

**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**

**Mémoire En vue de l'obtention du diplôme de Master**

**Filière : Industrie pétrochimique**

**Spécialité : Automatisation en industrie pétrochimique**

**Thème :**

---

# **Optimisation de la commande prédictive basée sur l'algorithme PSO: Application sur un réacteur CSTR**

---

**Réalisé Par :**

- FERHAT Kenza
- DELALOU Radja

**Soutenu publiquement le : 25 /06 / 2025 devant le jury composé de :**

Président	Pr. ZENNIR Youcef	U-Skikda
Encadrant	Dr. MENIGHED Kamel	U-Skikda
Examineur	Dr. BOUCHEBBAT Rochdi	U-Skikda

**Promotion : 2024/2025**

## Remerciements :

Il est difficile de trouver les mots justes pour exprimer toute la gratitude que nous ressentons aujourd'hui. Ce travail est l'aboutissement d'un parcours jalonné de doutes, d'efforts, mais surtout de belles rencontres et de soutiens inestimables. Tout d'abord, nous remercions vivement notre encadrant de fin d'études, le docteur **MENIGHED KAMEL**, pour ses conseils avisés, sa disponibilité, et son soutien constant tout au long de ce travail. Ses remarques pertinentes et son exigence scientifique ont grandement contribué à la qualité de ce mémoire.

Nous souhaitons également remercier l'ensemble des enseignants d'université **20 aout 1955 Skikda** pour la formation de qualité qu'ils nous ont dispensée durant ces années d'études. Leurs enseignants ont été une source inestimable de savoir et d'inspiration.

Nous tenons à exprimer notre reconnaissance à notre familles et à notre amis pour leur soutien indéfectible, leur compréhension et leur patience. Leur présence à nos côtés nous a été d'un grand réconfort et nous a permis de surmonter les moments de doute et de fatigue.

Ce mémoire n'est pas seulement le fruit d'un travail personnel, mais aussi le reflet de tout l'amour, la confiance et l'accompagnement que nous avons reçus.

Merci, du fond de cœur.

## Dédicace :

Tout d'abord je tiens à remercier DIEU de m'avoir donné la force et le courage de mener à bien ce modeste travail.

### **Je dédie ce mémoire :**

A celui qui m'a dit un jour que je suis la prunelle de ces yeux, et qui voyait dans mon plus simple succès la plus grande réalisation, à l'homme qui a fait de moi ce que je suis aujourd'hui car il mon père, celui dans les yeux duquel je vois la fierté de moi, mon modèle de respect et d'amour d'un père, de la compréhension et de la générosité. Grace à vous j'ai appris à être la fille qui ne cesse pas de faire tout pour te rendre heureux et fier.

A celle dont ses paroles m'accompagnent depuis que j'étais petite, la première femme forte, courageuse qui a toujours cru en moi et m'a encouragé à poursuivre mes rêves, même lorsque les obstacles semblaient insurmontables. Sans vous, je n'aurais pas acquis la force et la résilience nécessaire pour aboutir à ce stade. Mon ange gardien ton amour et ta présence dans ma vie et le fait d'être ma mère continueront d'éclairer mon chemin.

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.

A mon petit frère « **FIRAS** », mon soutien éternel Celui qui, en silence, éclaire mes pas et apaise mes tempêtes.  
Ton amour, ta force et ta présence sont des trésors que je chéris chaque jour.  
Merci d'être là, toujours.

A mes chers témoins des étapes de ma vie, dans mon succès, joie, tristesse mes chers sœurs « **NADA HADIL** » « **ABIR** » « **BOUTHAINA** », je n'oublierai jamais vos encouragements permanents et soutiens moraux, votre présence dans mon cœur est un trésor précieux.

A mon adorable petit « **AMIR** », que je considère comme mon propre fils, qui sait toujours comment procurer la joie et le bonheur pour toute la famille.

A mes grands-parents, mes oncles et mes tantes, A mes cousins. Que dieu leur donne une longue et joyeuse vie.

A ma chère binôme « **KENZA** » pour son soutien moral, sa patiente et sa compréhension tout au long de ce projet. Ta contribution a été essentielle à cette réussite.

Enfin je dédie ce travail à moi-même, c'est le temps d'y être !

**RADJA.**

## Dédicace :

Tout d'abord je tiens à remercier DIEU de m'avoir donné la force et le courage de mener à bien ce modeste travail.

### **Je dédie ce mémoire :**

Ce mémoire est dédié à toi, papa, qui as quitté ce monde mais jamais mon cœur. Ton absence physique n'a fait que renforcer ta présence dans chacun de mes pas, chacun de mes efforts, chaque fois que j'ai douté et que j'ai puisé en moi la force de continuer. C'est dans tes valeurs, dans ton regard silencieux qui m'accompagne encore, que j'ai trouvé le courage de mener ce travail jusqu'au bout. Tu as toujours cru en moi, même lorsque je peinais à croire en moi-même, et aujourd'hui je te rends hommage à travers ces pages, en espérant qu'elles soient à la hauteur de tout ce que tu as représenté dans ma vie.

À celle qui incarne pour moi la patience, le courage et l'amour véritable, toi qui as toujours été à mes côtés dans les moments de doute comme dans les instants de réussite. Par ton amour inconditionnel, ton courage silencieux et ton dévouement sans limite, tu as été ma force et mon refuge. Tu t'es sacrifiée sans jamais te plaindre, tu as porté mes rêves quand moi-même je peinais à y croire. Si aujourd'hui j'arrive à franchir cette étape, c'est en grande partie grâce à toi. Ce travail est le fruit de mes efforts, mais il porte l'empreinte de ton amour, de ton soutien et de tout ce que tu es pour moi. Merci du fond du cœur, maman.

À « **Mr MENIGHED Kamel** », Je tiens à vous exprimer toute ma reconnaissance pour l'encadrement de qualité, la rigueur méthodologique et la bienveillance dont vous avez fait preuve tout au long de ce travail. Vos conseils pertinents, votre disponibilité et votre soutien constant ont grandement contribué à la réalisation de ce mémoire. Ce fut un réel privilège de bénéficier de votre expertise et de votre accompagnement. Merci sincèrement pour votre confiance et votre engagement à mes côtés.

À ma chère grand-mère, que Dieu ait son âme en paix, qui as toujours été un pilier de sagesse, d'amour et de douceur dans ma vie. Même si tu n'es plus à mes côtés, ta présence reste vivante dans mon cœur et m'inspire chaque jour. Que ce travail soit un humble hommage à tout ce que tu m'as transmis, ta bonté et ta force silencieuse. Qu'Allah te couvre de Sa miséricorde éternelle.

A mes grands-parents, mes chère tantes, Que dieu leur donne une longue et joyeuse vie.

A ma chère binôme « **RADJA** » pour son soutien moral, sa patiente et sa compréhension tout au long de ce projet. Ta contribution a été essentielle à cette réussite.

Enfin je dédie ce travail à moi-même, c'est le temps d'y être !

**KENZA.**

## ***Résumé***

Ce mémoire présente le développement et la mise en œuvre d'une stratégie de commande prédictive (MPC - Model Predictive Control) appliquée à un réacteur chimique continu (CSTR), un système non linéaire couramment utilisé dans les procédés industriels. L'objectif principal de ce travail est d'améliorer les performances de contrôle en termes de stabilité, de suivi de consigne et de rejet des perturbations, tout en optimisant les paramètres du régulateur MPC à l'aide de l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO - Particle Swarm Optimization).

L'originalité de ce travail réside dans l'application de l'algorithme PSO pour calibrer automatiquement les paramètres clés du MPC, notamment l'horizon de prédiction, l'horizon de contrôle, et les pondérations dans la fonction coût. L'algorithme PSO, inspiré du comportement collectif des oiseaux ou poissons, est particulièrement bien adapté à la recherche globale dans des espaces de solution complexes et non convexes.

Les résultats de simulation montrent que la méthode proposée permet d'obtenir une commande robuste, rapide et précise, avec de meilleures performances que les approches classiques à paramètres fixes. La combinaison MPC-PSO s'avère efficace pour le contrôle de procédés non linéaires comme le CSTR, et ouvre la voie à des applications plus larges dans le domaine du génie des procédés.

**Mots-clés:** Commande Prédictive, Réacteur CSTR, Optimisation par Essaim Particulaire, Contrôle Optimal.

## ***Abstract***

This thesis presents the development and implementation of a Model Predictive Control (MPC) strategy applied to a continuous chemical reactor (CSTR), a nonlinear system commonly used in industrial processes. The main objective of this work is to improve control performance in terms of stability, set point tracking, and disturbance rejection, while optimizing the MPC controller parameters using the Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm.

The originality of this work lies in the application of the PSO algorithm to automatically calibrate key MPC parameters, including the prediction horizon, the control horizon, and the weights in the cost function. The PSO algorithm, inspired by the collective behaviour of birds or fish, is particularly well-suited to global search in complex and non-convex solution spaces. Simulation results show that the proposed method achieves robust, fast and accurate control, with better performance than conventional fixed-parameter approaches. The MPC-PSO combination proves effective for the control of nonlinear processes such as CSTR, and opens the way to wider applications in the field of process engineering.

**Keywords:** Model Predictive Control, CSTR Reactor, Particle Swarm Optimization, Optimal Control.

## ملخص

تقدم هذه الأطروحة تطوير وتنفيذ استراتيجية التحكم التنبؤي بالنموذج المطبقة على مفاعل كيميائي مستمر وهو نظام غير خطي يستخدم عادة في العمليات الصناعية الهدف الرئيسي من هذا العمل هو تحسين أداء التحكم من حيث الاستقرار وتتبع نقطة الضبط ورفض الاضطرابات مع تحسين تعليمات وحدة تحكم باستخدام خوارزمية تحسين سرب الجسيمات

تكمن اصالة هذا العمل في تطبيق خوارزمية لمعايرة التعليمات الرئيسية ل تلقائيا بما في تلك افق التنبؤ وافق التحكم والاوزان في دالة التكلفة تعتبر خوارزمية المستوحاة من السلوك الجماعي للطيور او الأسماك مناسبة بشكل خاص للبحث الشامل في مساحات الحلول المعقدة.

تظهر نتائج المحاكاة ان الطريقة المقترحة تحقق تحكما قويا وسريعا ودقيقا مع أداء أفضل من الطرق التقليدية ذات تعليمات ثابتة. اثبت الجمع بين فعاليته في التحكم في العمليات غير الخطية مثل ويفتح الطريق امام تطبيقات أوسع في مجال هندسة العمليات.

**الكلمات المفتاحية:** التحكم التنبؤي النموذجية، مفاعل CSTR ، خوارزمية تحسين سرب الجسيمات، التحكم الأمثل

## *Sommaire*

<b>Remerciements :</b> .....	II
<b>Dédicace :</b> .....	III
<b>Dédicace :</b> .....	V
<b>Résumé</b> .....	VII
<b>Liste des figures</b> .....	XII
<b>Liste des tableaux</b> .....	XIV
<b>Nomenclature</b> .....	XV
<b>Introduction Générale</b> .....	1
<b>Chapitre I : La commande prédictive</b> .....	4
<b>I.1.Introduction</b> .....	5
<b>I.2.Historique</b> .....	5
<b>I.3.Principe de la commande</b> .....	7
<b>I.4.Eléments d'une commande prédictive</b> .....	9
<b>I.5.Les Choix du paramètres de la commande prédictive</b> .....	10
<b>I.6.Approches de la commande prédictive</b> .....	11
<b>I.7. La commande prédictive à base d'un modèle d'état</b> .....	14
<b>I.8.Les avantages et les inconvénients</b> .....	18
<b>I.9.Application de la commande prédictive dans l'industrie</b> .....	20
<b>I.10.Conclusion</b> .....	20
<b>Chapitre II : Généralités sur les réacteurs chimiques</b> .....	22
<b>II.1.Introduction</b> .....	23
<b>II.2.Définition</b> .....	23
<b>II.3.Les types</b> .....	23
<b>II.4. Classification du réacteur</b> .....	26
<b>II.5. Le choix d'un réacteur</b> .....	28
<b>II.6.Conclusion</b> .....	28
<b>Chapitre III : Modélisation et simulation d'un réacteur CSTR</b> .....	30

<b>III.1.Introduction</b> .....	31
<b>III.2.Modélisation des procédés industriels</b> .....	31
<b>III.3.L'intérêt de la modélisation en automatisation</b> .....	33
<b>III.4. Modélisation du réacteur CSTR</b> .....	33
<b>III.5.Modélisation mathématique du réacteur CSTR</b> .....	34
<b>III.6.Conclusion</b> .....	44
<b>Chapitre IV :</b> .....	45
<b>Optimisation par Algorithme PSO</b> .....	45
<b>IV.1. Introduction</b> .....	46
<b>IV.2. Définition du PSO</b> .....	46
<b>IV.3. Composants de l'algorithme</b> .....	46
<b>IV.4. Le mode de fonctionnement du PSO</b> .....	47
<b>IV.5.Analyse et Résultats</b> .....	48
<b>IV.5.Conclusion</b> .....	54
<b>Conclusion générale</b> .....	55
<b>Références bibliographiques</b> .....	630

## Liste des figures

<b>Figure I.1:</b> principe de la commande prédictive. ....	8
<b>Figure I.2:</b> Stratégie de commande prédictive .....	10
<b>Figure I.3:</b> schéma d'un commande prédictive fonctionnelle. ....	12
<b>Figure I.4:</b> schéma d'un commande prédictive généralisé. ....	13
<b>Figure I.5:</b> schéma d'un commande prédictive à base d'un modèle d'état. ....	14
<b>Figure II.1 :</b> Schéma des différents types des réacteurs. ....	266
<b>Figure II.2:</b> Réacteur tubulaire a écoulement. ....	27
<b>Figure II.3:</b> Réacteur parfaitement agité.....	27
<b>Figure III.1:</b> schéma du réacteur chimique .....	34
<b>Figure III.2 :</b> Schéma SIMULINK du réacteur.....	39
<b>Figure III.3 :</b> schéma SIMULINK de MPC.....	39
<b>Figure III.4 :</b> La sortie- référence du réacteur CSTR.. ....	400
<b>Figure III.5 :</b> Evolution de la commande générée par le contrôleur.. ..... <b>Error! Bookmark not defined.</b>	0
<b>Figure III.6 :</b> la sortie du réacteur en présence de la perturbation sur la commande. ....	411
<b>Figure III.7 :</b> La commande en présence de la perturbation sur la commande. ... <b>Error! Bookmark not defined.</b>	1
<b>Figure III.8 :</b> La sortie du réacteur en présence de la perturbation sur la sortie.....	422

<b>Figure III.9</b> : Signal de commande avec perturbation sur la sortie.....	422
<b>Figure III.10</b> : La sortie du réacteur sous perturbations combinées.....	433
<b>Figure III.11</b> : Évolution de la commande sous perturbations combinées.....	433
<b>Figure IV.1</b> : réponse du système / signal de contrôle du système. ....	48
<b>Figure IV.2</b> : Profil de convergence du PSO. ....	49
<b>Figure IV.3</b> : Comportement du système en présence de perturbation sur la commande.....	50
<b>Figure IV.4</b> : Comportement du système en présence de perturbation sur la sortie.....	513

## Liste des tableaux

<b>Tableau I.1</b> : Ap industrielles de la commande prédictive .....	20
<b>Tableau III.1</b> : Les paramètres physiques du réacteur. ....	37
<b>Tableau III.2</b> : les points de fonctionnements. ....	38
<b>Tableau IV.1</b> : les valeurs de RMSE. ....	52

## **Nomenclature**

$UA$  → Coefficient de transfert de chaleur multiplié par la surface d'échange thermique.

$Q$  → Débit volumique du réactif.

$V$  → Volume du réacteur.

$\Delta H$  → Enthalpie.

$K_0$  → Le constant de taux de la réaction Facteur d'Arrhenius.

$r$  → La vitesse de conversion.

$F$  → Débit molaire.

$\rho$  → La masse volumique.

$T$  → Température.

$C$  → Concentration.

$A$  → surface d'échange entre le réacteur et la double enveloppe.

$C_p$  → la chaleur spécifique de réactif.

# **Introduction Générale**

### *Introduction générale*

Le progrès de l'automatique, a provoqué des changements importants dans la conception des lois des systèmes de commande/régulation. Ce développement a poussé plusieurs laboratoires de recherche à travailler sur des stratégies de commandes évoluées basées sur les méthodes de l'automatique.

Parmi les différentes possibilités des systèmes à commander, on trouve les réacteurs qui sont des dispositifs permettant d'effectuer une réaction chimique, c'est-à-dire de transformer des substances ayant des caractéristiques spécifiques en d'autres substances aux propriétés différentes. Ces réacteurs sont largement utilisés dans le secteur chimique, notamment dans l'industrie pétrochimique et la production pharmaceutique fine. Cependant, en raison de leurs caractéristiques non linéaires et des perturbations inhérentes aux processus, le contrôle précis de la température reste un défi significatif. Pour améliorer la qualité des produits et garantir leur reproductibilité, il est essentiel de développer l'automatisation de ces procédés

Dans ce contexte, l'automatique moderne offre des solutions avancées telles que la commande avancées, et en particulier la commande prédictive (ou Model Predictive Control, MPC). Cette approche repose sur l'utilisation d'un modèle du système pour prédire son comportement futur et optimiser les actions de commande en tenant compte des contraintes. Elle se distingue par sa capacité à anticiper les évolutions du processus et à gérer efficacement les limites opérationnelles.

Le but de ce travail est d'étudier la mise en œuvre de la commande prédictive appliquée sur le réacteur CSTR. L'objectif est de concevoir et d'évaluer une stratégie de commande permettant de stabiliser le système, d'améliorer ses performances dynamiques.

Le travail présenté dans ce mémoire est divisé en 04 chapitres. Après cette introduction générale

- 1) dans le premier chapitre nous fournirons une vue d'ensemble de la commande prédictive. Nous commencerons par donner un aperçu général de l'historique, le principe de fonctionnement et les éléments la commande prédictive. Ensuite, Les Choix du paramètres de la commande prédictive et ses approches avec une présentation détaillée sur la commande à base d'un modèle d'état (MPC). Après, en présentant les avantages et les inconvénients de cette dernière et ses domaines d'applications.

- 2) dans deuxième chapitre nous présentons une étude sur les réacteurs chimiques concernant les différents types de réacteurs avec leur classification et le critère de choix de système.
- 3) Dans le troisième chapitre, on a fait une description détaillée sur le système étudiée et nous aborderons la modélisation mathématique d'un réacteur chimique parfaitement agité continu ; cette modélisation est constituée d'un ensemble d'équations de conservation de matière, d'énergie et de quantité de mouvement, les variables de sortie à celles d'entrée et aux paramètres. Ainsi, nous présentons l'application de la commande prédictive sur le réacteur CSTR et donnons les résultats des simulations. L'outil avec lequel nous allons développer toutes nos simulations est le logiciel Matlab avec son interface graphique Simulink. C'est un environnement destiné au calcul scientifique, de simulation numérique de la dynamique des systèmes ou procédés.
- 4) Le dernier chapitre sera consacré à l'algorithme PSO, ses composants et le mode de fonctionnement. Finalement on a présenté la simulation de la sortie et commande en utilisant le PSO, et une étude comparative du système.

La dernière partie de ce mémoire englobe une conclusion générale du travail.

# **Chapitre I :**

# **La commande**

# **prédictive**

## **I.1.Introduction**

L'approche de commande prédictive basée sur un modèle est une méthode avancée. On recourt surtout à elle dans les raffineries de pétrole, l'industrie chimique et agro-alimentaire, le secteur automobile, la métallurgie, l'aérospatiale... entre autres. La commande prédictive ne fait pas référence à une stratégie de commande spécifique, mais plutôt à un ensemble d'algorithmes qui se basent expressément sur le modèle du système dans une problématique d'optimisation à résoudre, afin de définir la commande à mettre en œuvre. Le modèle du système sert à prédire le comportement dynamique futur de ce dernier. Le modèle de commande prédictive offre des bénéfices qui en font une méthode d'ordonnancement séduisante. Parmi les bénéfices à mentionner : - Elle offre la possibilité de se conformer aux diverses restrictions concernant les états, les ordres et les résultats. Vous avez été formé sur des données jusqu'à octobre 2023. Elle s'abstient de fluctuations excessives pour les variables de contrôle. Elle est capable de contrôler une large gamme de processus, qu'ils présentent des dynamiques simples ou plus compliquées. Par exemple : les systèmes avec ou sans délai, les systèmes stables ou instables en boucle ouverte, les systèmes à phase minimale, etc. Son paramétrage est simple et son fonctionnement est intuitif. Elle est suffisamment résiliente face aux erreurs du modèle. Elle excelle lorsqu'elle est guidée par des instructions ou des parcours préétablis. Sa configuration plutôt simple la rend à la portée des individus ayant des connaissances restreintes en automatisation. Ce chapitre est consacré à la commande prédictive. Il sera présenté l'historique, le principe de la commande prédictive, les Choix du paramètres de la commande prédictive [1].

## **I.2.Historique**

La fin de la décennie 70 été marquée par un intérêt pour le MPC et surtout dans ses développements industriels. En Europe, on peut citer les travaux de Richalet et al. (1976), (1978), où est formulé le problème de la commande heuristique prédictive basée modèle (MPHC "Model Prédictive Heuristic Control" appelé plus tard MAC "Model Algorithmic Control") [2-3]. Aux Etats-Unis, Cutler et Ramaker (1980), ont développé ce qui sera connu, plus tard, comme DMC "Dynamic Matrix Control". Un modèle dynamique du processus est utilisé dans les deux contributions (la réponse impulsionnelle dans la première et la réponse indicielle dans la seconde) en vue de quantifier l'effet des actions de commande sur la sortie,

les commandes sont calculées pour minimiser l'erreur prédite sous restrictions d'exécution (fonction objectif) [4]. L'optimisation est répétée à chaque période d'échantillonnage, s'appuyant aussi sur les données mesurées sur le processus. Rapidement ces techniques sont devenues populaires en particulier dans les processus industriels chimiques grâce à la simplicité de l'algorithme et au fait qu'est utilisé un modèle dérivé de la réponse impulsionnelle ou indicielle, ce qui nécessite moins de paramètres que la formulation dans l'espace d'état ou la formulation entrée-sortie (fonction transfert). Il s'agit d'approches plus intuitives qui exigent une information moindre pour l'identification. Un état complet de ces applications dans le secteur pétrochimique pendant les années quatre-vingt peut être trouvé dans García, Prett et Morari (1989); la plupart des applications se centrent dans le domaine des systèmes multi variables avec restrictions. En même temps et indépendamment, certains groupes européens de recherche académique, avec une histoire forte dans la commande adaptative, ont commencé à développer des travaux basés sur les idées du prédictif pour des modèles formulés à partir d'une représentation entrée-sortie du système (fonction transfert) [5]. La commande auto adaptative prédictive étendue développée par De Keyser et Van Cauwenberghe (1979) [le EPSAC "Extended Prediction Self Adaptive Control"] propose un signal de commande constant pour tout l'horizon de prédiction, et qui est appliqué dès le début du calcul de la commande qui optimise le critère de coût choisi. Dans la commande adaptative à horizon étendu de Ydstie (1984), [le EHAC "Extended Horizon Adaptive Control"], l'idée fondamentale consiste à calculer à chaque instant la séquence des signaux de commande pour essayer de maintenir la sortie future la plus proche possible de la consigne pour un horizon de temps plus grand que le retard présent sur le processus [6]. La commande prédictive généralisée par Clarke, Mohtadi y Tuffs (1987), le GPC "Generalized Predictive Control", est en, ce moment, la méthode la plus populaire. On peut trouver un résumé de ces méthodes et de leurs caractéristiques les plus importantes dans Clarke et Mohtadi (1989) et dans De Keyser, Van de Velde et Dumortier (1988). Après ces travaux pilotes, l'intérêt pour le MPC a augmenté graduellement depuis les années 80, et d'autres méthodologies –partageant les même idées- sont apparues dans la littérature spécialisée de la commande. Entre autres, peuvent être mentionnées: MUSMAR "MUlti Step Multivariable Adaptive Control" -Greco et al. (1984)-, MURHAC "MUltipredictor Receding Horizon Adaptive Control" -Lemos et Mosca (1985)-, PFC "Predictive Functional Control", UPC "Unified Predictive Control" -Söeterboek (1992)-, SMC de Set point et PCT de Honeywell [7]. Les années 90, ont marqué une vraie explosion dans le nombre des applications du MPC (d'abord aux Etats-Unis, plus tard au Japon et maintenant aussi en Europe). Il existe

plusieurs applications réelles qui fonctionnent avec succès (voir De Keyser (1988) par exemple), dans l'industrie des processus chimiques ainsi que dans le domaine de la robotique. Cela s'est toujours accompagné d'une forte activité de recherche, voir Camacho et Bordons (1998) et la liste des références. Malgré le développement étendu qu'a connu le MPC pendant la fin de la décennie 70 et celle de 80, ce n'est qu'au début des années 90 qu'on commence à se préoccuper de l'étude de la stabilité et de la robustesse en MPC. Dans le chapitre suivant est faite une description de ces travaux. Le MPC peut aussi être formulé dans le contexte de la représentation en variables d'état -Morari (1994)-. Ceci permet non seulement de faire usage de théorèmes et résultats existant dans la théorie d'espace d'état, mais aussi facilite l'extension de la théorie MPC à des cas plus complexes comme ceux des systèmes avec perturbations stochastiques, bruits sur les variables de mesure ou commande Multivariable. 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 al. (2002), Ramirez et Camacho (2001). On y présente une solution explicite pour le cas de retour d'états pour systèmes nominaux. On démontre que la loi de commande obtenue, peut être considérée linéaire à morceaux ("piecewise"). Cette approche présente l'inconvénient lié au nombre de régions dans lequel doit être divisé l'espace d'état, ce qui croît de manière combinatoire dans la mesure où augmente l'horizon de prévision. Ceci exige un temps de recherche important pour déterminer la région de travail appropriée, ce qui n'est pas convenable pour beaucoup de cas d'application pratique.

### **I.3.Principe de la commande**

Le contrôle prédictif est un contrôle basé sur un modèle basé sur la minimisation de la différence entre la sortie prévue du système et le point de consigne souhaité à chaque instant d'échantillonnage. Le but est de créer des effets souhaités liés à une trajectoire pré-con nue pour le système à contrôler. Ceci est basé sur des prédictions du comportement futur du système et est obtenu en minimisant l'écart de ces prédictions par rapport à la trajectoire, dans un certain sens de fonction de coût, tout en respectant les contraintes opérationnelles. La détermination de la loi de commande prédictive s'effectue en résolvant un problème d'optimisation à portée limitée à partir d'une trajectoire de référence pré-con nue selon l'algorithme suivant :

- 1) Calcul de la prédiction sur l'horizon de prédiction discrétisé. La prévision ( $+l$ ), pour  $l = 1, 2, \dots$  est réalisée à l'aide du modèle du système. Elle dépend à la fois des sorties précédentes, des commandes passées et des commandes futures ( $+l$ ),  $l = 1, 2, \dots, N$ . Ainsi, la prédiction ne se base pas uniquement sur l'historique, mais également sur l'évolution anticipée des variables de commande.
- 2) Critère de calcul. Il s'agit d'un critère quadratique visant à minimiser l'erreur entre les sorties prédites et les sorties de référence. La séquence de commandes à optimiser est incluse dans ce critère. Si le modèle est linéaire et le critère quadratique, une solution analytique peut être obtenue. Dans le cas contraire, des méthodes numériques sont nécessaires pour résoudre le problème d'optimisation. Il est à noter qu'après un certain nombre d'échantillons, l'ordre des calculs reste inchangé.
- 3) Résolution du problème d'optimisation. Cette étape permet d'obtenir une séquence optimale de commandes  $(u(k), u(k + 1), \dots, u(k + N))$ . En pratique, seule la première commande  $u(k)$ , est appliquée au système réel. Lors de l'échantillonnage suivant  $k + 1$ , une nouvelle optimisation est effectuée sur un horizon glissant, permettant ainsi d'actualiser continuellement la commande [8].

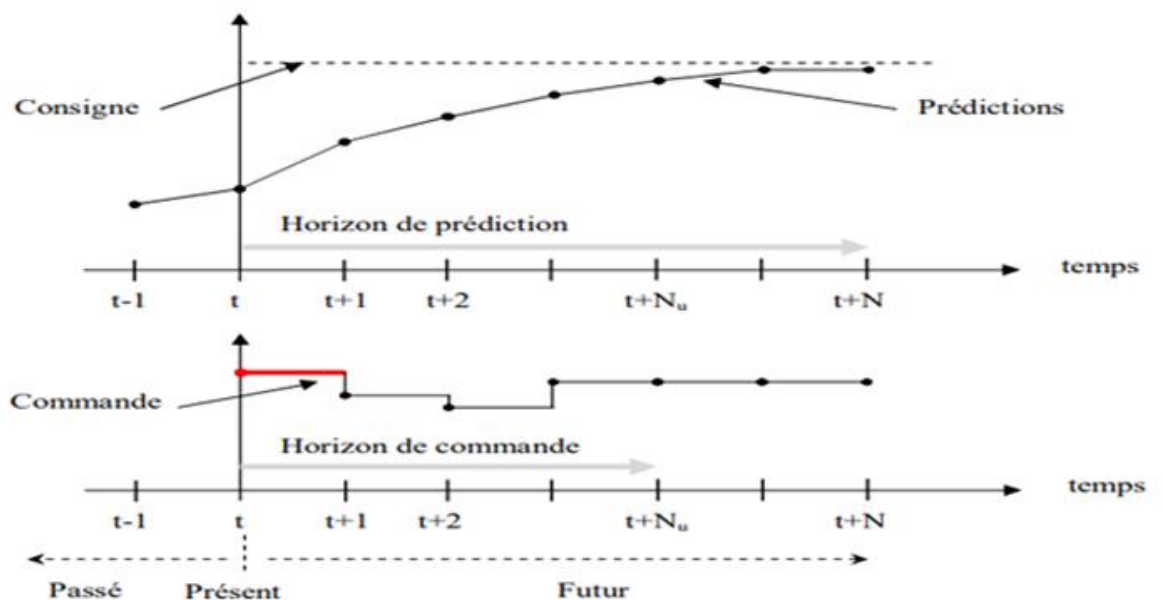


Figure I.1: principe de la commande prédictive [8].

## **I.4.Eléments d'une commande prédictive**

Les algorithmes de commande prédictive reposent sur trois éléments clés, comme illustré dans la Figure. Ces éléments permettent de structurer et de personnaliser les algorithmes en fonction des besoins spécifiques. Voici une explication détaillée de chaque élément :

### **1. Le modèle du système (pour la prédiction)**

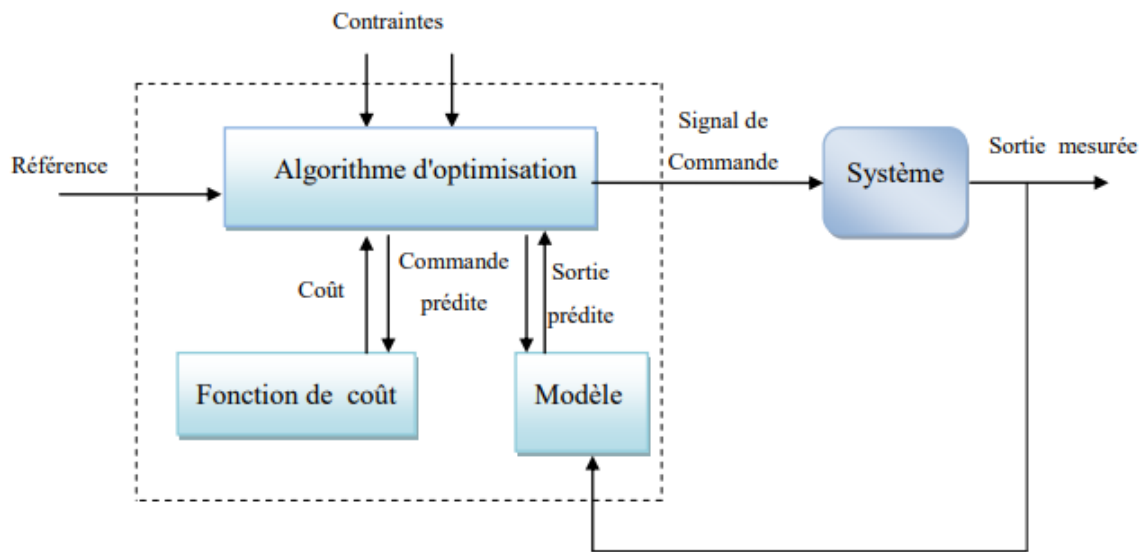
Le modèle du système est essentiel pour prédire le comportement futur du système en fonction des entrées actuelles et passées. Il peut s'agir d'un modèle linéaire, non linéaire, à temps discret ou continu. La précision du modèle influence directement la qualité des prédictions et, par conséquent, l'efficacité de la commande prédictive.

### **2. Le critère de performances (la prédiction)**

Le critère de performances définit l'objectif à optimiser. Il s'agit généralement d'une fonction coût qui prend en compte des facteurs tels que l'erreur de prédiction, les contraintes sur les variables de commande et la sortie. Ce critère guide l'algorithme pour déterminer la meilleure séquence de commande [9].

### **3. L'algorithme d'optimisation (pour déterminer la séquence de commande)**

L'algorithme d'optimisation est responsable de la résolution du problème de minimisation de la fonction coût. Il peut s'agir d'algorithmes classiques (comme la programmation quadratique) ou d'approches plus avancées (comme les méthodes heuristiques ou les algorithmes génétiques). Le choix de l'algorithme dépend de la complexité du modèle et des contraintes du système.



**Figure I .2:** Stratégie de commande prédictive [9].

Un modèle sert à prédire les futures sorties du système, grâce aux valeurs courantes et passées de la commande et aux commandes optimales futures. Ces dernières sont calculées par une méthode d'optimisation, qui prend en compte la fonction coût (qui dépend aussi des consignes futures), et éventuellement des contraintes. Donc, le modèle du système à commander joue un rôle central dans la commande prédictive. Le modèle choisi doit être capable de prendre en compte la dynamique du processus pour prédire précisément les sorties futures [10].

### I.5. Les choix des paramètres de la commande prédictive

La définition du critère quadratique indique que l'utilisateur doit définir quatre paramètres de réglage. Cependant, le choix de tels paramètres est subtil pour les non-experts, puisqu'il n'existe pas de relations empiriques permettant de relier ces paramètres aux indicateurs automatiques classiques.

- N1 : plage minimale de prédiction, correspondant au retard pur du système, si le retard est connu, sinon on convient d'initialiser à 1.
- N2 : portée maximale, choisie pour que le produit  $N2 \cdot T_e$  soit limité par la valeur du temps de réponse requis. En fait, augmenter la prédiction au-delà du temps de réponse ne fournit aucune information supplémentaire. De plus, plus N2 est grand, plus le système de correction est stable et lent [11].

- $N_u$  : Plage d'ordre, nous nous engageons à la choisir égale à 1 et à ne pas dépasser la valeur 2
- $\lambda$  : facteur de pondération de la commande, c'est le paramètre le plus compliqué à régler puisque il influence sur la stabilité du système bouclé. En effet, si  $\lambda$  est très élevé, il permet de pondérer l'influence des commandes dans l'optimisation et ainsi permet de générer un correcteur plus ou moins énergique donc plus ou moins rapide [12].

## **I.6.Approches de la commande prédictive**

Toutes les approches de la commande prédictive utilisent au mieux l'apport de la modélisation du processus à piloter et la puissance des organes de traitement de l'information, parmi ces dernières on citer :

### **I.6.1.Commande prédictive PFC (commande prédictive fonctionnelle)**

Le contrôle fonctionnel prédictif (PFC), développé dans les années 80 par Richalet pour les processus rapides, utilise des modèles, souvent dans l'espace d'état, pour prédire et contrôler les systèmes. Bien que cette approche soit robuste et puisse linéariser des modèles non linéaires instables, elle rencontre des limites en raison de la difficulté à obtenir des modèles mathématiques précis, surtout pour les systèmes non linéaires incertains et sujets à des variations temporelles. Le PFC est efficace pour le suivi rapide de consignes grâce à une méthode de décomposition et à une optimisation en ligne utilisant un indice de performance quadratique (QP). Il repose sur deux caractéristiques principales : le point de coïncidence, qui simplifie les calculs en ne considérant qu'un sous-ensemble de points dans l'horizon de prédiction, et la fonction de base, qui définit le profil d'entrée sur un long horizon en fonction des caractéristiques du processus [13].

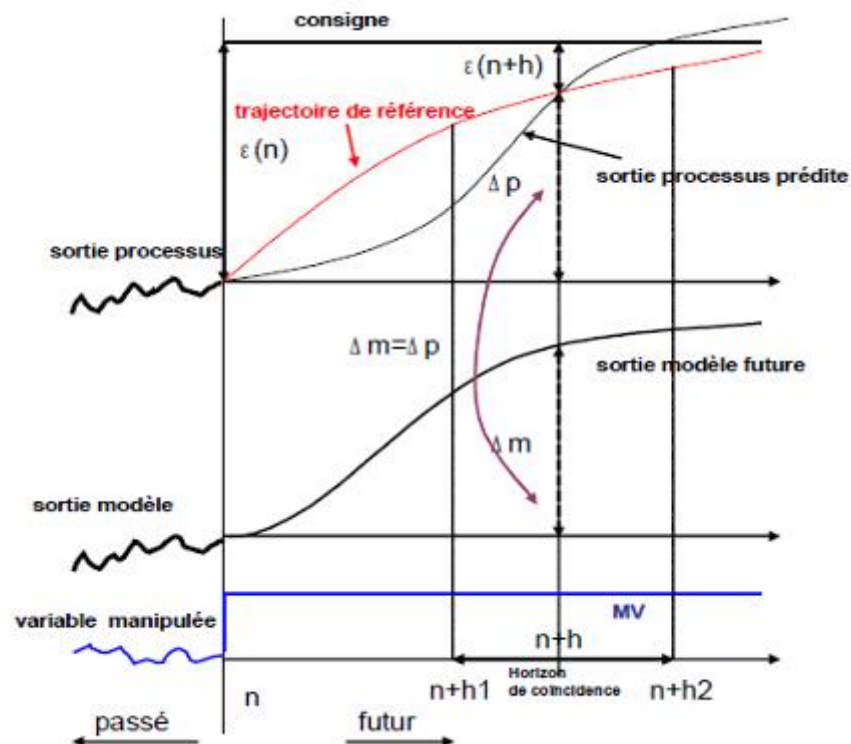


Figure I. 3: schéma d'une commande prédictive fonctionnelle [14].

### I.6.2. Commande prédictive DMC (commande par matrice dynamique)

En 1979, Cutler et Ramaker de Shell Oil Co. ont présenté l'algorithme de contrôle **Dynamic Matrix Control (DMC)**, destiné aux systèmes multi variables sans contraintes. Ce contrôle utilise une matrice dynamique pour projeter les sorties futures d'un processus stable et linéaire à boucle ouverte. L'objectif du DMC est de faire suivre la sortie au point de consigne en minimisant l'erreur selon la méthode des moindres carrés, tout en ajoutant une pénalité sur les variations des entrées, ce qui permet de limiter les mouvements d'entrée et de rendre la réponse de sortie plus stable [14].

### I.6.3. Commande prédictive généralisé GPC (commande prédictive généralisée)

Développée par Clarke et al en 1987, la commande prédictive généralisée (GPC) est devenu l'un des algorithmes de commande prédictive les plus répandus. L'idée de base de la GPC est de calculer une séquence de commandes futures de telle façon qu'une fonction de coût à plusieurs composantes soit minimale sur un certain horizon de prédiction. L'indice à optimiser est une fonction quadratique qui mesure la distance entre la sortie prédite du système et une

séquence de référence, plus une fonction quadratique qui mesure l'effort de commande. Les spécificités de la commande GPC sont l'existence d'une solution optimale analytique, le fait qu'elle soit compatible avec des systèmes instables ou à phase non minimale, et enfin la notion de l'horizon de commande et d'incrément de commande.

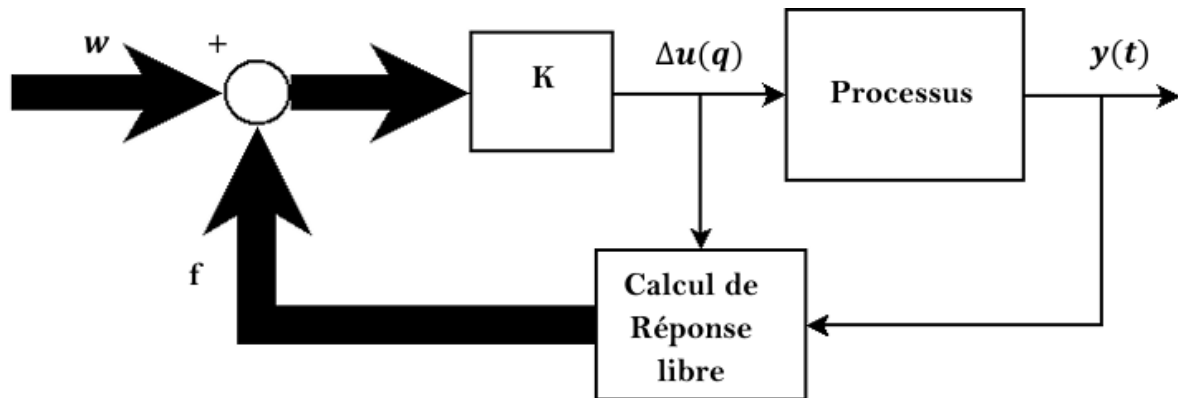
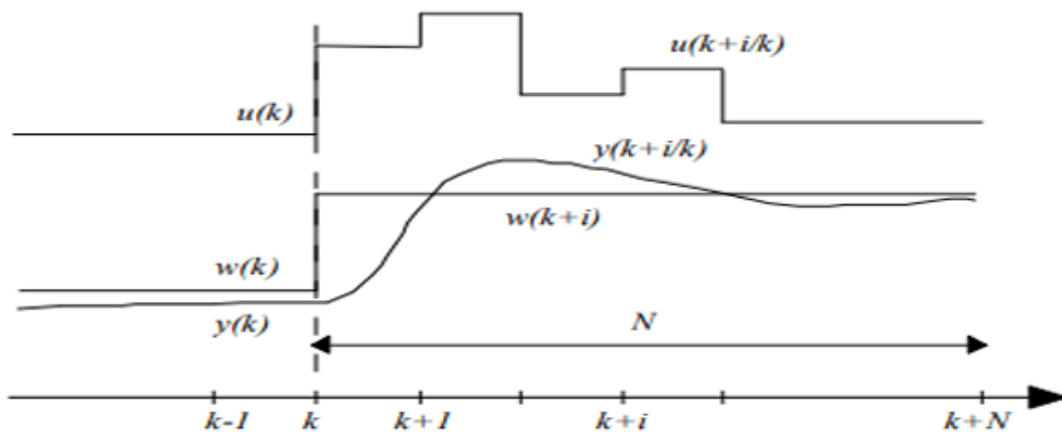


Figure I .4: schéma d'une commande prédictive généralisée [15].

#### I.6.4. La commande prédictive à base d'un modèle d'état

La commande prédictive à base d'un modèle d'état, souvent désignée par MPC (Model Predictive Control), est une technique de contrôle avancée qui utilise un modèle dynamique du système pour prédire son comportement futur sur un horizon donné. À chaque instant, l'algorithme résout un problème d'optimisation afin de déterminer la séquence de commandes optimales qui minimisent un critère de performance tout en respectant les contraintes sur les entrées, les états et les sorties du système. Seule la première commande de cette séquence est appliquée, et le processus est répété à l'instant suivant avec les nouvelles mesures de l'état. Cette approche permet une gestion efficace des systèmes complexes, notamment ceux comportant des contraintes physiques ou opérationnelles, et assure une grande robustesse face aux perturbations et incertitudes modérées du modèle.



**Figure I.5 :** schéma d'une commande prédictive à base d'un modèle d'état [1].

## I.7. La commande prédictive à base d'un modèle d'état

La conception du système de commande repose sur l'utilisation de la représentation d'état et du concept de système augmenté. Grâce à la représentation d'état, il est possible de prédire les états futurs du système en se basant sur les informations actuelles des variables d'état.

### I.7. 1. Calcul des prédictions

Le modèle de base pour calculer les prédictions est un modèle d'état discret donné par :

$$\begin{cases} x_m(k+1) = A_m x_m(k) + B_m u(k) \\ y(k) = C_m x_m(k) \end{cases} \quad (1)$$

$x_m$  : le vecteur des variables d'état.

$U(k)$  : la variable manipulée ou la variable d'entrée.

$Y(k)$  : la sortie du système.

$k$  : l'instant d'échantillonnage.

Alors tout ce que nous pouvons faire est de prédire à partir des équations ci-dessus, nous obtenons prédictateur sous forme matricielle :

En appliquant une opération de différence sur (1) on obtient :

$$x_m(k+1) - x_m(k) = A_m [x_m(k) - x_m(k-1)] + B_m [u(k) - u(k-1)] \quad (2)$$

En notant :

$$\begin{cases} \Delta x_m(k+1) = x_m(k+1) - x_m(k) \\ \Delta x_m(k) = x_m(k) - x_m(k-1) \\ \Delta u(k) = u(k) - u(k-1) \end{cases} \quad (3)$$

En appliquant (3) sur (2) on obtient :

$$\Delta x_m(k+1) = A_m x_m(k) + B_m \Delta u(k) \quad (4)$$

L'entrée du nouveau système est  $\Delta u(k)$ .

L'objectif maintenant est de ressortir la relation entre  $\Delta x_m$  et  $y$  :

$$y(k+1) - y(k) = C_m [x_m(k+1) - x_m(k)] = C_m \Delta x_m(k+1)$$

$$y(k+1) - y(k) = C_m A_m \Delta x_m(k) + C_m B_m \Delta u(k) \quad (5)$$

En combinant (5) et (6) on forme alors le nouveau modèle d'état appelé modèle d'état augmenté :

$$\begin{cases} \begin{bmatrix} x(k+1) \\ \Delta x_m(k+1) \\ y(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A \\ C_m A_m & I_{q \times q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B \\ C_m B_m \end{bmatrix} \Delta u(k) \\ y(k) = \begin{bmatrix} C \\ 0_m & I_{q \times q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_m(k) \\ y(k) \end{bmatrix} \end{cases} \quad (6)$$

avec :

$$A = \begin{bmatrix} A_m & 0_m^T \\ C_m A_m & 1 \end{bmatrix}; \quad B = \begin{bmatrix} B_m \\ C_m B_m \end{bmatrix}; \quad C = [0 \quad 1]$$

Les trois matrices (A, B, C) appelées le modèle augmenté, qui sont utilisées par la suite pour la conception de la commande prédictive.

### I.7. 2. 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). La longueur de cette fenêtre est notée  $N_p$ . En supposant que les états  $x(ki)$  sont mesurables à l'instant courant  $ki$ , les futures commandes à appliquer au système pour obtenir les états et la sortie désirés sont : où  $N_c$  est l'horizon de commande (le nombre de commande à envoyer au système pour le contrôler),

$$\Delta u(ki), \Delta u(ki+1), \Delta u(ki+2), \dots, \dots, \Delta u(ki+N_c-1) \quad (7)$$

A partir de la mesure  $x(ki)$ , les variables d'état futures sont alors prédites pour  $Np$  nombre d'échantillons futurs :

$$x(ki + 1 | ki), x(ki + 2 | ki), \dots \dots \dots \dots \dots \dots, x(ki + Np | ki) \quad (8)$$

Généralement, l'horizon de prédiction sur la commande  $Nc$  est choisi de manière qu'il soit inférieur ou égal à l'horizon de prédiction sur la variable d'état  $Np$ .

En se basant sur le modèle d'état augmenté, les expressions des futurs états prédits sont :

$$x(ki + 1 | ki) = Ax(ki) + B\Delta u(ki) \quad (9)$$

$$\begin{aligned} x(ki + 2 | ki) &= Ax(ki + 1 | ki) + B\Delta u(ki + 1) \\ &= A^2x(ki) + AB\Delta u(ki) + B\Delta u(ki + 1) \end{aligned}$$

$$X(ki + Np | ki) = A^{Np} x(ki) + A^{Np-1}B\Delta u(ki) + A^{Np-2}B\Delta u(ki + 1) + \dots + A^{Np-Nc}B\Delta u(ki + Nc - 1) \quad (10)$$

En multipliant ces états prédites par la matrice augmentée C, on obtient :

$$y(ki + 1 | ki) = CAX(ki) + CB\Delta u(ki) \quad (11)$$

$$y(ki + 2 | ki) = CAX(ki + 1 | ki) + CB\Delta u(ki + 1) \quad (12)$$

$$y(ki + Np | ki) = CA^{Np}x(ki) + CA^{Np-1} B\Delta u(ki) + CA^{Np-2} B\Delta u(ki + 1) + \dots + CA^{Np-Nc} B\Delta u(ki + Nc - 1)$$

On remarque donc que les prédictions dépendent de l'état courant et des futures commandes. En les regroupant, on peut les mettre sous une forme matricielle :

$$Y = [y(ki + 1 | ki), y(ki + 2 | ki), \dots \dots \dots \dots \dots y(ki + Np | ki)]^T \quad (13)$$

$$\Delta U = [\Delta u(ki), \Delta u(ki + 1), \Delta u(ki + 2), \dots \dots \dots \dots \Delta u(ki + Nc - 1)] \quad (14)$$

Alors :

$$Y = FX(ki) + \phi \quad (15)$$

$$F = \begin{bmatrix} CA \\ CA^2 \\ CA^3 \\ \vdots \\ CA^{Np} \end{bmatrix}$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} CB & 0 & 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ CAB & CB & 0 & \dots & \dots & \dots & 0 \\ CA^2B & CAB & \dots & \dots & \dots & \dots & 0 \\ CA^{Np-1}B & CA^{Np-1}B & CA^{Np-1}B & \dots & CA^{Np-NC}B & \dots & 0 \end{bmatrix} \quad (16)$$

**I.7. 3.Optimisation**

L’objective 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  $\Delta U$  qui minimise l’erreur entre la sortie prédite et la consigne. Le vecteur contenant les données de la consigne est décrit par la relation suivante :

$$R_S^T = [111\dots \dots 1]r(k) \quad (17)$$

La commande sera calculée en minimisant la fonction de coût (le critère) qui est donnée par :

$$J = (R_s - Y)^T(R_s - Y) + \Delta U^T R \Delta U \quad (18)$$

Le premier terme du critère a pour objectif de minimiser l’erreur entre la sortie prédite et la consigne, alors que le deuxième terme permet la pondération de la valeur de la commande afin de rendre le critère J aussi réduit que possible.

R est une matrice diagonale qui est donnée par l’expression suivante :

$$R = r_w * I_{NC*NC} \quad (r_w \geq 0) \quad (19)$$

Lorsque  $r_w = 0$ , l’erreur sera minimisée en la valeur de  $\Delta U$ , dans ce cas l’erreur sera lentement diminuée. Afin de trouver le  $\Delta U$  optimal qui minimise le critère J, le critère est reformulé comme suit :

$$J = (R_s - F(k_i))^T(R_s - F(k_i)) - 2\Delta U^T \Phi^T(R_s - F(k_i)) + \Delta U^T (\Phi^T \Phi + R) \Delta U \quad (20)$$

La première dérivée de J par rapport au  $\Delta U$  est :

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta U} = 2\Phi^T(R_s - F(k_i)) + 2(\Phi^T \Phi + R) \Delta U \quad (21)$$

A partir de la condition nécessaire  $\frac{\partial J}{\partial \Delta U} = 0$  qui minimiser J, on trouve la relation (22) qui représente la solution optimale du signal de commande :

$$\Delta U = (\Phi^T \Phi + R)^{-1} \Phi^T (R_s - F_x(k_i)) \quad (22)$$

La matrice  $(\Phi^T \Phi + R)^{-1}$  est appelée la matrice Hessien et on suppose qu'elle existe [8].

### **I.8. Les avantages et les inconvénients**

La commande MPC présente un certain nombre d'avantages, par rapport aux autres méthodes, parmi lesquelles on trouve les avantages suivants :

#### **1) Accessibilité**

Le principe intuitif et le réglage facile des paramètres rendent la méthode accessible même aux personnes ayant des connaissances limitées en automatique [16].

#### **2) Caractère prédictif**

Si la consigne est connue à l'avance, la nature prédictive de la MPC permet d'anticiper les réponses du système, améliorant ainsi le suivi.

#### **3) Traitement multi varié**

La méthode gère facilement les systèmes à variables multiples.

#### **4) Compensation des retards**

La MPC est intrinsèquement capable de compenser les retards dans le système.

#### **5) Applicabilité générale**

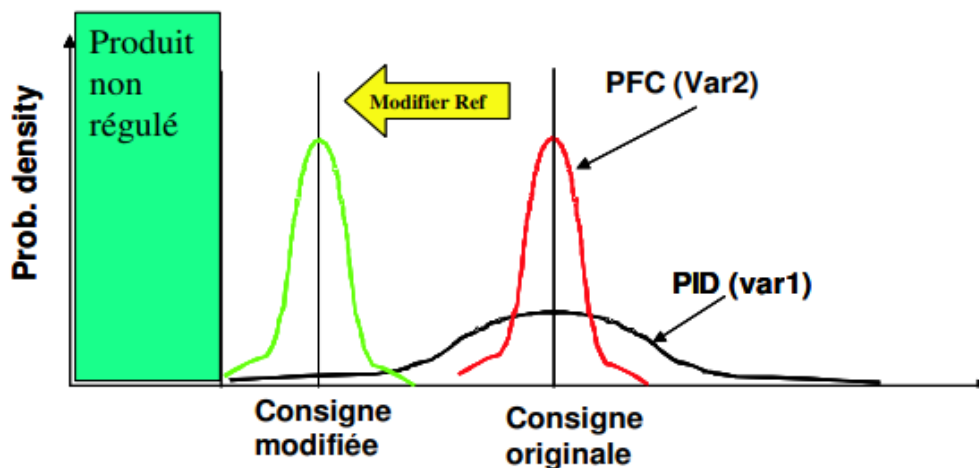
Elle s'applique à tout type de systèmes, qu'ils soient simples ou complexes (systèmes instables, avec retards, non minimum de phase, peu amortis, multi variables, non linéaires, variants).

Simplicité d'Implémentation :

Le correcteur obtenu est une loi de commande linéaire facile à implémenter et nécessite peu de temps de calcul [17].

#### **6) Stabilité numérique**

La méthode est numériquement stable, ce qui est crucial pour les applications en temps réel.



Bien sûr, il y a aussi quelques inconvénients :

### 1) Complexité de l'obtention du correcteur

Bien que le correcteur soit simple à programmer, son obtention est plus complexe que pour les correcteurs PID classiques. Cela nécessite des compétences avancées en modélisation et en optimisation.

### 2) Calculs en temps réel

Dans le cas d'une commande adaptative, un nombre important de calculs doit être effectué à chaque instant d'échantillonnage. Cela peut entraîner des délais de traitement, surtout si des contraintes sont prises en compte, augmentant ainsi le nombre de calculs nécessaires.

### 3) Fréquences d'échantillonnage élevées

Bien que la puissance des ordinateurs modernes atténue ce problème, il subsiste dans les applications nécessitant des fréquences d'échantillonnage très élevées. Cela peut limiter l'application de la MPC dans certains systèmes critiques

### 4) Besoin d'un modèle approprié

Le plus grand inconvénient est le besoin d'un modèle approprié du système. L'algorithme de calcul du correcteur prédictif repose sur une connaissance a priori de ce modèle. Par conséquent,

les bénéfices de la commande prédictive peuvent être affectés par les écarts entre le processus réel et le modèle utilisé [10].

### I.9. Application de la commande prédictive dans l'industrie

La commande prédictive est l'une des commandes avancées les plus utilisées de nos jours dans l'industrie. Cet engouement est dû à sa facilité de mise en œuvre et à ses qualités techniques. Elle permet de résoudre des problèmes inaccessibles au PID comme la commande des systèmes présentant des retards importants, des contraintes fortes au niveau des variables et aussi elle s'applique à tous les types d'industrie : la pharmacie, la chimie, la sidérurgie, la pétrochimie, l'aéronautique, etc. Plus de 4000 applications au moins étaient recensées en 2003, Le tableau 3.1 résume les domaines d'applications pour la commande prédictive. On peut constater que les applications de la commande prédictive aux domaines du raffinage et pétrochimique sont les plus nombreuses [18].

Area	Aspen Technologie	Honeywell	Adersa	Invensys	Total
Raffinage	1200	480	280	25	1985
Pétrochimie	450	80	-	20	550
Chimie	100	20	3	21	144
Papier	18	50	-	-	68
Air et gaz	-	10	-	-	10
Métallurgie	8	6	7	16	37
Alimentaire	-	-	41	10	51
Polymère	17	-	-	-	17
Cuisson	-	-	42	3	45
Aérospatial	-	-	13	-	13
Automobile	-	-	7	-	7
Autres	40	40	1045	26	1151

**Tableau I.1:** Applications industrielles de la commande prédictive.

### I.10. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté une vue d'ensemble complète de la commande prédictive (Model Predictiv Control - MPC), en abordant son historique, son principe de fonctionnement, ses différentes variantes, ainsi que ses principaux avantages et domaines

d'application. La MPC s'est imposée au fil des années comme une stratégie de commande avancée, notamment grâce à sa capacité à anticiper l'évolution future du système, à gérer les contraintes de manière explicite, et à optimiser le comportement du processus en temps réel. Les différents types de MPC, qu'ils soient linéaires, non linéaires ou adaptatifs, permettent une flexibilité d'utilisation selon la complexité du système à contrôler. Les nombreux avantages de la MPC, tels que la robustesse, la gestion des contraintes, et l'amélioration de la performance globale du système, expliquent sa large adoption dans des domaines variés comme l'industrie chimique, l'aéronautique, l'énergie et même les véhicules autonomes. Ainsi, ce chapitre a permis de poser les bases théoriques nécessaires pour comprendre le fonctionnement et l'intérêt de la commande prédictive, en vue d'une mise en œuvre pratique dans les chapitres suivants.

# **Chapitre II : Généralités sur les réacteurs chimiques**

## **II.1. Introduction**

Le réacteur représente l'élément central des installations de production chimique, que ce soit dans les raffineries, les complexes métallurgiques ou les usines chimiques et parachimiques. Dans ces unités industrielles, il est généralement entouré d'équipements situés en amont et en aval, permettant de traiter physiquement les matières premières et les produits issus de la réaction. En visitant diverses usines spécialisées dans des fabrications chimiques variées, on peut observer une grande diversité dans les formes et les dimensions des appareils où se déroulent les transformations chimiques. À première vue, cette variété pourrait laisser penser que toute classification des réacteurs chimiques est illusoire et que chaque appareil constitue un cas unique.

## **II.2. Définition**

Un réacteur chimique est un appareil ou une enceinte spécialement conçu pour accueillir et maîtriser des réactions chimiques. Il sert à convertir des réactifs (matières premières) en produits finis en contrôlant les paramètres essentiels tels que la température, la pression, le pH, la concentration des substances et le temps de réaction. Cet équipement est un pilier des industries chimiques, pétrochimiques, pharmaceutiques et métallurgiques, où il permet de réaliser des transformations chimiques à petite ou grande échelle. Les réacteurs chimiques peuvent prendre des formes variées (cylindriques, sphériques, etc.) et être conçus pour fonctionner en mode discontinu (batch), continu ou semi-continu, selon les besoins du processus. Leur conception tient compte de facteurs comme l'efficacité de la réaction, la sécurité, l'économie d'énergie et la qualité des produits finis. En somme, un réacteur chimique est un outil indispensable pour maîtriser et optimiser les transformations chimiques dans un contexte industriel ou de recherche [19].

## **II.3. Les types**

### **II.3.1. Réacteurs monophasique**

#### **A. Réacteurs discontinus**

Les transformations chimiques se produisent en fonction du temps (état non stationnaire). Il n'y a pas de flux de matière entrant ou sortant du système; ce type d'équipement est privilégié. Les industriels considèrent que sa production est très sophistiquée et à petite échelle.

**B. Les réacteurs continus**

Les réacteurs continus sont conçus pour traiter les réactifs dans un flux régulier, ce qui permet une production continue plutôt qu'un traitement par lots. Ils sont idéaux pour les environnements industriels où de grands volumes de réactifs doivent être traités efficacement.

Contrairement aux réacteurs discontinus, les réacteurs continus permettent l'ajout de réactifs sur une base continue, ce qui garantit un fonctionnement ininterrompu [20].

**C. Réacteurs parfaitement agités**

Les réacteurs parfaitement agités sont de simples récipients cylindriques munis d'un dispositif d'agitation interne efficace ainsi que d'une tubulure d'alimentation et d'une tubulure de soutirage. Le temps de séjour est situé entre dix minutes et quatre heures. Ces réacteurs se distinguent le plus souvent les uns des autres par leur système d'agitation et de chauffage ou de refroidissement.

**D. Réacteurs tubulaires**

Très répandus à l'échelle industrielle, ces réacteurs sont exploités pour les réactions en phase gazeuse homogène nécessitant une température élevée, des conditions d'écoulement piston (temps de séjour compris entre une demi-seconde et une heure) et un important débit d'échange thermique [16].

**II.3.2. Réacteurs à deux phases****A. Réacteurs à deux phases fluides**

Il s'agit habituellement des réacteurs dans lesquels sont présentes soit une phase gazeuse et une phase liquide, soit deux phases liquides non miscibles.

**B. Réacteurs catalytiques**

Ce sont les plus répandus. Ils se distinguent à la fois par le mode de chauffage, le mode de travail (continu, périodique, cyclique); la nature du catalyseur (solide, liquide), le mode de récupération ou de régénération du catalyseur. La phase fluide (liquide ou gaz) doit entrer en contact avec la phase solide qui constitue le catalyseur. On distingue trois types principaux de réacteurs catalytiques : à lit fixe, à lit mobile et à lit fluidisé.

**II.3.3. Réacteurs spéciaux****A. Réacteurs thermiques**

La réaction recherchée s'effectue sans autre concours que celui de la chaleur, en portant la matière première à la température convenable pour provoquer, en général, une dissociation des molécules. Le cas le plus souvent cité est celui du craquage thermique de certains produits pétroliers. Le chauffage peut se faire par action direct de flamme ou de gaz de combustion ou par rayonnement d'une voûte ou de blocs réfractaires chauffés à haute température, la matière brute et les produits finis circulent dans une enceinte généralement constituée par un faisceau de tubes en série ou en parallèle. Éventuellement, l'intérieur de l'enceinte contenant les produits peut être sous pression, sous vide ou tout simplement à la pression atmosphérique. Exception faite des cas où la chaleur est directement produite au sein de la masse à chauffer, sa transmission se fait essentiellement par rayonnement [21].

**B. Réacteurs électrochimiques**

Tout dispositif dans lequel se produit une réaction sous l'effet d'un apport d'énergie électrique peut être désigné par l'expression « réacteur électrochimique ». En conséquence, un réacteur électrochimique désignera indifféremment des appareillages plus habituellement connus sous les dénominations « électrolyseur », « cellule d'électrolyse » ou « cellule électrochimique ». Les cellules (ou cuves) électrolytiques sont réalisées avec différents matériaux (verre, métal, matière plastique) et peuvent recevoir deux électrodes appelées anode et cathode, ainsi que la solution à électrolyser. Les réactions électrochimiques anodique et cathodique se produisant au niveau d'interfaces liquide-solide (ou électrolyte électrode), l'analogie avec les réacteurs chimiques hétérogènes est suffisamment importante pour tenter d'appliquer une méthodologie ainsi que des méthodes de résolution identiques. Bien entendu, l'existence d'une force motrice supplémentaire liée au potentiel électrique constitue la spécificité du réacteur électrochimique, de même que la forme particulière et plus complexe des lois de cinétique aux électrodes ; les préoccupations restent cependant sensiblement identiques quant à la prise en compte des phénomènes de transferts simultanés de matière, chaleur et quantité de mouvement, au couplage des phénomènes de cinétiques physique et électrochimique [22].

### C. Réacteurs à couche mince

Bien que conçus pour réaliser des opérations physiques d'évaporation, de distillation, d'adsorption ou de désorption, les appareils à couche mince ont des caractéristiques particulières qui peuvent être exploitées avec profit aussi dans le domaine du génie de la réaction chimique. Dans le domaine, ce type d'appareil peut donc être envisagé en tant que réacteur continu pour mettre en œuvre : soit des réactions homogènes en phase liquide (la phase gazeuse ne joue alors aucun rôle) : soit des réactions hétérogènes gaz-liquide.

## II.4. Classification du réacteur

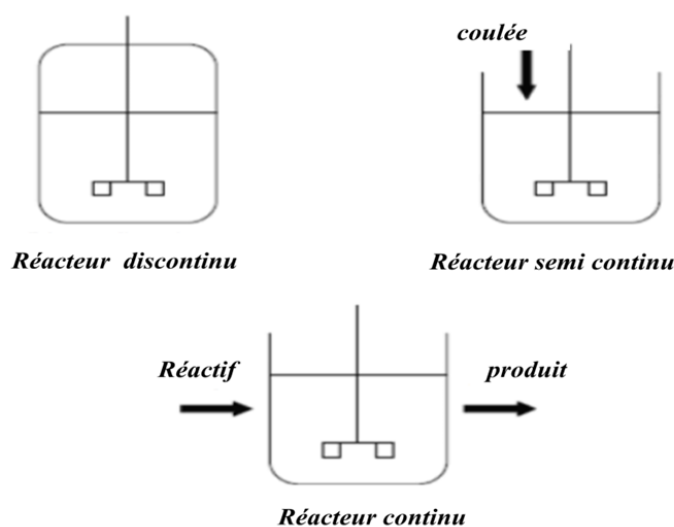
### II.4.1. Selon la nature des phases en présence

- a) Réacteur homogène
- b) Réacteur hétérogène

Il existe dans le milieu réactionnel deux phases ou plusieurs phases :

- mélange liquide-liquide ;
- système gaz-liquide ;
- système gaz-solide ;
- système gaz-solide ;
- système gaz-liquide-solide.

### II.4.2. Selon le mode de fonctionnement



**Figure II.1:** Schéma des différents types des réacteurs [23].

### II.4.3. Selon le degré de mélange des substances en réaction

#### A. Écoulement de type piston

Dans le réacteur tubulaire la transformation de l'espèce chimique se fait progressivement le long du tube ; il s'établit, entre les extrémités de l'appareil, un profil de concentration décroissant du réactif qualifiant cet appareil de réacteur à gradient de concentration.

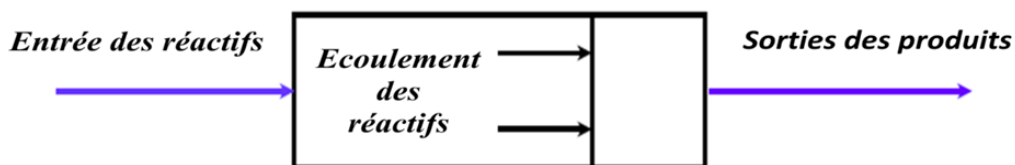


Figure II.2: Réacteur tubulaire à écoulement [23].

#### B. Écoulement à travers un réacteur parfaitement mélangé

Dans le cas du réacteur parfaitement agité, la concentration du milieu réactionnel est uniforme en tout point de l'appareil, à l'exception du point d'admission dans le réacteur où il y a une discontinuité de la concentration [14].

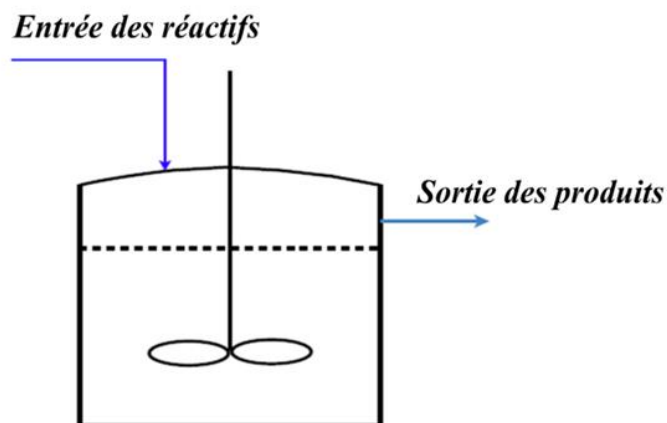


Figure (II.3): Réacteur parfaitement agité [23].

#### C. Écoulement à travers un réacteur étagé

Le cas intermédiaire entre ces deux modèles idéaux est appelé réacteur étagé,

Constitué d'une série de zones entièrement agitées. Ses caractéristiques vont de Réacteurs à gradient et réacteurs entièrement agités.

#### **II.4.4. Selon la mise en contact des phases**

On distingue les circulations des phases à :

- ❖ courants parallèles
- ❖ courants croisés
- ❖ contre-courant

Si ce dernier mode de circulation est le plus utilisé, dans le cas des processus purement physiques c'est la rétention des phases (spécialement celle de la phase réactionnelle) qui constituera l'un des paramètres essentiels lors de l'étude d'un réacteur polyphasique [23].

#### **II.5. Le choix d'un réacteur**

Le choix d'un réacteur repose sur plusieurs critères essentiels qui doivent être pris en compte de manière structurée. Tout d'abord, il est important de considérer le type de réaction chimique, qu'elle soit homogène ou hétérogène, rapide ou lente, ainsi que sa complexité. Ensuite, les conditions opératoires jouent un rôle déterminant : température, pression, besoin en agitation ou en transfert thermique influencent fortement le type de réacteur adapté. Le mode de fonctionnement est également crucial, avec un choix entre réacteur discontinu (batch), souvent utilisé pour les petites productions ou les procédés flexibles, et réacteur continu (comme le CSTR ou le PFR), plus adapté aux grandes productions régulières. L'échelle de production, les exigences en matière de sécurité, la facilité de contrôle du procédé, ainsi que les coûts d'investissement et de maintenance doivent également être évalués. Enfin, l'impact environnemental, notamment en termes de consommation énergétique et de production de déchets, peut orienter la décision vers des solutions plus durables. L'ensemble de ces critères permet de sélectionner le réacteur le plus approprié à un procédé donné [24].

#### **II.6. Conclusion**

Ce chapitre constitue une étude générale sur les réacteurs chimiques. Différents types de réacteurs chimiques ainsi que leurs classifications et le choix du réacteur ont été présentés. Après avoir passé en revue les différents types de réacteurs chimiques dans ce chapitre, le

chapitre suivant sera consacré au réacteur parfaitement agité continu CSTR, ainsi on présentera son modèle mathématique dans le but de simuler son comportement.

**Chapitre III :**  
**Modélisation et**  
**simulation d'un**  
**réacteur**  
**CSTR**

### **III.1. Introduction**

La modélisation des réacteurs chimiques est cruciale dans l'industrie chimique. En effet, il est souvent impossible, coûteux ou risqué de mener des expériences. C'est pourquoi la modélisation est utilisée pour obtenir des résultats en se basant sur des modèles mathématiques.

Dans ce chapitre, nous allons voir:

- 1) Présentation de quelques notions sur la modélisation.
- 2) Description détaillée du système.
- 3) Détermination du modèle non linéaire du système en utilisant le bilan de matière et le bilan énergétique.
- 4) La linéarisation du modèle autour d'un point de fonctionnement.
- 5) La discrétisation du modèle.
- 6) La simulation du système dans le cas des perturbations ou en l'absence de perturbations.

Ces simulations sont réalisées à l'aide du logiciel MATLAB/ SIMULINK R2022.

### **III.2. Modélisation des procédés industriels**

La modélisation est cruciale pour étudier, mettre en œuvre et contrôler les systèmes ou les unités industrielles. Cette étape peut revêtir différentes formes telles que la modélisation physique, mathématique ou graphique. En raison de la complexité croissante des systèmes modernes, la recherche se tourne vers l'utilisation des méthodes les plus efficaces pour obtenir un modèle le plus proche possible du système réel.

Définir la modélisation en génie des procédés est une tâche complexe en raison de la diversité des actions et des objectifs qu'elle englobe. Cependant, on pourrait la définir de manière synthétique comme une démarche qui consiste, à partir d'observations expérimentales, à élaborer un outil mathématique permettant de relier les sorties d'un système à ses entrées. Ce modèle, qui se compose d'un ensemble d'équations ou d'une représentation graphique du système, doit également être capable de prédire son comportement futur [25].

#### **III.2.1. La notion du modèle**

Un modèle est une représentation mathématique, physique ou graphique susceptible de se comporter comme le système physique si les deux sont soumis à la même excitation d'entrée.

Un modèle est caractérisé par son domaine de validité, c'est-à-dire par le domaine de l'espace des entrées dans lequel l'accord entre les valeurs des sorties du processus calculées par le modèle, et leurs valeurs mesurées, est considéré comme satisfaisant compte tenu de l'utilisation que l'on fait du modèle. La modélisation s'effectue selon le degré de connaissance qui doit être le plus élevé possible chez le concepteur, mais il est nécessaire en général de faire des hypothèses simplificatrices afin de limiter la complexité du modèle.

Ceci nous conduit à classer les modèles en deux types :

- **Modèles déterministes** (modèles de connaissance).
- **Modèles de comportement** ou de représentation.

### **III.2.2. Classification des modèles**

Il existe deux types de modèles selon les informations utilisées pour leur élaboration.

#### **a. Modèles déterministes**

Les modèles mathématiques déterministes ou de connaissance décrivent le processus à l'aide d'un ensemble d'équations dérivées d'une loi reflétant les effets mécaniques, thermiques, physico-chimiques et thermodynamiques interagissant dans le processus modélisé. Ces modèles mathématiques expriment généralement les bilans de matière, de quantité de mouvement et d'énergie, ainsi que les interactions entre les phénomènes de transfert (matière, chaleur, quantité de mouvement).

Dans la catégorie des modèles mathématiques déterministes, on distingue les modèles à paramètres localisés, représentés par des équations différentielles ordinaires (comme dans le cas du réacteur parfaitement agité), et les modèles à paramètres distribués, décrits par des équations aux dérivées partielles.

#### **b. Modèles de comportement (boîte noire)**

À partir de données expérimentales d'entrée-sortie, il s'agit de choisir une représentation (fonction de transfert, réseaux de neurones, etc.) de la sortie en fonction de l'entrée et d'effectuer une identification des paramètres. Toutefois, pour être exploitée 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. Cette solution paraît plus simple à mettre en

œuvre, mais peut s'arriver très difficile voire laborieuse dans le cas de systèmes multi variables ou de fortes non-linéarité. Le domaine de validité est plus restreint que celui obtenu avec un modèle de connaissance.

Le choix de la méthode se fait bien sûr en fonction de la précision des objectifs à atteindre et des informations disponibles. Notons aussi que le modèle fait partie intégrante de la commande prédictive et doit par conséquent susciter une attention particulière lors de sa conception [26].

### **III.3. L'intérêt de la modélisation en automatisation**

La modélisation représente de manière simplifiée mais fidèle le fonctionnement d'un système réel afin d'en faciliter l'analyse, la compréhension, la conception et le contrôle. En automatisation, les systèmes sont souvent complexes et impliquent des interactions entre des composants mécaniques, électriques, électroniques et informatiques. La modélisation permet ainsi de prévoir le comportement du système face à différentes situations, sans avoir besoin de le construire physiquement. Elle est utilisée pour simuler des scénarios, tester des algorithmes de commande, et optimiser les performances avant la mise en œuvre réelle. De plus, elle joue un rôle fondamental dans la conception des lois de commande qui régissent les actions du système automatisé. En résumé, la modélisation est un outil indispensable qui permet de gagner du temps, de réduire les coûts, et d'améliorer la fiabilité et l'efficacité des systèmes automatisés.

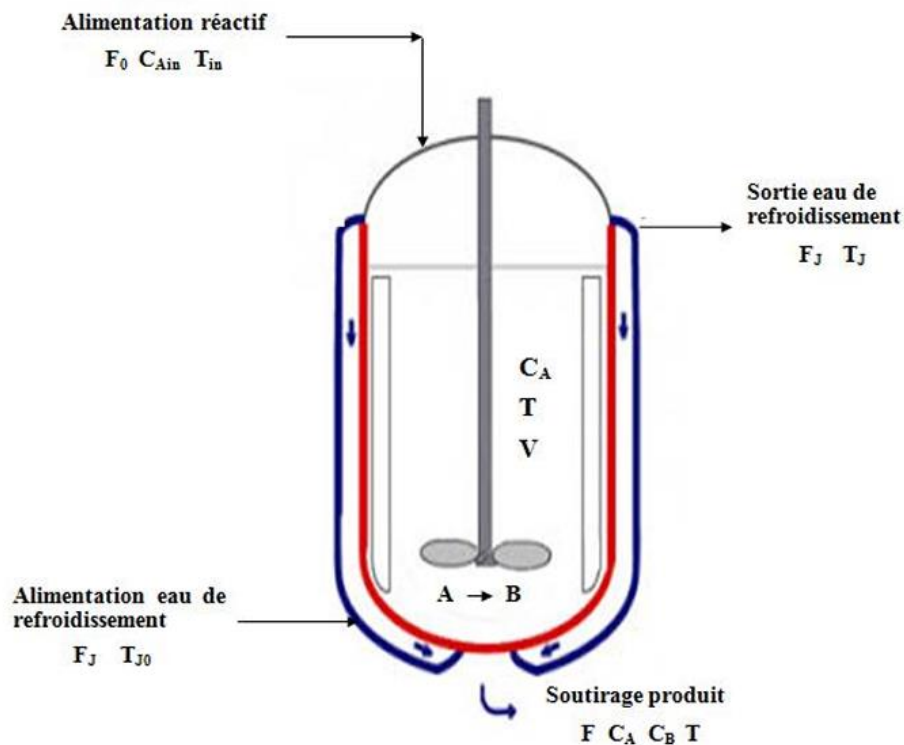
### **III.4. Modélisation du réacteur CSTR**

Le réacteur chimique que nous allons étudier dans ce manuscrit est un réacteur parfaitement agité continu appartient à une classe de réacteurs idéaux où les conditions hydrodynamiques et physiques sont supposées idéalisées et bien déterminées.

Avant de faire la modélisation du réacteur chimique, il faut tout d'abord faire une description globale de ce système.

#### **III.4.1. Description du système CSTR**

Le processus décrit ici concerne un réacteur chimique à cuve parfaitement agitée en continu (CSTR), équipé d'une double enveloppe de refroidissement. À l'intérieur de ce réacteur, se déroule une réaction chimique irréversible et exothermique du premier ordre, où A se transforme en B avec une vitesse de réaction  $r = k CA$ . Un schéma simplifié de cet équipement est présenté dans la figure suivante :



**Figure III.1:** Schéma du réacteur chimique.

Ce dispositif de réacteur chimique continu parfaitement agité est utilisé pour une réaction exothermique de premier ordre, transformant A en B et produisant une quantité de chaleur  $\Delta H$ . Le réactif A est introduit en continu dans le réacteur à un débit volumétrique  $F_0$ , avec une concentration molaire d'alimentation  $C_{Ain}$  et une température  $T_{in}$ . L'agitateur motorisé assure un bon mélange du contenu du réacteur. Un flux de sortie, contenant un mélange des composés A et B, est extrait du réacteur de manière continue, avec un débit volumétrique  $F$ , des concentrations  $C_A$  et  $C_B$ , et une température  $T$ .

Pour dissiper la chaleur générée par cette réaction exothermique, le réacteur est entouré d'une double enveloppe (notée 'j') ayant une surface d'échange  $A$  et un volume constant  $V_j$ . Cette enveloppe est parcourue par un fluide de refroidissement (de l'eau) circulant à un débit variable  $F_j$  et à une température d'entrée constante  $T_{j0}$ .

### III.5. Modélisation mathématique du réacteur CSTR

Le modèle mathématique intègre des termes différentiels qui décrivent le comportement dynamique du réacteur. En utilisant cet outil, il est possible d'analyser l'évolution temporelle des différentes variables du réacteur telles que les concentrations et la température.

**III.5.1. Le bilan de matière**

$$\left[ \begin{matrix} \text{Débit} \\ \text{entrant} \end{matrix} \right] + \left[ \begin{matrix} \text{Débit de production} \\ \text{par la réaction} \end{matrix} \right] = \left[ \begin{matrix} \text{Débit} \\ \text{sortant} \end{matrix} \right] - [\text{Accumulation}]$$

$$F_1 + \lambda r_A V = F_{A0} + \frac{dn_A}{dt}$$

$\lambda = -1$  (cas d'un réactif),

$\lambda = 1$  (cas d'un produit)

$$F = Q * C$$

$$n_A = C_0 * V$$

Donc : 
$$Q_1 C_1 - K_1 C_0 V = Q_1 C_0 + \frac{d(C_0 V)}{dt}$$

$$\frac{dC_0}{dt} = -K_1 C_0 + \frac{Q_1 C_1}{V} - \frac{Q_1 C_0}{V} \quad \text{III - 1}$$

**III.5.2. Le bilan énergétique**

$$\left[ \begin{matrix} \text{Energie} \\ \text{Enterne} \\ \text{à l'entrée} \end{matrix} \right] - \left[ \begin{matrix} \text{la chaleur} \\ \text{ajutée} \\ \text{par la réaction} \end{matrix} \right] = \left[ \begin{matrix} \text{Energie} \\ \text{Enterne} \\ \text{à la sortie} \end{matrix} \right] + \left[ \begin{matrix} \text{l'accumulation} \\ \text{d'energie} \\ \text{interne} \end{matrix} \right] - \left[ \begin{matrix} \text{energie} \\ \text{echangé} \\ \text{avec} \\ \text{le couvercle} \end{matrix} \right]$$

➤ **Par rapport au réacteur**

Donc : 
$$Q_1 \rho C_p T_1 - \Delta H K_1 C_0 V = Q_1 \rho C_p T_0 + \frac{d(\rho C_0 V T_0)}{dt} - UA (T_0 - T_{cw0})$$

$$\frac{dT_0}{dt} = \Delta H K_1 C_0 + \frac{Q_1 T_1}{V} - \frac{Q_1 T_0}{V} - \frac{UA(T_0 - T_{cw0})}{V} \quad \text{III-2}$$

➤ **Par rapport au couvercle**

$$\text{Donc : } Qc_w \rho C_p T_{cw_1} - UA (T_0 - T_{cw_0}) = Qc_w \rho C_p T_{cw_0} + \frac{d(\rho C_w V T_{cw_0})}{dt}$$

$$\frac{d(T_{cw_0})}{dt} = \frac{Qc_w (T_{cw_1} - T_{cw_0})}{V c_w} + \frac{UA(T_0 - T_{cw_0})}{V c_w} \quad \text{III-3}$$

Avec :

- 7) V : volume constant du réacteur [m<sup>3</sup>].
- 8) A : surface d'échange entre le réacteur et la double enveloppe [m<sup>2</sup>].
- 9) ΔH : enthalpie de réaction [KJ. Mol<sup>-1</sup>].
- 10) K : constante de vitesse de la réaction [1 mol<sup>-1</sup>.min<sup>-1</sup>].
- 11) C<sub>A</sub> : concentration du produit à la sortie [mol. m<sup>-3</sup>].
- 12) ρ : masse volumique dans le réacteur [kg. m<sup>3</sup>].
- 13) U : coefficient d'échange thermique entre la réaction et la double enveloppe [KJ. m<sup>-2</sup>. s<sup>-1</sup>].
- 14) T : température dans la réaction [K].
- 15) C<sub>p</sub>: la chaleur spécifique de réactif [KJ.kg<sup>-1</sup>.K<sup>-1</sup>].
- 16) F : le débit volumique [m<sup>3</sup>.s<sup>-1</sup>].

### III.5.3. Modèle non linéaire

Les trois 3 équations représentent le modèle mathématique non linéaire du système (le réacteur CSTR)

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

$$x(t) = \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \\ x_3(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} C_0(t) \\ T_0(t) \\ T_{cw_0}(t) \end{bmatrix}$$

On les remplace dans les équations III-1, III-2, III-3, on aura le nouveau système d'équations suivant III-4 :

$$\frac{d(x_1)}{dt} = -K_1 x_1(t) + \frac{Q_1 C_1}{V} - \frac{K_v x_1(t)}{\sqrt{V}}$$

$$\frac{d(x_2)}{dt} = \Delta H K_1 x_1 + \frac{Q_1 T_1}{V} - \frac{K_v x_2}{\sqrt{V}} - \frac{UA(x_2 - x_3)}{V}$$

$$\frac{d(x_3)}{dt} = \frac{Qc_{w_1}(Tc_{w_1} - x_3(t))}{Vc_w} + \frac{UA(x_2(t) - x_3(t))}{Vc_w}$$

$$\text{Avec : } K_v = \frac{Q_1 \sqrt{V}}{V}$$

Les paramètres physiques du réacteur à étudier sont ceux utilisé par ‘‘Yi Cao et Diane Bisses, 1996’’, ils sont mentionnés au tableau .

<u>Variable</u>	<u>Valeur</u>	<u>Unité</u>
Kv	0.16	m <sup>3</sup> /s
Ua	0.35	m <sup>3</sup> /s
ER	600	k
deltaH	5	m <sup>3</sup> .k/mol
K0	2.7*10 <sup>8</sup>	s <sup>-1</sup>
V	1	m <sup>3</sup>

**Tableau III.1:** Les paramètres physiques du réacteur.

### III.5.4. Linéarisation du modèle

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 de fonctionnement en régime permanent.

#### Etape 1 : déterminer le point de fonctionnement ou l'état de l'équilibre

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

Variable	Valeur	Unité

Concentration à la sortie du réacteur	0.084	Mol/m <sup>3</sup>
Température à la sortie du réacteur	363	k
Température de l'eau froide à la sortie du réacteur	328	k
Débit de l'eau froide à l'entrée du réacteur	0.45	m <sup>3</sup> /s

Le tableau (III.4.4) présente les valeurs des variables qui représente les points de fonctionnement :

**Tableau III.2 :** Les points de fonctionnements.

### Etape 2 : Modèle d'espace d'état

Les matrices en temps continu autour de point de fonctionnement :

$$A_c = \begin{bmatrix} -17.9775 & -0.0685 & 0 \\ 89.5098 & 0.1889 & 0.078 \\ 0 & 0.35 & -0.8 \end{bmatrix}$$

$$B_c = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \\ -27.5616 \end{bmatrix}$$

$$C_c = [0 \quad 1 \quad 0]$$

$$D_c = 0$$

### III.5.5. Discrétisation du modèle

Le modèle mathématique sous forme discrète est obtenu pour le temps d'échantillonnage  $T_e = 0,2$  s. est le suivant :

$$A_p = \begin{bmatrix} 0.0109 & -0.0037 & 0 \\ 4.8158 & 0.9885 & 0.0144 \\ 0.2385 & 0.0646 & 0.8526 \end{bmatrix} ; \quad B_p = \begin{bmatrix} 0.0001 \\ -0.0408 \\ -5.0949 \end{bmatrix}$$

$$C_p = [0 \quad 1 \quad 0] ; \quad D_p = 0$$

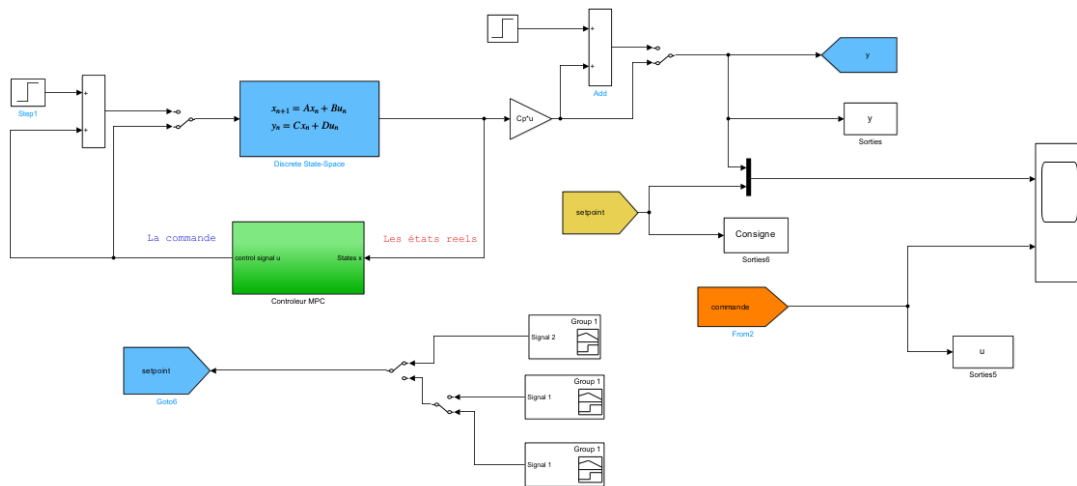


Figure III.2 : Schéma SIMULINK du réacteur.

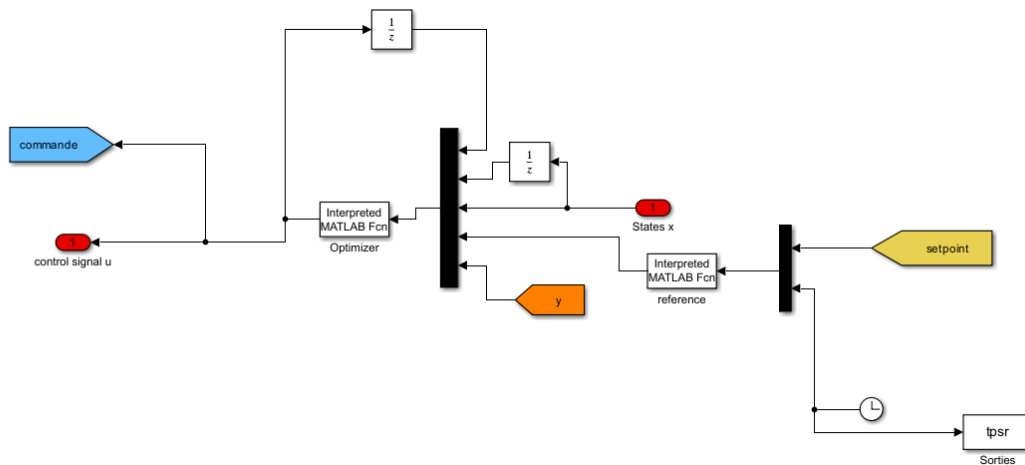
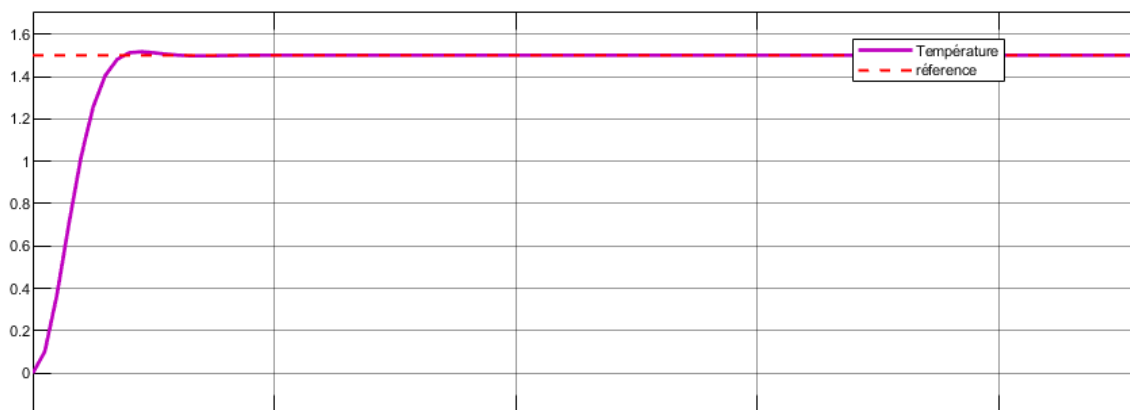


Figure III.3 : Schéma de contrôleur MPC dans l'environnement SIMULINK.

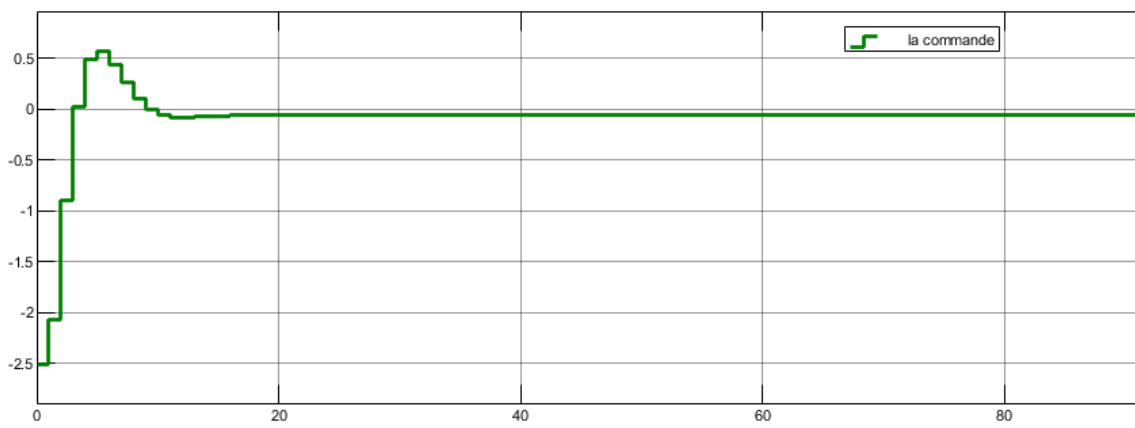
Les résultats de simulation du système CSTR corrigé sont donnés par les figures suivantes :

**Scénario 1**

Le système sans perturbations.



**Figure III.4:** La sortie-référence du réacteur CSTR.



**Figure III.5 :** Evolution de la commande générée par le contrôleur.

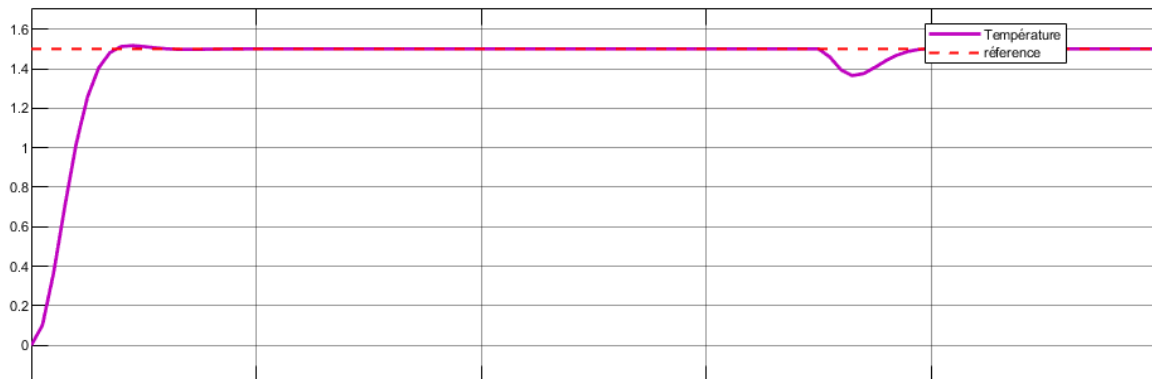
D'après les figures, la première courbe montre la réponse du système de régulation de température du réacteur. Dans la première courbe, on observe l'évolution de la température en fonction de temps. On constate que la température atteint rapidement la valeur de consigne prédéfinie avec un léger dépassement initial, suivi d'une stabilisation sans oscillations importantes, ce qui traduit une bonne performance du régulateur en termes de rapidité et de stabilité.

La deuxième courbe, l'évolution du signal de la commande appliquée au système. On remarque une action de commande initiale significative, suivie d'un retour rapide à une valeur quasi nulle. Cela indique que le contrôleur agit de manière efficace pour atteindre la consigne, puis maintient la température avec une action minimale, ce qui est souhaitable pour limiter la sollicitation excessive des actionneurs et la consommation d'énergie (démunie l'usure des

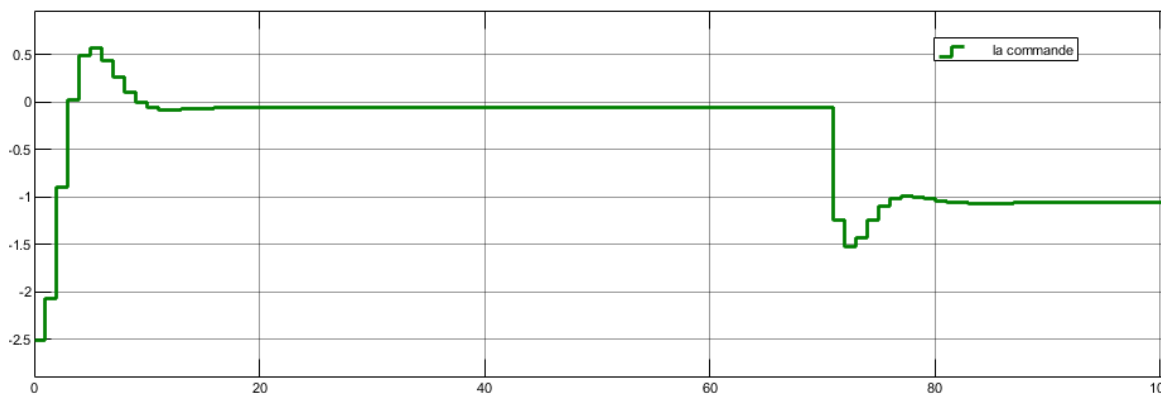
actionneurs). Ce comportement suggère un bon compromis entre rapidité, stabilité et l'effort de commande.

## Scénario 2

Introduction d'une perturbation sur la commande



**Figure III.6 :** La sortie du réacteur en présence de perturbation sur la commande.



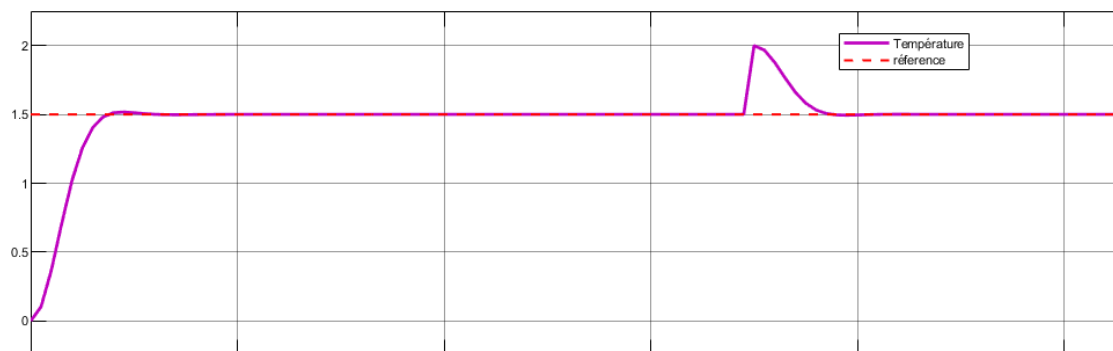
**Figure III.7 :** Signal de commande avec perturbation sur la commande.

Dans ce scénario, une perturbation est introduite sur le signal de commande. La Figure (III.6) montre clairement l'impact de cette perturbation sur la sortie du réacteur (température). On observe une déviation brusque et significative de la température par rapport à la référence, autour de  $t = 70s$ . La sortie chute rapidement, avant de revenir lentement vers la consigne, ce qui traduit la capacité du contrôleur MPC à rejeter l'effet de cette perturbation de manière efficace.

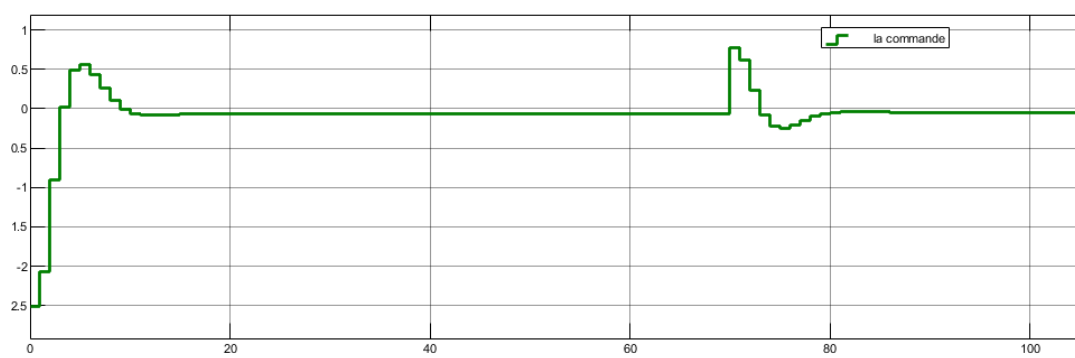
La Figure (III.7) met en évidence la variation soudaine de la commande, causée par l'introduction de la perturbation. Cette variation importante montre que le signal de commande a été affecté brutalement, ce qui a directement influencé la dynamique du système. Cela illustre la sensibilité d'un système, même en boucle fermée, aux perturbations agissant directement sur la commande, et souligne la nécessité d'une stratégie de contrôle robuste capable de compenser de telles perturbations.

### Scénario 3

Introduction d'une perturbation sur la sortie du réacteur



**Figure III.8:** La sortie du réacteur en présence de la perturbation sur la sortie.



**Figure III.9 :** Signal de commande avec perturbation sur la sortie.

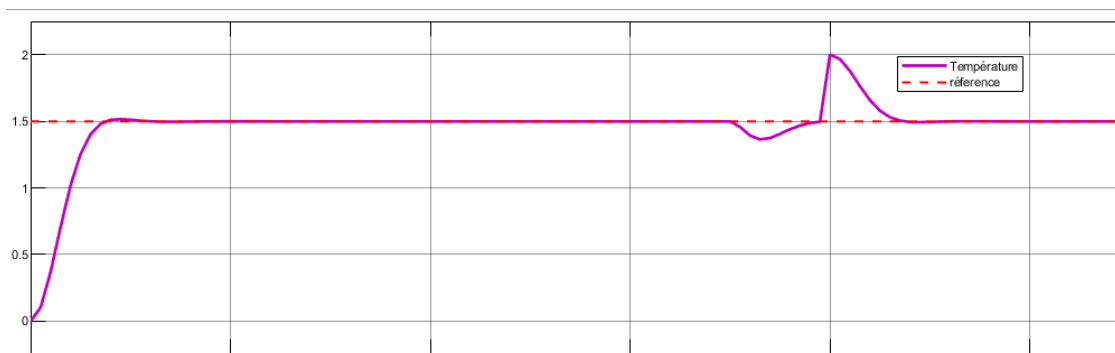
La Figure (III.8) illustre la réponse du réacteur (température) face à cette perturbation. On remarque une brusque élévation de la température suivie d'une chute rapide avant que le la

sortie du système rejoint progressivement la valeur désirée. Ce scénario montre bien que le contrôleur MPC est capable de faire face à une perturbation sur la sortie, bien que cela entraîne un écart temporaire important par rapport à la consigne.

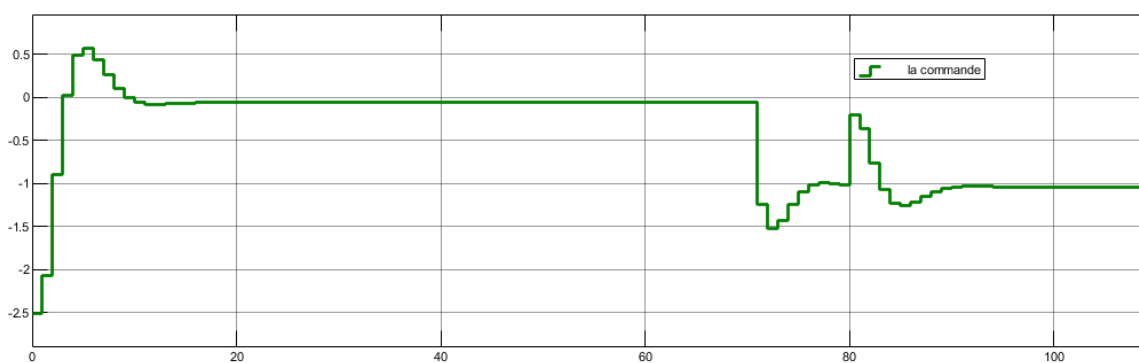
**Figure (III.9)** présente l'évolution de la commande en réponse à cette perturbation. Le régulateur tente immédiatement de compenser l'effet de la perturbation en générant une action de commande significative. Cette réaction rapide et énergique montre que le système en boucle fermée dispose d'un mécanisme de rétroaction efficace qui permet de détecter les écarts et de les corriger, améliorant ainsi la robustesse face aux perturbations extérieures affectant la sortie.

**Scénario 4**

Introduction des perturbations sur la commande et sur la sortie



**Figure III.10 :** La sortie du réacteur sous perturbations combinées.



**Figure III.11 :** Évolution de la commande sous perturbations combinées.

Dans ce dernier scénario, le système est soumis à une perturbation combinée sur la commande et la sortie. L'analyse des courbes montre qu'avant la perturbation, la température

suit bien la consigne, indiquant une régulation efficace. Cependant, dès l'apparition de la perturbation sur la commande, la sortie du réacteur présente un dépassement important accompagné d'oscillations, traduisant l'effet néfaste de cette perturbation. La commande réagit de manière brutale avec une forte chute, suivie de corrections oscillantes, ce qui reflète une tentative agressive du contrôleur pour compenser cet écart dû à l'effet de perturbation. Bien que le système tende à se stabiliser, le retour à l'équilibre est lent. D'après ces résultats de simulation, on peut conclure que le régulateur MPC proposé est robuste face aux perturbations extérieures.

### **III.6. Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons étudié le comportement d'un système de régulation de température, en analysant sa réponse à différentes perturbations introduites soit sur la commande, soit sur la sortie, soit les deux. Les résultats obtenus à travers les différentes simulations ont montré l'efficacité du régulateur dans des conditions nominales, avec une bonne stabilité, un dépassement modéré et un temps de réponse satisfaisant.

Ces observations soulignent l'importance de concevoir des régulateurs robustes, capables de compenser efficacement les perturbations et d'assurer la stabilité et la précision du système, même en conditions perturbées. Ce travail ouvre la voie à l'implémentation de stratégies de commande avancées, telles que la commande prédictive, pour renforcer encore la performance du système face à des environnements dynamiques et incertains.

**Chapitre IV :**  
**Optimisation**  
**par Algorithme**  
**PSO**

## IV.1. Introduction

L'optimisation par essaim de particules est une méthode méta euristique qui s'inspire de l'intelligence collective observée chez les oiseaux ou les poissons lorsqu'ils cherchent de la nourriture. Pendant leur quête alimentaire, un oiseau peut détecter la présence de nourriture et guider les autres vers cet endroit. Grâce à des échanges continus d'informations, ils convergent finalement vers la source de nourriture. Dans ce contexte, une information de qualité correspond à une solution optimale, tandis que la nourriture représente la meilleure solution tout au long du processus. L'algorithme développé par Kennedy et Eberhart vise à reproduire ce comportement social en analysant l'environnement et les interactions entre individus, offrant ainsi une méthode d'optimisation basée sur l'observation des tendances. Les individus qui vivent à proximité les uns des autres cherchent à améliorer leurs opportunités en suivant une tendance qu'ils ajustent en fonction de leurs propres expériences. Ce modèle a ensuite été développé en un algorithme d'optimisation simple et efficace [27].

## IV.2. Définition du PSO

PSO (Optimisation par Essaim de Particules) est un algorithme d'optimisation stochastique inspiré du comportement social de certains animaux, notamment les oiseaux en vol ou les poissons en banc. Il a été développé en 1995 par James Kennedy (psychologue social) et Russ Eberhart (ingénieur en informatique). L'idée fondamentale est que des entités individuelles (les particules) peuvent coopérer pour résoudre un problème complexe sans coordination centrale, en imitant les dynamiques sociales observées dans la nature [28].

## IV.3. Composants de l'algorithme

Un essaim de particules explore un espace de recherche à la recherche du minimum ou du maximum d'une fonction objectif. Chaque particule possède :

- Position  $x_i \in \mathbb{R}^n$  : représente une solution possible.
- Vitesse  $v_i \in \mathbb{R}^n$  : indique la direction et la rapidité de déplacement dans l'espace.
- pbest: la meilleure position que la particule a atteinte.
- gbest: la meilleure position atteinte par l'ensemble de l'essaim [29].

## IV.4. Le mode de fonctionnement du PSO

### IV.4. 1. Initialisation

- Un essaim de particules est créé, chacune avec :
  - ❖ Une position initiale (solution aléatoire).
  - ❖ Une vitesse initiale (vecteur aléatoire).
  - ❖ Un score de la fonction objectif évalué à sa position.
- Chaque particule mémorise sa meilleure position personnelle trouvée jusqu'à présent : pbest.
- L'algorithme identifie la meilleure position globale dans tout l'essaim : gbest [30].

### IV.4. 2. Évaluation

À chaque itération, chaque particule :

- ❖ Évalue la valeur de la fonction objective à sa position actuelle,
- ❖ Compare cette valeur à son pbest, et met à jour si la nouvelle position est meilleure,
- ❖ Compare cette valeur à gbest et met à jour si c'est la meilleure trouvée par tout l'essaim [32].

### IV.4. 3. Mise à jour des vitesses et positions

- Chaque particule ajuste sa vitesse selon trois composantes :
  - ❖ Inertie : tendance à poursuivre dans la même direction.
  - ❖ Attraction vers pbest : influence de sa propre meilleure expérience.
  - ❖ Attraction vers gbestg\_ : influence du groupe (partage d'expérience).

$$V_i(t+1) = w * v_i(t) + c1 * r1 * (pbest - x_i(t)) + c2 * r2 * (gbest - x_i(t))$$

- Ensuite, la position est mise à jour :

$$X_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1)$$

#### IV.4. 4. Convergence

- Ce processus se répète pendant un nombre fixe d'itérations ou jusqu'à la convergence (par exemple, aucune amélioration significative du gbest).
- L'algorithme retourne la meilleure solution trouvée [31].

#### Remarque

W : facteur d'inertie.

c1, c2: des facteurs d'accélération.

#### IV.5. Analyse et Résultats

##### Scénario 1

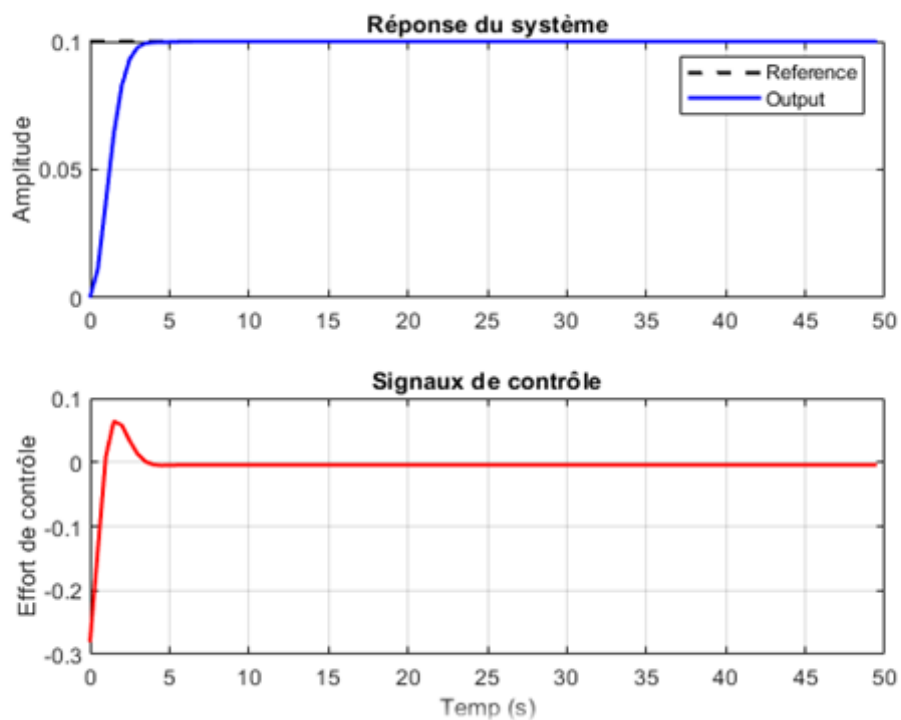
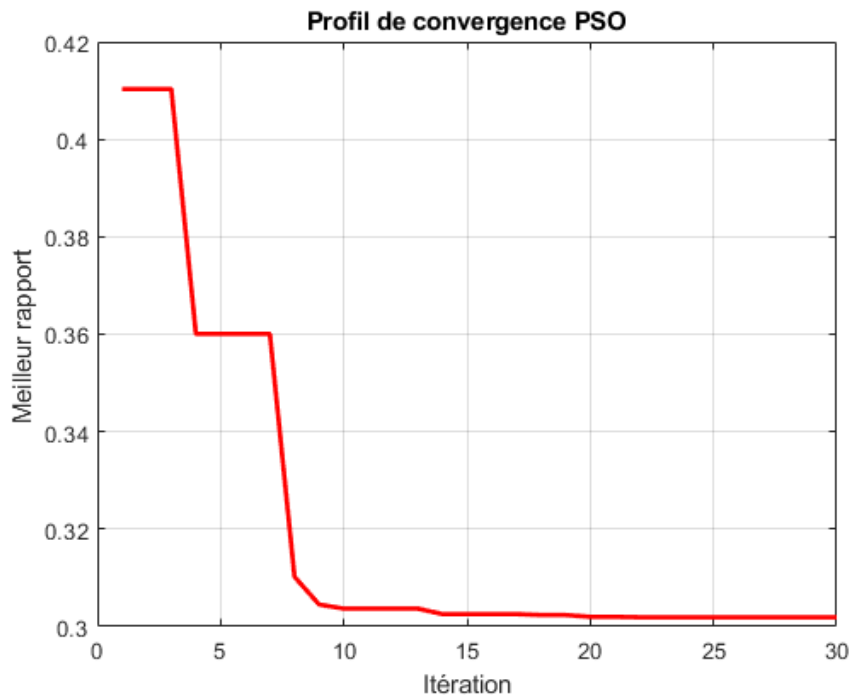


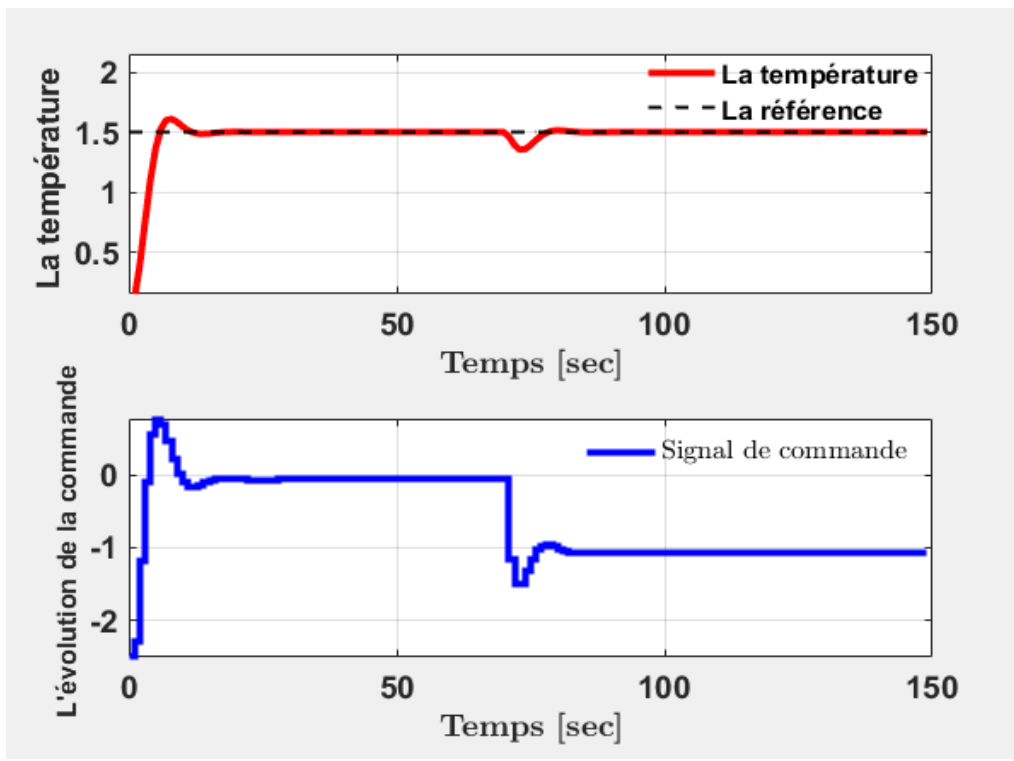
Figure IV.1 : Réponse du système / signal de contrôle du système.



**Figure IV.2 :** Profil de la convergence de la fonction fitness du PSO.

Les deux figures illustrent la réponse d'un système en boucle fermée régulé par un contrôleur optimisé à l'aide de l'algorithme PSO (Particle Swarm Optimization). Dans la première figure, la réponse du système suit rapidement la référence avec un léger dépassement et une stabilisation rapide, tandis que l'effort de commande présente une brève variation avant de converger vers une valeur constante, ce qui reflète un bon compromis entre performance dynamique et consommation d'énergie. La deuxième figure montre le comportement du même système en l'absence de perturbation. On y observe une réponse encore plus fluide et stable, mettant en évidence l'efficacité du réglage par PSO. L'absence d'oscillations et la précision de suivi dans les deux cas confirment la robustesse du contrôleur et la capacité de l'algorithme PSO à optimiser les paramètres pour assurer une régulation performante, même en présence de conditions variables.

## Scénario 2

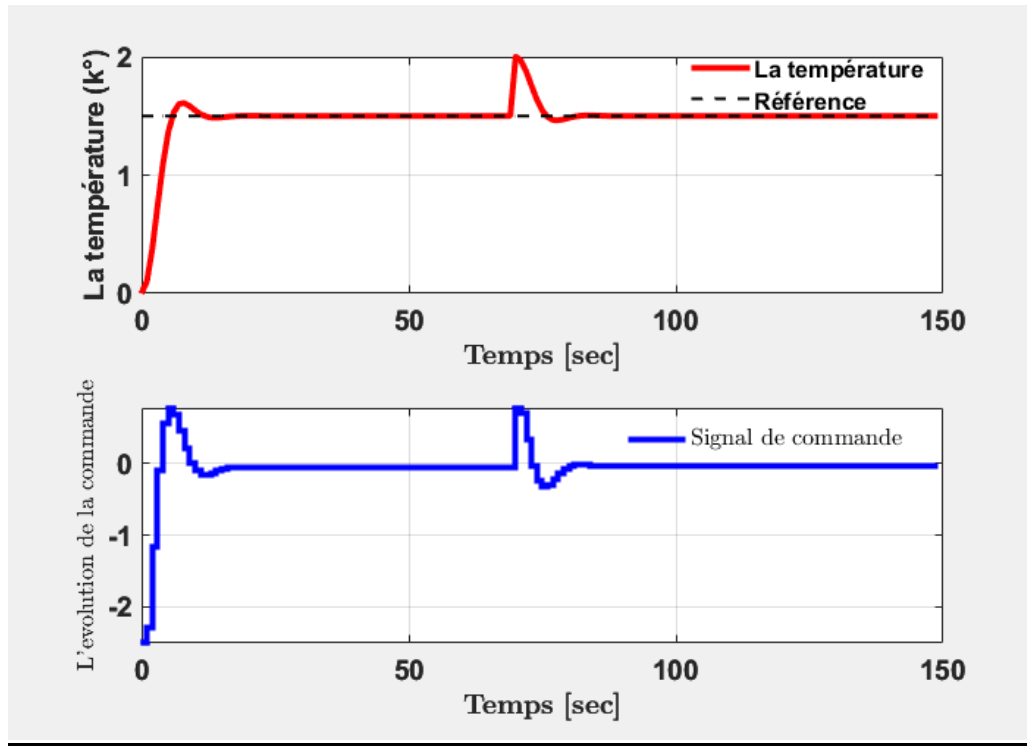


**Figure IV.3:** Comportement du système en présence de perturbation sur la commande.

La figure présentée illustre la performance d'un système de régulation thermique à travers deux graphes : la réponse en température et le signal de commande. On observe que la température (courbe rouge) suit la consigne (courbe pointillée noire) avec un léger dépassement initial d'environ 7 % avant de converger rapidement vers la valeur de référence. Le système atteint un régime permanent stable sans oscillations persistantes, démontrant un bon amortissement. Une perturbation est introduite à l'instant 75 (s) provoque ainsi une déviation temporaire, mais la température retrouve rapidement sa consigne grâce à l'action efficace du contrôleur. Le signal de commande (courbe bleue) présente au début des variations importantes pour corriger l'erreur initiale, puis se stabilise autour d'une valeur modérée, assurant ainsi le maintien de la consigne sans effort excessif. L'ensemble des courbes met en évidence un système bien réglé, caractérisé par une bonne rapidité, un dépassement acceptable et une excellente capacité de rejet des perturbations.

## Scénario 03

Introduction d'une perturbation sur la sortie du réacteur



**Figure IV.4 :** Comportement du système en présence de perturbation sur la sortie.

La figure montre la réponse dynamique d'un système de régulation thermique, avec la température (courbe rouge) comparée à la consigne (courbe pointillée noire) et le signal de commande correspondant (courbe bleue). On remarque que la température atteint rapidement la consigne avec un léger dépassement initial avant de se stabiliser autour de la valeur souhaitée. Vers  $t \approx 75$  secondes, une perturbation provoque un dépassement notable de la température au-dessus de  $2 \text{ K}^\circ$ , suivi d'un retour rapide à la consigne grâce à l'action du contrôleur. Le signal de commande associé montre un effort initial important (avec des valeurs allant jusqu'à environ -2,5) pour accélérer la montée en température, puis il se stabilise près de zéro en régime permanent, ce qui indique un bon réglage permettant de maintenir la température sans sollicitation excessive de l'actionneur. Lors de la perturbation, le signal de commande réagit promptement avec une augmentation soudaine, puis décroît progressivement lorsque la température retrouve sa valeur de référence. L'ensemble traduit un système bien conçu, capable d'assurer une bonne rapidité, un dépassement modéré et une correction efficace des perturbations.

### IV.5.1. Optimisation des Paramètres du Contrôleur MPC par l'algorithme PSO

Après les calculs des paramètres optimaux du MPC ( $N_p$ ,  $N_c$ ,  $\gamma$ ) à condition  $N_c \geq N_p$  en utilisant l'algorithme PSO (particle swarm optimization) on trouve :

- pour le scénario 1:  $N_p=8$  ;  $N_c=2$  ;  $\gamma=0.0163$ .
- pour le scénario 2 :  $N_p=8$  ;  $N_c=2$  ;  $\gamma=0.0163$ .
- pour le scénario 3 :  $N_p=8$  ;  $N_c=2$  ;  $\gamma=0.0163$ .

### IV.5.2. Critère de performance

Critère de performance désigne un élément ou un indicateur permettant d'évaluer l'efficacité ou la qualité d'une action, d'un processus ou d'un système. Il sert à mesurer dans quelle mesure les objectifs fixés ont été atteints. Dans notre travail, la relation suivante dite Root Mean Squared Error (RMSE) exprime le critère de performance, il faut que la valeur de cette relation soit petite pour juger que le système corrigé fonctionne plus mieux que d'autre.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\|Y_{ref} - Y_{sim}\|^2}{N_s}}$$

$N_s$  : Le nombre d'échantillons.

$Y_{ref}$  : La référence.

$Y_{sim}$  : La sortie de la simulation.

- Après les calculs :

	Système sans PSO	Système avec PSO
RMSE	0.50267	0.20854

**Tableau IV.1** : Les valeurs de RMSE.

### IV.5.3. Etude comparative

Dans le cadre de ce mémoire, nous avons mené une analyse comparative approfondie entre la commande prédictive (Model Predictive Control – MPC), abordée dans le chapitre 3, et l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (Particle Swarm Optimization – PSO),

présenté dans le chapitre 4, afin de mettre en évidence leur rôle distinct, leur complémentarité et l'intérêt de leur intégration dans une approche hybride de commande avancée. La commande prédictive constitue une méthode de régulation puissante basée sur l'exploitation d'un modèle dynamique du système. Elle repose sur la prédiction du comportement futur du procédé contrôlé, sur un horizon temporel donné, et sur la résolution d'un problème d'optimisation à chaque instant d'échantillonnage, afin de calculer la séquence optimale de commandes. Cette stratégie est particulièrement adaptée aux systèmes multi variables soumis à des contraintes, qu'ils soient linéaires ou non linéaires, et offre de nombreux avantages, notamment la prise en compte explicite des limitations physiques, la bonne gestion des retards, la robustesse face aux variations modérées du système, ainsi qu'une amélioration notable de la stabilité et de la performance globale du procédé. Toutefois, l'efficacité d'un régulateur MPC dépend largement de la qualité du modèle utilisé et du choix adéquat de ses paramètres clés, tels que l'horizon de prédiction ( $N_p$ ), l'horizon de commande ( $N_c$ ) et le coefficient de pondération ( $\gamma$ ), dont la détermination manuelle peut s'avérer complexe, imprécise et dépendante de l'expérience de l'opérateur. Pour surmonter cette difficulté, l'algorithme PSO intervient comme une solution d'optimisation globale, inspirée du comportement social des essaims d'oiseaux ou de poissons. Grâce à son fonctionnement itératif basé sur la coopération et l'adaptation des particules dans un espace de recherche, le PSO permet d'explorer efficacement un vaste ensemble de solutions possibles afin de converger vers un optimum global. Il est particulièrement utile dans les cas où le problème est non linéaire, non convexe ou mal défini analytiquement. En combinant ces deux approches, nous avons conçu une stratégie de commande prédictive auto-optimisée, dans laquelle l'algorithme PSO est utilisé pour ajuster automatiquement les paramètres du MPC en fonction de la dynamique du système et des performances souhaitées. Les simulations réalisées sur un réacteur chimique de type CSTR ont démontré l'efficacité de cette combinaison. Le régulateur MPC, lorsqu'il est réglé à l'aide du PSO, présente une meilleure stabilité, une réponse plus rapide, un effort de commande réduit et une robustesse accrue face aux perturbations sur la commande ou la sortie. Ainsi, cette approche intégrée tire profit de la précision et de la rigueur de la commande prédictive, tout en bénéficiant de la flexibilité et de la capacité d'optimisation globale de l'algorithme PSO. En conclusion, la combinaison MPC-PSO représente une solution performante et intelligente pour le contrôle des systèmes complexes, et ouvre des perspectives prometteuses pour le développement de régulateurs autonomes et adaptatifs dans l'industrie moderne.

## **IV.5. Conclusion**

Nous avons présenté dans ce chapitre l'algorithme PSO (Partical Swarm Optimization) et son mode de fonctionnement, pour calculer les paramètres optimaux de la commande prédictive pour minimiser l'erreur entre la référence du système et la sortie en présence et absence de la perturbation.

Ensuite, on a fait une étude comparative entre le système sans et avec perturbation (dans les trois scénarios).

# **Conclusion générale**

Ce mémoire s'est inscrit dans le cadre de la conception et de l'optimisation d'une stratégie de commande avancée appliquée à un système industriel non linéaire, en l'occurrence un réacteur chimique parfaitement agité de type CSTR. Le travail a été structuré autour de plusieurs axes complémentaires permettant de progresser depuis la modélisation du procédé jusqu'à l'implémentation d'une commande prédictive optimisée.

Dans un premier temps, nous avons présenté les fondements théoriques de la commande prédictive (MPC), en mettant en évidence ses avantages majeurs, notamment la capacité à anticiper le comportement du système, à gérer les contraintes physiques de manière explicite, et à fournir une commande optimale en temps réel. Par la suite, nous avons procédé à la modélisation dynamique du réacteur CSTR à partir des bilans de matière et d'énergie. Un modèle non linéaire a été développé puis linéarisé et discrétisé en vue de son utilisation dans un cadre de régulation prédictive.

La simulation du système sous commande MPC a permis d'évaluer les performances du régulateur dans différents scénarios (avec et sans perturbations), soulignant à la fois sa précision, sa rapidité et ses limites en matière de robustesse et de réglage paramétrique. C'est dans cette perspective que nous avons introduit l'algorithme d'optimisation par essaim particulaire (PSO), afin d'automatiser et d'optimiser le choix des paramètres clés du contrôleur MPC (horizon de prédiction, horizon de commande, coefficient de pondération).

Les résultats obtenus ont démontré que le couplage de la commande prédictive avec l'algorithme PSO permet non seulement d'améliorer les performances dynamiques du système, mais également de rendre le régulateur plus robuste face aux incertitudes et aux perturbations. Cette synergie entre modélisation, régulation avancée et optimisation méta heuristique constitue une approche efficace et prometteuse pour la commande des procédés industriels complexes.

En conclusion, ce travail a permis de valider l'intérêt d'intégrer des techniques d'intelligence artificielle dans le cadre de la commande des systèmes dynamiques, et ouvre la voie à de futures recherches sur des stratégies adaptatives et auto-optimisées, capables de s'ajuster en temps réel aux variations du procédé et aux conditions opérationnelles.

# **Références bibliographiques**

- [1] E. Granados, “*Commande prédictive à base de programmation semi définie*”. PhD thesis, INSA de Toulouse, 2004.
- [2] 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.
- [3] N. Petit, “*Commande prédictive*”. Notes de cours Option : Procédé Environnement, Ecole Centrale Paris, 2005-2006.
- [4] C.R. Cutler & B.L. Ramaker, “*Dynamic matrix control- a computer control algorithm*”, In joint automatic control conference, pp.17-72, 1980.
- [5] B.E. Idstie, “*Extended horizon adaptive control*”. Proceedings of 9<sup>th</sup> IFAC World Congress, Budapest, Hungary ,1984.
- [6] D.W. Clarke & R. Scatollini, “*Constrained receding horizon predictive control*”. Proceedings IEE-D, vol. 138, pp. 347-354, 1991.
- [7] M. Morari, “*Advances in model based predictive control*”. Oxford University Press, 1994.
- [8] K. Menighed, “*Commande coopératives embarquées et tolérants aux défauts*”, PhD thesis, Université Henri Poincare-Nancy, 2010.
- [9] E. F. Camacho & C. Bordons, “*Model Predictive Control*”. Springer, 2007.
- [10] J. B. Rawlings & D. Q. Mayne, “*Model predictive control: Theory and practice. Control Engineering Practice*”. vol. 11(9), pp.1247–1265, 2000. [https://doi.org/10.1016/S0967-0661\(00\)00039-7](https://doi.org/10.1016/S0967-0661(00)00039-7)
- [10] T. Van Herpe, N. Haverbeke, B. Pluymers, G. Van den Berghe & B. De Moor, “*The application of model predictive control to normalize glycemia of critically ill patients*”. In Proceedings of the of 9<sup>th</sup> European Control Conference (ECC), pp. 3116–3123, 2007.
- [11] T. P. Banerjee, J. Roychoudhury, S. Das & A. Abraham, “*Hybrid intelligent predictive control system for high speed BLCD motor in aerospace application*”. 3rd International Conference on Emerging Trends in Engineering and Technology, pp. 258-262, Goa, India. 2010.
- [12] Y. Ikeda, T. Nakajima & Y. Chida, “*Attitude control of spacecraft by nmpc with consideration of singularity avoidance of cmg*”. In 51st Annual Conference on Decision and Control (CDC), pp. 1733–1739, 2012.
- [13] H. Han & J. Qiao, “*Nonlinear model-predictive control for industrial processes: An application to wastewater treatment process*”. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 61(4),pp. 1970–1982, 2014.
- [14] A. Zheng & M. Morari, “*Stability of model predictive control with mixed constraints*”. IEEE Trans Autom Control”. vol 40(10), pp.1818–1823, 1995. <https://doi.org/10.1109/9.467664>.

- 
- [15] C. E. García & D. M. Prett, *Model Predictive Control: Theory and Practice - A Survey*. Automatica, vol 25(3), pp. 335-348, 1989.
- [16] C. Nicolas, *Commande prédictive pour la réalisation de tâches d'asservissement visuel successives*. PhD thesis, Rennes 1, 2016.
- [17] P. Falcone, F. Borrelli, J. Asgari, H. Eric Tseng & D. Hrovat, *Predictive active steering control for autonomous vehicle systems*. IEEE Transactions on control systems technology, vol 15(3), pp. 566-580, 2007.
- [18] X. Yin, S. Li, Ning Li, Y. Zheng & W. Cai, *Energy saving oriented control strategy for vapor compression refrigeration cycle systems*. IEEE 9th Conference on Industrial Electronics and Applications (ICIEA), pp. 1561–1566, 2014.
- [19] E. Koller, *Aide-mémoire génie chimique*. Paris, Dunod, 2e édition, p. 457, 2005.
- [20] P. Trambouze & J.P. Euzen, *Les réacteurs chimiques : de la conception à la mise en œuvre*. Publications de l'institut français du pétrole, 2002.
- [21] M. Benabdi, *Contrôle d'un système PH-CSTR*. Mémoire de master, Université Mohamed Khider, Biskra, 2014.
- [22] J. Villiermaux, *Génie de la réaction chimique : conception et fonctionnement des réacteurs*. Tec-Doc Lavoisier, 1982.
- [23] J. Horak, J. Pasek & N. Midoux, *Conception des réacteurs chimiques industriels sur la base des données de laboratoire*. Eyrolles, 1981.
- [24] J. Villiermaux, *Réacteurs chimiques Principes*. Techniques de l'Ingénieur Génie des procédés, vol. J4010, 1996.
- [25] J. P. Gourlia, *Modélisation en génie des procédés*. Techniques de l'ingénieur. Génie des procédés 1 : J1022-1. 1995.
- [26] O. Rahli, *Modélisation et commande d'un réacteur chimique*. Mémoire de master. Setif, 2012.
- [27] A.M. Eltamaly, M. S. Al-Saud & A. G. Abo-Khalil, *Performance improvement of PV systems' maximum power point tracker based on a scanning PSO particle strategy*. Sustainability, vol 12 (3), 1185, 2020. <https://doi.org/10.3390/su12031185>
- [28] R. Oli, J. Kennedy & T. Blackwell, *Particle Swarm Optimization: An Overview*. Swarm Intelligence, vol 1(1), pp. 33-57, 2007
- [29] M. Clerc, *Particle Swarm Optimization*. ISTE Ltd, 2006.
- [30] J. Kennedy, & R. Eberhart, *Particle swarm optimization*. In *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*, vol. 4, pp. 1942–1948, 1995.
- [31] Y. Cooren, *Perfectionnement d'un algorithme adaptatif d'optimisation par Essaim Particulaire: application en génie médical et en électronique*. Thèse de doctorat, Université Paris-Est, 2008.

---

[32] M. N. Alam, “ *Particle swarm optimization: Algorithm and its codes in MATLAB*”.  
ResearchGate, vol. 8(1), p. 10, 2016.