

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR
ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

جامعة محمد بوضياف - المسيلة

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

كلية التكنولوجيا

FACULTE DE TECHNOLOGIE

قسم الإلكترونيك

DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

MEMOIRE DE MASTER

DOMAINE : SCIENCES ET TECHNOLOGIE

FILIERE : Electronique

OPTION : Contrôle Industriel

THEME

Synthèse de Lois de Commande Robustes des Systèmes non
Linéaire Application à des Systèmes Electromécaniques

Proposé et dirigé par :

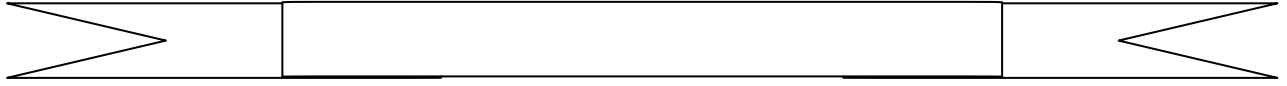
Benahcène Madani

Réalisé par :

Benlakhdar Nabil

N° D'ordre:2016/ CI12/89/385

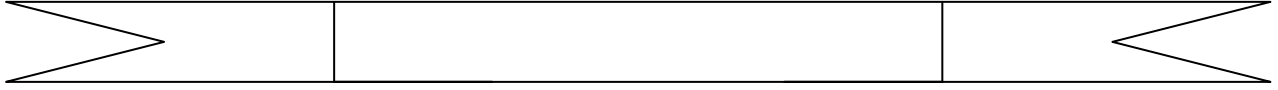
PROMOTION: JUIN 2016



Remerciements

Au terme de ce travail, il m'est très agréable d'exprimer toutes mes reconnaissances à Mr. Benahcène Madani, mon encadreur pour ses précieux conseils, ses importantes directives ainsi que pour sa patience tout au long de l'élaboration de ce travail.

Enfin, nous remercions toute personne ayant contribué de près ou de loin à la réalisation de ce travail.



Dédicace

Je dédie ce mémoire :

À ma mère, mon père et mes frères qui n'ont pas cessé de m'encourager tout au long de mes études pour que j'arrive à ce jour-là. Ils sont les plus chers à mon cœur, avec toute ma gratitude ;

À tous mes amis,

À toute ma famille.

RESUME

Dans ce mémoire nous avons étudiée trois types de commande non-linéaires :

La première est basée sur la stabilité du point d'équilibre qui joue un rôle central dans la théorie des systèmes non linéaires. La seconde est l'application de la commande à structure variable (CSV), connu également sous le nom commande à mode de glissement. Cette approche est caractérisée par le fait qu'elle est insensible aux variations des paramètres et des perturbations non linéaires mais son application reste limitée aux systèmes tolérant des commutations dans la commande. Troisièmement: les méthodes de commande prédictives à horizon fuyant est de loin la plus largement utilisée dans le monde industriel. Son efficacité est due au fait qu'elle permet une prédiction du comportement du système sur un horizon limité par optimisation d'un critère pour contrôler la sortie. L'application de cette commande en simulation montre qu'elle est très efficace en termes de poursuite, de régulation et de rejet de perturbation.

Mots clés : Commande de Lyapunov, La commande par mode glissant, Commande Prédictive.

ABSTRACT

In this paper we studied three types of nonlinear control:

The first is based on the stability of the equilibrium point which plays a central role in the theory of nonlinear systems. The second is the application of variable structure control (VSC), also known as slip control mode. This approach is characterized by the fact that it is insensitive to parameter variations and nonlinear disturbances but enforcement remains limited to systems tolerant commutations in control. Third: predictive control methods for fleeing horizon is by far the most widely used in industry. Its effectiveness is due to the fact that it enables prediction of the system behavior on a limited horizon by optimizing a criterion to control the output. The application of this control simulation shows that it is very effective in terms of tracking, control and disturbance rejection.

Keywords: Lyapunov Command, Control by sliding mode, Predictive Control.

ABBREVIATIONS

(FDLP) :	Fonctions Définies Localement Positives.
(CSV) :	Commande à Structure Variable.
(MC) :	Mode de Convergence.
(MG) :	Mode de Glissement.
(MRP) :	Mode du Régime Permanent.
(IDCOM) :	Identification et Commande.
(DMC) :	Dynamic Matrix Control.
(MPC) :	Model Predictive Control.
(SIM) :	Simulate Dynamic System.
(MPCMOVE) :	Compute MPC control action.

Table des matières

Table des matières.....	6
Table des Figures	9
Introduction générale	10

Chapitre 1 : Synthèse commande non-linéaire

1.	Introduction	13
2.	Commande de Lyapunov	13
	2.1 Définitions de base	13
	2.2 Stabilité au sens de Lyapunov.....	14
	2.3 La stabilité asymptotique	14
	2.4 Stabilité exponentielle, taux de convergence	15
	2.6 La méthode directe de Lyapunov	16
	2.6 Fonctions définies localement positives (fdlp)	16
	2.7 Fonctions définies positives	16
	2.8 Fonctions décroissent.....	16
3.	La commande par mode glissant.....	17
	3.1 Introduction.....	17
	3.2 Système A Structure Variable.....	18
	3.3 Principe De La Commande A Structure Variable Par Régime Glissa.....	18
	3.4 Fonction De Commutation	18
	3.5 Hyperplan De Commutation.....	19
	3.6 Régime Glissant.....	19
	3.7 Surface De Glissement.....	19
	3.7.1 Le mode de convergence (MC).....	19
	3.7.2 Le mode de glissement (MG).....	19
	3.7.3 Le mode du régime permanent (MRP).....	19
	3.8 Types De Commutation Des Systèmes A Structure Variable.....	20
	3.9 Structure Par Commutation Au Niveau De L'organe De Commande.....	20
	3.10 Structure Par Commutation Au Niveau D'une Contre Réaction D'état.....	21
	3.11 Structure Par Commutation Au Niveau De L'organe De Commande Avec Commande Equivalente	22
	3.12 Description Du Mode Glissant.....	22
	3.12.1 Définition Du Mode Glissant	22
	3.12.2 Explication Du Phénomène Du Glissement	23
4.	Commande Prédictive.....	23
	4.1 Introduction.....	23
	4.2 Bref Historique.....	24
	4.3 Principe De Base.....	25
	4.4 Eléments De La Commande Prédictive	26
	4.5 Fonction objectif.....	27
	4.6 Modélisation.....	28
	4.7 Modèle de prédiction du processus.....	28

4.8 Réseaux de neurones.....	29
4.8.1 Historique	29
4.8.2 Définition des réseaux de neurones artificiels (RNA).....	30
4.8.3 Apprentissage.....	31
5. Conclusion	32

Chapitre 2: Modélisation du système non-linéaire pneumatique

1. Introduction	34
2. Description Du Banc D'essai Electropneumatique.....	34
3. La Source D'énergie Pneumatique.....	35
4. L'ensemble Vérin-Chariot.....	35
5. Modélisation Du Servo-distributeur.....	37
6. Modélisation D'une Chambre Pneumatique À Volume Variable.....	37
7. Modélisation De La Partie Mécanique En Translation.....	38
8. Conclusion	39

Chapitre 3 : Application de la commande prédictive aux systèmes non linéaires

Résultats de simulation

1. Introduction.....	41
2. Commande prédictive non linéaire	41
3. Discussion des résultats des simulations.....	41
4. Simulation du régulateur MPC sur le modèle d'un système non linéaire.....	41
4.1 Simulation de la commande prédictive avec un modèle présentant des Disparités avec celui du système.....	43
4.2 Adoucissement des contraintes sur la commande et la sortie.....	44
4.3 Estimateur d'état spécifié par l'utilisateur.....	46
4.4 Boucle ouverte de simulation.....	46
4.5 La commande MPC (simulation étape par étape)	47
4.6 Linéarisation du contrôleur MPC.....	49
4.7 Désactivation des contraintes	50
4.8 Simulation MPC utilisant Simulink.....	51
4.9 Simulation MPC avec bruit.....	52
5. Commande prédictive non linéaire avec modélisation par réseaux de neurones	52
5.1 Identification du système.....	53
5.2 Commande prédictive.....	54
5.3 Utilisation de la commande prédictive avec réseau de neurones	54
6. Conclusion.....	57
Conclusion général.....	59
Référence Bibliographiques.....	60
Annexe	61

Table des Figures

Chapitre 1 : Synthèse commande non-linéaire

- Figure 1 : Portraits de phase pour les points d'équilibre stables et instables.
- Figure 2 : Les différents modes pour la trajectoire dans le plan de Phase.
- Figure 3 : Structure de régulation par commutation au niveau de l'organe de commande.
- Figure 4 : Structure de régulation par commutation au niveau de la contre réaction d'état.
- Figure 5 : Structure de régulation par ajout de la commande équivalente.
- Figure 6 : Démonstration du mode de glissement.
- Figure 7 : Stratégie de la commande prédictive.
- Figure 8 : Structure de base d'une commande prédictive
- Figure 9 : Une couche de S neurone

Chapitre 2 : Modélisation du système non-linéaire pneumatique

- Figure 1 : Principe d'un asservissement électropneumatique de position.
- Figure 2 : Alimentation et traitement de l'air.
- Figure 3 : Utilisations des vérins pneumatiques.
- Tableau 1 : Principales caractéristiques du vérin.
- Figure 4 : Vérin pneumatique, double effet, simple tige.

Chapitre 3 : Résultats de simulation

- Figure 1 : Simulation MPC en boucle fermée utiliser le commande SIM.
- Figure 2 : Résultat régule la sortie en dépit des perturbations.
- Figure 3 : Simulation MPC en boucle fermée sous model.
- Figure 4 : Faiblir la contraint.
- Figure 5 : Résultat Les contraintes sur les entrées ont violées légèrement.
- Figure 6 : Simulation en boucle œuvre.
- Figure 7 : MPC de contrôle d'action (étape par étape de simulation).
- Figure 8 : Résultat optimale prédit trajectoires.
- Figure 9 : Linéarisation du contrôleur MPC.
- Figure 10 : Tournant contraintes off.
- Figure 11 : Simulation MPC utilisant Simulink.
- Figure 12 : Simulation MPC avec bruit.
- Figure 13 : Plant de réseau neurone.
- Figure 14 : Schéma la structure du réseau de neurones.
- Figure 15 : Le processus de commande prédictive en modèle du réseau neuronal.
- Figure 16 : Deux produits chimiques en malaxant.
- Figure 17 : Les données de la courbe de commande prédictive de réseau neuronal.
- Figure 18 : Signal de sortie de l'usine d'affichage et une référence.

INTRODUCTION GENERALE

Introduction générale

Un système non linéaire commandé est régi par un ensemble d'équations (différentielles par exemple) non linéaires décrivant l'évolution temporelle des variables constitutives du système sous l'action d'un nombre fini de variables indépendantes appelées entrées ou variables de commande, ou simplement commandes, que l'on peut choisir librement pour réaliser certains objectifs.

On en connaît de nombreux exemples parmi les systèmes mécaniques ou chimiques : satellites, avions, automobiles, grues, machines-outils, régulateurs thermiques, réacteurs chimiques, procédés biotechnologiques ou agro-alimentaires, etc. Les entrées peuvent être choisies en boucle ouverte, c'est-à-dire ne dépendant que du temps, ou en boucle fermée, c'est-à-dire comme des fonctions des variables mesurées, appelées observations, qui tiennent compte de l'état du système à chaque instant. Un tel système est non linéaire s'il n'est pas équivalent à un système linéaire dans un sens à préciser [1].

Plusieurs relations d'équivalence peuvent être introduites, donnant des classifications très différentes si le système est commandé ou non. Dans le cas non commandé on classe les comportements par rapport à la stabilité et l'instabilité linéaires et on fait apparaître les dynamiques centrées (ni linéairement stable ni linéairement instable) au voisinage d'un point d'équilibre ou d'une orbite périodique. Dans le cas commandé, beaucoup plus compliqué, l'équivalence à un système linéaire décrit une propriété de l'ensemble des trajectoires du système que l'on appellera platitude.

Au-delà de l'analyse des types de comportement des systèmes, se pose le problème de leur utilisation. Un objectif de commande se traduit par la donnée d'une ou plusieurs trajectoires de référence à suivre (boucle ouverte) et, en boucle fermée, par certaines exigences sur la vitesse de poursuite, l'atténuation des perturbations, l'insensibilité aux erreurs et variations paramétriques et la précision du suivi.

Bien sûr, les réglages de la boucle ouverte et de la boucle fermée interagissent de façon complexe, surtout dans le contexte non linéaire, mais on peut, dans certains cas, arriver à rendre ces deux aspects aussi indépendants que possible pour en faciliter la mise au point.

Dans de nombreux cas, en outre, le nombre, la technologie et l'emplacement des capteurs devant permettre de fermer la boucle ne sont pas donnés a priori et entrent dans la conception de la boucle fermée [2].

CHAPITRE 1 :

Synthèse commande non-linéaire

1. Introduction

La théorie de la stabilité joue un rôle central en théorie des systèmes. Différents types de problèmes de stabilité peuvent être rencontrés dans l'étude des systèmes dynamiques. Dans cette partie, nous entendons par stabilité des points d'équilibre. La stabilité d'un point d'équilibre est généralement étudiée à l'aide du concept de stabilité au sens de Lyapunov.

La commande par mode glissant d'ordre un ou d'ordre supérieur, et qui utilise des lois dont la synthèse est relativement aisée entraînant plus au moins de réticence (« chattering ») et nécessitant un nombre de dérivées successives des variables d'états croissant avec l'ordre choisi. L'obtention de la stabilité asymptotique du point d'équilibre même en présence d'incertitudes ne pose généralement pas de problème. Par contre, la prise en compte de modèles possédant une dynamique interne n'est pas aisée.

Les techniques de commande prédictive ont une philosophie qui s'apparente fortement au comportement naturel d'un conducteur au volant de son véhicule. En effet, il est nécessaire au conducteur d'analyser l'état de la route sur un horizon assez lointain pour déterminer la stratégie de conduite à adopter. Analyser l'état de la route ou prédire le comportement futur relève d'un concept intuitif et naturel, de sorte que la commande prédictive est, en fait, présente dans plusieurs activités humaines.

2. Commande de Lyapunov

2.1 Définitions de base

Considérons un système dynamique qui satisfait :

$$\dot{x} = f(x, t) \quad x(t_0) = x_0 \quad x \in \mathbb{R}^n. \quad (1)$$

Nous supposons que $f(x, t)$ satisfait aux conditions normales de l'existence et l'unicité des solutions [1] [2] [3]. De telles conditions sont, par exemple, que $f(x, t)$ est continue par morceaux par rapport à x , et uniformément en t . Un point $x^* \in \mathbb{R}^n$ est un point de (1) à l'équilibre si $f(x^*, t) \equiv 0$. Intuitivement et en parlant un peu crûment, nous disons qu'un point d'équilibre est localement stable si toutes les solutions qui commencent à proximité de x^* (ce qui signifie que les conditions initiales sont dans un voisinage de x^*) restent près de x^* pour toujours. Le point d'équilibre x^* est dit localement asymptotiquement stable si x^* est localement stable et, en outre, toutes les solutions de départ près de x^* tendent vers x^* comme $t \rightarrow \infty$. Néanmoins, il est intuitif qu'un pendule a un point d'équilibre stable lorsque le pendule est suspendu vers le bas et un point d'équilibre instable

quand il pointe vers le haut. Si le pendule est amorti, le point d'équilibre stable est localement asymptotiquement stable.

En déplaçant l'origine du système, on peut supposer que point l'équilibre se produit à $x^* = 0$. Si plusieurs points d'équilibre existent, nous devrons étudier la stabilité de chaque en déplaçant de manière appropriée l'origine.

2.2 Stabilité au sens de Lyapunov

Le point d'équilibre $x^* = 0$ est stable (au sens de Lyapunov) à $t = t_0$ si, pour un $\epsilon > 0$, il existe un $\delta(t_0, \epsilon) > 0$ de telle sorte que [1] :

$$\|x(t_0)\| < \delta \Rightarrow \|x(t)\| < \epsilon, \quad \forall t \geq t_0. \quad (2)$$

Stabilité de Lyapunov est une exigence très légère sur les points d'équilibre. En particulier, il ne nécessite pas que les trajectoires de départ à proximité de l'origine ont tendent asymptotiquement à l'origine. En outre, la stabilité est définie à un temps t_0 . La stabilité uniforme est un concept qui garantit que le point d'équilibre ne perd pas la stabilité. Nous insistons sur le fait que, pour un point d'équilibre stable et uniforme x^* , δ dans la Définition 2.2 n'est pas être une fonction de t_0 , de sorte que l'équation (2) doit être pour tous les valeurs de t_0 .

2.3 La stabilité asymptotique

Un point d'équilibre $x^* = 0$ de l'équation (1) est asymptotiquement stable à $t = t_0$ si :

1. $x^* = 0$ est stable, et

2. $x^* = 0$ est localement attractif; à savoir, il existe $\delta(t_0)$ de telle sorte que :

$$\|x(t_0)\| < \delta \Rightarrow \lim_{(t \rightarrow \infty)} x(t) = 0. \quad (3)$$

Comme dans la définition précédente, la stabilité asymptotique est définie à t_0 .

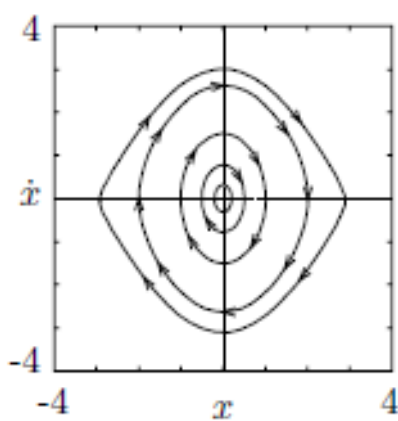
Stabilité asymptotique uniforme exige:

1. $x^* = 0$ est uniformément stable, et

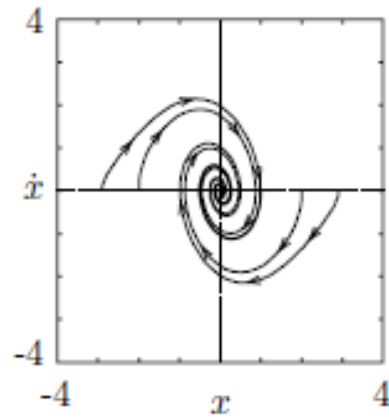
2. $x^* = 0$ est uniformément localement attractif; c'est à-dire, il existe δ indépendant de t_0 pour lequel l'équation (3) est vérifié. En outre, il est nécessaire que la convergence dans l'équation (3) soit uniforme.

En robotique, nous sommes presque toujours intéressés à l'équilibre uniformément et asymptotiquement stable. Si l'on veut déplacer le robot à un point, nous aimerions effectivement converger vers ce point et non seulement rester à sa proximité. La figure (1) illustre la différence entre la stabilité au sens de Lyapunov la stabilité asymptotique [4].

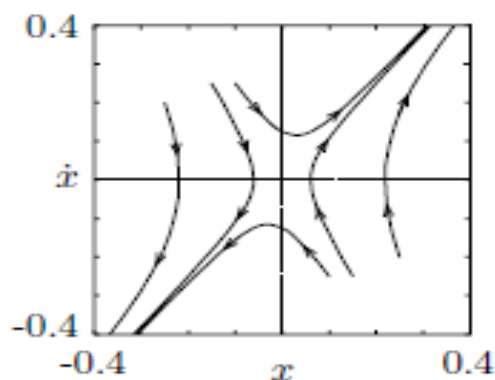
Ils décrivent le comportement d'un système à proximité d'un point d'équilibre. Nous disons un point d'équilibre x^* est globalement stable si elle est stable pour toutes les conditions initiales $x_0 \in \mathbb{R}^n$. La stabilité globale est très souhaitable, mais dans de nombreuses applications, elle peut être difficile à atteindre. Nous allons nous concentrer sur les théorèmes de la stabilité locale et indiquer où il est possible d'étendre les résultats au cas global.



(a) Stable au sens de Lyapunov



(b) asymptotiquement stable



c) Instable (selle)

Figure 1 : portraits de phase pour les points d'équilibre stables et instables.

Les notions d'uniformité ne sont importantes que pour les systèmes variant dans le temps. Ainsi, pour les systèmes à temps invariant, la stabilité implique une stabilité uniforme et la stabilité asymptotique implique la stabilité asymptotique uniforme.

2.4 Stabilité exponentielle, taux de convergence

Le point d'équilibre $x^* = 0$ de (1) est un point d'équilibre stable de façon exponentielle s'il existe des constantes $m, \alpha > 0$ et $\epsilon > 0$ tel que :

$$\|x(t)\| \leq m e^{-\alpha(t-t_0)} \|x(t_0)\| \quad (5)$$

Pour tous $\|x(t_0)\| \leq \epsilon$ et $t \geq t_0$. Le plus grand α constant qui peut être utilisé dans (5) est appelé le taux de convergence.

La stabilité exponentielle est une forme forte de la stabilité; en particulier, elle implique la stabilité uniforme, asymptotique. La convergence exponentielle est importante dans les applications, car il peut être démontré qu'elle est robuste face aux perturbations et est essentielle à l'examen de plusieurs algorithmes de contrôle avancés, tels que ceux adaptatifs. Un système est globalement exponentiellement stable si l'équation (5) est vraie pour tout $x_0 \in \mathbb{R}^n$. Chaque fois que c'est possible, on doit toujours vérifier la stabilité exponentielle [4].

2.5 La méthode directe de Lyapunov

La méthode directe de Lyapunov [4] (également appelé la deuxième méthode de Lyapunov) nous permet de déterminer la stabilité d'un système sans intégrer explicitement l'équation différentielle (1). La méthode est une généralisation de l'idée que s'il y a une "mesure de l'énergie" dans un système, on peut étudier le taux de variation de l'énergie du système pour lequel on doit vérifier la stabilité. Pour être précis, nous avons besoin de définir exactement ce que signifie "mesure de l'énergie." Soit B_ϵ être une boule de taille ϵ autour de l'origine :

$$B_\epsilon = \{X \in \mathbb{R}^n : \|X\| < \epsilon\}. \quad (6)$$

2.6 Fonctions définies localement positives (FDLP)

Une fonction continue $V: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}$ est une fonction définie localement positif si pour $\epsilon > 0$ quelconque et une fonction continue strictement croissante $\alpha: \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}$,

$$V(0, t) = 0 \quad \text{et} \quad V(x, t) \geq \alpha(\|x\|) \quad \forall x \in B_\epsilon, \quad \forall t \geq 0. \quad (7)$$

2.7 Fonctions définies positives

Une fonction continue $V: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}$ est une fonction définie positive si elle satisfait aux conditions de la définition 2.6 et en outre, $\alpha(p) \rightarrow \infty$ comme $p \rightarrow \infty$.

Pour borner la fonction énergie nous allons définir la décroissance des fonctions comme suit :

2.8 Fonctions décroissantes

Une fonction continue $V: \mathbb{R}^n \times \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}$ est décroissante si pour une $\epsilon > 0$ et une certaine fonction continue strictement croissante $\beta: \mathbb{R}^+ \rightarrow \mathbb{R}$,

$$V(x, t) \leq \beta(\|x\|) \quad \forall x \in B_\epsilon \quad \forall t \geq 0 \quad (8)$$

En utilisant ces définitions, le théorème suivant nous permet de déterminer la stabilité d'un système en étudiant une fonction d'énergie appropriée. En gros, ce théorème affirme que lorsque $V(x, t)$ est une fonction localement définie positive et $\dot{V}(x, t) \leq 0$, alors on peut conclure que le point équilibre est stable. La dérivée temporelle de V est prise le long des trajectoires du système :

$$\dot{V}|_{\dot{x}=f(x,t)} = \frac{\partial V}{\partial t} + \frac{\partial V}{\partial x} f \quad (9)$$

3. La commande par mode glissant

3.1 Introduction

Les lois de commande classiques du type PID sont très efficaces dans le cas des systèmes linéaires à paramètres constants. Pour des systèmes non linéaires ou ayant des paramètres non constants, ces lois de commande peuvent être insuffisantes car elles ne sont pas robustes surtout lorsque les exigences sur la précision et autres caractéristiques dynamiques du système sont strictes. On doit faire appel à des lois de commande insensibles aux variations des paramètres, aux perturbations et aux non linéarités. Les lois de commande dite à structure variable constituent une solution à ces problèmes.

La commande à structure variable (CSV) est, par sa nature, une commande non linéaire, elle est basée sur la commutation de fonctions des variables d'état, utilisées pour créer une variété ou hyper surface de glissement, dont le but est de forcer la dynamique du système à correspondre avec celle définie par l'équation de l'hyper surface. Quand l'état est maintenu sur cette hyper surface, le système se trouve en régime glissant. Sa dynamique est alors insensible aux perturbations extérieures et paramétriques tant que les conditions du régime glissant sont assurées.

Dans la pratique, l'utilisation de cette technique de commande a été longtemps limitée par les oscillations liées aux commutations de la commande et qui peuvent se manifester sur les grandeurs asservies. Depuis, de nombreuses solutions ont été proposées permettant de réduire ces oscillations : augmentation de la fréquence de commutation, commande continue dans une bande autour de la variété de glissement ou décomposition de la commande en une composante continue de basse fréquence et une commande discontinue de haute fréquence et la méthode de la couche limite où la composante discontinue de la commande est remplacée au voisinage de l'hyper surface de glissement par une fonction continue.

Dans ce chapitre nous allons exposer les notions fondamentales de la commande à structure variable, et les concepts de base de la théorie des modes glissants.

3.2 Système à structure variable

La commande à structure variable par régime glissant, apparue depuis le début des années 60, grâce aux résultats théoriques du mathématicien **A.F. Philipov**, est une commande non linéaire basée sur l'utilisation d'un terme discontinu. Après les travaux développés par l'équipe du professeur **Emelyanov** en union Soviétique et à cause des problèmes de broutements et de réalisation, la commande à structure variable a attendu la fin des années soixante-dix pour connaître sa réapparition et son épopée avec l'avancée de l'électronique et l'informatique. En effet, cette commande est basée sur une commutation à haute fréquence pour un meilleur régime glissant [5].

3.3 Principe de la commande à structure variable par régime glissant

La technique des modes glissants consiste à amener la trajectoire d'état d'un système vers la surface de glissement et de la faire commuter à l'aide d'une logique de commutation appropriée autour de celle-ci jusqu'au point d'équilibre, d'où le phénomène de glissement. La forme d'une commande à structure variable peut être donnée par :

$$\begin{aligned} U_i &= U_{\max} & \text{si } S_i(x) > 0 \\ U_i &= U_{\min} & \text{si } S_i(x) < 0 \end{aligned} \quad \text{Avec } i=1, \dots, m \quad (10)$$

U_i ($i = 1, \dots, m$) : les composantes du vecteur de commande.

Parmi les propriétés des modes glissants :

- La trajectoire d'état du système en mode de glissement appartient à une surface de dimension inférieure à celle de l'espace d'état, par conséquent l'ordre des équations différentielles régissant le fonctionnement du système en mode de glissement est réduit.
- La théorie des modes glissants s'adapte bien pour les systèmes dont la commande est discontinue.
- La dynamique du système en mode de glissement est déterminée uniquement par le choix des coefficients de la surface de glissement.

3.4 Fonction de commutation

La structure de commande est caractérisée par le signe d'une fonction vectorielle $S(x)$ appelée fonction de commutation. Dans le cas des modèles linéaires, la fonction de commutation est choisie comme une fonction linéaire de l'état :

$$S(x) = [S_1(x), S_2(x), \dots, S_m(x)] = C \cdot x \quad \text{ou} \quad C = [c_1, c_2, \dots, c_m]. \quad (11)$$

Chaque fonction scalaire de commutation $S_j(x)$ décrit une surface linéaire $S_j(x) = 0$ [7] [8].

3.5 Hyperplan de commutation

La surface de commutation associée au système de commande à structure variable défini précédemment $S_j = \{x \in R^n : S_j(x) = 0\}$, $j=1, \dots, m$ est appelée hyper surface de glissement.

3.6 Régime glissant

Si pour tout vecteur d'état initial $x(t_0) \in S$ la trajectoire d'état reste dans l'hyper surface S_j , $x(t) \in S$, $\forall t > t_0$ alors $x(t)$ est un mode glissant pour le système [8].

3.7 Surface de glissement

Si tout point de S est tel qu'il existe des trajectoires d'état hors de S le contenant alors la surface de commutation S est appelée surface de glissement.

Le but d'un système de commande à structure variable est d'amener asymptotiquement l'état du système à partir d'une condition initiale quelconque $x(0) = x_0$ vers l'origine de l'espace d'état quand $t \rightarrow \infty$.

La trajectoire dans le plan de phase se compose de trois parties distinctes :

3.7.1 Le mode de convergence (MC)

C'est le mode durant lequel la variable à régler se déplace à partir de n'importe quel point initial dans le plan de phase et tend vers la surface de commutation $S(x) = 0$. Ce mode est caractérisé par la loi de commande et le critère de convergence.

3.7.2. Le mode de glissement (MG)

C'est le mode durant lequel la variable d'état a atteint la surface de glissement et tend vers l'origine du plan de phase. La dynamique de ce mode est caractérisée par la détermination de la surface de glissement $S(x) = 0$.

3.7.3. Le mode du régime permanent (MRP)

Ce mode est ajouté pour l'étude de la réponse de système autour de son point d'équilibre (origine de plan de phase) il est caractérisé par la qualité et les performances de la commande [8].

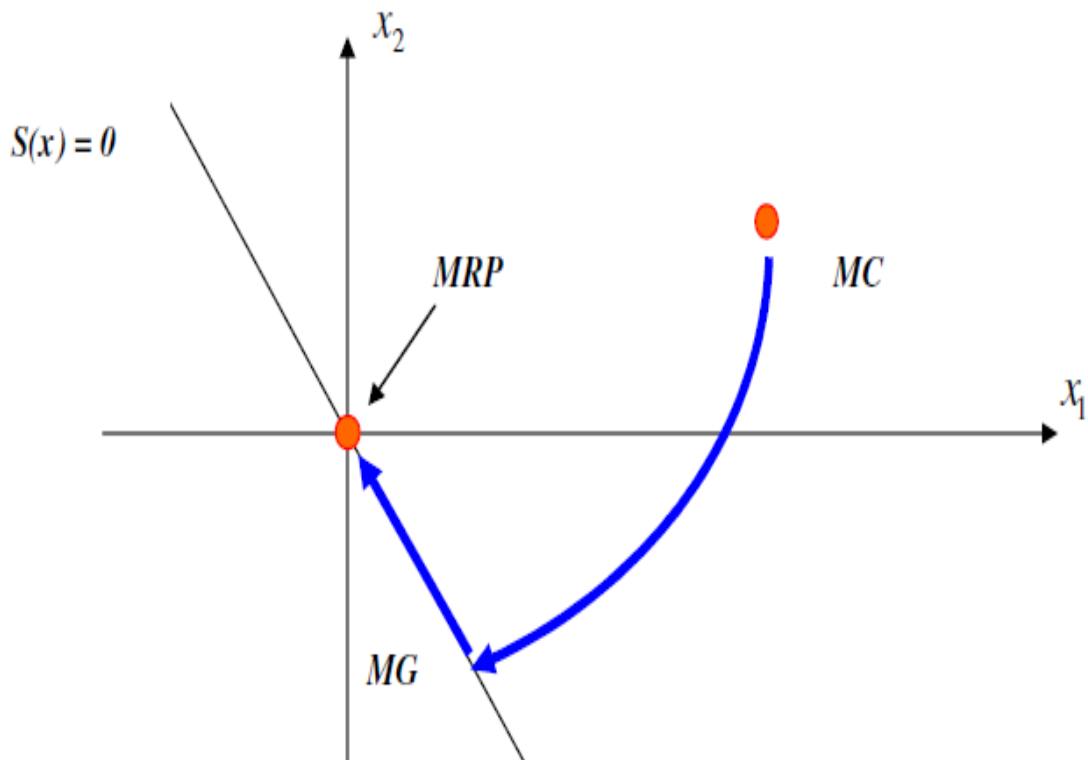


Figure 2 : Les différents modes pour la trajectoire dans le plan de Phase

3.8 Types de commutation des systèmes à structure variable

Dans les systèmes à structure variable utilisant la commande par mode glissant, on peut trouver trois configurations de base pour la synthèse des différentes lois de commandes. La première correspond à la structure la plus simple, appelée structure par commutation au niveau de l'organe de commande. La deuxième structure fait intervenir la commutation au niveau d'une contre-réaction d'état. Et enfin, la dernière structure est une structure par commutation au niveau de l'organe de commande avec ajout de la "commande équivalente" [8].

3.9 Structure par commutation au niveau de l'organe de commande

Le schéma d'une structure par commutation au niveau de l'organe de commande est donné par la figure 3. Cette structure de commande est la plus classique et la plus utilisée. Elle correspond au fonctionnement tout ou rien des interrupteurs de puissance associés dans une grande majorité d'applications aux variateurs de vitesse. Elle a été utilisée pour la commande des moteurs pas à pas [7].

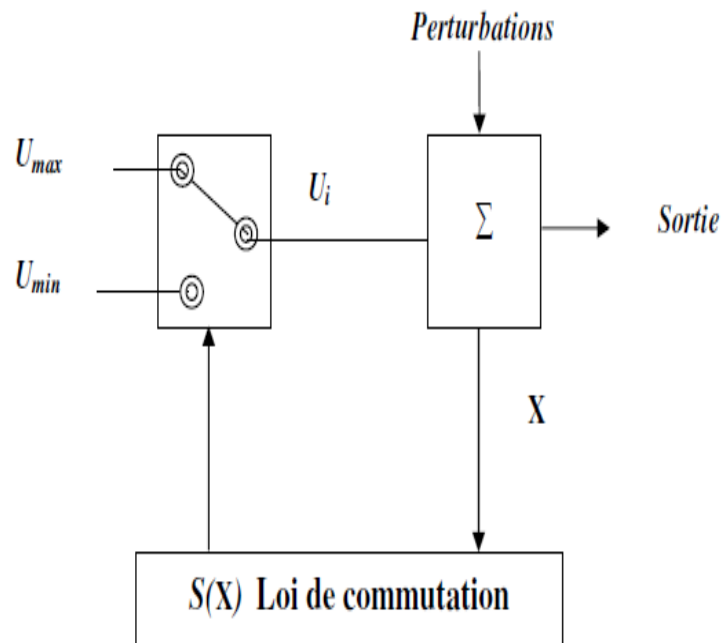


Figure 3 : Structure de régulation par commutation au niveau de l'organe de commande.

3.10 Structure par commutation au niveau d'une contre réaction d'état

Le schéma d'une telle structure est représenté sur la figure 4, c'est la structure la moins exigeante au niveau de la sollicitation de la commande. Elle s'appuie sur la commande par contre réaction d'état classique où le réglage de la dynamique du système est réalisé par les gains de réglage. Le non linéarité provient de la commutation entre les gains, donc on crée une commutation au niveau de la dynamique du système.

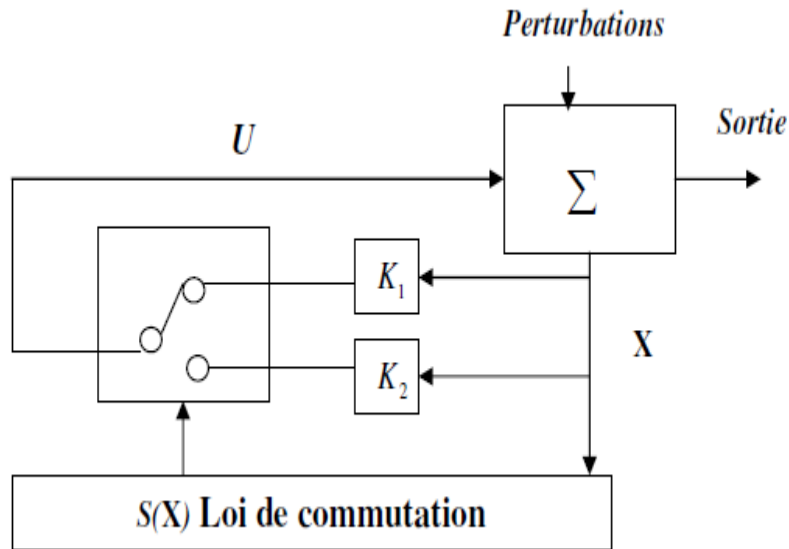


Figure 4 : Structure de régulation par commutation au niveau de la contre-réaction d'état.

3.11 Structure par commutation au niveau de l'organe de commande avec Commande équivalente

Une telle structure dont le principe est montrée sur la figure 5. Présente un avantage réel. Elle permet de pré-positionner l'état futur du système grâce à la commande équivalente qui n'est rien d'autre que la valeur désirée du système en régime permanent. L'organe de commande est beaucoup moins sollicité, mais on est plus dépendant des variations paramétriques du fait de l'expression de cette commande équivalente [8].

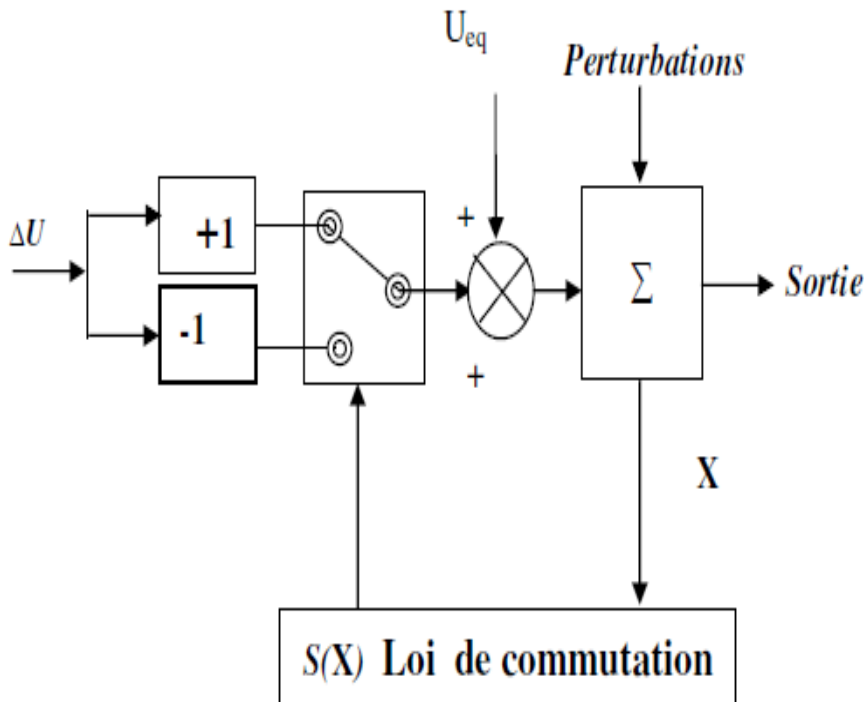


Figure 5 : Structure de régulation par ajout de la commande équivalente.

Nous avons choisi de baser notre étude sur ce type de configuration, une telle structure de par sa constitution est très simple et permet de moins solliciter la commande. Il semble en effet naturel d'ajouter la commande équivalente pour pré-positionner le système dans un état désiré permanent et stable et de jouer ensuite sur le terme de commutation pour assurer la convergence vers cet état et pour y rester ensuite.

3.12 Description du mode glissant

3.12.1 Définition du mode glissant

La technologie des modes glissants consiste à amener la trajectoire d'état d'un système vers la surface de glissement et de la faire commuter à l'aide d'une logique de commutation appropriée autour de celle-ci jusqu'au point d'équilibre, d'où le phénomène de glissement [8].

3.12.2 Explication du phénomène du glissement

Le mode de glissement existe lorsque les commutations ont lieu continûment entre " U_{max} " et " U_{min} ". Ce phénomène est démontré à l'aide de la figure 6. Pour un système à régler du deuxième ordre avec les deux grandeurs d'état " x_{s1} " et " x_{s2} ".

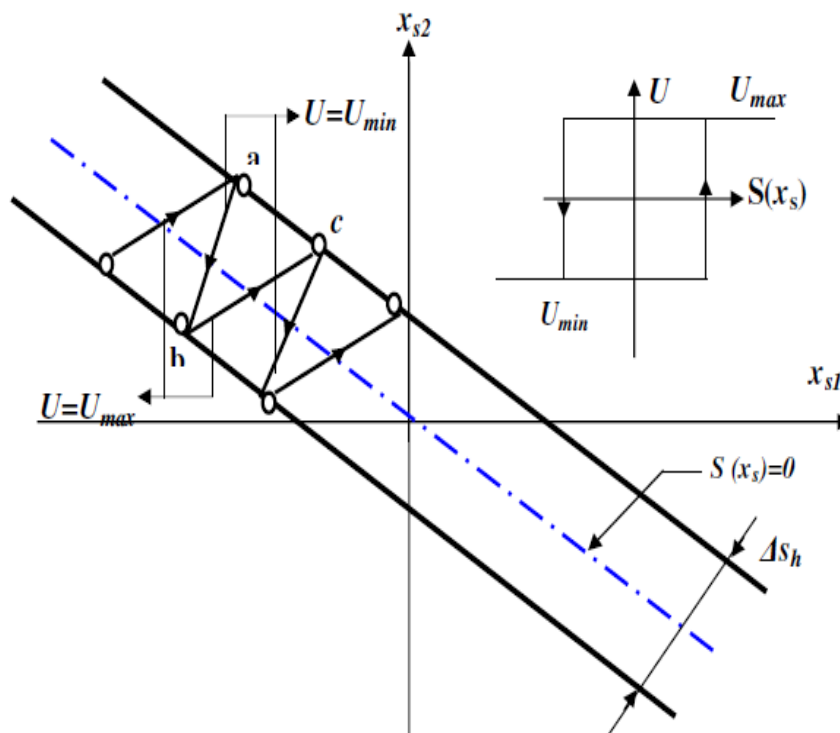


Figure 6 : Démonstration du mode de glissement.

4. Commande prédictive

4.1 Introduction

Si la plupart des procédés ont un comportement dynamique non linéaire, beaucoup de lois de commande prédictive appliquées sont de type linéaire et les équations du modèle sont linéarisés autour d'un point de fonctionnement.

Actuellement les objectifs de commande étant plus exigeants, un modèle tenant compte de la non-linéarité valable dans une large plage de fonctionnement devient nécessaire.

La résolution de ce problème qui est formulé en un problème d'optimisation non linéaire sous contraintes est actuellement possible grâce à la puissance des calculateurs. Cela doit être réalisé en un temps de calcul inférieur au temps de la période d'échantillonnage pour pouvoir appliquer cette commande en temps réel.

4.2 Bref historique

Au début des années 1960 [9], fut l'un des premiers à proposer explicitement une forme de commande prédictive basée sur un modèle en utilisant une méthode de programmation linéaire. L'idée est d'insérer, dans l'algorithme de commande, un élément de prédiction concernant l'évolution des sorties du procédé, donnée par un modèle. Le calculateur détermine alors, à l'instant d'échantillonnage présent, la séquence de commandes à appliquer sur un horizon de prédiction, à la prochaine période d'échantillonnage, seule la première composante de cette séquence est effectivement appliquée au procédé et la résolution recommence de la même façon en prenant en compte les nouvelles mesures du procédé et ainsi de suite.

La première génération de commande prédictive appliquée en milieu industriel a été initiée [11] sous le nom Identification et Commande (IDCOM) et par les ingénieurs de Shell sous le nom Dynamic Matrix Control (DMC), propose un aperçu des variantes de MPC les plus « classiques ». Dans ces approches, le modèle est de type boîte noire, l'objectif est de poursuivre une référence mais les contraintes ne sont pas encore prises en compte. Ces algorithmes possèdent un impact énorme sur la commande des procédés industriels et permettent de définir un exemple de commande prédictive basée sur un modèle.

La deuxième génération qui apparaît au début des années 1980 permet en plus la prise en compte de contraintes sur les entrées et les sorties en posant un problème quadratique (Quadratic Dynamic Matrix Control).

4.3 Principe de base

Le principe de la commande prédictive consiste à créer pour le système à commander un effet anticipatif par rapport à une trajectoire à suivre connue à l'avance, en se basant sur la prédiction du comportement futur du système et en minimisant l'écart de ces prédictions par rapport à la trajectoire au sens d'une certaine fonction coût, tout en respectant des contraintes de fonctionnement. Cette idée est simple et pratiquée de façon assez systématique dans la vie quotidienne. Par exemple, le conducteur d'une véhicule connaît la trajectoire de référence désirée à l'avance (la route) sur un horizon de commande fini (son champ visuel), et en prenant en compte les caractéristiques de la voiture (modèle mental du comportement du véhicule), il décide quelles actions (accélérer, freiner ou tourner le volant) il faut réaliser afin de suivre la trajectoire désirée. Seule la première action de conduite est exécutée à chaque instant, et la procédure est répétée à nouveau pour les prochaines actions.

La commande MPC (Model Predictive Control) présente un certain nombre d'avantages par rapport aux autres méthodes, parmi lesquels on trouve :

- elle peut être utilisée pour commander une grande variété de processus, ceux qui sont avec des dynamiques simples à ceux plus complexes, par exemple, les systèmes à retard, ou instable.
- Le réglage de ses paramètres relativement facile la rend accessible aux personnes avec des connaissances limitées en automatique.
- Le cas multivariable se traite facilement.
- Son caractère prédictif permet de compenser les retards et les temps morts.
- Le traitement de contraintes imposées sur le système à commander peut être inclus dans l'obtention de la loi de commande.
- Elle est très performante lorsque les consignes ou trajectoires à suivre sont connues à l'avance (ce qui est le cas dans plusieurs processus industriels comme les machines numériques et les robots).

La détermination de la loi de commande prédictive se fait par la résolution, d'un problème de commande optimale à horizon fini comme il est illustré dans la figure suivante. À partir d'une trajectoire de référence à suivre connue à l'avance, en faisant à chaque période d'échantillonnage les étapes suivantes :

1. Calculer les prédictions des variables de sortie y sur un horizon de prédiction sur la sortie N_p .

2. Minimiser un critère à horizon fini en fonction de : erreurs de prédictions futures, écarts entre la sortie prédite du système et la consigne future.

3. Obtenir une séquence de commandes futures sur un horizon de commande inférieure ou égale à NP.

4. Appliquer uniquement la première valeur de cette séquence sur le système.

5. Répéter ces étapes à la période d'échantillonnage suivante, selon le principe de l'horizon fuyant.

L'ensemble est résumé sur la figure suivante :

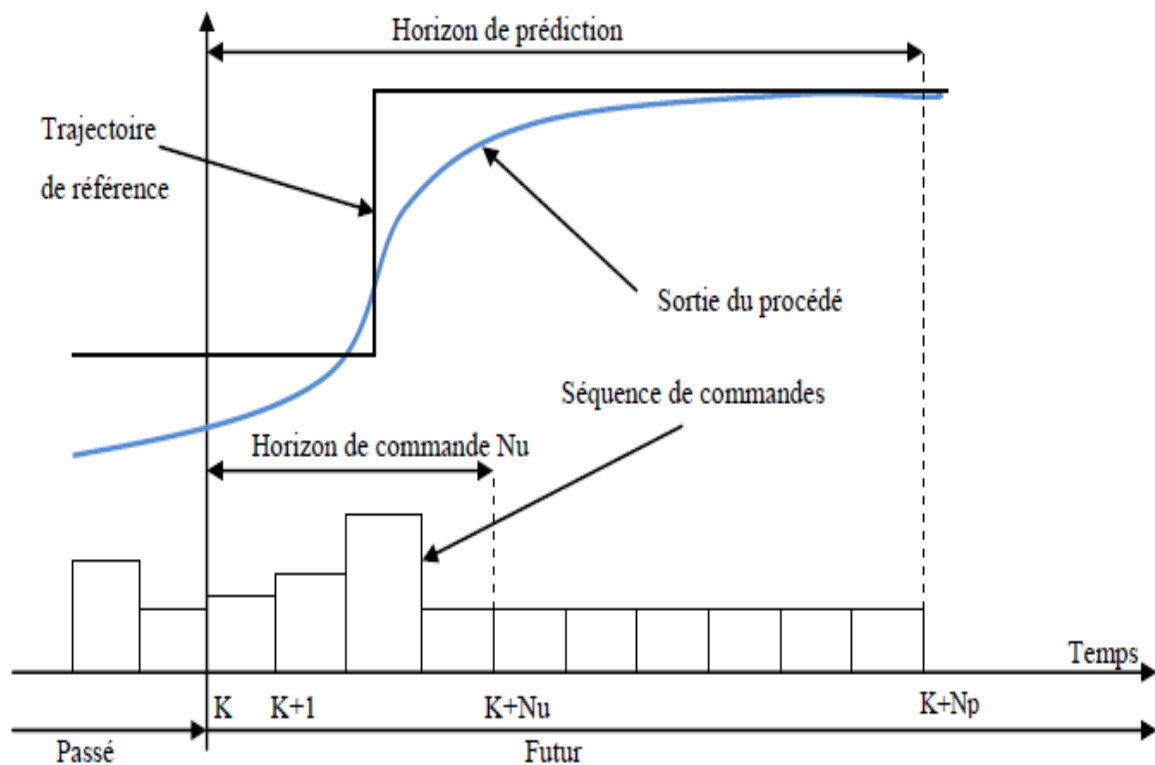


Figure 7: Stratégie de la commande prédictive.

4.4 Éléments de la Commande Prédictive

Les difficultés liées à l'implémentation d'une commande prédictive non linéaire ont conduit au développement d'une stratégie de commande à optimisation sur un horizon fini. Cette nouvelle commande porte différentes dénominations (commande optimale non linéaire à horizon fini, commande non linéaire par horizon glissant ou commande prédictive non linéaire). Nous retenons pour la suite comme dénomination la commande prédictive non linéaire (figure 8) qui implique les trois aspects suivants :

- **Modèle de prédiction** : un modèle du système pour prédire l'évolution future des sorties sur l'horizon de prédiction Np : $Y = [y(k) \ y(k+1) \ \dots \ y(k+Np)]$.

- **Méthode d'optimisation** : pour calculer une séquence de commandes sur l'horizon de commande Nu : $\theta = [u^*(k) \ u^*(k+1) \ \dots \ u^*(k+Nu)]$ qui minimise le critère d'optimisation J en satisfaisant les contraintes imposées par l'utilisateur, sachant que $u^*(k+i) = u^*(k+Nu)$ pour $Nu \leq i \leq Np$.
- **Principe de l'horizon glissant** : qui consiste à déplacer l'horizon $k \rightarrow k+1$ à chaque période d'échantillonnage après l'application de la première commande $u^*(k)$ de la séquence optimale ainsi obtenue.

Dans la figure 8 on montre la structure basique, de la stratégie de commande prédictive.

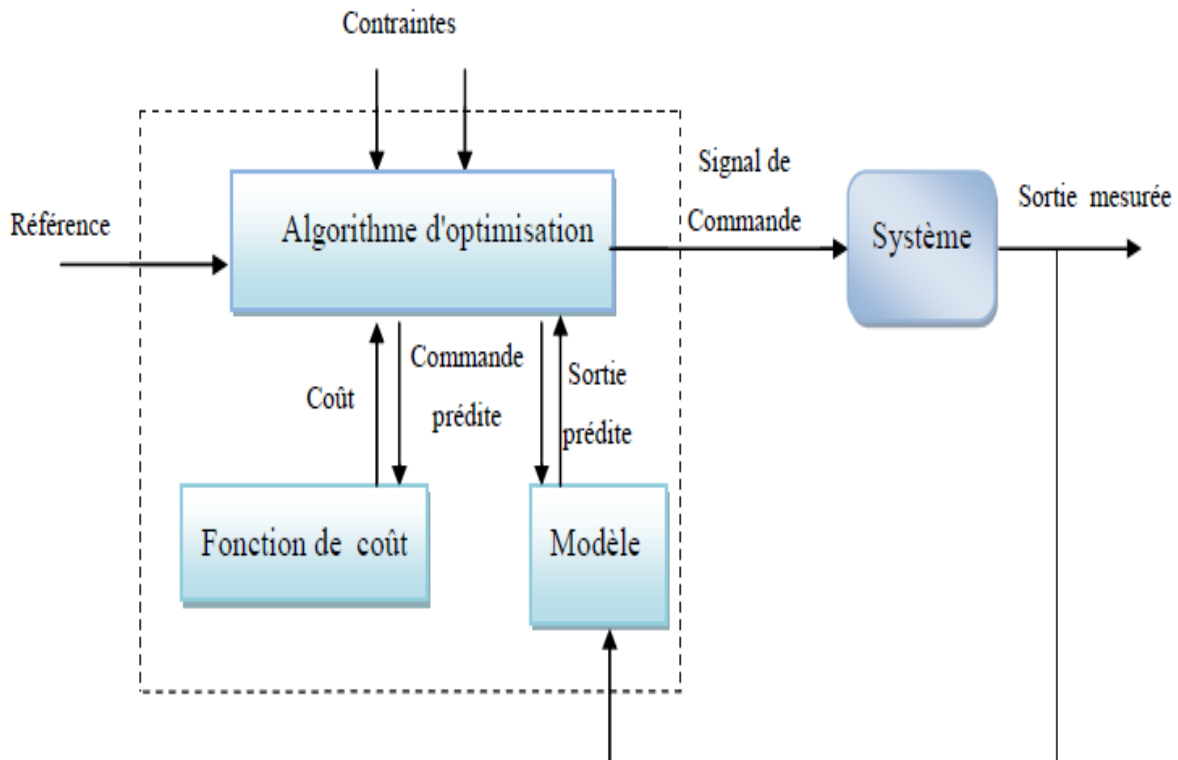


Figure 8 : Structure de base d'une commande prédictive

Pour l'implémentation de la stratégie prédictive, la structure de base de la figure 8 est mise en œuvre. 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 de 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, les éléments de la commande prédictive qui doit intervenir lors de la conception sont traités dans les paragraphes suivants [10].

4.5 Fonction objectif

Dans le cas général, la commande prédictive consiste à minimiser une fonctionnelle J appelée critère de performance, fonction de coût ou fonction objectif :

$$J_Q(u, y, w) = \int_T F(u(T), y(T), w(T)) dT \quad (12)$$

Ce critère dépend des commandes appliquées (l'entrée du système) u , des grandeurs de sortie du système y et du comportement désiré w . Toutes ces grandeurs évoluent en fonction du temps.

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

Dans ce cas où, on utilise un prédicteur non linéaire, il n'existe pas de solution analytique, la résolution du problème de commande prédictive est obtenue, par un algorithme d'optimisation numérique implémenté sur un ordinateur, donc, le problème est ramené à un problème d'optimisation en dimension finie [10].

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

- la longueur des suites d'échantillons de commande, c'est-à-dire l'horizon de commande Nu .
- La longueur sur laquelle sont évaluée le critère de performance, c'est-à-dire l'horizon de prédiction NP .

Les divers algorithmes MPC proposent différentes fonctions de coût pour obtenir la loi de commande. L'objectif principal consiste à faire en sorte que la sortie future pour l'horizon de prédiction considéré s'approche de la meilleure façon possible de la trajectoire de référence $\{w(k)\}$ tout, en même temps, pénalisant l'effort de commande $\{\Delta u(k)\}$ nécessaire. Une expression générale de fonction objectif adaptée à cette tâche est donnée par:

$$J(u, y, w) = \sum_{i=N1}^{Np} [y(k + i/k) - w(k + i/)]^2 + \sum_{i=1}^{Nu} \lambda [\Delta u(k + i - 1/k)]^2 \quad (14)$$

4.6 Modélisation

Les différentes stratégies du MPC emploient différents modèles pour représenter la relation entre la sortie et l'entrée du système.

4.7 Modèle de prédiction du processus

Le modèle du système joue donc un rôle central dans la commande prédictive. Le modèle choisi doit être capable de rendre compte de la dynamique du processus pour prédire précisément les sorties futures et aussi doit être simple à implémenter et à comprendre.

La méthodologie prédictive requiert la définition d'un prédicteur à N_p pas en avant qui permette d'anticiper le comportement du processus dans le futur sur un horizon fini. Pour cela, à partir de la forme du modèle, on détermine la sortie estimée à l'instant $k+i$, connaissant la sortie à l'instant k [11].

Le prédicteur associé est donné par :

$$y_p(k) = f[y(k-1), \dots, y(k-n_a), u(k-n_k), \dots, u(k-n_b-n_k+1)]. \quad (15)$$

Le vecteur de mesures de sorties et entrées passées s'écrit sous la forme suivante :

$$\varphi(k) = [y(k-1), \dots, y(k-n_a), u(k-n_k), \dots, u(k-n_b-n_k+1)]. \quad (16)$$

n_a, n_b et n_k : sont respectivement les ordres du système et le retard.

4.8 Réseaux de neurones

Un réseau neuronal est l'association, en un graphe plus ou moins complexe, d'objets élémentaires, les neurones formels. Les principaux réseaux se distinguent par l'organisation du graphe (en couches, complets. . .), c'est-à-dire leur architecture, son niveau de complexité (le nombre de neurones, présence ou non de boucles de rétroaction dans le réseau), par le type des neurones (leurs fonctions de transition ou d'activation) et enfin par l'objectif visé : apprentissage supervisé ou non, optimisation, systèmes dynamiques [12].

4.8.1 Historique

Nous nous intéressons ici à une branche de l'Informatique fondamentale qui, sous l'appellation d'Intelligence Artificielle, a pour objectif de simuler des comportements du cerveau humain. Les premières tentatives de modélisation du cerveau sont anciennes et précèdent même l'ère informatique. C'est en 1943 que Mc Culloch (neurophysiologiste) et Pitts (logicien) ont proposé les premières notions de neurone formel. Ce concept fut ensuite mis en réseau avec une couche d'entrée et une sortie par Rosenblatt en 1959 pour simuler le fonctionnement rétinien et tacher de reconnaître des formes. C'est l'origine du perceptron. Cette approche dite connexionniste a atteint ses limites technologiques, compte tenu de la puissance de calcul de l'époque, mais aussi théoriques au début des années 70. L'approche connexionniste à connaissance répartie a alors été supplantée par l'approche symbolique ou séquentielle qui promouvait les systèmes experts à connaissance localisée. L'objectif était alors d'automatiser le principe de l'expertise humaine en associant trois concepts :

- une base de connaissance dans laquelle étaient regroupées “toutes” les connaissances d’experts humains sous forme de propositions logiques élémentaires ou plus élaborées en utilisant des quantificateurs (logique du premier ordre).
- une base de faits contenant les observations du cas à traiter comme, par exemple, des résultats d’examens, d’analyses de sang, de salive pour des applications biomédicales de choix d’un antibiotique,
- un moteur d’inférence chargé d’appliquer les règles expertes sur la base de faits afin d’en déduire de nouveaux faits jusqu’à la réalisation d’un objectif comme l’élaboration du traitement d’une infection bactérienne. Face aux difficultés rencontrées lors de la modélisation des connaissances d’un expert humain, au volume considérable des bases de connaissance qui en découlaient et au caractère exponentiel de la complexité des algorithmes d’inférence mis en jeu, cette approche s’est éteinte avec les années 80. En effet, il a été montré que les systèmes basés sur le calcul des prédicats du premier ordre conduisaient à des problèmes NP complets. L’essor technologique et quelques avancées théoriques :
 - estimation du gradient par rétro-propagation de l’erreur (Hopkins, 1982),
 - analogie de la phase d’apprentissage avec les modèles markoviens de systèmes de particules de la mécanique statistique (verres de spin) par (Hopfield, 1982), au début des années 80 ont permis de relancer l’approche connexionniste. Celle-ci a connu au début des années 90 un développement considérable si l’on considère le nombre de publications et de congrès qui lui ont été consacrés mais aussi les domaines d’applications très divers où elle apparaît. Sur de nombreux objectifs, justement ceux propres au data mining, les réseaux neuronaux ne rentrent pas nécessairement en concurrence avec des méthodes statistiques bientôt centenaires mais apportent un point de vue complémentaire qu’il est important de considérer.

Finalement, la motivation initiale de simulation du cortex cérébral a été rapidement abandonnée alors que les méthodes qui en découlaient ont trouvé leur propre intérêt de développement méthodologique et leurs champs d’applications [13].

4.8.2 Définition des réseaux de neurones artificiels (RNA)

Un réseau de neurones est une structure de traitement parallèle et distribuée d’information, comportant plusieurs éléments, de traitement (neurones), avec topologie spécifique d’interconnexion entre ces éléments, et une loi d’apprentissage pour adapter les poids des connexions. Chaque élément de traitement à une sortie unique branchée à plusieurs connexions collatérales qui transmettent le même signal, qui est la sortie du neurone [14]. Dans un réseau de neurones donné, l’information est traitée par un grand nombre très important d’autres processeurs.

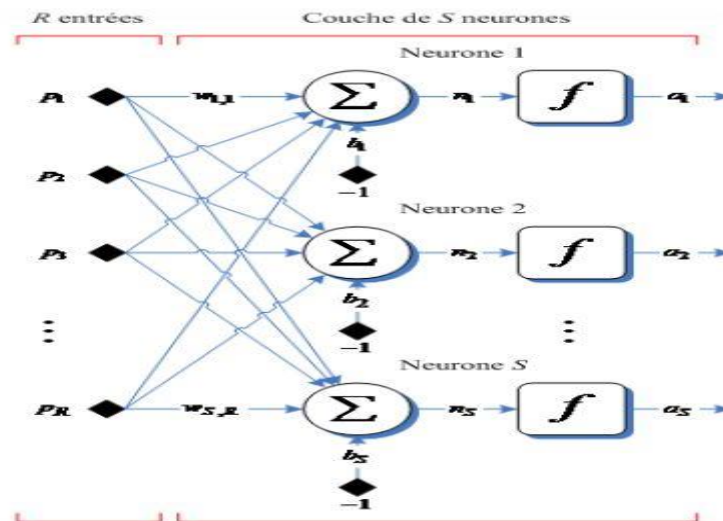


Figure 9 : Une couche de S neurone.

Les caractéristiques de (RNA) sont :

- Un nombre fini de processeurs élémentaires (neurones).
- Liens pondérés passant un signal d'un neurone vers d'autres.
- Plusieurs signaux d'entrée par neurone.
- Un seul signal de sortie.

4.8.3 Apprentissage

L'apprentissage est donc défini comme étant tout algorithme d'ajustement des coefficients synaptiques (poids). Donc, les variables modifiées pendant la phase d'apprentissage sont généralement les poids des connexions entre neurones. Le réseau est testé plusieurs fois au fur et à mesure que l'on ajuste les poids, avant qu'il satisfasse à une réponse désirée. Une fois le but est réalisé les poids seront fixé et on peut alors passer à la phase d'utilisation du réseau, principalement il existe deux types :

– Apprentissage supervisé : Dans ce type d'apprentissage, on présente au réseau une entrée et la sortie désirée correspondante, les coefficients synaptiques sont alors ajustés dans le but de minimiser un critère de coût. Une fois l'apprentissage est effectué, le réseau est apte a accomplir la tâche prévue. Les performances du réseau sont évalués à l'aide d'un ensemble d'exemples (de même nature que l'ensemble apprentissage ou d'entraînement) dit ensemble de test. La méthode la plus utilisée pour ce type d'apprentissage est la rétro propagation.

– Apprentissage non supervisé : Dans ce type d'apprentissage l'adaptation des coefficients synaptiques n'est pas basée sur la comparaison avec une certaine sortie désirée, mais c'est le réseau

qui organise lui-même les entrées qui lui sont présentées de façon à optimiser une certaine fonction de coût, sans lui fournir d'autres éléments de réponses désirées. Cette propriété est dite Auto organisation (self organisation) [15].

L'apprentissage comprend généralement quatre étapes :

- **Initialisation des poids synaptiques du réseau**, dans la pratique, cela se fait par des petites valeurs aléatoires non nulles.
- **Présentation du signal d'entrée** : le signal d'entrée est présenté en entrée du réseau, une sortie réelle sera calculée. Ce calcul est effectué de proche en proche de la couche d'entrée vers la couche de sortie, appelé "propagation d'activation".
- **Calcul d'erreur** : dans le cas où on a un apprentissage supervisé, l'erreur tiendra compte de la différence entre le signal d'entrée et le signal de référence.
- **Calcul du vecteur de correction** : à partir du vecteur d'erreur, on détermine la correction à apporter sur les poids synaptiques des connexions et aux seuils des neurones.

5. Conclusion

Dans ce chapitre trois approches de commande non linéaires ont été proposées :

La première se base sur la théorie de la stabilité du point d'équilibre qui joue un rôle central dans la théorie des systèmes. Nous avons précisé qu'elle est difficile à mettre en œuvre dans la commande car le théorème donne une condition suffisante d'existence de la fonction énergie mais ne donne pas la méthode pour l'obtenir.

La deuxième consiste à appliquer la commande à structure variable (CSV) connue aussi par la commande par mode glissement. Cette approche est caractérisée par le fait qu'elle est insensible aux variations des paramètres aux perturbations et aux non linéarités. Néanmoins, cette méthode ne prend pas en compte l'existence de la dynamique interne du système.

Troisièmement : les techniques de commande prédictive sont de loin les commandes les plus utilisées dans l'industrie. Leur efficacité est dû au fait qu'elle effectue la prédiction du comportement du système sur un horizon fini et effectue l'optimisation d'un critère quadratique pour la prédiction de la sortie et de la commande. La commande prédictive (MPC) nécessite la connaissance du modèle le plus proche du système à commander. Pour les systèmes non linéaires il y'a plusieurs choix pour la détermination de ce modèle. La méthode la plus classique est la

linéarisation autour d'un point d'équilibre d'autres plus efficaces utilisent les réseaux de neurones et le neuro-flou.

Pour ces raisons nous avons axé notre étude et nos simulations sur cette approche.

Chapitre 2 :

Modélisation du système non-linéaire pneumatique

1. INTRODUCTION

Les actionneurs pneumatiques sont de plus en plus présents dans un très grand nombre de procédés industriels touchant la fabrication, la manutention, la médecine, la robotique, l'armement, etc... En effet, ces systèmes se caractérisent d'une part, par leur faible poids et coût énergétique, d'autre part, par leur facilité d'installation, de maintenance et de transfert de puissance.

Le frein à la pénétration industrielle de ces types d'actionneurs est le fait que la commande de ces systèmes est difficile. En effet, ces derniers présentent de forts non linéarités essentiellement liées à la compressibilité de l'air et aux lois d'écoulements aux travers des restrictions des modulateurs de puissance. De plus, la difficulté de modélisation du phénomène de frottement sec et la présence d'incertitudes paramétriques compliquent la tâche.

2. DESCRIPTION D'UN BANC D'ESSAI ELECTROPNEUMATIQUE

Un asservissement électropneumatique de position (figure 1) est construit autour d'un actionneur pneumatique entraînant une charge à positionner. Le mouvement du vérin est commandé au moyen d'un modulateur de puissance (servo-distributeur) dont l'entrée est le signal de commande élaboré par l'unité de traitement. Des capteurs (position, vitesse, accélération, pression, température,...) délivrent des informations sous forme de signaux électriques à l'unité de traitement. Cette dernière élabore à l'aide d'un algorithme les signaux de commande [16].

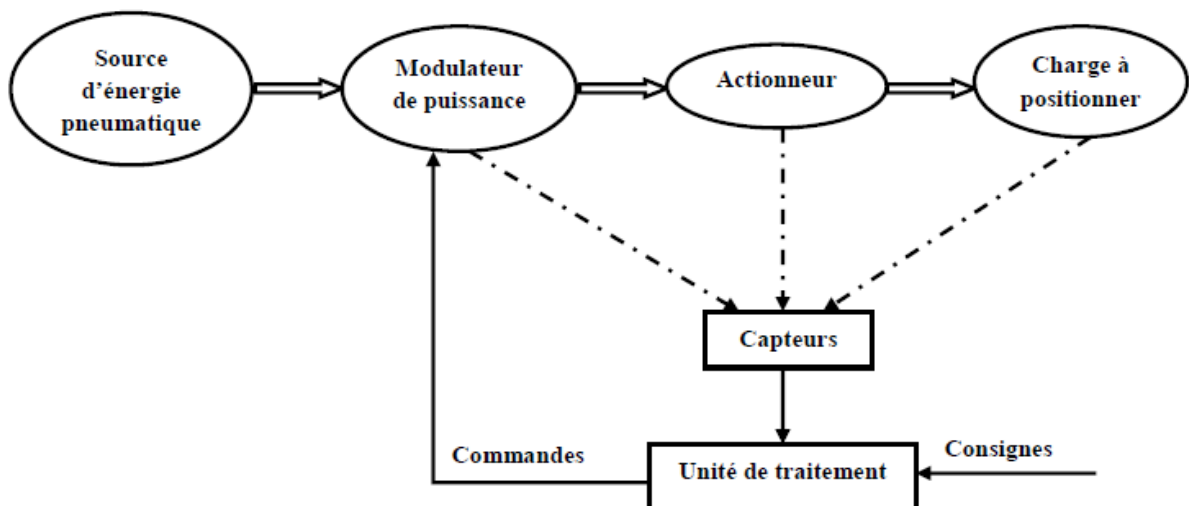


Figure 1 : Principe d'un asservissement électropneumatique de position

Le banc d'essai électropneumatique présent au (Figure 1) est destiné à des applications en mouvements rectilignes d'un actionneur pneumatique : il permet le positionnement d'une charge à masse variable avec la possibilité de choisir le profil des mouvements.

3. LA SOURCE D'ÉNERGIE PNEUMATIQUE

L'air comprimé délivré par un compresseur (Figure 2) contient souvent une quantité de vapeur d'eau qui, par condensation, se transforme en eau et se mélange alors aux particules solides issues de la calamine ou de déchets de soudure. Afin d'éviter l'encrassement des orifices du servodistributeur, un pré-filtre puis un filtre sont utilisés afin d'éliminer les impuretés et les gouttes d'eau.

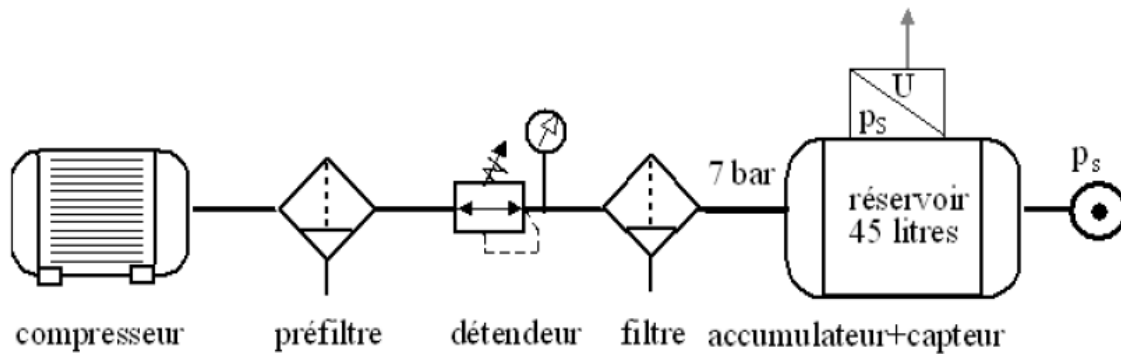


Figure 2 : Alimentation et traitement de l'air

La pression d'alimentation est réglée manuellement à 7 bars absolus à l'aide d'un détendeur. Elle peut être considérée comme constante grâce à la présence d'un réservoir de grand volume (45 litres) par rapport à la cylindrée totale de l'actionneur (environ 0.3 litres). Ses variations ne seront donc pas prises en compte dans le modèle de simulation.

4. L'ENSEMBLE VERIN-CHARIOT

La figure présente les principaux emplois des vérins pneumatiques en automatisation de production, qui sont le transfert, le serrage, l'élévation, l'indexage, le bridage, le formage, l'arrêt, l'éjection, le pivotement, la rotation et le transfert guidé.

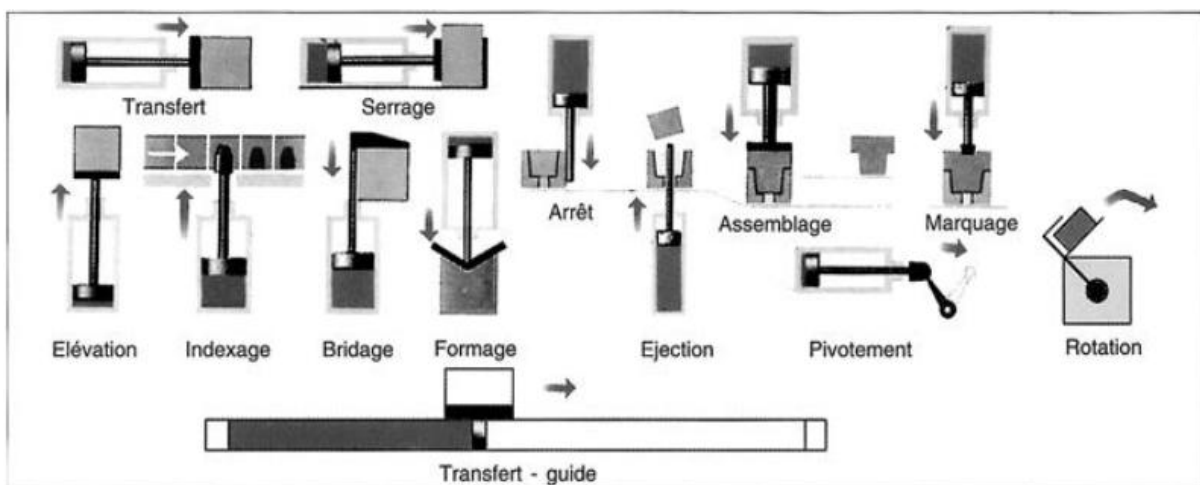


Figure 3 : Utilisations des vérins pneumatiques

Le vérin du banc d'essai électropneumatique utilisé est destiné à déplacer horizontalement un chariot. Il s'agit d'un vérin double effet simple tige (figure 4). Sa particularité est la dissymétrie de ses sections. En effet, la surface effective de la chambre est définie comme celle du piston en contact avec l'air sous pression, donc il s'agit de la section du piston diminué de la section de la tige. En général, cette différence de section effective varie de 4 à 20% pour les vérins à simple tige. Dans notre cas, elle vaut 33%. Le tableau 1 résume les principales caractéristiques du vérin utilisé.

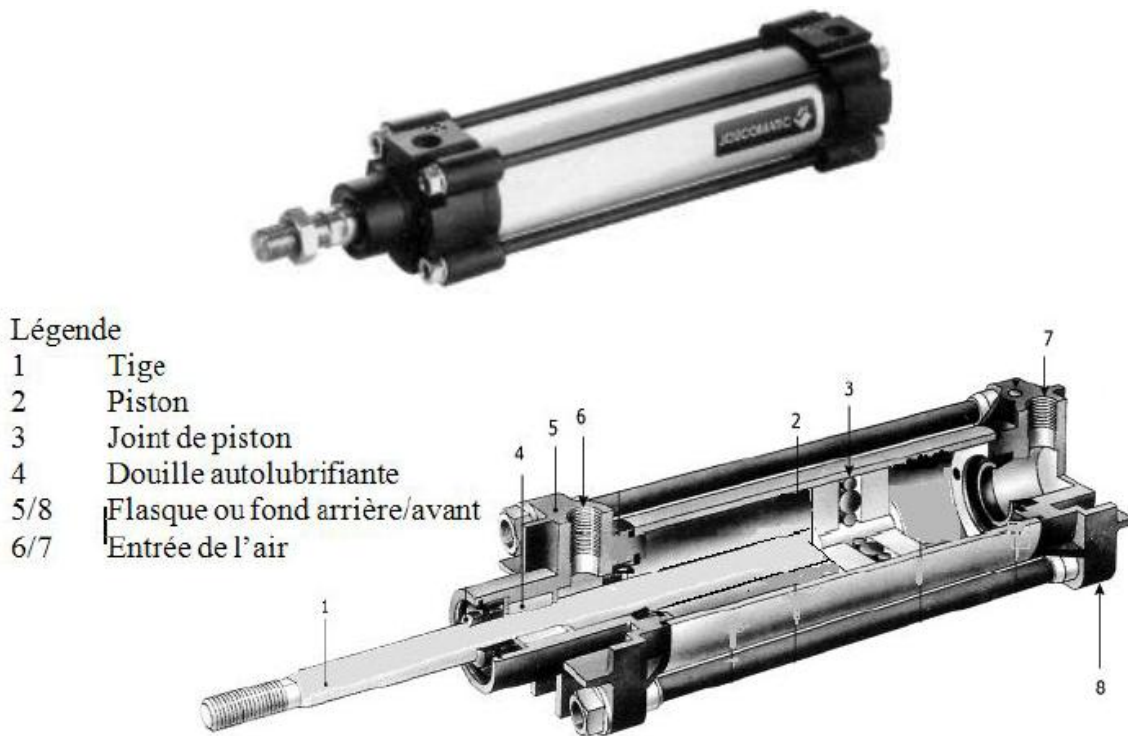


Figure 4 : Vérin pneumatique, double effet, simple tige

paramètres	définitions	Valeurs numérique	unités
l	Course du vérin	500	mm
M	Masse de la partie mobile	17	Kg
S_p	Section utile du vérin chambre P	7.2727	M^2
S_n	Section utile du vérin chambre N	4.9009	M^2
S_{tige}	Section de la tige	3.1416	M^2
V_{dp}	Volume mort cote P	0.000001	M^3
V_{dn}	Volume mort cote N	0.0000012	M^3

Tableau 1 : Principales caractéristiques du vérin

La tige du vérin est reliée à un chariot guidé sur rails. La liaison tige / chariot est une rotule sphérique, considérée comme rigide et indéformable. Le chariot se déplace sur deux glissières

cylindriques. La liaison chariot / unité de guidage est assurée par douilles à billes, dans le but de limiter les frottements. La masse totale à vide de la partie mobile correspondant à l'ensemble piston-tige-chariot est de 17 Kg .

5. MODÉLISATION DU SERVODISTRIBUTEUR

Un modèle d'aide à la conception, faisant apparaître les différents composants mécaniques et électroniques du servo-distributeur Servo-tronic. Le modèle du servo-distributeur est composé d'une partie dynamique de positionnement du tiroir et d'un modèle statique de l'étage en débit :

- Un asservissement local est réalisé à partir d'un retour d'état en position x , vitesse et accélération.

Le comportement dynamique en boucle fermée est représenté par le modèle d'état suivant :

$$\begin{aligned} \frac{d\ddot{x}}{dt} &= -a_{11}\ddot{x} - a_{12}\dot{x} - a_{13}x + K u_{\text{cal}} \\ \frac{d\dot{x}}{dt} &= \dot{x} \\ \frac{dx}{dt} &= x \end{aligned} \quad (1)$$

- La partie statique est un tableau de mesures expérimentales obtenues en régime stationnaire, donnant la valeur du débit massique q_m en fonction de la pression p d'utilisation et de la commande u (image de la position x) [16].

6. MODÉLISATION D'UNE CHAMBRE PNEUMATIQUE À VOLUME VARIABLE

Tous les modèles thermodynamiques d'une chambre de volume variable V s'appuient sur l'application du premier principe de la thermodynamique et sur l'équation de continuité (conservation de la masse). Les hypothèses classiquement admises pour établir le modèle dynamique d'une chambre sont les suivantes: l'air est un gaz parfait, l'énergie cinétique est négligeable dans la chambre, l'écoulement s'effectue sans échange de travail, ni de chaleur avec l'extérieur (adiabatique), l'échange de travail avec le piston est réversible, les conduites de mise sous pression et de mise à l'échappement sont à la même hauteur.

Deux équations d'états régissant l'évolution de la pression p et de la température T dans la chambre sont alors obtenues :

$$\frac{dp}{dt} = -\gamma \frac{p}{V} \frac{dV}{dt} + \frac{\gamma r T}{V} q_{mn} - \frac{\gamma r T}{V} q_{mc} + \frac{(\gamma-1)}{V} \frac{\partial Q}{\partial t} \quad (2)$$

$$\frac{dT}{dt} = -(\gamma - 1) \frac{T}{V} \frac{dV}{dt} + \frac{rT}{pV} (\gamma Ts - T) q_{mn} - \frac{rT^2}{pV} - (\gamma - 1) q_{mc} + (\gamma - 1) \frac{T}{pV} \frac{\partial Q}{dt}$$

Où ∂Q est la quantité de chaleur échangée avec la paroi de la chambre et qui s'écrit sous la forme :

$$\frac{\partial Q}{dt} = S h (T_s - T) \quad (3)$$

Avec :

T_s : température des parois de la chambre égale à la température source sous l'hypothèse d'une inertie thermique importante des parois.

S : surface d'échange entre le gaz et les parois de la chambre

h : coefficient de convection entre la paroi et le gaz, sous l'hypothèse que les échanges de chaleur par conduction et la capacité thermique des parois soient négligés.

D'autre part, le vérin du banc d'essai électropneumatique possède deux chambres à volume variable, qui seront notées P et N . Leurs volumes tiennent compte des volumes morts :

$$\begin{aligned} V_p(y) &= V_p(0) + S_p y & \text{avec} & & V_p(0) &= V_{DP} + S_p (1/2) \\ V_N(y) &= V_N(0) - S_N y & & & V_N(0) &= V_{DN} + S_N (1/2) \end{aligned} \quad (4)$$

Où $V_{DP/DN}$ représente le volume mort dans la chambre P/N .

7. MODÉLISATION DE LA PARTIE MÉCANIQUE EN TRANSLATION

D'après la deuxième loi de Newton appliquée au solide en mouvement et sous les hypothèses d'une liaison tige/chariot rigide et d'un solide indéformable, l'équation dynamique du mouvement y de la partie mécanique en translation de l'axe électropneumatique est :

$$\begin{aligned} \frac{dy}{dt} &= v \\ \frac{dv}{dt} &= \frac{1}{M} [S_p p_p - S_n p_n - F_{vis}(v) - F_f(v) - F_{ext}] \end{aligned} \quad (5)$$

F_f : force de frottement.

F_{vis} : frottements visqueux.

F_{ext} : force extérieure.

Les forces de frottements visqueux F_{vis} sont proportionnelles à la vitesse par un coefficient de viscosité b_v :

$$F_{vis} = b_v v \quad (6)$$

Les forces extérieures F_{ext} , considérées constantes, représentent l'action de la pression atmosphérique p_{atmos} sur la partie mobile.

$$F_{\text{ext}} = (S_p - S_n) p_{\text{atmos}} \quad (7)$$

8. Conclusion

Dans un deuxième chapitre, nous avons présenté un banc d'essai pneumatique très utilisé dans les procédés industriels de fabrication et de transformation de produits de consommation, en médecine, en robotique, etc. ...

Nous avons établi les modèles de connaissance des différents éléments constituant le banc d'essai. Le résultat de la modélisation, montre que le système est non linéaire. Ce modèle sera éventuellement utilisé dans une des techniques de commande telle que la commande prédictive non linéaire.

Chapitre 3 :
Application de la commande prédictive aux systèmes non
linéaires
Résultats de simulation

1. Introduction

Les méthodes utilisées jusqu'ici pour résoudre le problème d'optimisation résultant de la commande prédictive non linéaire étaient basées sur des méthodes itératives. Ces méthodes sont, généralement, rapides mais la solution globale peut s'avérer difficile à atteindre de fait que le système à commander est non linéaire.

L'utilisation de ces méthodes conduit à plusieurs optimums locaux, sachant que le calcul est lourd et compliqué, Et pour éviter tous ces problèmes, on propose une autre alternative pour résoudre les problèmes de commande prédictive en se basant sur l'utilisation des algorithmes de linéarisation, ou bien les réseaux de neurones pour le calcul du modèle.

2. Commande prédictive non linéaire

Le principe de base d'une loi de commande prédictive : 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 une fonction de coût, laquelle dépend aussi des consignes futures, et éventuellement des contraintes [9].

3. Discussion des résultats des simulations

L'horizon de commande est en général inférieur à l'horizon de prédiction, c'est-à-dire que le dernier élément de la séquence de commande est maintenu constant entre l'horizon de commande et l'horizon de prédiction, à la valeur obtenue au terme de l'horizon de commande. Quelle que soit la valeur de l'horizon de commande, la séquence de commande optimale est toujours optimisée sur la totalité de l'horizon de prédiction. Les simulations ont permis de valider notre approche en termes de convergence et de respect des contraintes et de stabilité du prédicteur. L'architecture génère une commande qui force le système à suivre la référence en respectant les contraintes.

4. Simulation du régulateur MPC sur le modèle d'un système non linéaire

Donner les équations du système sous d'état ou de matrice de transfert :

```
Sys = ss(tf({1,1,1},{[1 .5 1],[1 1],[.7 .5 1]}))
```

Nous définissons dans notre cas le modèle d'un système à 3 entrées (la commande, la perturbation mesurées et la perturbation non mesurées. Nous adopterons une structure des modèles

utilisés par le contrôleur MPC. Nous définissons ensuite les horizons de prédiction et de commande. Nous prenons les valeurs des poids par défaut de l'objet MPC et définissons les contraintes sur la commande. Les résultats de simulation sont donnés par les figures suivantes :

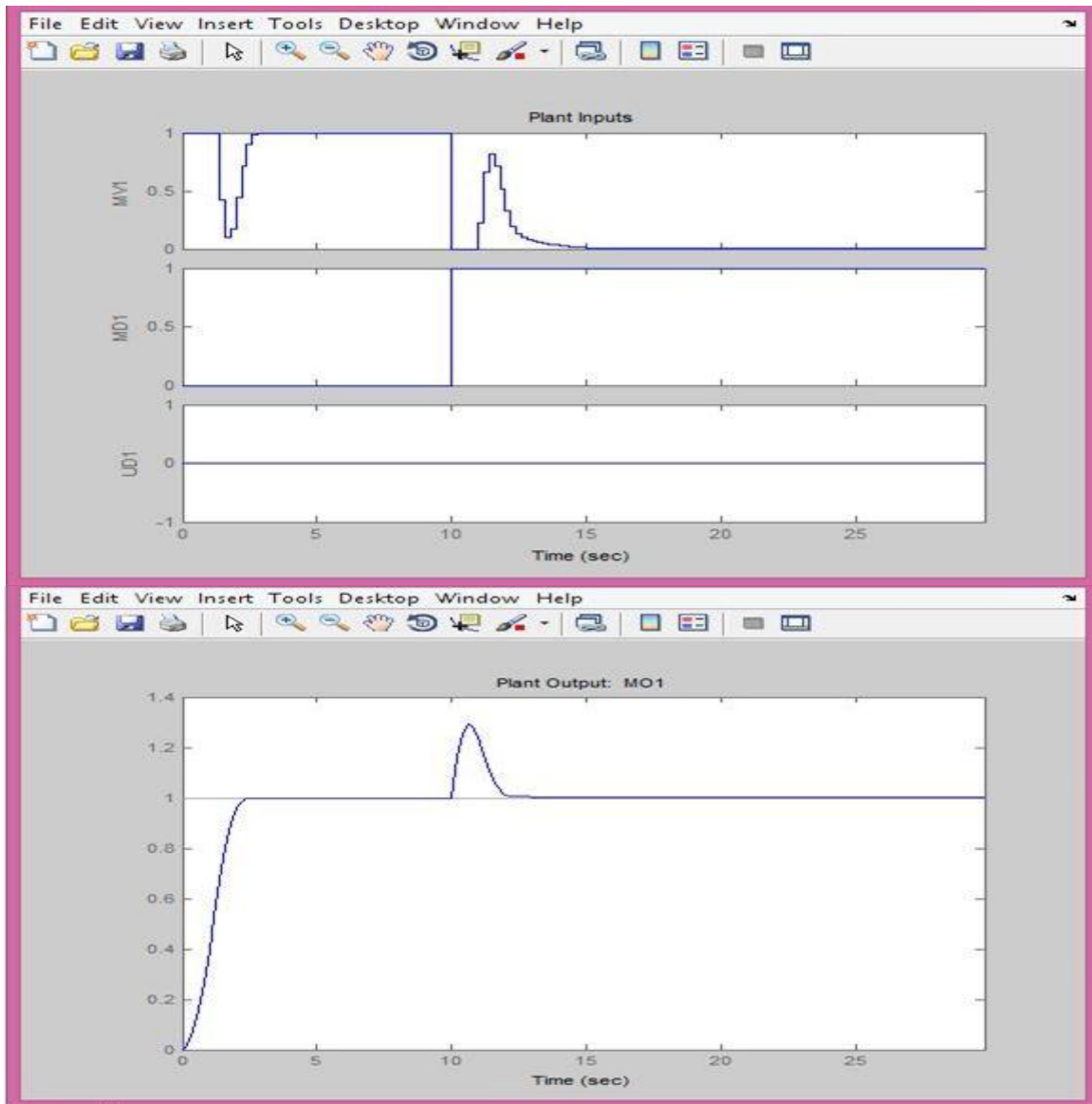


Figure 1 : Simulation MPC en boucle fermée utilisant la commande SIM.

Dans la seconde étape nous allons générer des signaux de bruit mesurés et non mesurés affectant la commande et la sortie mesurée et les résultats de simulation montrés dans les figures suivantes confirment que le régulateur MPC régule la sortie en dépit des perturbations affectant le système.

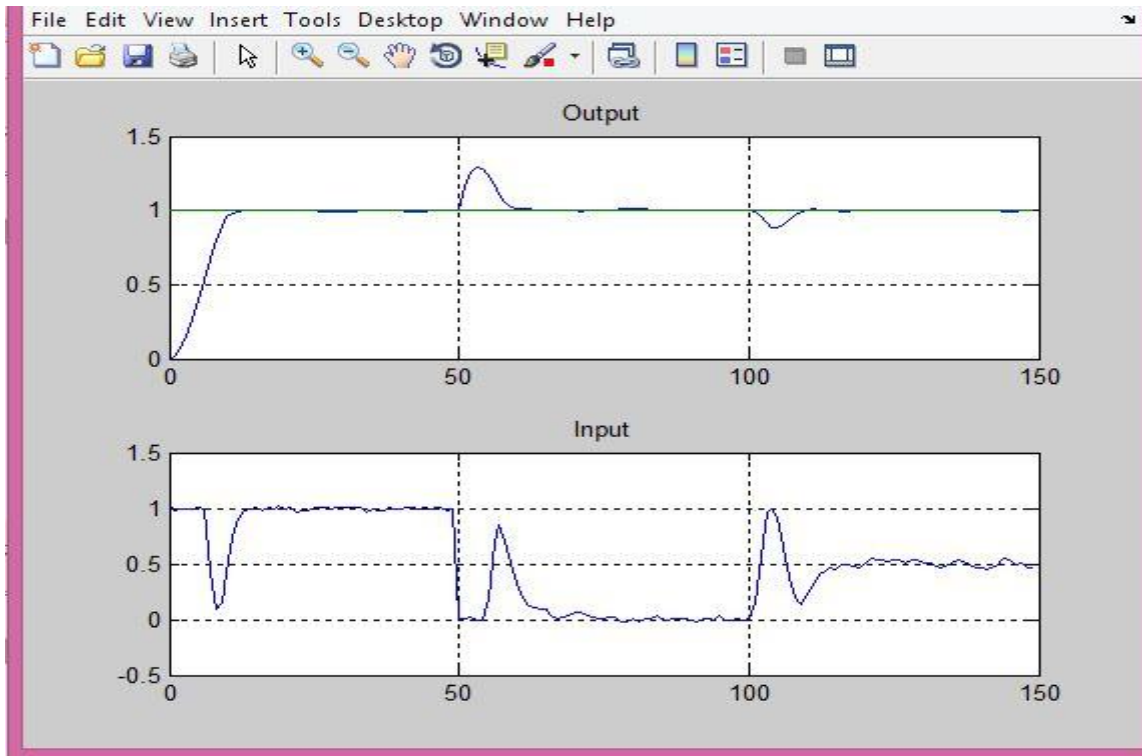
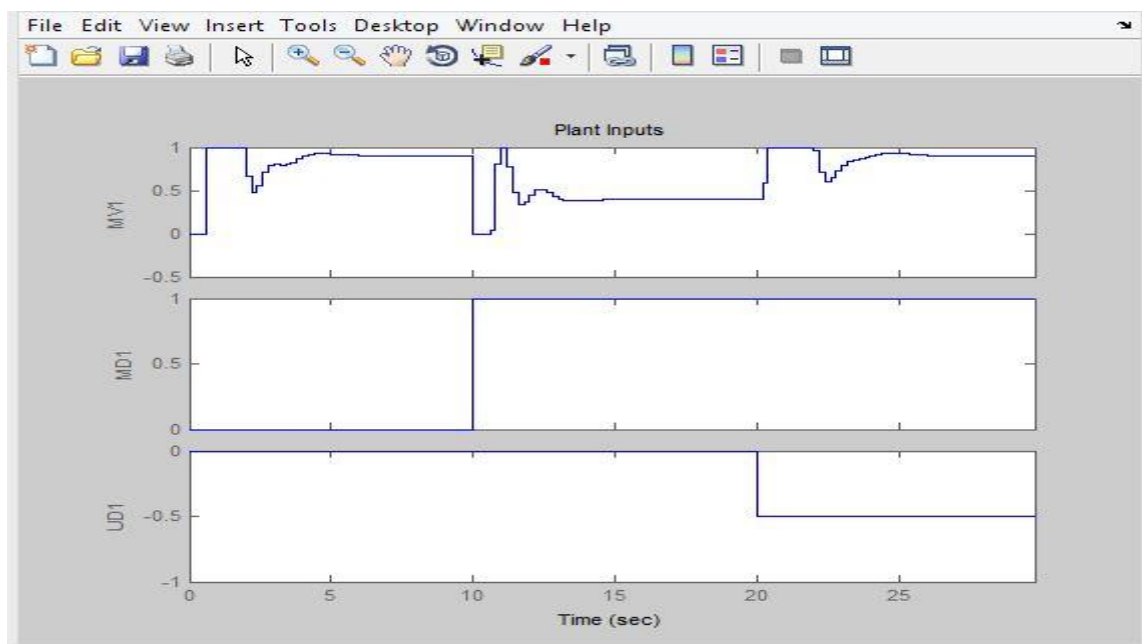


Figure 2 : résultat régule la sortie en dépit des perturbations.

4.1 Simulation de la commande prédictive avec un modèle présentant des disparités avec celui du système

Nous allons tester la robustesse de la commande prédictive aux incertitudes du modèle. Les résultats de simulation montrent que la sortie suit bien la référence en dépit des erreurs de modélisation.



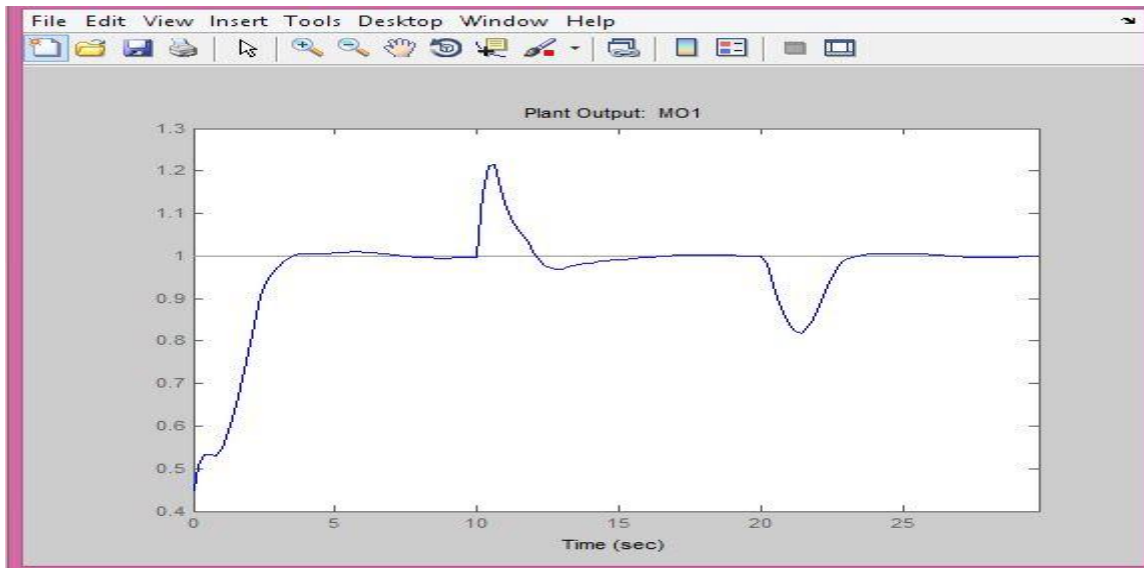
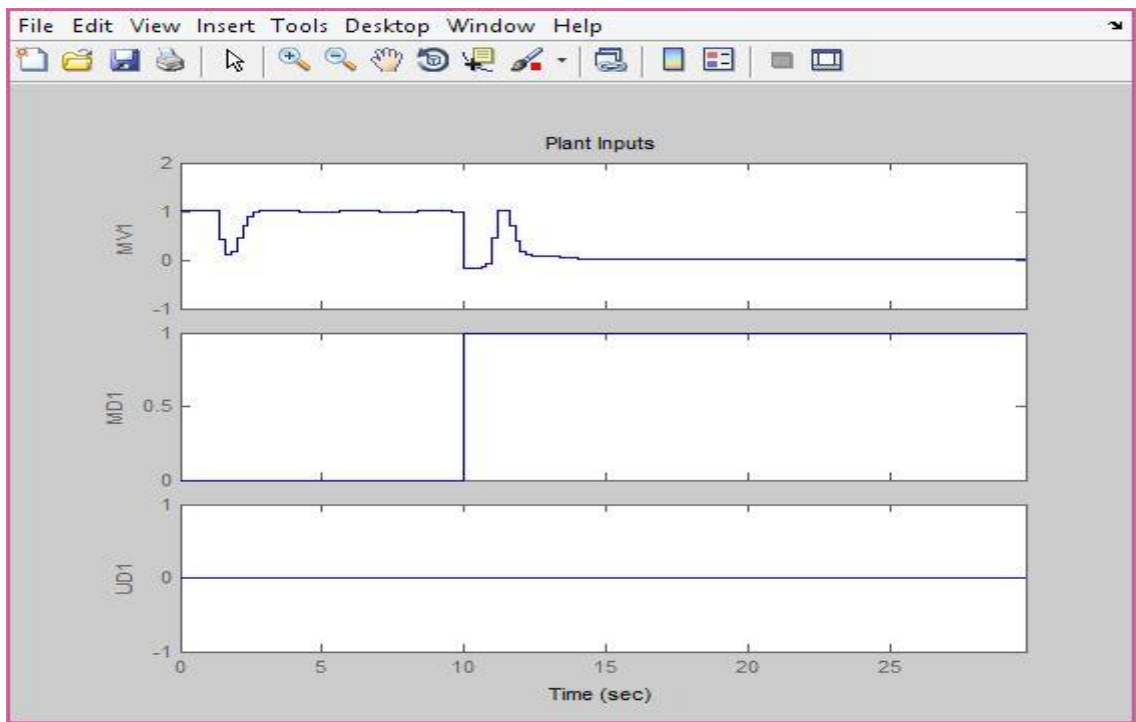


Figure 3 : simulation de la commande MPC en boucle fermé

4.2 Adoucissement des contraintes sur la commande et la sortie

La simulation du comportement du régulateur MPC montre d’après les figures suivantes que ce dernier rejette bien les perturbations impulsionnelles.



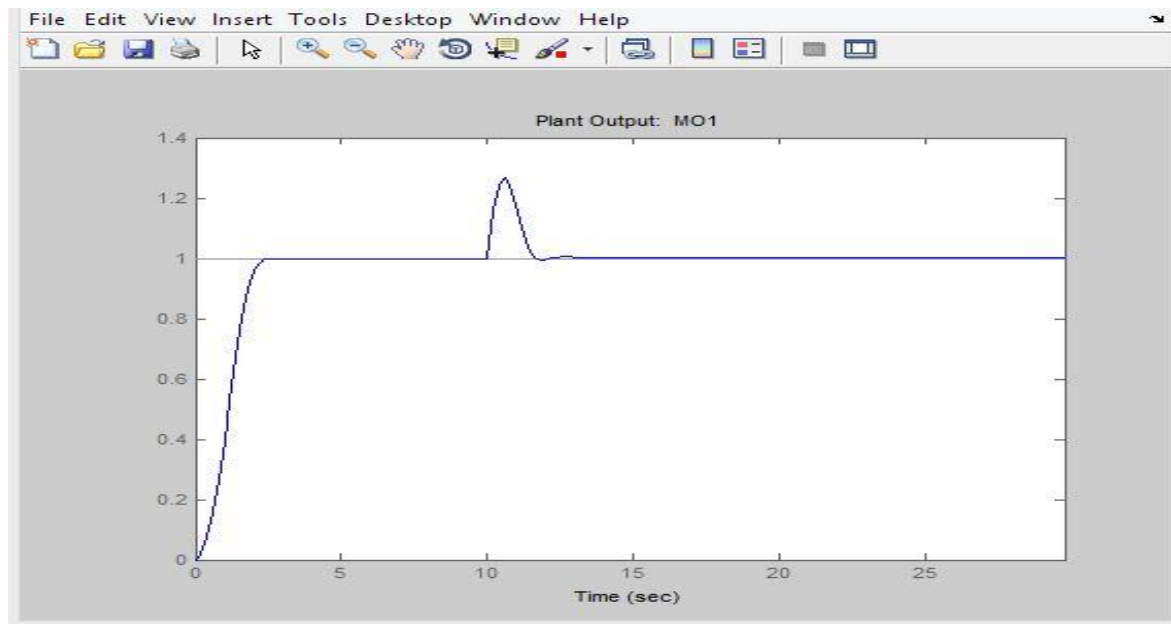
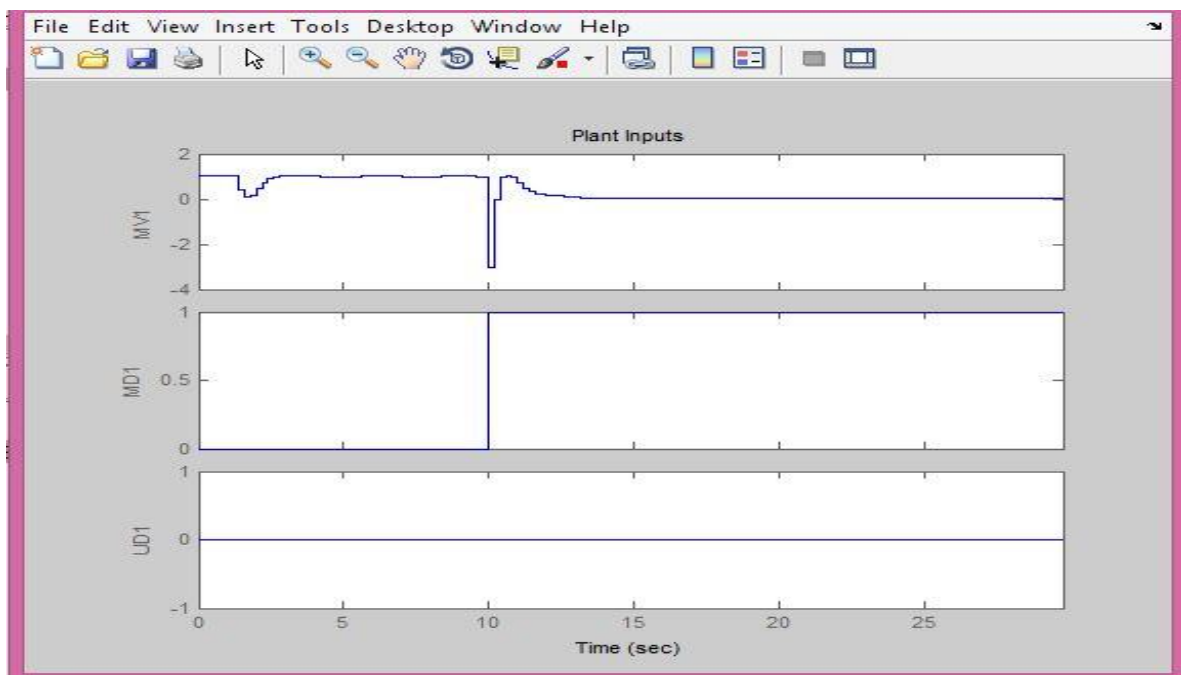


Figure 4 : en réduisant les contraintes en simulation.

Les contraintes sur les entrées sont légèrement violées.



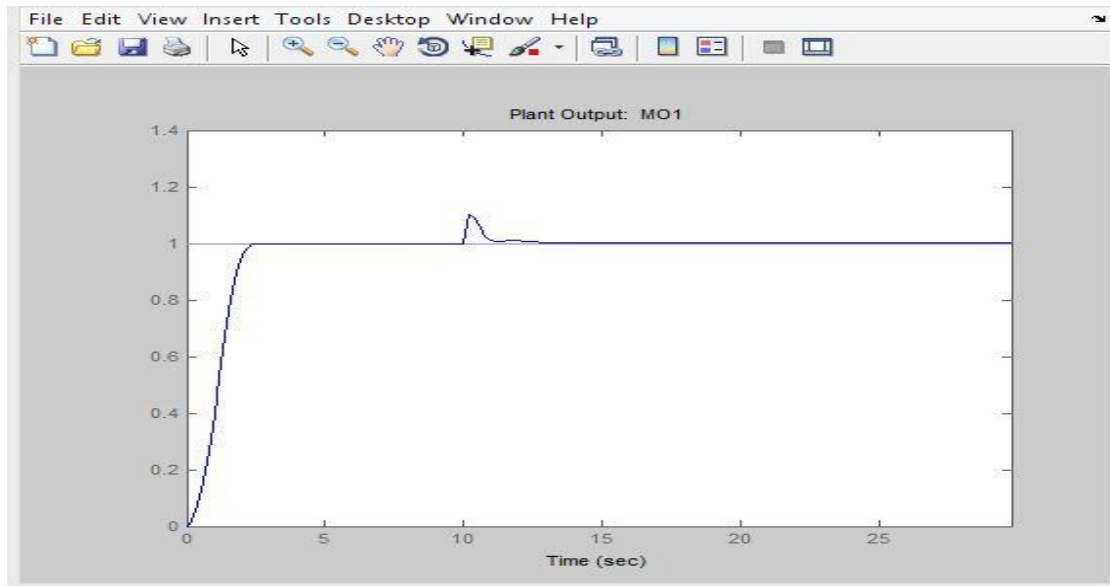


Figure 5 : résultat Les contraintes sur les entrées sont légèrement violées.

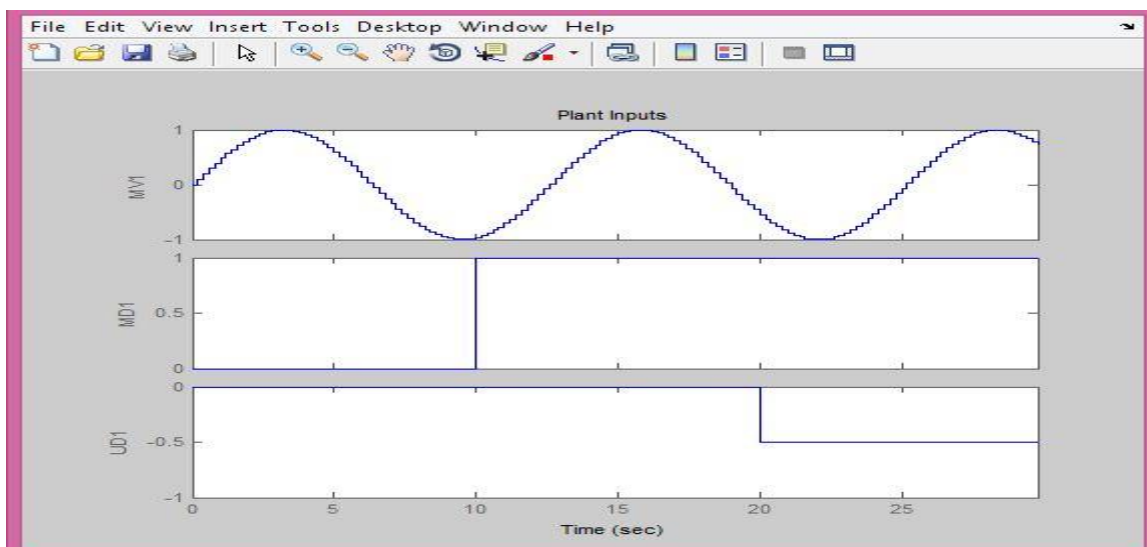
4.3 Estimateur d'état spécifié par l'utilisateur

Le modèle prédictive utilise par défaut un filtre de kalman pour estimer l'état du système, les modèles de perturbations, et du bruit. Nous allons spécifier notre propre observateur. Nous mettons d'abord le gain de l'estimateur par défaut et de l'état-espace matrices.

```
[M, A1, Cm1]=getestim(MPCobj);
```

4.4 Boucle ouverte de simulation

Tester le comportement du modèle prédictif en boucle ouverte en utilisant la méthode SIM de simulation sur Simulink. Nous devons valider le flag de la boucle ouverte et fournir la séquence de variables manipulées d'excitation du système.



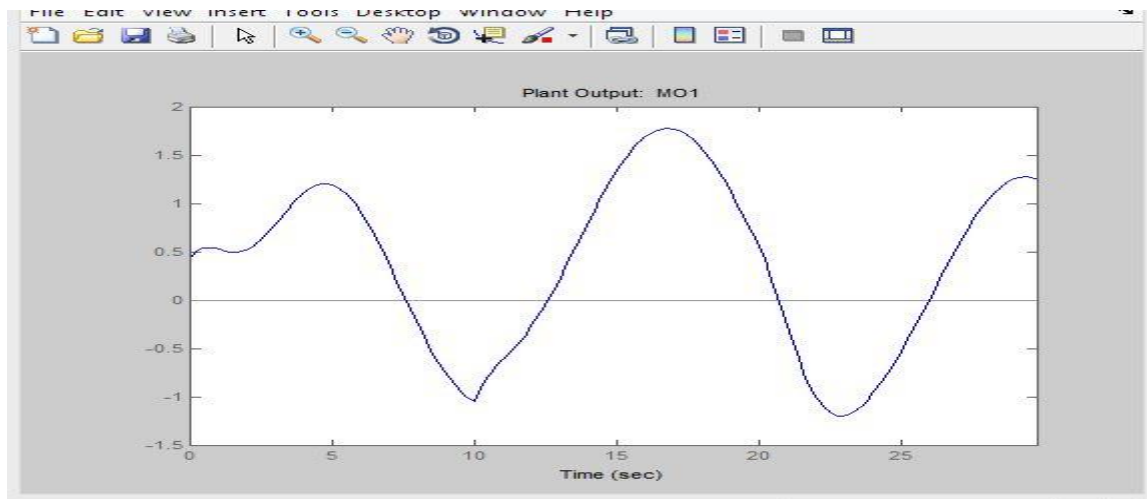


Figure 6 : simulation en boucle œuvr.

4.5 La commande MPC (simulation étape par étape)

Nous commençons par définir le modèle dans l'espace d'état du système à commander. Ensuite nous introduisons les états initiaux du système et du contrôleur MPC ainsi que la trajectoire de référence de la sortie du système :

- Etat initial du système : $x = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0]$
- Trajectoire de référence : $r = 1$; échelon unité

Nous obtenons les résultats suivants

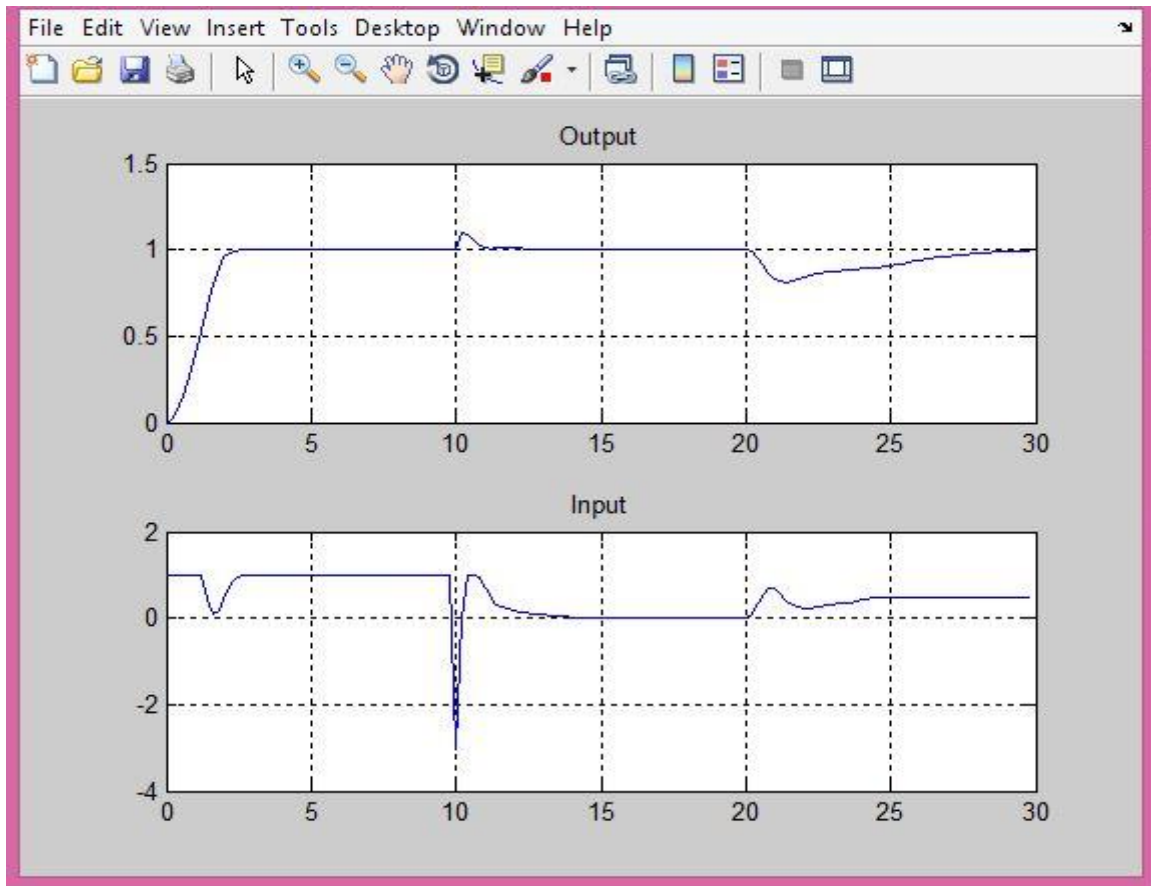


Figure 7 : La commande MPC (simulation étape par étape)

Si à tout moment au cours de la simulation, nous voulons vérifier la trajectoire optimale prédite, nous pouvons utiliser une version étendue de MPCMOVE. Supposons que nous voulons commencer à partir de l'état actuel et avoir un changement de point de consigne à 0.5, et supposons que la perturbation mesurée est nulle. Nous obtenons les trajectoires optimales prédites suivantes :

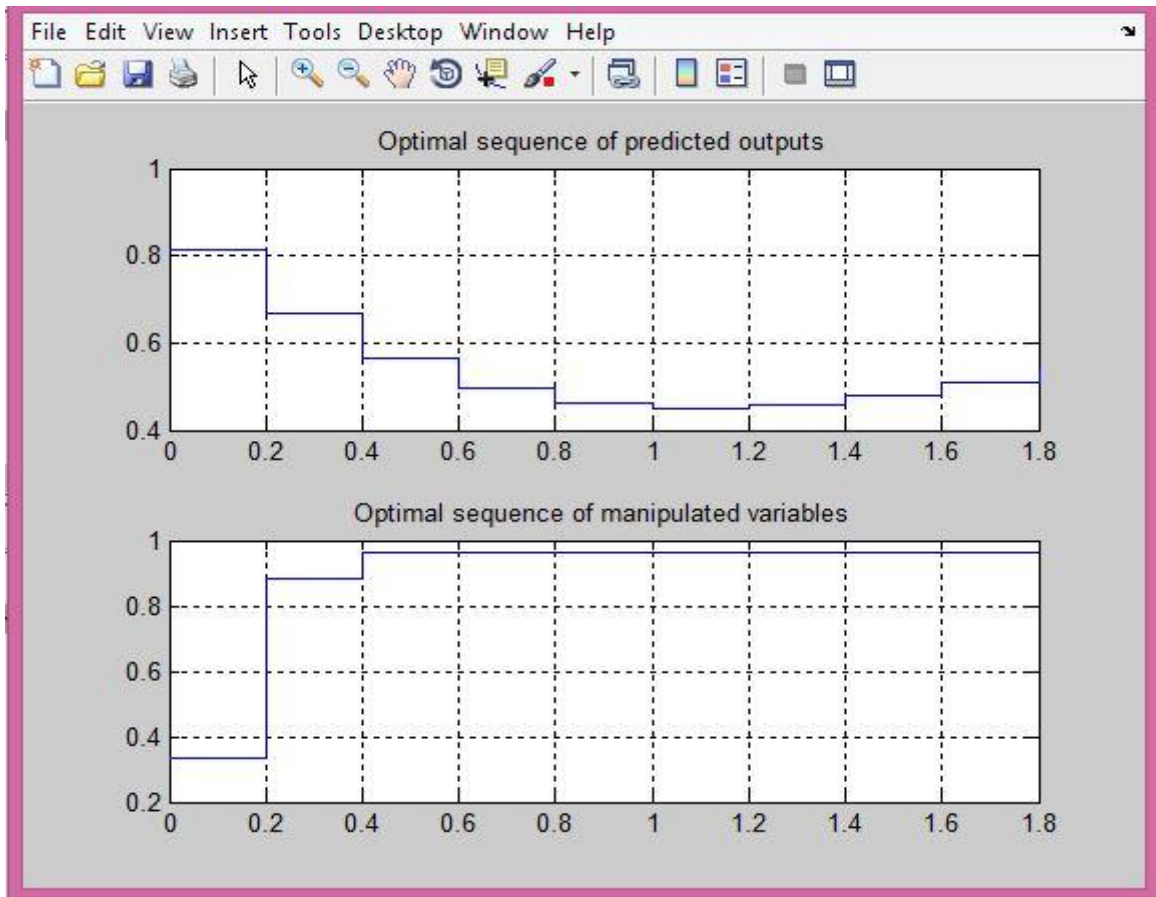


Figure 8 : résultat optimale prédit trajectoires.

4.6 Linéarisation du contrôleur MPC

Lorsque les contraintes ne sont pas actives, le contrôleur MPC se comporte comme un contrôleur linéaire. On peut alors obtenir l'espace d'état à partir du contrôleur MPC. Puis on linéarise le modèle dans le cas d'un système non linéaire.

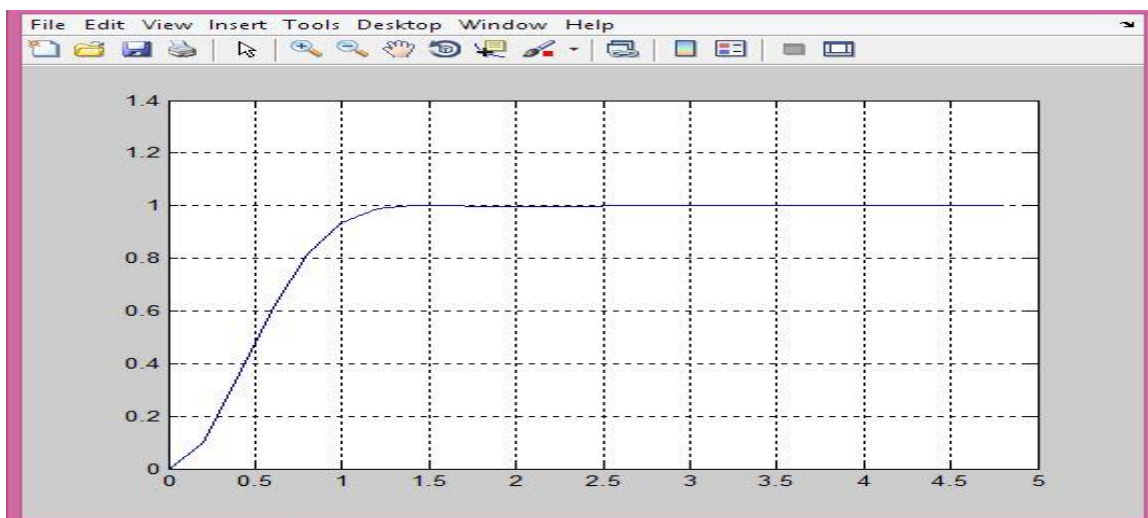


Figure 9 : Linéarisation du contrôleur MPC.

4.7 Désactivation des contraintes

Exécution d'une boucle fermée ou toutes les contraintes sont désactivées est facile en utilisant les options SIM de Simulink.

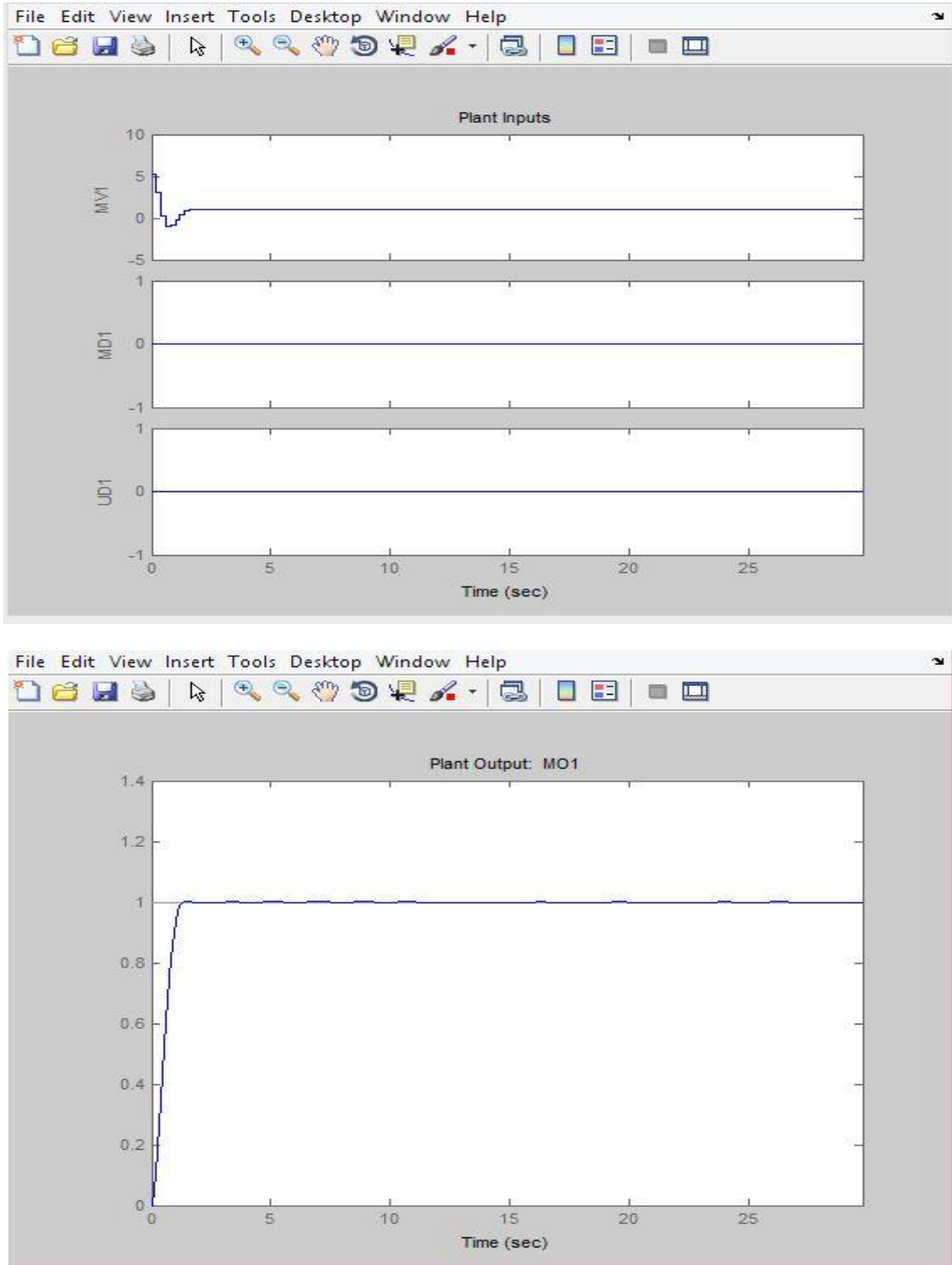


Figure 10 : résultat de désactivation des contraintes

4.8 Simulation MPC en utilisant Simulink

MPC peut également être utilisé dans un diagramme de Simulink. Créons l'objet MPC.

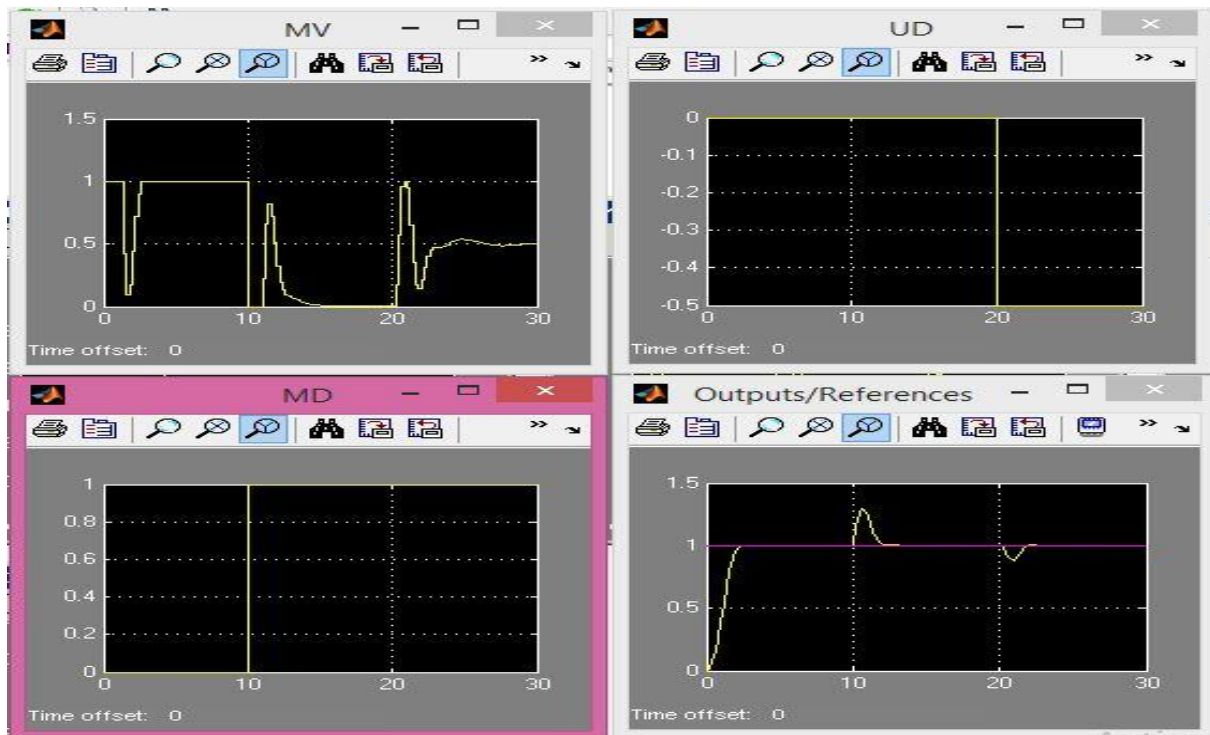


Figure 11 : Simulation MPC en utilisant Simulink.

4.9 Simulation MPC avec bruit

Ensuite, nous effectuons une simulation avec un bruit de sortie sinusoïdal de fréquence 0.1 Hz.

Nous constatons que les estimations de l'état ont été améliorées

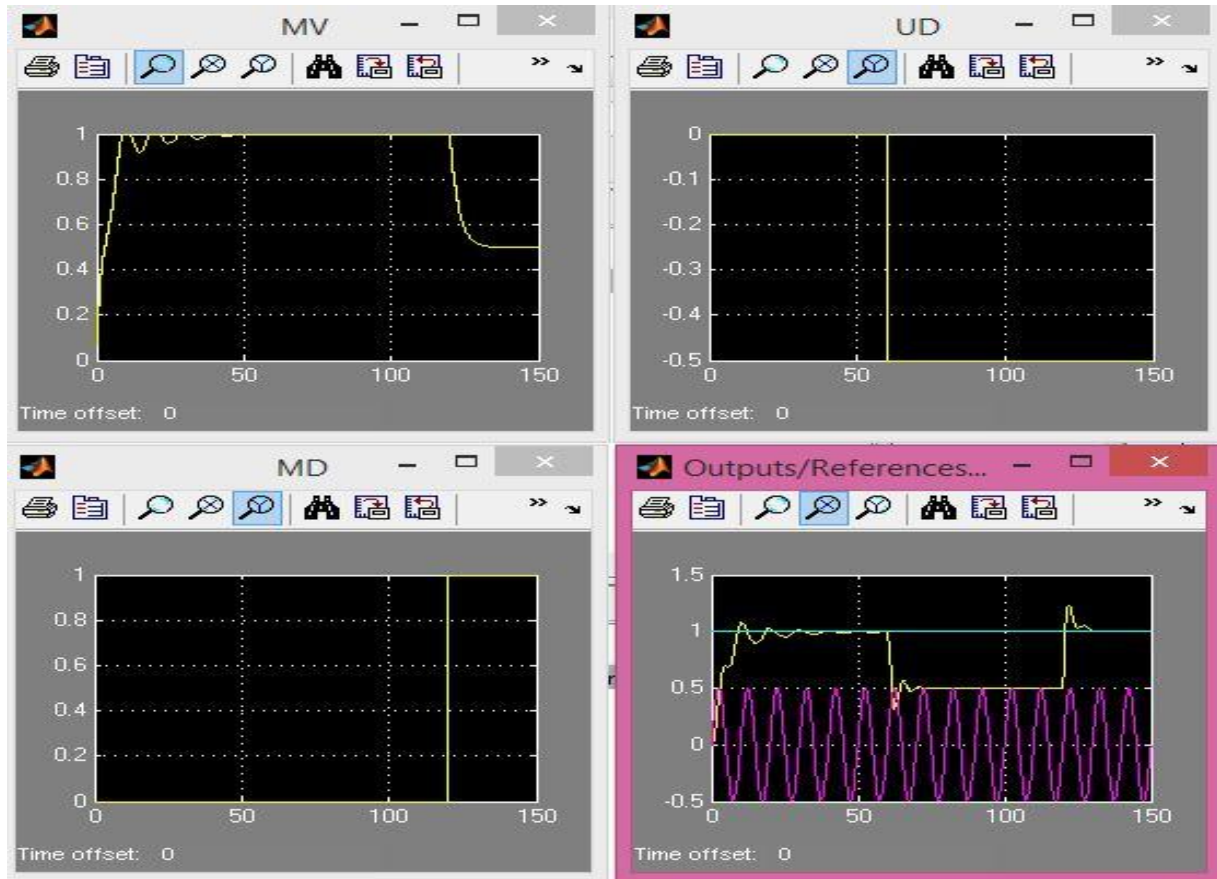


Figure 12 : simulation MPC avec bruit.

5. Commande prédictive non linéaire avec modélisation par réseaux de neurones

Le contrôleur prédictif à réseaux de neurones est implémenté. Il utilise un réseau de neurones pour modéliser le système non linéaire à commander et sera alors introduit dans le régulateur MPC. Le contrôleur MPC calcule alors l'entrée de commande qui permettra d'optimiser les performances du système sur un horizon temporel futur spécifié.

La première étape de commande prédictive est de déterminer le modèle du système non linéaire par un réseau neuronal (identification du système).

5.1 Identification du système

La première étape de commande prédictive est de former un réseau de neurones pour représenter la dynamique du système. L'erreur de prédiction entre la sortie du système et la sortie du réseau neuronal est utilisée en tant que signal d'apprentissage du réseau de neurones. Le processus est représenté à la figure suivante :

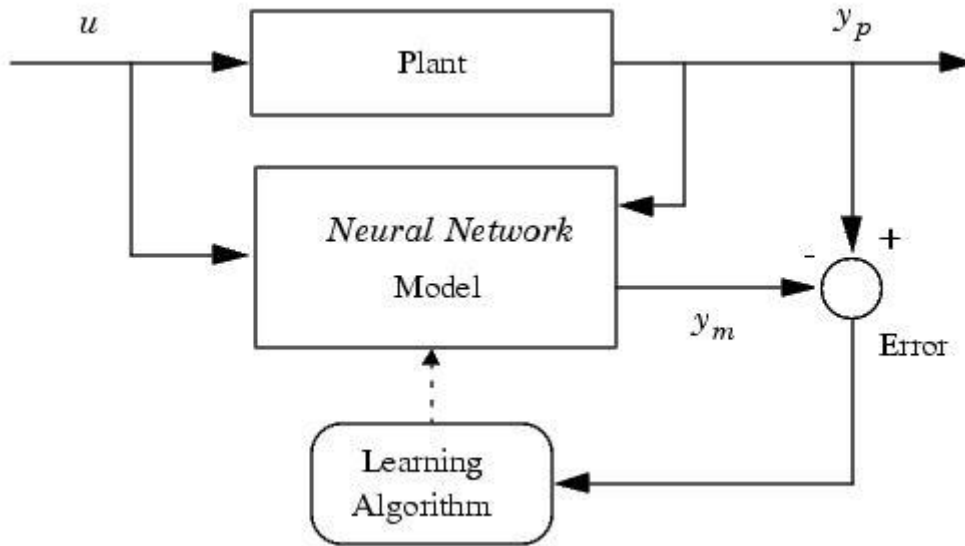


Figure 13 : plant de réseau neurone.

Le réseau de neurones utilise les entrées précédentes et les sorties précédentes du système pour prédire les futures valeurs de la sortie du système. La structure du réseau de neurones est donnée dans la figure suivante :

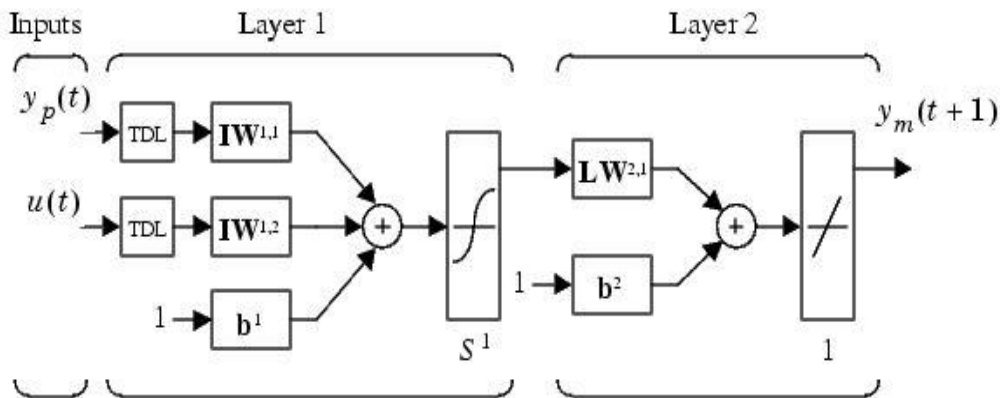


Figure 14 : schéma la structure du réseau de neurones.

5.2 Commande prédictive

La méthode de commande prédictive est basée sur la technique de l'horizon glissant. Le modèle de réseau neuronal prédit la réponse du système sur un horizon de temps spécifié. Les prédictions sont utilisées par un programme d'optimisation numérique pour déterminer le signal de commande qui minimise le critère de performance suivant au-delà de l'horizon spécifié :

$$J = \sum_{j=N_1}^{N_2} (y_r(t+j) - y_m(t+j))^2 + \rho \sum_{j=1}^{N_u} (u'(t+j-1) - u'(t+j-2))$$

Où N_1 , N_2 , et N_u et définissent les horizons sur lesquels l'erreur de suivi de trajectoires et les incréments de commande sont évalués. La variable u' est le signal de commande prédit, y_r est la réponse souhaitée, et y_m est la réponse du modèle du réseau. La valeur de ρ détermine la contribution que la somme des carrés des incréments de commande a sur l'indice de performance.

Le schéma suivant illustre le processus de commande prédictive. Le dispositif de commande est constitué du modèle du réseau neuronal et le bloc d'optimisation. Le bloc d'optimisation détermine les valeurs de u' qui minimisent J , puis u optimale attaque l'entrée du système. Le bloc de commande est introduit dans Simulink, comme décrit dans la section suivante :

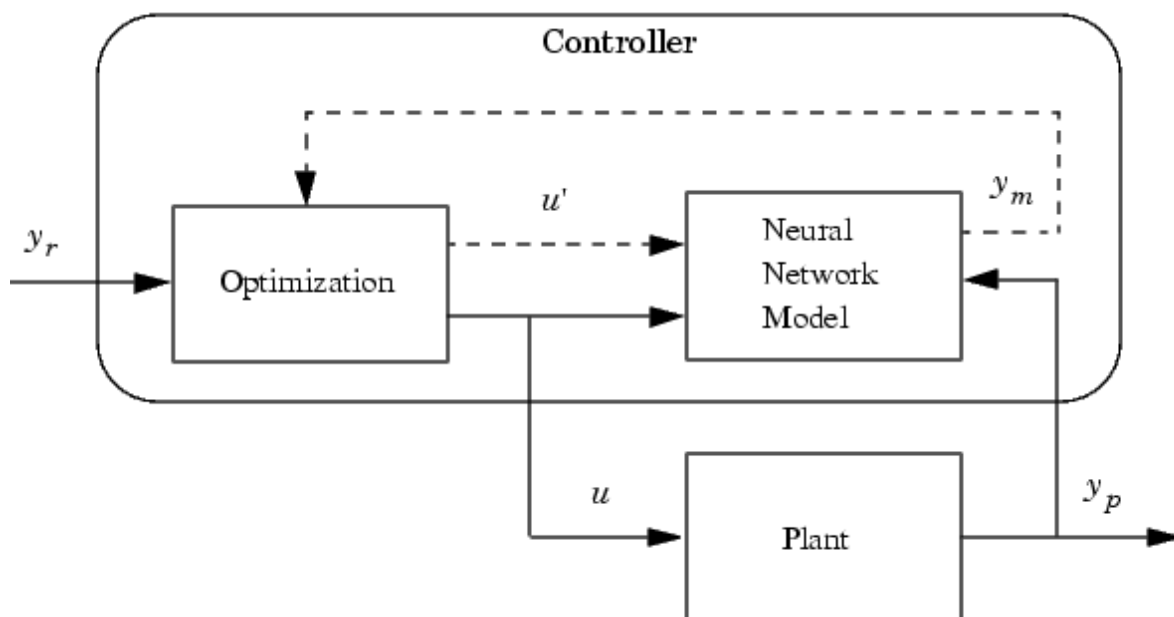


Figure 15 : Le processus de commande prédictive en modèle du réseau neuronal.

5.3 Utilisation de la commande prédictive avec réseau de neurones

Dans une première étape on détermine le modèle à réseaux de neurones correspondant au système non linéaire à commander par les techniques classiques d'apprentissage en utilisant

l'algorithme de retro-propagation de l'erreur pour adapter les poids du réseau. Une fois le modèle neuronal est obtenu il est inséré dans le bloc de commande prédictive pour la commande en boucle fermée du système non linéaire.

Nous avons utilisé cette méthode pour le système non linéaire suivant :

On alimente un bac avec deux produits chimiques qui se déversent avec des débits w_1 et w_2 et des concentrations C_{b1} et C_{b2} respectivement. En malaxant ces deux produits, il débite en même temps le produit résultant avec un débit w_0 et une concentration C_b .

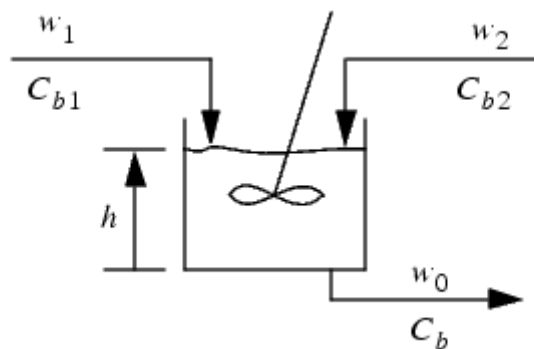


Figure 16 : deux produits chimiques en malaxant.

Le modèle du système non linéaire est régi par les équations suivantes :

$$\frac{dh(t)}{dt} = w_1(t) + w_2(t) - 0.2 \sqrt{h(t)} \frac{dc_b(t)}{dt} = (c_{b1} - c_b(t)) \frac{w_1(t)}{h(t)} + (c_{b2} - c_b(t)) \frac{w_2(t)}{h(t)} - \frac{k_1 c_b(t)}{(1 + k_2 c_b(t))}$$

Ou $h(t)$ est le niveau du liquide, $C_b(t)$ est la concentration du produit à la sortie du processus, $w_1(t)$ et $C_{b1}(t)$ sont le débit et la concentration du produit 1, et enfin $w_2(t)$ et $C_{b2}(t)$ sont le débit et la concentration du produit 2.

L'objectif de la commande est de maintenir la concentration du produit de sortie $C_b(t)$ constante en ajustant le débit $w_1(t)$.

Nous avons utilisé Matlab et Simulink pour simuler l'ensemble du système de commande en boucle fermée contenant le régulateur MPC comportant un réseau de neurones comme modèle interne de prédiction et le modèle du système à commander.

Les données de simulation : $C_{b1} = 24.9$, $C_{b2} = 0.1$, $k_1 = k_2 = 1$, le débit $w_2(t) = 0.1$ est maintenu constant.

Les résultats de simulations sont données en Figure suivante :

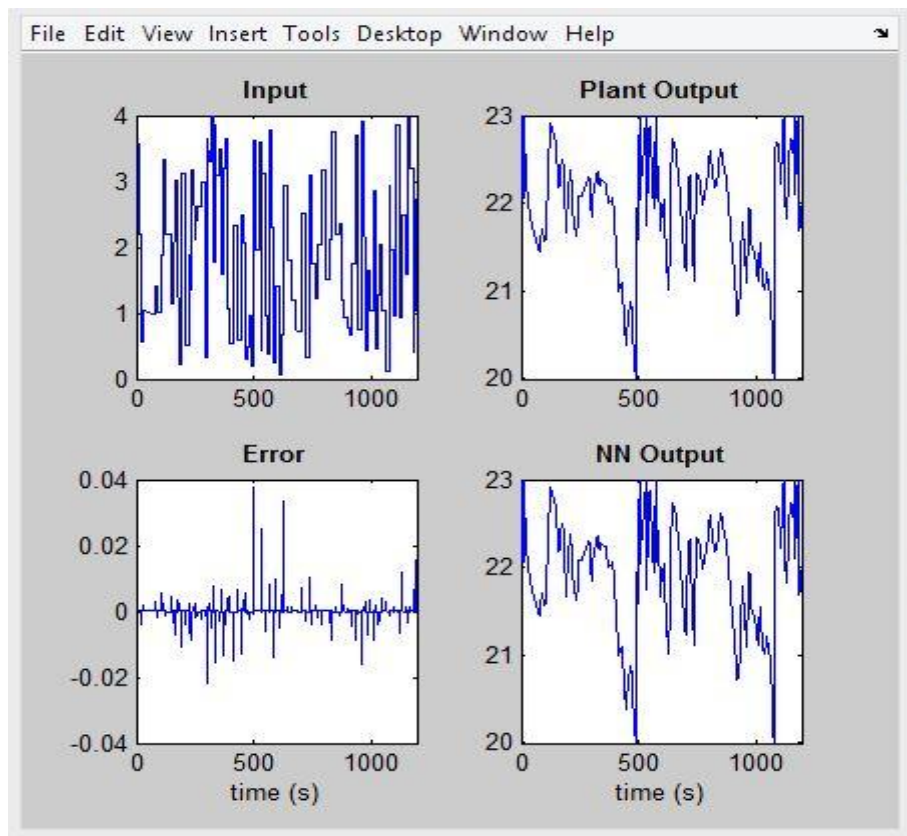


Figure 17 : Les données de la courbe de commande prédictive de réseau neuronal.

La sortie du système et le signal de référence sont affichés dans la figure suivante :

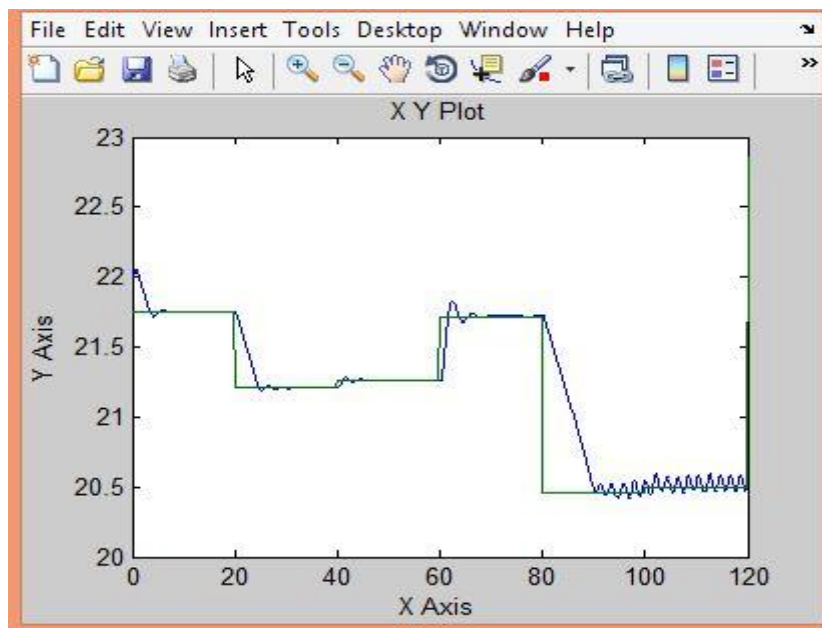


Figure 18 : Signal de sortie de l'usine d'affichage et une référence.

6. Conclusion

Nous avons présenté dans ce chapitre le contrôleur prédictive à réseaux de neurones. Il utilise un réseau de neurones pour modéliser le système non linéaire à commander qui sera introduit dans le régulateur MPC. La première étape de commande prédictive est de former un réseau de neurones pour représenter la dynamique du système. L'erreur de prédiction entre la sortie du système et la sortie du réseau neuronal est utilisée en tant que signal d'apprentissage du réseau de neurones. Le réseau de neurones utilise les entrées précédentes et les sorties précédentes du système pour prédire les futures valeurs de la sortie du système. La méthode de commande prédictive est basée sur la technique de l'horizon glissant. Le modèle de réseau neuronal prédit la réponse du système sur un horizon de temps spécifié. Les prédictions sont utilisées par un programme d'optimisation numérique pour déterminer le signal de commande qui minimise le critère de performance.

Conclusion général

Conclusion général

L'étude que nous avons effectuée à portée sur quelques commandes non linéaires, la commande basée le théorème de Lyapunov la plus importante des théories utilisées dans la stabilité, les différents types de problèmes de stabilité peuvent être rencontrés dans l'étude des systèmes dynamiques mais ne donnent pas le meilleur résultat.

La commande des systèmes en mode glissant d'ordre un ou d'ordre supérieur est présentée, en général, celle-ci utilise des lois dont la synthèse est relativement aisée entraînant plus au moins de réticence (« chattering ») et nécessitant un nombre de dérivées successives des variables d'états croissant avec l'ordre choisi. L'inconvénient majeur de cette méthode est le phénomène de chattering, ces commutations peuvent exciter des dynamiques non désirées qui risquent de déstabiliser, voire même de détériorer le système étudié.

Grâce à ses performances, sa facilité de mise en œuvre et sa capacité d'inclure de manière explicite des contraintes imposées sur les entrées du système la commande prédictive est qualifiée comme la commande non linéaire la plus prometteuse. Son utilisation et sa généralisation dans le monde industriel se confirme de jour en jour. Surtout si elle est associée avec des outils de modélisation performants tels que les réseaux de neurones, le neuro-flou et de méthodes d'optimisation tel que les algorithmes génétiques.

Référence Bibliographiques

- [1] **Launay Frédéric** "Commande Robuste et Systèmes Non Linéaires" édition : 1976
- [2] **F. Ramponi** "Notes on Lyapunov's théorème" édition : 1980
- [3] **R. M. Murray, Z. Li and S. S. Sastry** "A Mathematical Introduction to Robotic Manipulation" édition : 1993
- [4] **Hassan K. Khalil** "Nonlinear Systems" édition : 1975
- [5] **Slotine Li** "Applied Nonlinear Control" édition : 1995
- [6] Magister : **amin baghdadi** "La commande par mode glissant" page : (19-39)
- [7] Magister : **Zouaoui Yamina** "Commande par mode glissant des courants statoriques de la machine asynchrone" page : (13-21)
- [8] Magistère : **Deghboudj Imen** "Commande Des Systèmes Non Linéaires Par Mode Glissant D'ordre Supérieur" page : (44-59)
- [9] Magister: **Abdallah Bezzini** "Commande Prédictive Non Linéaire en Utilisant Les Systèmes Neuro-Flous et les Algorithmes Génétiques" page : (15-19)
- [10] Doctorat : **Maxime Penet** "Robust Nonlinear Model Predictive Control based on Constrained Saddle Point Optimization " page : (44-45)
- [11] Magister : **Debbeh Abdesslem** "Commande prédictive généralisée robuste Etude et Application" page : (12-16)
- [12] Magister : **Steffen Nissen** "Création d'un réseau de neurones" page : (14-16)
- [13] Professeur : **younes bennani** "apprentissage par réseaux de neurones artificiels" Page : (59-61)
- [14] Professeur : **Gérald PETITJEAN** "Introduction Aux Réseaux De Neurones " Page : (55-57)
- [15] Professeur: **Juan Manuel Torres Moreno** "Apprentissage Et Généralisation Par Des Réseaux De Neurones : Etude De Nouveaux Algorithmes Constructifs" page : (18-21)
- [16] Doctorat : **Karima Turki** "Nouvelles approches pour la synthèse de lois de commande non Linéaires robustes. Application a un actionneur électropneumatique et proposition d'une Solution au problème de redécollage" page : (24-34)

Annexe

Toutes les variantes de stratégies de commande prédictive sont aujourd'hui regroupées sous le terme générique MPC, La liste ci-dessous propose un aperçu des plus « classiques » :

MPC (Model Predictive Control) : formulée dans l'espace d'état par utilise le formalisme de la représentation d'état pour faciliter l'analyse de la stabilité et de la robustesse.

Simulink

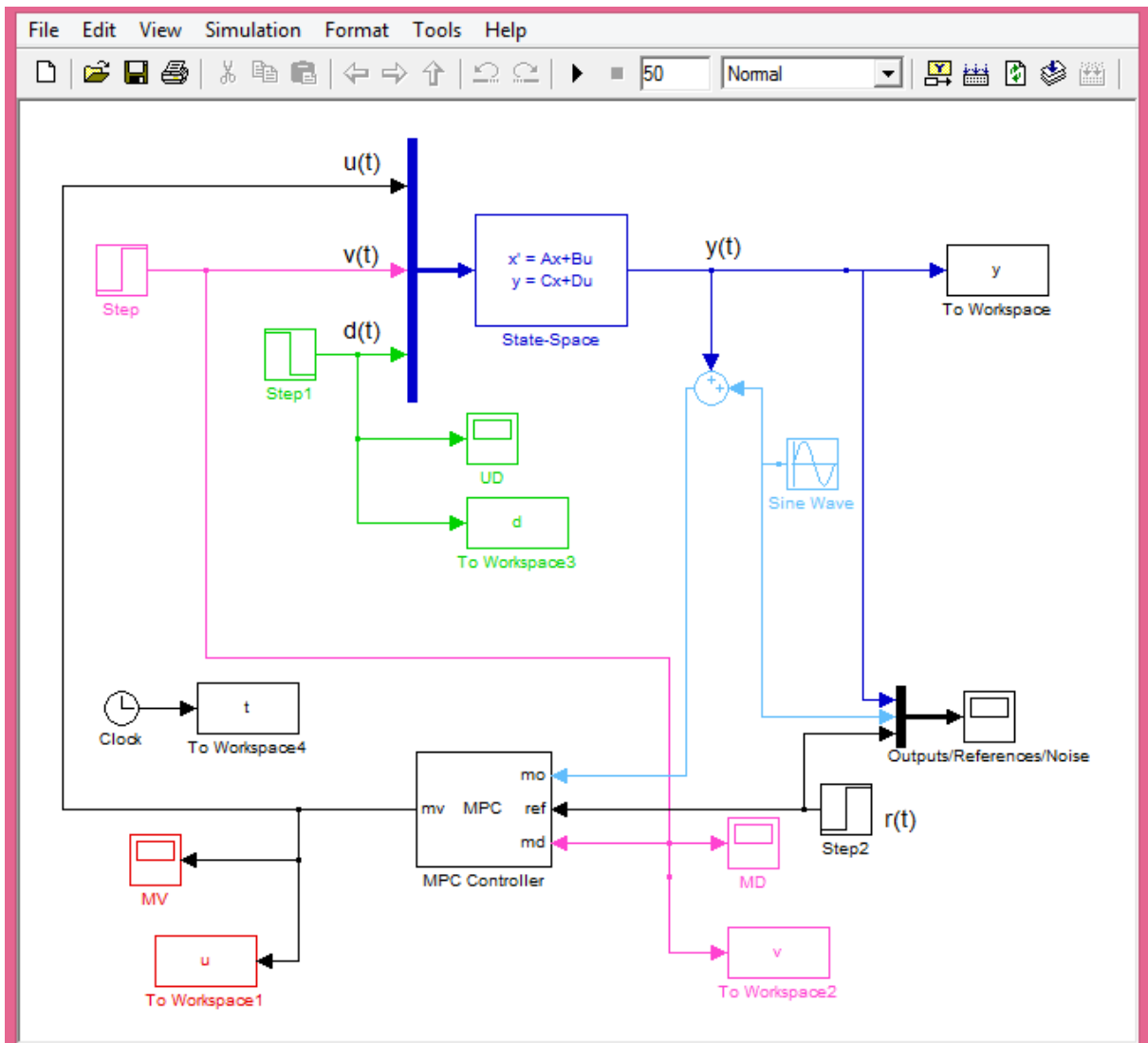


Figure : schéma de simulink

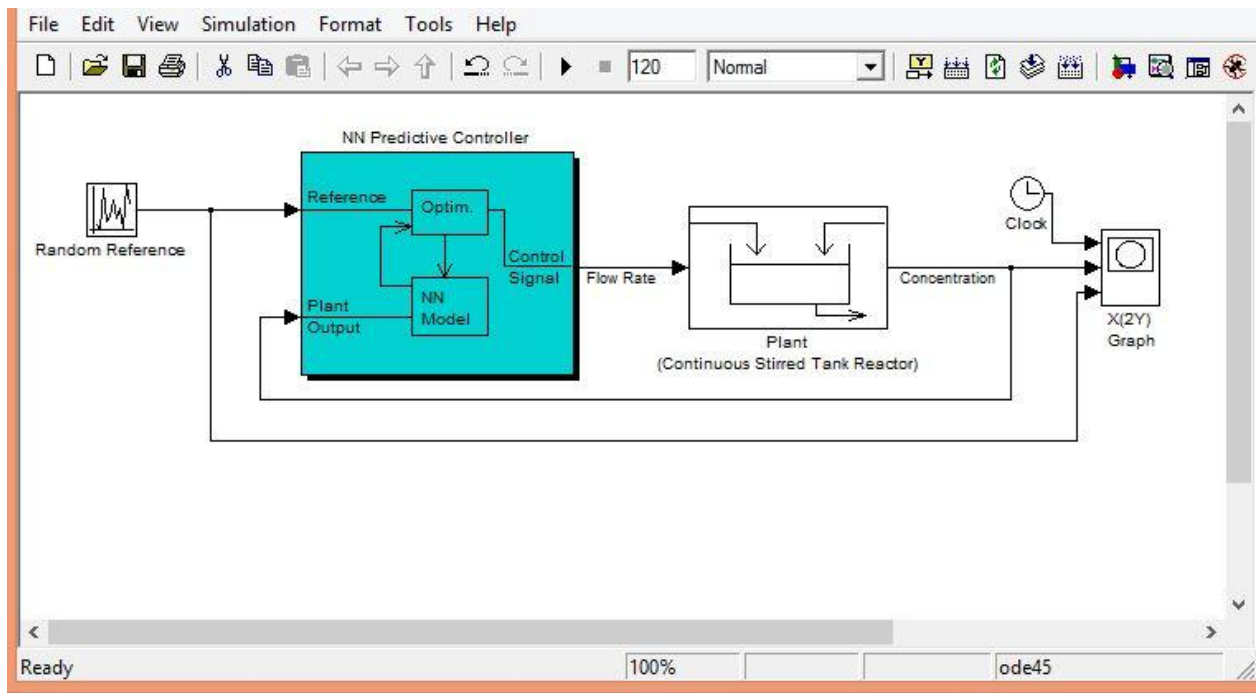


Figure : Réacteur Brassé