d'équilibre considéré.

IV.6 Simulation et analyse des résultats

L'objectif de cette partie est de contrôler la température du réacteur à son point de consigne souhaité, qui change avec le temps lorsque le réacteur passe de taux de conversion faible à taux de conversion élevée. Le débit volumique du liquide de refroidissement Q_{CWI} est la variable manipulée à travers le signal de commande u utilisée par le contrôleur pour suivre la référence ainsi que pour rejeter la perturbation mesurée résultante de la température du débit d'alimentation Q_{CWI} . La concentration du flux d'alimentation C_I entrant est supposé constante.

La concentration du réacteur n'est pas contrôlée dans cette simulation. Si la température du réacteur peut être contrôlée avec succès, la concentration atteindra les exigences de performances souhaitées en raison du couplage fort entre les deux variables.

Pour contrôler le réacteur CSTR non linéaire avec la technique de MPC linéaire en trouvant le modèle linéaire du système en ligne, il faut utiliser la commande prédictive adaptative (AMPC)

On dispose de deux méthodes pour obtenir le modèle linéaire du système en temps réel : la linéarisation successive et l'estimation en ligne pour faire l'identification du modèle linéaire en boucle fermée. Cette dernière fait l'objectif de notre étude.

L'implémentation de la commande prédictive adaptative consiste en premier lieu à synthétiser un contrôleur MPC en mode adaptative aux conditions initiales de fonctionnement indiqué précédemment dans le tableau (IV-2), et avec les paramètres de réglage du contrôleur MPC mentionnée en tableau (IVIV-3) Le choix de ces paramètres a été effectué selon le cadre théorique du chapitre II et les tentatives de simulation. Ces paramètres ont été cherchés afin de satisfaire la stabilité du système.

Tableau IV-3: Les paramètres de contrôleur MPC

| Paramètre | Valeur |
|--|--------|
| L'horizon de prédiction sur les sorties (p) | 10 |
| L'horizon de prédiction sur les commandes (m) | 20 |
| La matrice de pondération sur l'incrément de commande (R) | 0.5 |
| La matrice de pondération sur les erreurs de poursuite (Q) | 0.01 |

La performance du système contrôlée sans la prise de contraintes est observé via simulation. Le temps de simulation du système est $T_{sim} = 300 \text{ seconde}$, système initialement commence par les paramètres du point de fonctionnement.

L'estimation des paramètres en temps réel du système s'effectue par deux méthodes distinctes :

IV.6.1 Identification par filtre de kalman (ToolBox)

Dans cette méthode, le modèle initial du système sous forme d'un ARX est utilisé pour initialiser l'estimation en ligne avec matrice de covariance égal à 1 et covariance du bruit de processus égal à 0,01. Ces deux paramètres peuvent affecter les résultats de l'estimation.

Le modèle estimé construit avec les polynômes :

$$A(q^{-1}) = 1 \quad -1.852 \quad 0.87971 \quad -0.02429$$

$$B(q^{-1}) = 0 \quad -0.040823 \quad -0.037614 \quad 0.0010342$$

Est converti après en espace d'état et transmis au bloc contrôleur à chaque intervalle de contrôle. Il faut que le nouveau modèle linéaire doive être temporels discrets avec le même ordre et le même temps d'échantillonnage que le modèle original et sous forme d'état.

Afin de pouvoir évaluer les performances de la commande AMPC, on va mettre dans ce scénario une consigne en forme de cascade avec perturbation comme l'indique le vecteur de consigne suivant :

$$Y_{ref} = [365 \ 365 \ 370 \ 370 \ 367 \ 367]$$

La figure (IV-3) montre le schéma bloc réalisé sous MATLAB/SIMULINK pour simuler la commande prédictive adaptative avec (Filtre de Kalman).

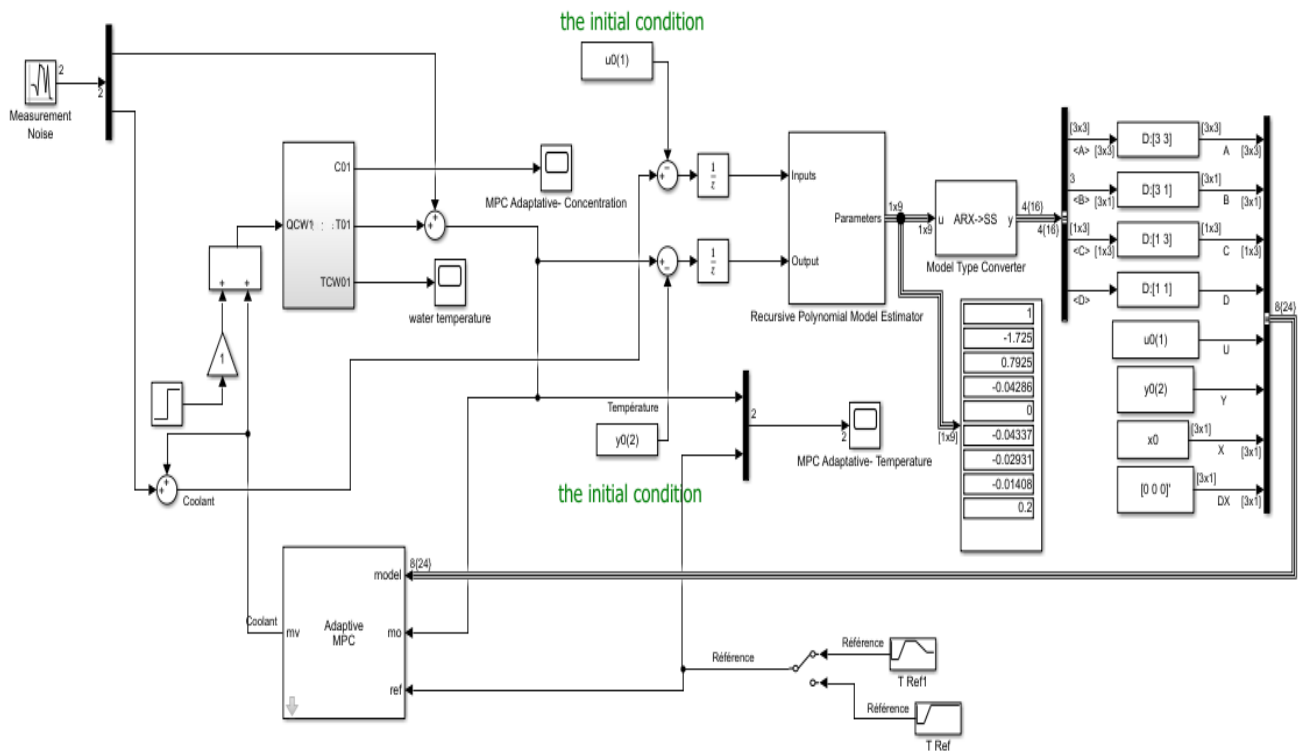


Figure IV-3: schéma bloc de la commande prédictive adaptative implémentée (Filtre de Kalman)

Les résultats de simulation du système CSTR étant données par les figures suivantes :

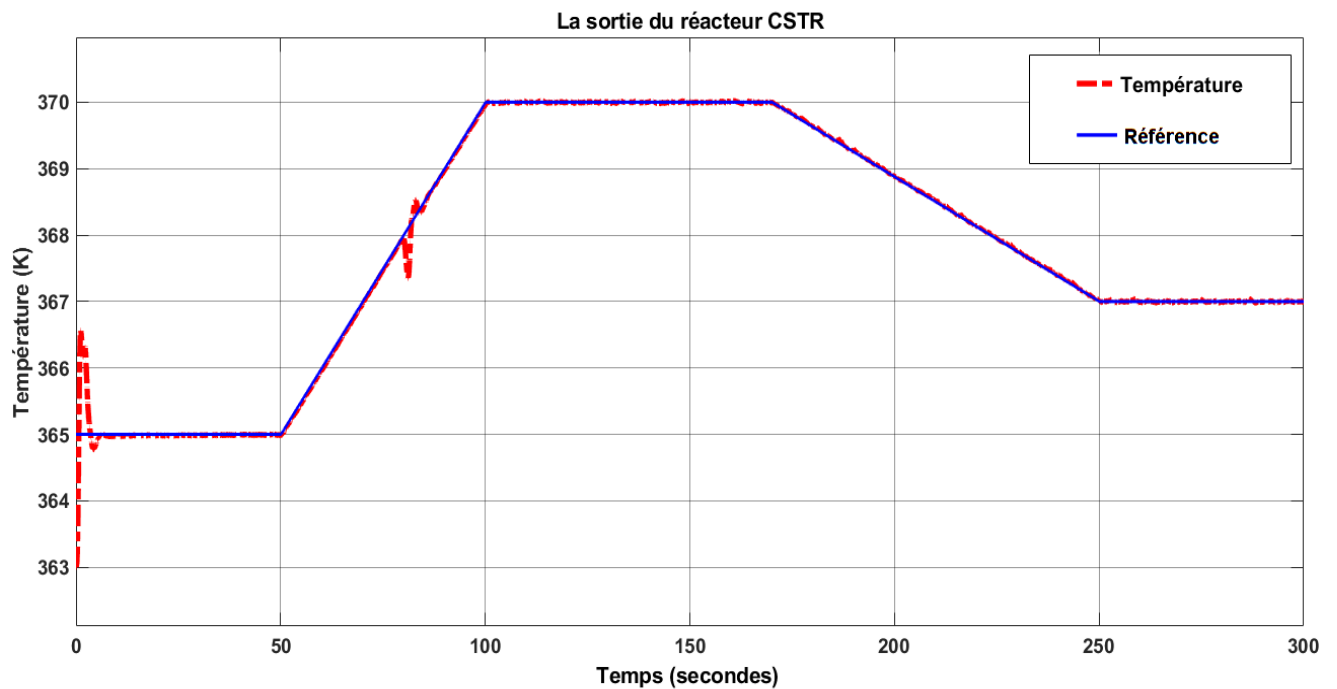


Figure IV-4: La sortie-référence du réacteur CSTR

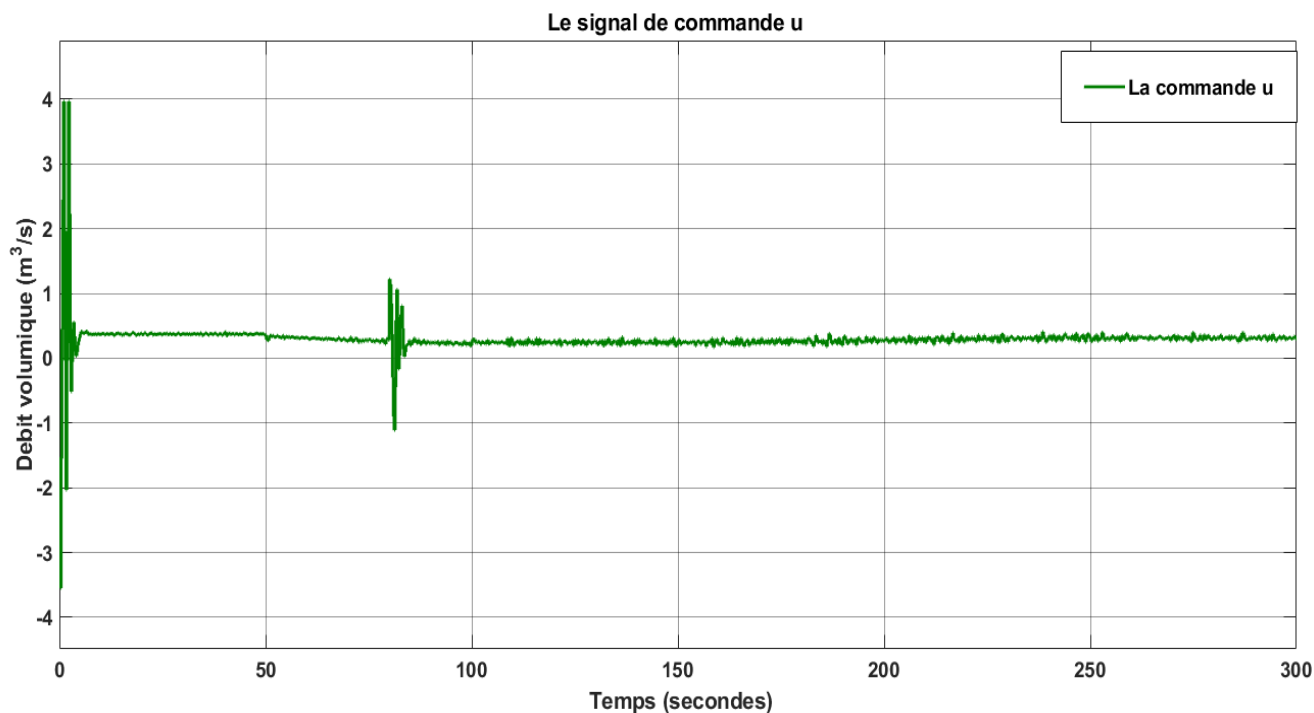


Figure IV-5: Evolution de la commande générée par le contrôleur

D'après les figures, on remarque que le signal de commande généré par le contrôleur est affecté par une perturbation à l'instant 80 secondes avec ce qui prouve les l'apparition oscillations fortes à ce moment.

Cette entrée a bien sollicité le système pour répondre à l'objectif désiré. Il apparait clairement que la sortie du réacteur suit parfaitement la consigne. Cette poursuite se fait ressentir au moment de l'apparition de la perturbation. Ceci se traduit par la figure ci-dessous de l'erreur de poursuite qui s'annule en régime permanent.

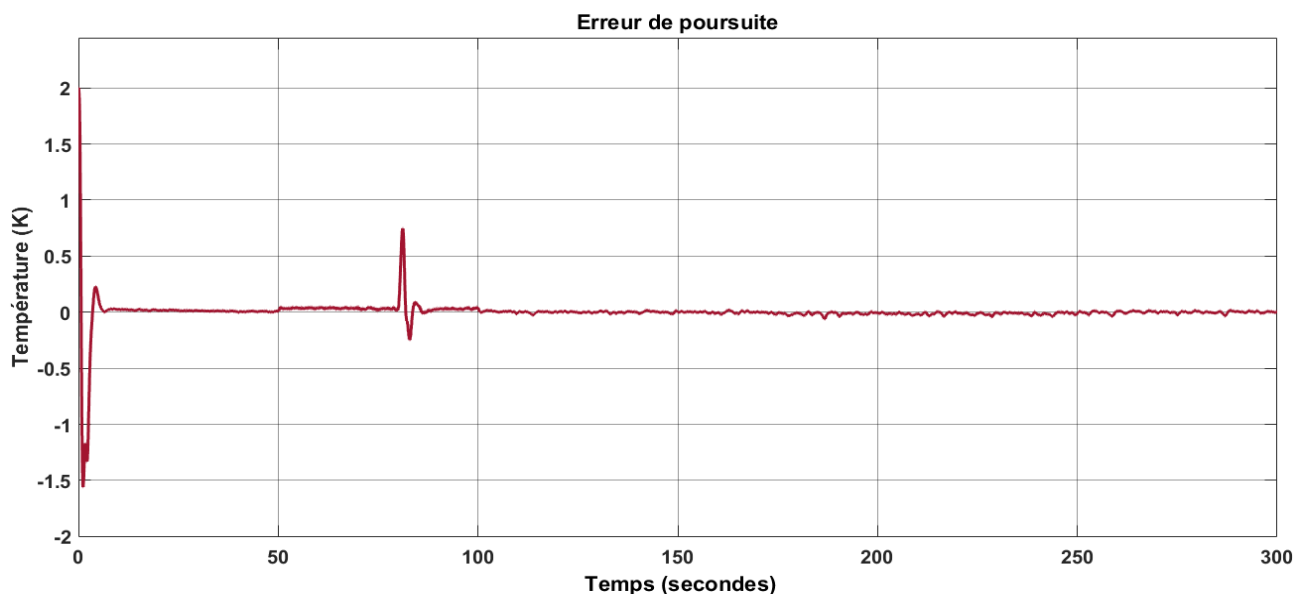


Figure IV-6: L'erreur de poursuite du réacteur CSTR

On remarque qu'après quelques petites oscillations que l'erreur va s'annuler, ce qui montre que notre objectif a été atteint. Cet objectif qui consiste à faire coïncider chacune de la sortie et la consigne.

IV.6.2 Identification par moindres carrés récursifs avec facteur d'oubli exponentiel

Les conditions nécessaires de la mise en œuvre de l'algorithme d'identification (RELS) sont prises telles que :

- ✓ L'algorithme commence après cinq pas d'échantillonnages.
- ✓ La matrice de covariance $P = 10I$
- ✓ Les paramètres ont pour valeurs initiales 0.01
- ✓ Facteurs d'oubli égale à 0.95

IV.6.2.1 Scénario 1

En présence de perturbation sur l'entrée (débit de l'eau de refroidissement Q_{CWI})

La figure (IV-8) montre le schéma bloc réalisé sous MATLAB/SIMULINK pour simuler la commande prédictive adaptative avec (Filtre de Kalman)

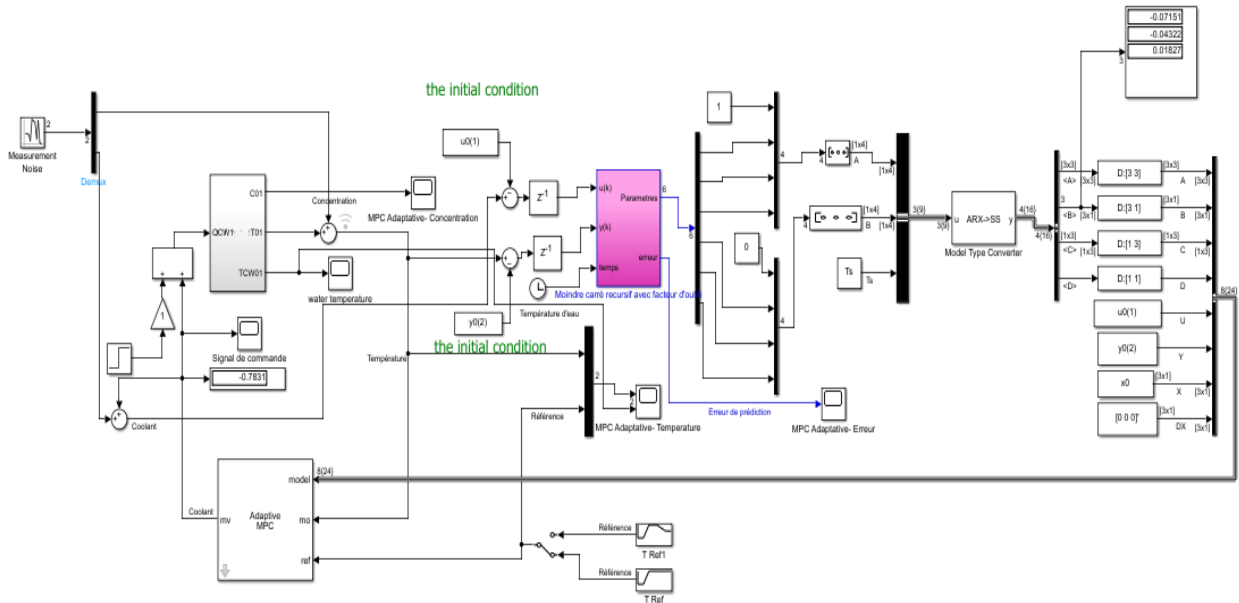


Figure IV-7: schéma bloc de la commande prédictive adaptative implémentée (MCR)

Les résultats de simulation du système CSTR étant données par les figures suivantes :

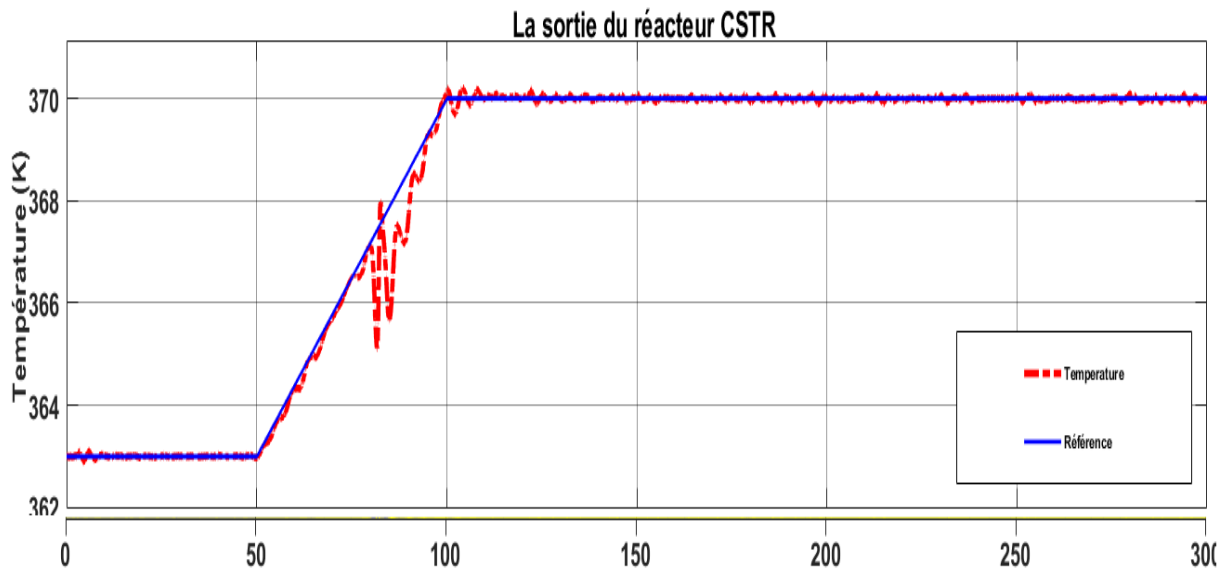


Figure IV-8: La sortie-référence du réacteur CSTR

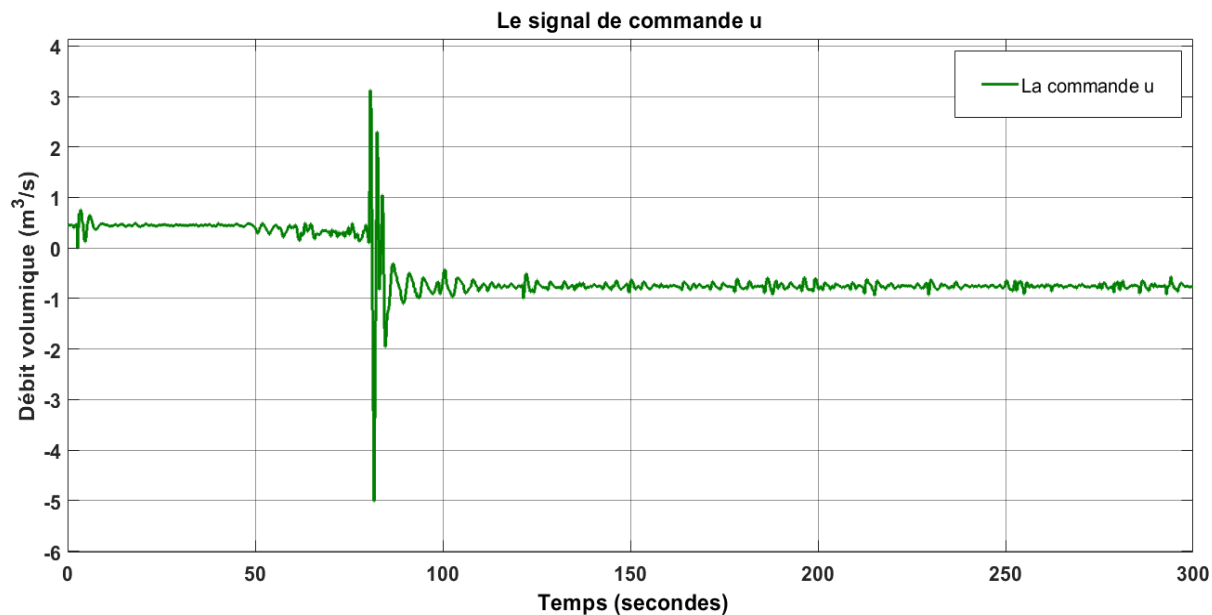


Figure IV-9: Evolution de la commande générée par le contrôleur

La sortie est affectée toujours par la perturbation, mais elle rejoint la trajectoire de référence rapidement sans dépassement considérable, ce qui prouve la robustesse de la technique de commande, et l'efficacité de l'algorithme des moindres carrés récursives dans l'estimation des paramètres du système avec un erreur de prédiction presque nulle, comme le montre la figure (IV.11).



Figure IV-10: L'erreur de poursuite du réacteur CSTR

En observant la figure (IV.10), on peut constater que les résultats sont toujours satisfaisants. L'erreur de poursuite tend vers zéro en régime permanent.

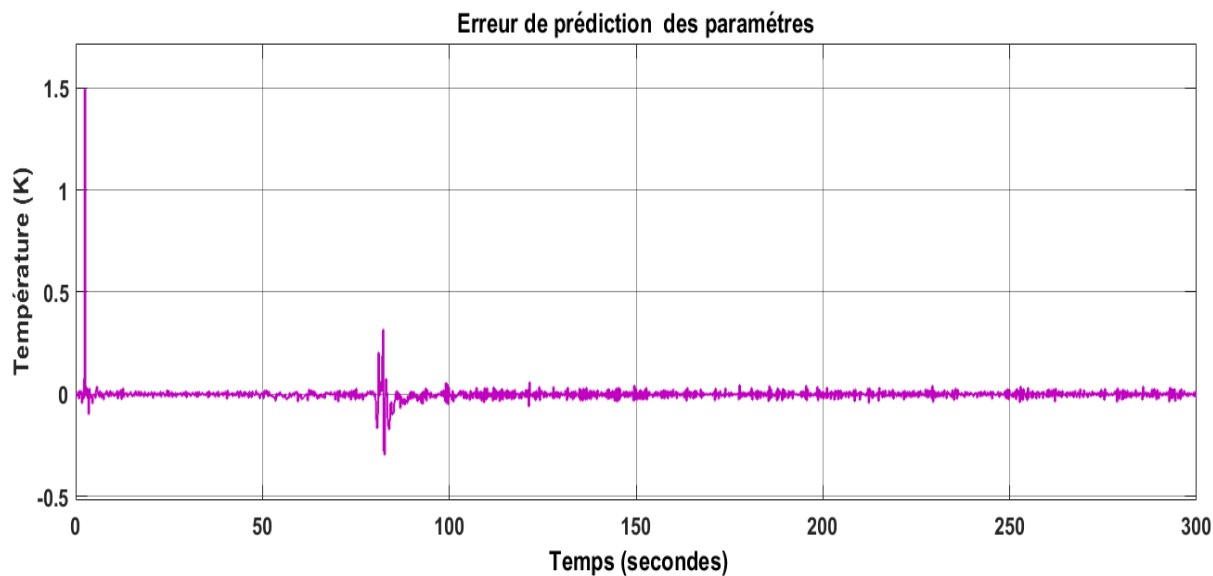


Figure IV-11: Erreur de prédiction des paramètres du système

IV.6.2.2 Scénario 2

En absence de perturbation sur l'entrée (débit de l'eau de refroidissement Q_{CWI})

Les résultats de simulation du système CSTR étant données par les figures suivantes :

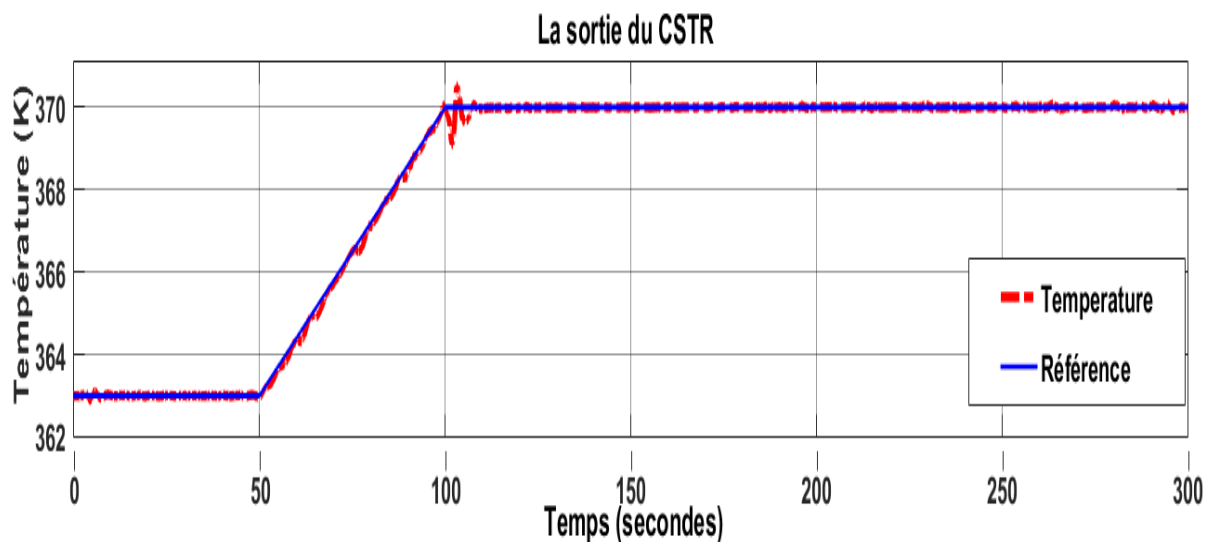


Figure IV-12: La sortie-référence du réacteur CSTR

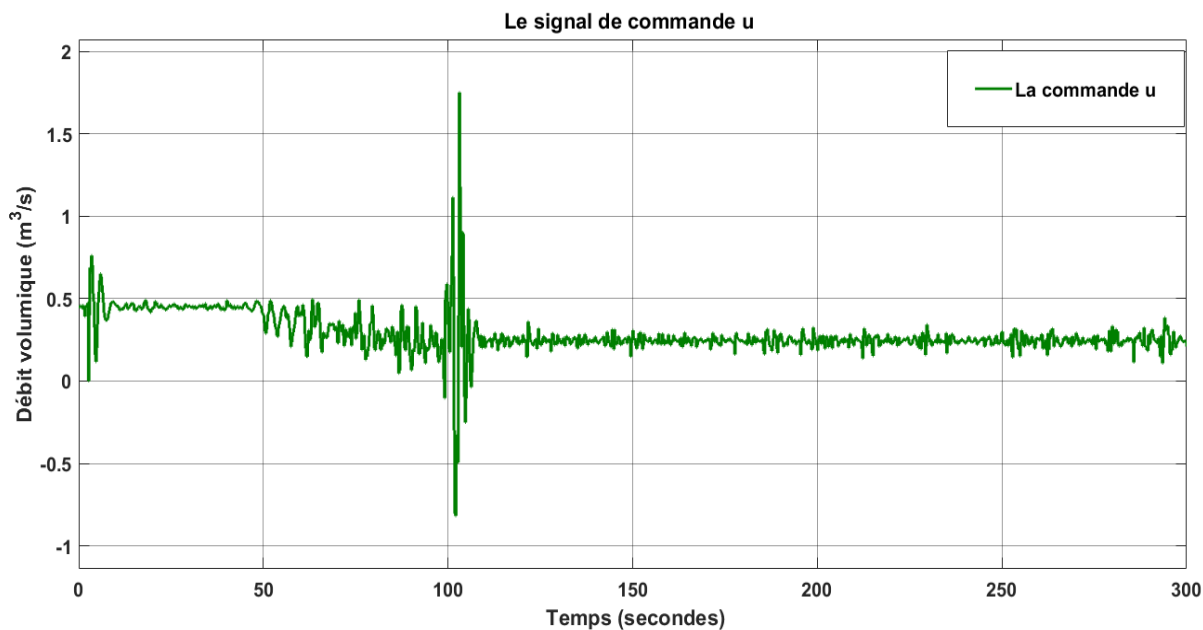


Figure IV-13: Evolution de la commande générée par le contrôleur

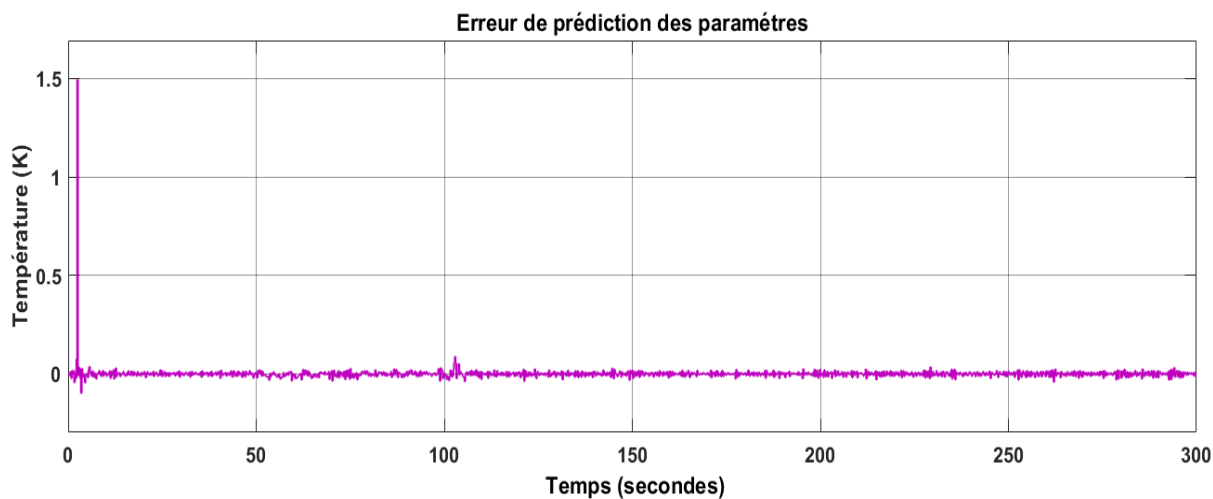


Figure IV-14: Erreur de prédiction des paramètres du système

D'après les figures (IV.12), (IV.13) et (IV.14) on observe que l'erreur de prédiction est strictement nulle en absence de perturbation ce qui indique que les paramètres estimés convergent rapidement à leurs valeurs estimées. Par contre la sortie du système présente de petites oscillations environ l'instant 110 secondes cela se réfère au bruit de mesure due aux fluctuations aléatoires

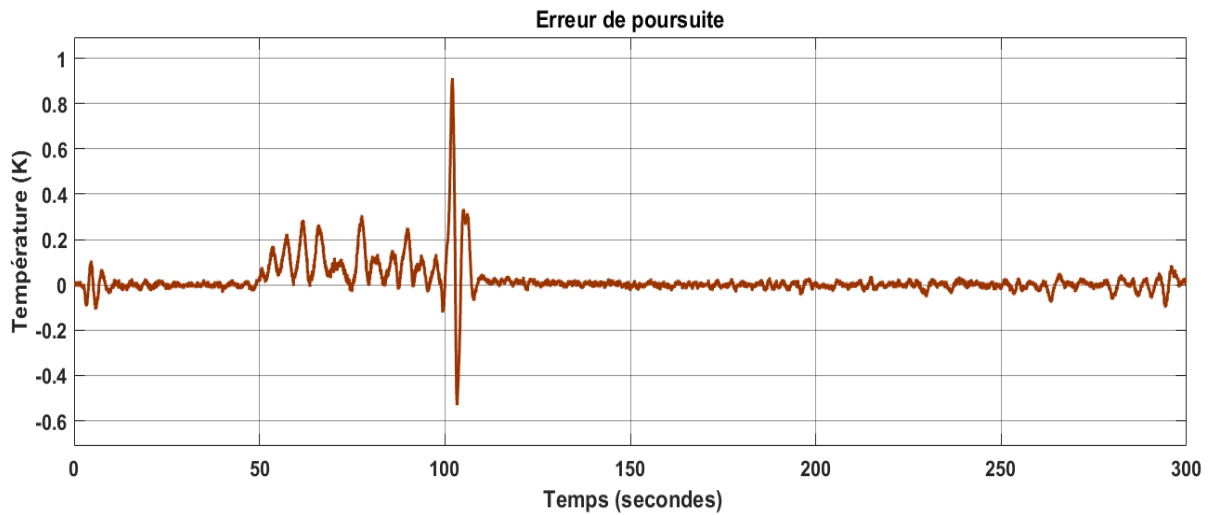


Figure IV-15 : Erreur de poursuite du réacteur CSTR

Il apparait nettement sur la figure (IV.15) que la sortie suit parfaitement la consigne malgré les dépassements au début.

IV.6.3 Etude comparative

On implémente un contrôleur MPC avec les mêmes paramètres mentionnés avant et on compare les résultats obtenus avec celle de l'AMPC.

La figure (IV-17) montre le schéma bloc réalisé sous MATLAB/SIMULINK pour simuler la commande prédictive MPC

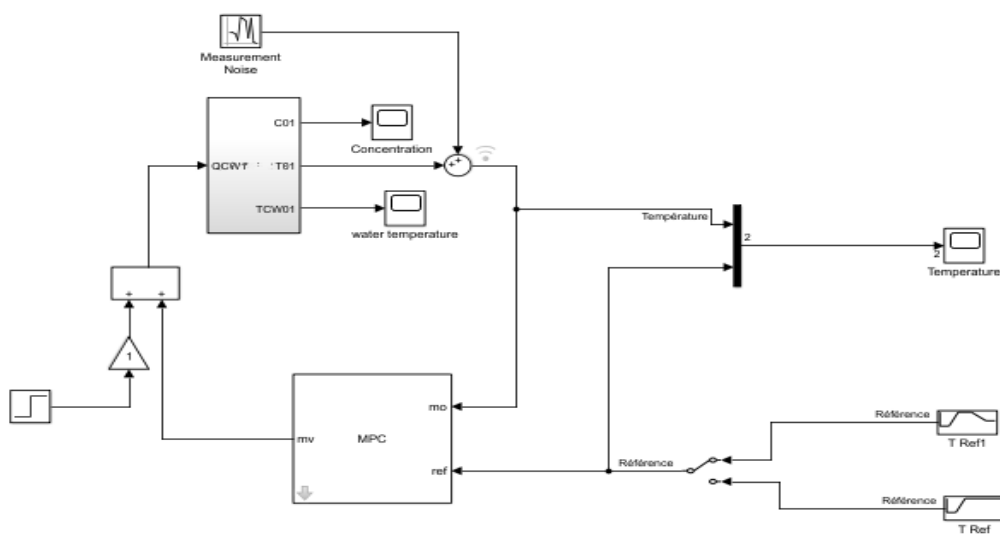


Figure IV-16: schéma bloc de la commande prédictive MPC

Les résultats de simulation du système CSTR étant données par les figures suivantes :

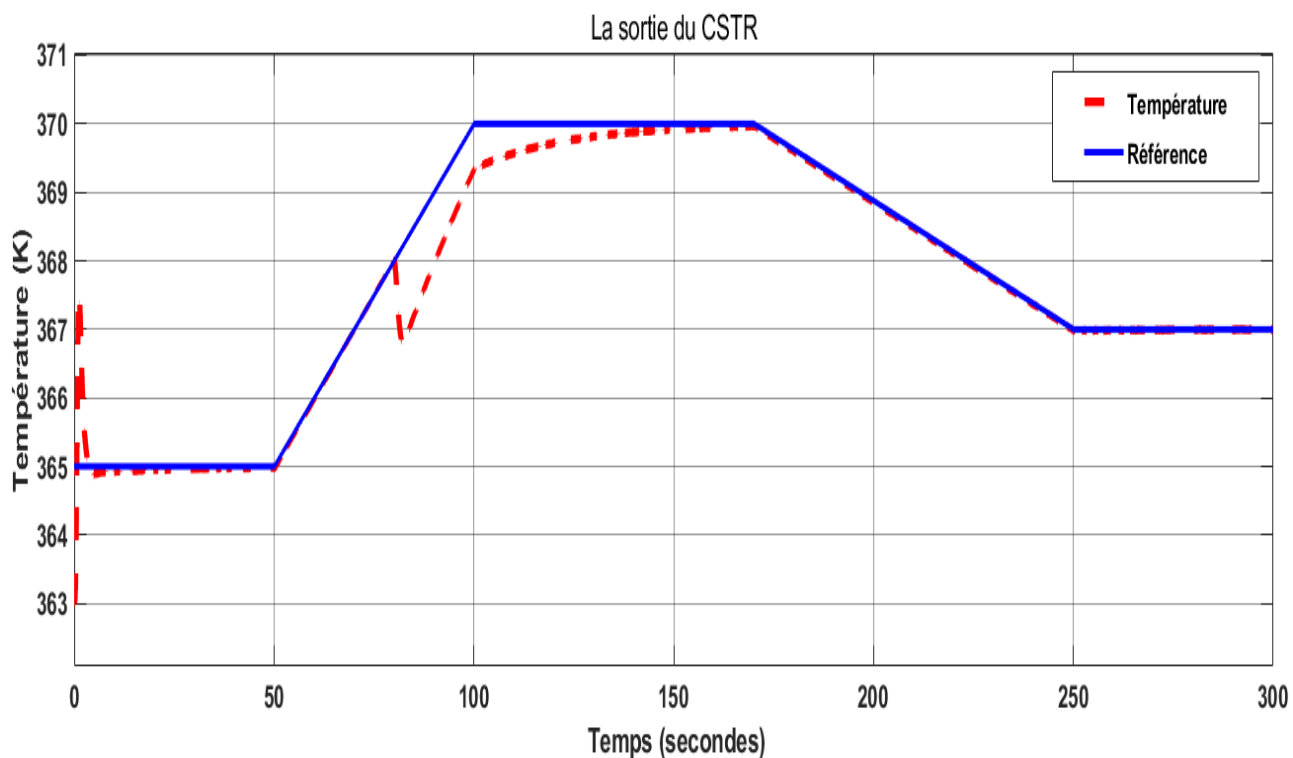


Figure IV-17: La sortie-référence du réacteur CSTR

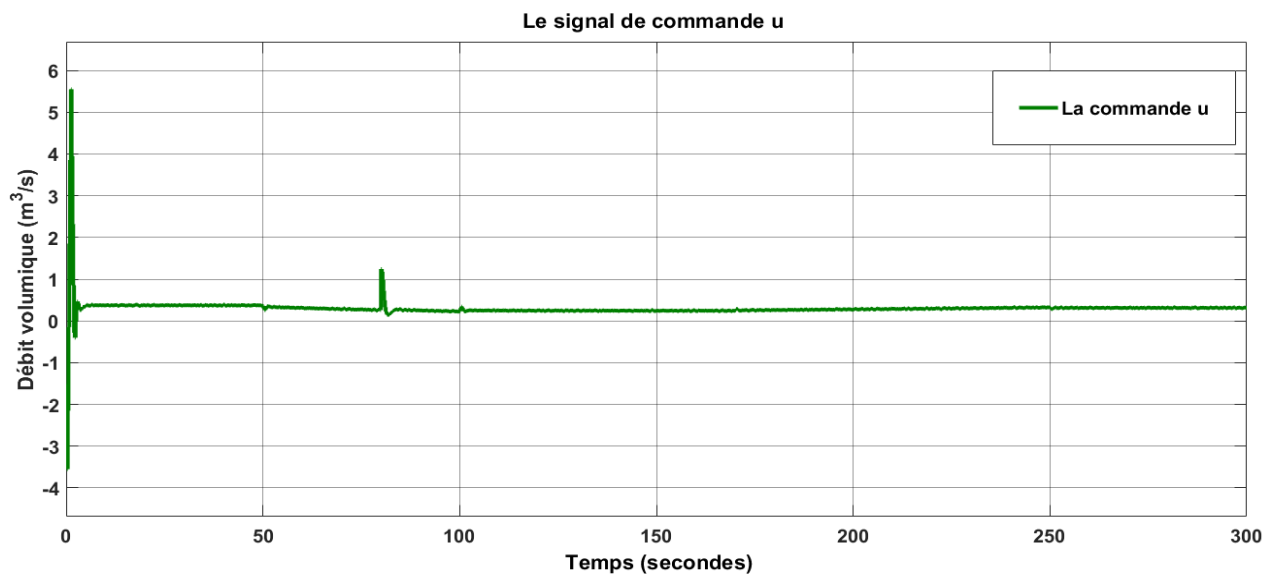


Figure IV-18: L'erreur de poursuite du réacteur CSTR

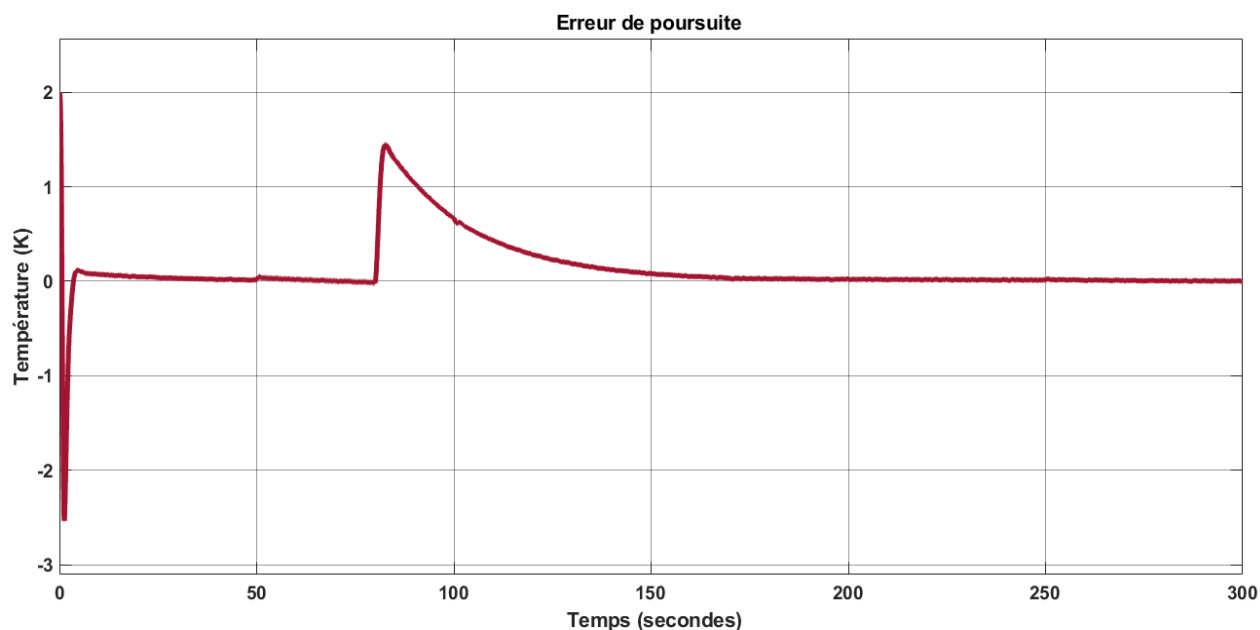


Figure IV-19: Evolution de la commande générée par le contrôleur

D'après la figure, on observe que la sortie du système ne rejoint pas la consigne rapidement après l'apparition de perturbation avec une erreur de poursuite importante, ce qui explique que le contrôleur MPC est moins performant face à la régulation de température.

On conclure que la commande prédictive adaptative implémentée avec les deux méthodes déjà présentées est supérieure et plus performante qu'à la commande MPC classique.

IV.7 Conclusion

Nous avons présenté, dans ce chapitre, le système CSTR sous forme d'un bilan de matière et un bilan énergétique, pour commander ce système on a fait un modèle d'état discret obtenu par linéarisation autour de points de fonctionnement, dans l'environnement de MATLAB/SIMULINK.

Ensuite, nous avons synthétisé la commande prédictive adaptative pour la régulation de température, les résultats de simulation sont satisfaisants, dont nous avons constaté que les deux méthodes d'estimation nous ont démontré que le contrôleur accomplit parfaitement la tâche qui leur incombe et permis de stabiliser le système aussi bien en régulation qu'on poursuite de trajectoire

Par contre dans le cas de la commande MPC classique, on trouve des résultats indésirables à cause de la dynamique du réacteur.

Conclusion générale et perspectives

Conclusion générale et perspectives

Ce mémoire s'est concentré sur l'exploration de l'application de la commande prédictive à base d'état adaptative indirecte pour la régulation de la température des réacteurs continus parfaitement agités (CSTR). La problématique centrale résidait dans la nécessité de développer des méthodes de contrôle avancées capables de surmonter les défis posés par la nature non linéaire et les perturbations inhérentes à ces systèmes industriels cruciaux.

À travers une méthodologie rigoureuse, cette recherche a produit plusieurs résultats significatifs. Tout d'abord, elle a démontré que la commande prédictive à base d'état adaptative indirecte permet une régulation plus précise et robuste de la température dans les réacteurs CSTR par rapport à la commande prédictive classique. Les simulations et les analyses expérimentales ont montré une amélioration notable de la réactivité du système aux variations de charge et aux perturbations, ainsi qu'une capacité accrue à maintenir les conditions de réaction optimales.

En outre, cette étude a confirmé l'hypothèse selon laquelle l'application de la commande prédictive adaptative indirecte conduit à une meilleure performance globale du contrôle de la température. Les résultats ont également souligné les avantages de cette approche en termes de flexibilité et d'adaptabilité, en minimisant la dépendance aux modèles précis et en permettant un ajustement continu des paramètres de contrôle.

L'outil de simulation MATLAB a également été utilisé pour identifier le modèle mathématique de la boucle de régulation, et implémenter la commande prédictive adaptative.

Nous avons comparé les performances de cette commande avec celle de la commande prédictive classique. Nous avons constaté que l'AMPC offre une amélioration significative de la régulation de la température, tout en assurant une stabilité et une robustesse accrues. En particulier, nous avons pu minimiser le temps de réponse, améliorant ainsi la rapidité du système sans compromettre le temps de montée ou le dépassement.

En conclusion, cette recherche apporte une contribution significative à l'automatique appliquée aux procédés industriels, en fournissant des insights précieux pour l'amélioration des pratiques de régulation dans l'industrie des réacteurs chimiques. Les recommandations issues de cette étude visent à encourager l'adoption plus large de la commande prédictive à base d'état adaptative indirecte comme une approche efficace et innovante pour répondre aux exigences

croissantes de performance et d'efficacité opérationnelle dans les environnements industriels complexes.

Ce mémoire ouvre des perspectives intéressantes pour des travaux futurs, tels que l'application de cet algorithme au cas des procédés multivariables en fusion avec d'autres techniques de commande intelligente comme celle utilisant :

- Le raisonnement flou.
- Les algorithmes génétiques.

Références bibliographiques

- [1] C. Stoica, " Robustification de Lois de Commande Prédicatives Multivariables", Thèse Doctorat, Université Paris Sud - Paris XI, 2008.
- [2] N. Petit, « Commande Prédicative », Notes De Cours Option Procède Environnement, Ecole Centrale Paris, 2005-2006.
- [3] J. Richalet, A. Rault, J. Testud & J. Papon. «Algorithmic control of industrial processes». Proceedings of the Fourth IFAC symposium on identification and system parameter estimation, pp. 1119–1167, 1976.
- [4] J. Richalet, A.Rault, J.Testud & J.Papon. «Model predictive heuristic control: Application to industrial processes». Automatica, Vol. 14, pp. 413–428, 1978.
- [5] C.R. Cutler, B.L. Ramaker, ‘‘Dynamic matrix control’s A computer control algorithm ‘’, In joint automatic control conference, number 17, page, San Francisco, 1980.
- [6] E. G. MIGLIORE, " Commande Prédicative à Base de Programmation Semi Définie", thèse de doctorat, l’Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2004.
- [7] O. A.V. Albán, "Contribution à l'identification et à la commande des robots parallèles", thèse de doctorat, Université MONTPELLIER II, 2004.
- [8] B.E. Idstie, ‘‘Extended horizon adaptive control ‘’, 9th IFAC World Congress, Budapest, 1984.
- [9] R.M.C. de Keyser, A.R. van Cauwenberghe, ‘‘Extended prediction self-adapted control ‘’, IFAC Symposium on Identification and System Parameter Estimation, York, pp. 1317-1322, 1985.
- [10] D.W. Clarke, C. Mohtadi, P.S. Tuffs, ‘‘Generalized predictive control, Part I: The basic algorithm; Part II: Extensions and interpretations ‘’, Automatica, vol. 23(2), pp. 137-160, 1987.
- [11] J. Richalet, S. Abu El Ata, C. Arber, M.B. Kuntze, A. Jacobasch, W. Schill, ‘‘Predictive functional control. Application to fast and accurate robots ‘’, 10thIFAC World Congress, Munich, 1987.
- [12] D.W. Clarke, R. Scatollini, ‘‘Constrained receding horizon predictive control ‘’, Proceedings IEE-D, vol. 138, pp. 347-354, 1991.
- [13] M. Morari, ‘‘Advances in model based predictive control ‘’, Oxford University Press, 1994
- [14] K. Menighed, « Commande coopératives embarquées et tolérants aux défauts ». Automatique\Robotique, Université : Henri Poincare-Nancy,2010.

- [15] I. Bombard, B. Da Silva, P. Dufour, P. Laurent, J. Lieto, " Contrôle par Commande Prédictive d'un Procédé de Cuisson sous Infrarouge de Peintures en Poudre ", Société Française de Thermique SFT, 2008.
- [16] S. Olaru, « Contribution à l'étude de la commande prédictive sous contraintes par approche géométrique », Thèse de doctorat, Université Paris Xi Orsay, France, 2005.
- [17] AGACHI, P., NAGY, Z., Cristea, M. et LUCACI, A. (2006). « Model Based Control»: case studies in process Engineering. WILEY-VCH Verlag GmbH & Co. KGaA, Weinheim.
- [18] Boucher, P. et Dumur, D. (1996). La commande prédictive. Collection Méthodes et pratiques de l'ingénieur, Editions Technip, Paris.
- [19] Richalet, J., G. Lavielle, G. et Mallet, J. (2005). La commande prédictive. Mise en œuvre et applications industrielles. Groupe Eyrolles, Paris.
- [20] D.Abdesslem, « Commande prédictive Généralisée Robuste Etude Et Application », Mémoire de Magister, Université Badji Mokhtar Annaba, 2006.
- [21] Nicolas Cazy. Commande prédictive pour la réalisation de tâches d'asservissement visuel successives. PhD thesis, Rennes 1, 2016.
- [22] Paolo Falcone, Francesco Borrelli, Jahan Asgari, Hongtei Eric Tseng, and Davor Hrovat. Predictive active steering control for autonomous vehicle systems. IEEE Transactions on control systems technology, 15(3) :566–580, 2007
- [23] Tom Van Herpe, Niels Haverbeke, Bert Pluymers, Greet Van den Berghe, and Bart De Moor. The application of model predictive control to normalize glycemia of critically ill patients. In Control Conference (ECC), 2007 European, pages 3116–3123. IEEE, 2007.
- [24] Tribeni Prasad Banerjee, Joydeb Roychoudhury, Swagatam Das, and Ajith Abraham. Hybrid intelligent predictive control system for high speed bldc motor in aerospace application. In Emerging Trends in Engineering and Technology (ICETET), 2010 3rd International Conference on, pages 258–262. IEEE, 2010
- [25] Yuichi Ikeda, Takashi Nakajima, and Yuichi Chida. Attitude control of spacecraft by nmpc with consideration of singularity avoidance of cmg. In Decision and Control (CDC), 2012 IEEE 51st Annual Conference on, pages 1733–1739. IEEE, 2012.

- [26] Xiaohong Yin, Shaoyuan Li, Ning Li, Yi Zheng, and Wenjian Cai. Energy-saving oriented control strategy for vapor compression refrigeration cycle systems. In *Industrial Electronics and Applications (ICIEA), 2014 IEEE 9th Conference on*, pages 1561–1566. IEEE, 2014.
- [27] Honggui Han and Junfei Qiao. Nonlinear model-predictive control for industrial processes: An application to wastewater treatment process. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 61(4) :1970–1982, 2014.
- [28] Zheng A, Morari M (1995) Stability of model predictive control with mixed constraints. *IEEE Trans Autom Control* 40(10):1818–1823, <https://doi.org/10.1109/9.467664>
- [29] Camacho, E. F. & Bordons, C. (1999). *Model Predictive Control*. London: Springer.
- [30] JOCELYN BOUCHARD, *Commande prédictive basée sur la simulation Application à la flottation en colonne*, thèse de doctorat, université Laval Québec, 2007.
- [31] E.F. Camacho, C. Bordons, “*Model predictive control*”, Ed. SpringerVerlag, 2nd ed., London, 2004.
- [32] C. Vachier, “*Représentation d’état et commande dans l’espace d’état*”, UFR Sciences et Technologie, Université Paris XII-VAL de marine, 2007.
- [33] P. Siarry, “*Automatique de base*”, Edition Marketing, Paris, 1992.
- [34] P. Boucher, D. Dumur, “*La commande prédictive*”, Collection Méthodes et pratiques de l’ingénieur, Editions Technip, Paris, 1996.
- [35] J. M. Maciejowski, “*Multivariable feedback design*”, Addison-Wesley Publishing Company, Wokingham, 1989.
- [36] J.A. Rossiter, “*Model based predictive control. A practical approach*”, CRC Press LLC, 2003.
- [37] S. Olaru, “*Contribution à l’étude de la commande prédictive sous contraintes par approche géométrique*”, Thèse de doctorat, Université Paris XI, Orsay, 2005.
- [38] J.R. Gossner, B. Kouvaritakis, J.A. Rossiter, “*Stable generalized predictive control with constraints and bounded disturbances*”, *Automatica*, vol. 33(4), pp. 551-568, 1997.
- [39] Y.I. Lee, B. Kouvaritakis, “*Constrained receding horizon predictive control for systems with disturbances*”, *International Journal of Control*, vol. 72(11), pp. 1027-1032, 1999.

- [40] Menighed, K., Aubrun, C. et Yamé, J. (2009b). Distributed state estimation and model predictive control of linear interconnected system: Application to fault tolerant control. 7th Workshop on Advanced Control and Diagnosis.
- [41] J.A. Rossiter, ‘Model based predictive control. A practical approach’, CRC Press LLC, 2003.
- [42] J. M. Maciejowski, ‘Predictive control with constraints’, Ed. Prentice Hall, Pearson Education Limited, Harlow, 2002.
- [43] Zheng A, Morari M (1995) Stability of model predictive control with mixed constraints. IEEE Trans Autom Control 40(10):1818–1823, <https://doi.org/10.1109/9.467664>
- [44] Kalman, R. (1960). Contributions to the theory of optimal control. Boletin Sociedad Matematica mexicana, Vol .5: pp. 102–119. 3.10
- [45] Vaccarini, M., Longhi, S. et Katebi, R. (2009). Unconstrained networked decentralized model predictive control. Journal of Process Control, 19:328–339. 1, 3.6.2, 3.8, 3.10, 3.1, 3.11, 4.2, 4.3
- [46] Morari M, Lee JH (1999) Model predictive control: past, present and future. Comp & Chem Eng 23(4–5):667–682, [https://doi.org/10.1016/S0098-1354\(98\)00301-9](https://doi.org/10.1016/S0098-1354(98)00301-9)
- [47] Gilbert EG, Komarovsky I (1999) Fast reference governors for systems with state and control constraints and disturbance inputs. Int J of Robust and Nonlinear Control 9(15):1117–1141, [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1099-1239\(19991230\)9:15 3.0.CO;2-I](https://doi.org/10.1002/(SICI)1099-1239(19991230)9:15<3.0.CO;2-I)
- [48] Richalet J (1993) Industrial applications of model based predictive control. Automatica 29(5):1251–1274, [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(93\)90049-Y](https://doi.org/10.1016/0005-1098(93)90049-Y)
- [49]. Rouhani R, Mehra RK (1982) Model algorithmic control (mac); basic theoretical properties. Automatica 18(4) :401–414, [https://doi.org/10.1016/0005-1098\(82\)90069-3](https://doi.org/10.1016/0005-1098(82)90069-3)
- [50] I.D. Landau: « Adaptive Control: The model reference Approach ». Marcel Dekker, New York, 1979.
- [51] Telemceni : « Commande vectorielle avec régulateur adaptative de MSAP », thèse de doctorat, M’sila, 1997.
- [52] TELMCENI « Commande vectorielle avec régulateur adaptative de MSAP », PFE M’sila, 1997.

[53] : ZOUTAT Boualem, CHEMACHE Ferhat, Commande Avancée Appliquée à la MSAP Utilisée en Robotique à Deux Degrés de Liberté, Université Abderrahmane Mira de Béjaia, 2016/2017.

[54] Ioan Doré Landau, Commande des systèmes – Conception, identification et mise en œuvre, Hermès science publication, Paris, 2002.

[55] M.K. MAAZIZ, E. MENDES, P. BOUCHER, D. DUMUR, "A new real-time control strategy for induction motors based on a reference control and rst predictive structure", EPE-PEMC' 2000, Intern. Power Elect, and Motion Control Conf., pp. 6.1846. 189, Košice, Republique Slovaque, Septembre 2000.