

**République Algérienne Démocratique et Populaire**

**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université Mouloud MAMMARI, Tizi-Ouzou**



Faculté de Génie Electrique et d'Informatique  
Département d'Automatique

**MEMOIRE DE FIN D'ETUDES**

En vue de l'obtention du diplôme

*MASTER ACADEMIQUE EN AUTOMATIQUE  
OPTION : COMMANDE DES SYSTEMES*

*Thème*

*Contribution à l'identification d'un modèle pour la  
tour de conditionnement des fumées*

Proposé et dirigé par : M<sup>r</sup> HADDOUCHE Rezki

Réalisé par : HAMITOUCHE Bélaïd

HAMITOUCHE Sofiane

Soutenu le : / /2013

*Promotion 2013*



## Remerciements

*En premier lieu, nous remercions le bon DIEU le tout puissant de nous avoir facilité le chemin et donner durant tout notre cursus universitaire la santé, le courage pour mener à terme notre travail.*

*Nous tenons à remercier chaleureusement notre promoteur Mr HADDOUCHE Rezkî pour ses conseils et ses suggestions qui nous ont permis de mener à bonne fin notre travail.*

*Nous tenons aussi à remercier tous ceux qui nous ont apporté leur assistance et leur encouragement.*

*Sans oublier de présenter tout notre respect et hommages à tous les enseignants qui nous ont transmis leur savoir durant nos cinq années d'études.*



## *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail à tous ceux qui m'aiment grand et petit.*

*Spécialement ma fiancée Nassima.*

*A mes très chers parents que je pris dieu de nous les garder et les protéger, qui m'ont encouragé par leur soutien moral et financier durant mes études et la réalisation de ce mémoire.*

*A tous la famille de ma faïencée.*

*A mes deux grands parents.*

*A mon frère Karim et mes sœurs, Ouiza et Karima.*

*A tous mes oncles et mes tontes.*

*A tous mes amis.*

*A toute la promotion Automatique 2013.*

*Sans oublié mon camarade Bélaïd (cousin!!) avec qui j'ai accompli ce mémoire et toute sa famille.*

*Sofiane*



## *Dédicaces*

*Je dédie ce modeste travail à tous ceux qui me sont chers grands et petits.*

*Spécialement,*

*À mes très chers parents pour lesquels je prie le bon dieu de me les garder et les protéger, c'est principalement eux qui m'ont encouragé par leur soutien moral et financier durant mes études et durant la réalisation de ce mémoire.*

*À mes sœurs, Salîha, Malîka, Messaouda, Menoucha, Messad, Zahia et Meriem, et à leurs maris, et leurs enfants.*

*À mes grand-mères.*

*À mes oncles et tentes.*

*À tous mes cousins et cousines principalement Hakîm.*

*À tous mes amis, principalement Brahim, Mhenna, Massinissa et Kheirdine.*

*À toute la promotion Master en Automatique 2013.*

*Sans oublié mon camarade Sofiane (cousin!!) avec qui j'ai accompli ce mémoire et toute sa famille.*

*Bélaid.*

# Résumé

La tour de conditionnement des fumées est un processus important dans l'industrie du ciment, son travail consiste à conditionner les fumées résultante de la fabrication du ciment avant quelles soient traitées par le précipitateur électrostatique.

Pour optimiser l'efficacité du précipitateur, il faut d'abord concevoir un bon système de commande pour la tour, pour ce faire, le travaille présenté consiste à appliquer les méthodes d'identification pour élaborer un modèle pour la tour de conditionnement des fumées.

Les méthodes appliquées ont généré des modèles, que nous avons analysés en fonction de leur dynamique par rapport à celle du système.

# *Sommaire*

# Sommaire

<b>Introduction générale .....</b>	<b>1</b>
------------------------------------	----------

## **Chapitre I : Présentation de la tour de conditionnement des fumées**

I.1 Introduction .....	3
I.2 Aperçu sur le procédé de fabrication du ciment .....	3
I.2.1 Extraction et préparation des matières premières .....	4
I.2.2 Le séchage et le broyage .....	4
I.2.3 La cuisson .....	5
I.2.4 Du clinker au ciment .....	5
I.2.5 Stockage et expédition du produit final .....	6
I.3 Rôle de la tour de conditionnement dans la chaîne de production du ciment .....	7
I.4 Dimensionnement et caractéristiques de la tour de conditionnement .....	8
I.5 Les différentes stratégies de contrôle des tours de conditionnement des fumées .....	10
I.5.1 Régulation basée seulement sur la température à la sortie de la tour .....	10
I.5.2 Régulation basée sur les températures à l'entrée et à la sortie de la tour .....	11
I.5.3 Régulation basée sur les températures et le débit des gaz à l'entrée de la tour .....	13
I.6 Position du problème .....	15
I.7 Conclusion .....	16

## **Chapitre II : Application des méthodes d'identification classiques**

II.1. Introduction .....	17
II.2. Principes et Objectifs de l'identification .....	17
II.3. Les principales étapes dans le processus d'identification .....	18
II.4 Application des différents types de modèles .....	20
II.4.1 Le modèle à erreur de sortie (OE) .....	20
II.4.2 Le modèle auto régressif à entrée exogène (ARX) .....	24
II.4.3 Le modèle auto régressif à moyenne ajoutée et entrée exogène (ARMAX) .....	28
II.5. Analyse des résultats .....	33
II.6. Conclusion .....	34

## **Chapitre III : Application des réseaux de neurones artificiels pour l'identification de la tour**

III.1	Introduction .....	35
III.2	Présentation des réseaux de neurone .....	35
III.2.1	Définition des neurones biologiques .....	35
III.2.2	Définition du neurone formel .....	36
III.2.3	Architecture du réseau de neurone .....	37
III.2.4	Apprentissage des réseaux de neurones .....	39
III.2.4.1	Algorithme de rétropropagation du gradient .....	40
III.2.4.2	Algorithme de Levenberg-Marquardt .....	40
III.3	Application des réseaux de neurone pour l'identification des systèmes .....	41
III.3.1	Architecture du réseau de neurone choisi .....	41
III.3.2	Détermination du modèle d'identification neuronale .....	41
III.3.2.1	Le Modèle réseau de neurones à erreur de sortie (NNOE) .....	41
III.3.2.2	Modèle réseau de neurones auto régressif à entrée exogène (NNARX) ...	43
III.3.2.3	Modèle réseau de neurones auto régressif à moyenne ajoutée et entrée exogène (NNARMAX) .....	45
III.4	Analyse des résultats .....	46
III.5	Conclusion .....	46

## **Chapitre IV : Application d'une méthode dédiée aux systèmes à paramètre distribués**

IV.1	Introduction .....	47
IV.2	Présentation de la structure du modèle .....	47
IV.2.1	Modèle générale .....	47
IV.2.2	Discrétisation spatiale du modèle de la tour de conditionnement .....	48
IV.2.3	Application à l'identification de la tour de conditionnement .....	49
IV.2.3.1	Application avec le modèle générale .....	49
IV.2.3.2	Application avec le modèle simplifié .....	53
IV.3	Conclusion .....	58

<b>Conclusion générale .....</b>	<b>59</b>
<b>Références bibliographiques .....</b>	<b>60</b>

# *Liste des figures*

# Liste des figures

<b>Fig. I.1</b> Différentes étapes du processus de fabrication du ciment .....	6
<b>Fig. I.2</b> Circuit de flux des fumées dans une cimenterie .....	8
<b>Fig. I.3</b> Tour de conditionnement des fumées .....	9
<b>Fig. I.4</b> Schéma de principe du système de régulation basé seulement sur la température de la sortie de la tour de conditionnement .....	10
<b>Fig. I.5</b> Schéma de régulation proposé par Schwab et al .....	11
<b>Fig. I.6</b> Schéma détaillé de la stratégie basée sur les deux températures $T_1$ et $T_3$ .....	12
<b>Fig. I.7</b> Schéma de contrôle proposé par Reigel et al .....	12
<b>Fig. I.8</b> Schéma de contrôle de l'EnviroCare .....	13
<b>Fig. I.9</b> Schéma détaillé de la stratégie basée $T_1$ et $T_3$ et le débit des fumées $Q_1$ .....	14
<b>Fig. I.10</b> Schéma de contrôle proposé par Schioth .....	14
<b>Fig. I.11</b> Données prélevées sur le système .....	15
<b>Fig. II.1</b> Approche schématique sur l'identification des systèmes .....	18
<b>Fig. II.2</b> Procédures d'identification .....	19
<b>Fig. II.3</b> Principe des méthodes à erreur de sortie en boucle ouverte .....	20
<b>Fig. II.4</b> Modèle OE d'ordre 1 à entrée non retardée .....	21
<b>Fig. II.5</b> Modèle OE d'ordre 2 à entrée non retardée .....	22
<b>Fig. II.6</b> Modèle OE d'ordre 3 à entrée non retardée .....	22
<b>Fig. II.7</b> Modèle OE d'ordre 1 à entrée retardée .....	23
<b>Fig. II.8</b> Modèle OE d'ordre 2 à entrée retardée .....	24
<b>Fig. II.9</b> Principe des méthodes ARX en boucle ouverte .....	25
<b>Fig. II.10</b> Modèle ARX d'ordre 1 à entrée non retardée .....	25
<b>Fig. II.11</b> Modèle ARX d'ordre 2 à entrée non retardée .....	26
<b>Fig. II.12</b> Modèle ARX d'ordre 3 à entrée non retardée .....	26
<b>Fig. II.13</b> Modèle ARX d'ordre 1 à entrée retardée .....	27
<b>Fig. II.14</b> Modèle ARX d'ordre 2 à entrée retardée .....	28
<b>Fig. II.15</b> Principe des méthodes ARMAX en boucle ouverte .....	29
<b>Fig. II.16</b> Modèle ARMAX d'ordre 1 à entrée non retardée .....	30
<b>Fig. II.17</b> Modèle ARMAX d'ordre 2 à entrée non retardée .....	30
<b>Fig. II.18</b> Modèle ARMAX d'ordre 3 à entrée non retardée .....	31

<b>Fig. II.19</b> Modèle ARMAX d'ordre 1 à entrée retardée .....	32
<b>Fig. II.20</b> Modèle ARMAX d'ordre 2 à entrée retardée .....	32
<b>Fig. II.21</b> La réponse indicielle .....	34
<b>Fig. III.1</b> Schéma d'un neurone biologique .....	36
<b>Fig. III.2</b> Schéma d'un neurone formel .....	36
<b>Fig. III.3</b> Couche de $S$ neurones .....	37
<b>Fig. III.4</b> Représentation matricielle d'une couche de $S$ neurones .....	38
<b>Fig. III.5</b> Représentation matricielle d'un réseau de trois couches .....	39
<b>Fig. III.6</b> Réseau de neurones (4-6-1) .....	41
<b>Fig. III.7</b> Identification de système par la méthode NNOE .....	42
<b>Fig. III.8</b> Comparaison entre le modèle NNOE et le système (graphe haut) et l'erreur de prédiction (graphe bas) .....	42
<b>Fig. III.9</b> Identification de système par la méthode NNARX .....	43
<b>Fig. III.10</b> Comparaison entre le modèle NNARX et le système (graphe haut) et l'erreur de prédiction (graphe bas) .....	44
<b>Fig. III.11</b> Identification de système par la méthode NNARMAX .....	45
<b>Fig. III.12</b> Comparaison entre le modèle NNARMAX et le système (graphe haut) et l'erreur de prédiction (graphe bas) .....	46
<b>Fig. IV.1</b> Réponse indicielle pour $\alpha_0 = 0.2$ , $\beta_0 = 0.1$ , $\gamma_0 = 0.3$ .....	50
<b>Fig. IV.2</b> Réponse indicielle pour $\alpha_0 = 0.8$ , $\beta_0 = 0.1$ , $\gamma_0 = 0.5$ .....	51
<b>Fig. IV.3</b> Réponse indicielle pour $\alpha_0 = 0.8$ , $\beta_0 = 0.2$ , $\gamma_0 = 0.1$ .....	52
<b>Fig. IV.4</b> Réponse indicielle pour $b_0 = 0.8$ , $c_0 = 0.2$ .....	54
<b>Fig. IV.5</b> Réponse indicielle pour $b_0 = 1$ , $c_0 = 0.2$ .....	55
<b>Fig. IV.6</b> Réponse indicielle pour $b_0 = 0.8$ , $c_0 = 0.2$ .....	56
<b>Fig. IV.7</b> Réponse indicielle pour $b_0 = 0.2$ , $c_0 = 0.5$ .....	57

# *Introduction générale*

Dans le but de contrôler l'émission des gaz et de diminuer les rejets des poussières vers l'atmosphère, il est en général nécessaire de traiter les fumées générées par les processus industriels, caractérisées par une haute température, avant de les introduire dans les dispositifs de récupération des poussières, tels que : les collecteurs de poussière et les dépoussiéreurs électrostatiques. Ceci permet d'optimiser l'efficacité de ces derniers et d'éviter leur endommagement.

Par ailleurs, le processus de fabrication du ciment génère des fumées (poussières + gaz) à une température avoisinant les 350 °C (jusqu'à 400 °C). Cette dernière doit être ramenée à une valeur comprise entre 150 °C et 180 °C, qui correspond au point de résistivité maximale à l'entrée du dispositif du dépoussiérage. Le dispositif abritant cette tâche est appelé "tour de conditionnement des fumées". C'est cette installation qui permet de conditionner ces fumées et donc de faire baisser leur température avant qu'elles soient débarrassées de leurs poussières par un autre dispositif appelé "précipitateur électrostatique".

Le principe de fonctionnement de la tour de conditionnement est basé sur l'injection de l'eau vaporisée à son entrée (le haut de la tour) pour permettre le refroidissement des fumées générées par l'usinage du ciment et qui arrivent par le même côté. L'opération de refroidissement permet la récupération d'une partie des poussières contenue dans ces fumées, en bas de la tour, et l'abaissement de la température des fumées qui vont continuer leur chemin vers le précipitateur électrostatique.

Dans le domaine de l'automatique, il est important de disposer d'un modèle adéquat du système à contrôler dans le but de mettre au point un système de contrôle performant. Un tel modèle peut s'obtenir par modélisation en utilisant les lois de la physique; on parle alors de modèle de connaissance. Cependant, il est souvent difficile, voir impossible, de développer un tel modèle pour un processus industriel. Pour pallier à cette difficulté, l'automaticien a appris à développer des modèles de représentation qui décrivent le comportement entrées-sorties des processus. On appelle ainsi l'identification des systèmes dynamiques l'étape de modélisation correspondante.

Vue que les stratégies de commande appliquées pour la commande de la tour de conditionnement ne se basent pas sur des modèles de cette dernière, mais elles sont conçues par tâtonnement, le système est loin de son fonctionnement optimal. Par conséquent, parfois il

Il y a formation de la boue au fond de la tour de conditionnement à cause d'un excès d'eau, et parfois il y a rejet des poussières dans l'atmosphère à cause du manque d'eau.

Le but de notre travail est l'élaboration d'un modèle de la tour de conditionnement. Il consiste à appliquer des méthodes d'identification différentes sur le système afin de mettre en œuvre un modèle qui décrit sa dynamique la plus optimale. Suivant cet objectif, nous posons la problématique suivante :

*Peut-on décrire le comportement dynamique de la tour de conditionnement des fumées par l'élaboration d'un modèle basé sur l'application des méthodes d'identification ?*

Pour répondre à cette problématique nous allons faire appel à plusieurs méthodes d'identification, à savoir les méthodes classiques, les méthodes basées sur l'intelligence artificielle et les méthodes développées pour les systèmes à paramètres distribués. Et pour mener notre travail à terme, nous allons suivre le plan suivant:

Dans le premier chapitre, nous allons exposer le principe de fonctionnement de la tour de conditionnement des fumées, et ceci en introduisant les étapes de fabrication du ciment, et en donnant un aperçu sur les stratégies de commande déjà existantes.

Dans le second chapitre, nous appliquons les méthodes d'identification dites classiques pour établir un modèle pour la tour de conditionnement.

Le troisième chapitre, sera consacré à l'application des réseaux de neurones artificiels pour l'identification du système.

Dans le quatrième chapitre, nous faisons une étude sur l'application d'une méthode d'identification dédiée aux systèmes à paramètres distribués. Et nous terminerons par une conclusion générale.

# *Chapitre I*

## *Présentation de la tour de conditionnement des fumées*

## I.1 Introduction

Les tours de conditionnement des fumées sont employées pour refroidir et humidifier les fumées chaudes, générée durant la cuisson de la farine dans le four et le long de la tour de préchauffage, afin d'améliorer l'efficacité des collecteurs de poussière tel que les précipitateurs électrostatiques. Par conséquent, la tour de conditionnement des fumées joue un rôle important dans la chaîne de production du ciment [1].

Le principe de fonctionnement et rôle de cet équipement sera étudié dans ce chapitre tout en abordant son aspect contrôle.

## I.2 Aperçu sur le procédé de fabrication du ciment

Le ciment est une fine poudre qui, mélangée à des granulats, du sable et de l'eau, donne le béton, le matériau de construction le plus utilisé au monde. Élément de base dans le monde de la construction, le ciment est partout [2].

La fabrication du ciment est un procédé complexe qui exige un savoir-faire, une maîtrise des outils et des techniques de production, des contrôles rigoureux et continus de la qualité.

L'industrie du ciment a évolué en fonction des innovations enregistrées dans différents domaines : la chimie, le génie thermique, la mécanique, l'électrotechnique, les techniques de commandes automatiques etc. [3].

Il existe quatre grands procédés de fabrication du ciment : la voie sèche, semi-sèche, semi-humide et humide [4].

- Dans la voie sèche, les matières premières broyées et séchées forment le cru ou farine qui a l'aspect d'une poudre fluide. Le cru est ensuite introduit dans le préchauffeur ou le précalcinateur du four ou plus rarement, dans un four tubulaire long en voie sèche.
- Dans la voie semi-sèche, la farine mélangée à de l'eau forme des granules qui sont introduits dans un préchauffeur à grilles situé en amont du four ou dans un four long équipé de croisillons.
- Dans la voie semi-humide, la pâte est d'abord débarrassée de son eau dans des filtres presses. Le gâteau de filtre-presse est ensuite extrudé sous forme de granules et introduit dans un préchauffeur à grilles ou directement dans un sécheur pour la fabrication du cru.

- Dans la voie humide, les matières premières (dont la teneur en humidité est souvent élevée) sont broyées dans l'eau pour former une pâte pouvant être pompée. Elle est ensuite introduite directement dans le four ou peut passer auparavant dans un sécheur.

La procédé de fabrication qui fait l'objet de notre travaille c'est le procédé par voie sèche, et pour cela nous distinguons les étapes suivantes:

### **I.2.1 Extraction et préparation des matières premières [5]**

Les matières premières sont extraites des parois rocheuses d'une carrière à ciel ouvert par abattage à l'explosif ou à la pelle mécanique ou encore par ripage au bulldozer. La roche est reprise par des dumpers vers un atelier de concassage (Fig. I.1).

Pour produire des ciments de qualités constantes, les matières premières doivent être très soigneusement échantillonnées, dosées et mélangées de façon à obtenir une composition parfaitement régulière dans le temps.

Mais si elle peut varier d'une cimenterie à l'autre en fonction de la qualité du gisement exploité, la composition du cru reste dans des proportions bien définies:

- ❖ Carbonate de calcium ( $\text{CaCO}_3$ ): de 77% à 83%.
- ❖ Silice ( $\text{SiO}_2$ ): de 13% à 14%.
- ❖ Alumine ( $\text{Al}_2\text{O}_3$ ): de 2% à 4%.
- ❖ Oxyde ferrique ( $\text{Fe}_2\text{O}_3$ ): de 1.5% à 3%.

La roche est échantillonnée en continu pour déterminer la quantité des différents ajouts nécessaires (oxyde de fer, alumine et silice). Le mélange est ensuite réalisé dans un hall de pré-homogénéisation où la matière est disposée en couches horizontales superposées puis reprise verticalement.

### **I.2.2 Le séchage et le broyage [6]**

Le broyage du cru se réalise dans un broyeur à boulet ventilé d'une capacité de 295 t/h avec une finesse de 5% de refus à 200 microns.

Une partie des fumées provenant du four assurent le séchage de la matière pendant le broyage.

Après broyage et séchage du mélange de matières premières, la matière est transportée vers un séparateur dynamique qui sépare la matière fine (farine) de la matière grossière (renvoyée vers le broyeur pour un nouveau broyage).

Un électrofiltre à assure la récupération des poussières qui est véhiculé ensuite vers deux silos de stockages.

La farine étant homogène dans les deux silos, elle est transportée vers une trémie pesante qui permet le dosage du cru à l'alimentation de la tour de préchauffage.

### **I.2.3 La cuisson [7]**

La farine est introduite sous forme de poudre dans une tour de préchauffage où elle est préalablement chauffée par les gaz produits dans le four rotatif (phase de pré-calcination).

La farine descend ainsi par gravité, à contre-courant des gaz chauds du four. La tour possède plusieurs étages de cyclones, ce qui permet de faire monter la température de la farine progressivement jusqu'à 850°C (procédé à voie-sèche). La farine sera ensuite introduite dans un four rotatif incliné garni de briques réfractaires. Le four est alimenté en chaleur par un brûleur de grande capacité. La température de flamme atteint plus de 2 000°C.

Elle subit au cours de cette cuisson des réactions chimiques complexes : tout d'abord, le calcaire se décarbonate sous l'action de la chaleur à une température avoisinant les 900°C et se transforme en chaux, tandis que les argiles se décomposent en silicates et aluminates. L'ensemble se recombine ensuite à une température d'environ 1 450°C en silicates et aluminates de chaux.

Ce processus chimique conduit ainsi à l'obtention d'un produit semi-fini appelé clinker, qui possède des propriétés de liant hydraulique.

Le clinker est ensuite convoyé au travers du refroidisseur dans lequel il restitue une bonne partie de son énergie thermique et est refroidi par soufflage d'air à une température de 100°C. La composition chimique et l'homogénéité de la matière en entrée du four, ainsi que sa régularité dans le temps, sont des éléments fondamentaux dans la conduite du processus de production.

### **I.2.4 Du clinker au ciment [5]**

Pour obtenir un ciment aux propriétés hydrauliques actives, le clinker doit être à son tour broyé très finement. Ce broyage s'effectue dans des broyeurs à boulets. Les corps broyants sont constitués de boulets d'acier qui, par choc, font éclater les grains de clinker et amènent progressivement le ciment à l'état de fine farine, ne comportant que très peu de grains supérieurs à 40 microns. A la sortie du broyeur, un cyclone sépare les éléments suffisamment fins des autres qui sont renvoyés à l'entrée du broyeur.

C'est également lors du broyage que l'on ajoute au clinker le gypse (3 à 5%) indispensable à la régulation de prise du ciment. On obtient alors le ciment "Portland". Les ciments "à

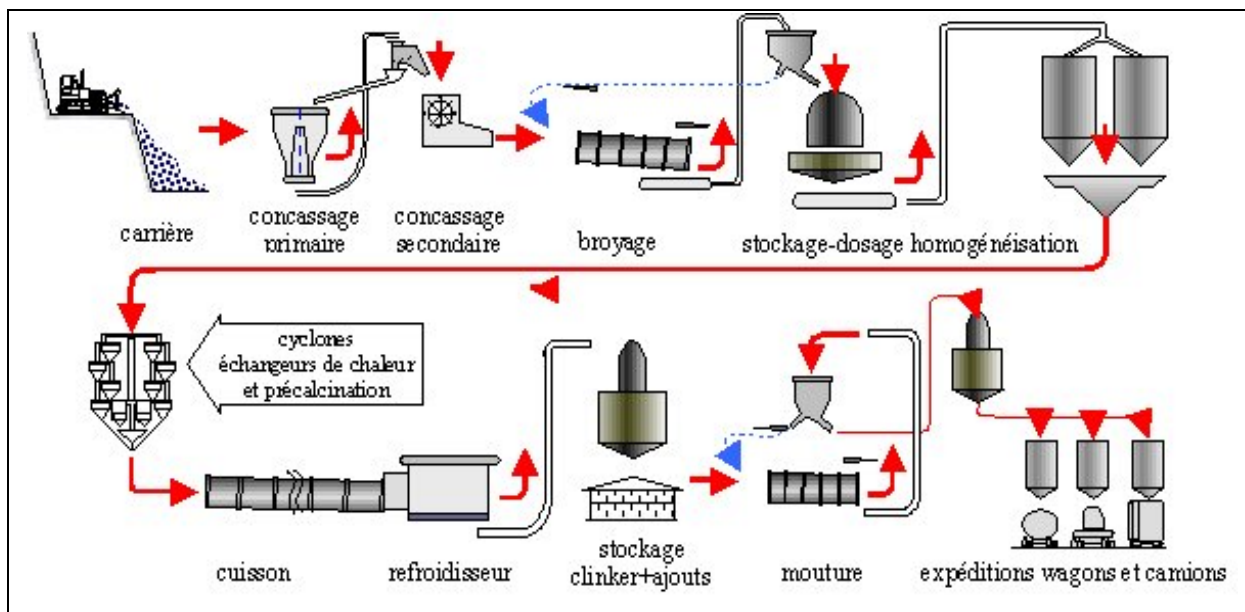
ajouts" sont obtenus par l'addition au clinker, lors de son broyage, d'éléments minéraux supplémentaires contenus par exemple dans les laitiers de hauts fourneaux, les cendres de centrales thermiques, les fillers calcaires, les pouzzolanes naturelles ou artificielles. Ainsi sont obtenues les différentes catégories de ciments qui permettront la réalisation d'ouvrages allant du plus courant au plus exigeant.

### I.2.5 Stockage et expédition du produit final

Acheminés vers les silos de stockage par transport pneumatique ou mécanique, les ciments quittent l'usine en sacs ou en vrac. Les sacs contiennent généralement 25 ou 50 kg de ciment et l'ensachage atteint fréquemment 100 tonnes par heure. Les sacs sont acheminés vers des palettiseurs qui constituent des palettes de 1500 kg transportées par camion [5].

Le ciment livré en vrac constitue 70% de la production. Il est transporté par camion-citerne, par train ou par bateau [5].

La figure suivante illustre les étapes de fabrication de ciment citées ci-dessus.



**Fig. I.1** Différentes étapes du processus de fabrication du ciment [4]

Comme nous l'avons constaté, le processus de fabrication du ciment génère des gaz au niveau du four à très grande température (environ 1000°C). Ces gaz sont chargés des poussières au niveau de la tour de préchauffage. Les gaz chargés des poussières forment les fumées dont une partie est utilisée dans le broyeur et le reste est envoyé dans l'atmosphère.

### I.3 Rôle de la tour de conditionnement

L'épuration des gaz dans l'industrie cimentière est une tâche très difficile. Le processus moderne de production de ciment implique, d'une part, le broyage des matières premières carbonatées et argileuses et d'autre part, le traitement thermique de la farine crue rectifiée (c'est-à-dire : préchauffée), précalcinée et clinkeriser dans le four rotatif. Ensuite, le clinker est refroidit par un refroidisseur de clinker. Toutes ces opérations produisent une grande quantité de fumées (gaz et de poussières) dont les caractéristiques sont variables, à savoir la valeur de la température, le contenu d'humidité, la distribution des dimensions des particules, la composition chimique, etc. [8]. L'émission de ces poussières constitue l'un des principaux facteurs de pollution de l'air d'où la nécessité d'emploi des précipitateurs électrostatiques (ESP) pour épurer ces fumées avant de leur rejet dans l'atmosphère. Toutefois, les performances des ESP dépendent considérablement des équipements situés en amont. En effet, la plupart des précipitateurs sont associés à une tour de refroidissement [9].

L'importance de l'efficacité et de la fiabilité de la tour de conditionnement est évidente. Pour que le précipitateur électrostatique fonctionne correctement, la température doit être constante et relativement basse (entre 150 °C et 180 °C) [9].

Toutefois, il est impossible d'obtenir température arbitrairement basse. L'eau doit séjourner assez longtemps dans la tour de conditionnement pour pouvoir s'évaporer intégralement [9].

Une évaporation totale dépend, entre autres facteur, de la taille des gouttelettes d'eau et du temps de séjour de l'eau dans la tour. Si l'on vise des températures trop basses, une partie de l'eau n'aura jamais assez de temps pour s'évaporer et la poussière restée au fond deviendra humide et collante (boue). De façon similaire, si l'une des tuyères ou plus n'assure pas une atomisation irréprochable, les gouttelettes deviendront trop grosse et n'auront pas assez de temps pour s'évaporer, ce qui provoquera de nouveau des problèmes de transport de la poussière devenue humide [9].

Le circuit des fumées générées par le processus de production du ciment présenté sur la figure I.2 est le circuit le plus fréquent rencontré dans les installations de production de ciment. La circulation des fumées est réalisée suivant l'évolution du dévalement des forces :

- Si les matières premières sont trop humides et afin d'améliorer l'efficacité du broyeur, les fumées vont de la tour de préchauffage à la cheminée, via le broyeur ;

- Dans le cas où les silos d'homogénéisation sont pleins, les fumées sont dirigées vers la tour de conditionnement, le précipitateur électrostatique puis la cheminée ;
- Mode mixte (utilisation très rare) dans le cas où l'énergie offerte au broyeur cru est assez élevée. A cet effet, environ 10 à 20% sont envoyées à la tour de conditionnement et la quantité restante au broyeur cru.

L'exemple illustratif du circuit aéraulique des fumées de la figure I.2 présente ce fonctionnement. Une partie des fumées générées est envoyée vers le broyeur à travers la vanne  $V_2$  et l'autre partie est dirigée vers la tour de conditionnement à travers la vanne  $V_1$ . Dans le broyeur, les fumées sont utilisées pour sécher les matières premières et ensuite elles sont acheminées vers le précipitateur électrostatique. Dans la tour de conditionnement, les fumées sont conditionnées (diminution de température au-dessous du point de résistivité maximale) et épurées d'une quantité importante des poussières puis envoyées vers le précipitateur électrostatique [9]. Le rôle de ce dernier est de purifier d'avantage ces poussières, pour atteindre un taux n'excédant pas 5 mg de poussière par  $m^3$  de fumée [10]. Pour terminer, les gaz sont rejetés vers l'atmosphère à travers la cheminée.

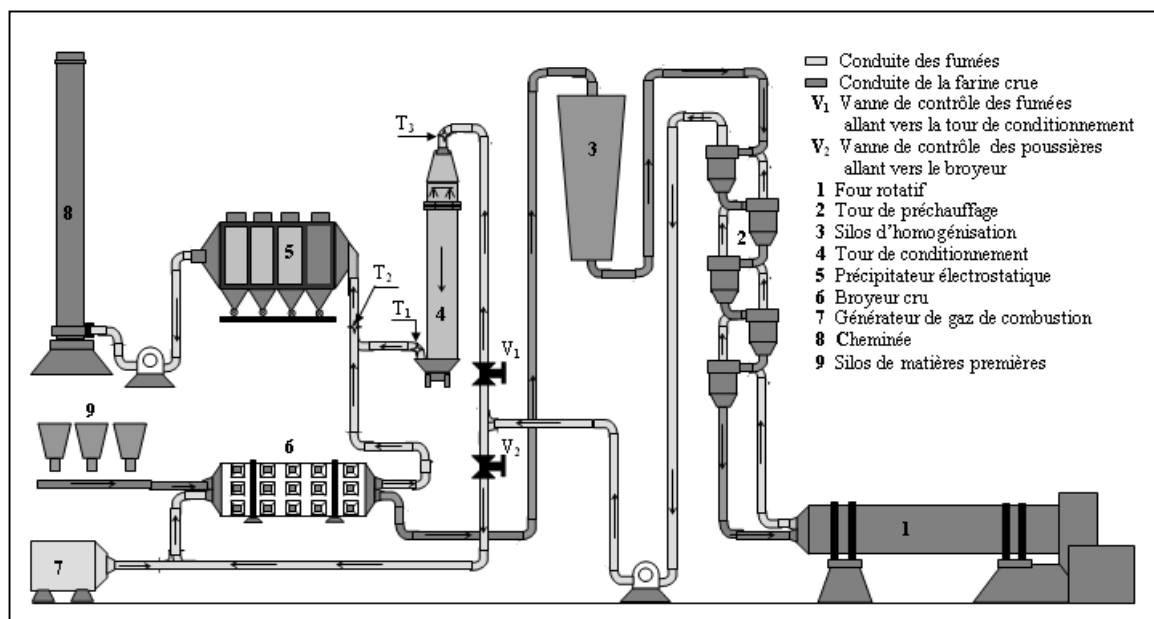


Fig. I.2 Circuit de flux des fumées dans une cimenterie

#### I.4 Dimensionnement et caractéristiques de la tour de conditionnement

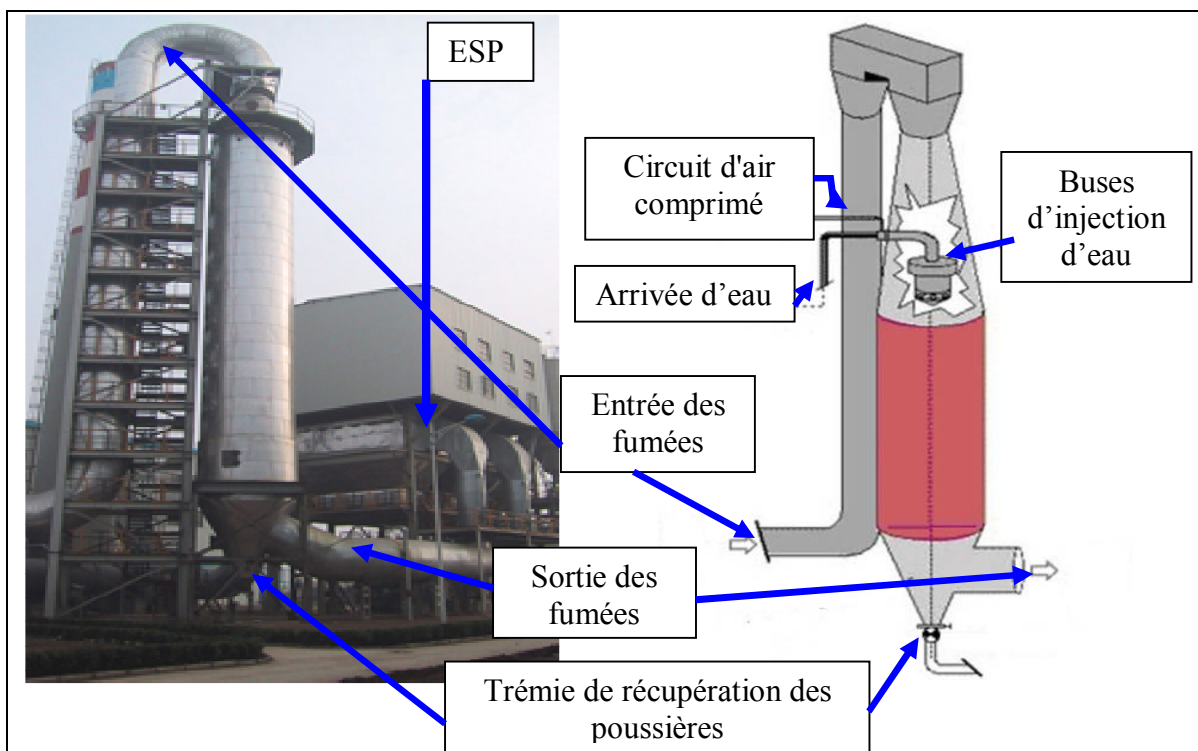
Une tour de conditionnement conventionnelle a les caractéristiques suivantes [9,11]:

- ✚ Diamètre effectif est de 6 300 mm (6,3 m) ;
- ✚ La hauteur est de 30 m avec une plateforme d'accès aux pulvérisateurs ;

- ✚ La température des fumées à son entrée (coté conne supérieur) peut varier entre 325 °C à 370 °C ;
- ✚ Le système de pulvérisation de la tour est constitué de lances équipées de buses d'injection (une quinzaine en général) alimentées en eau par des pompes centrifuges avec une pression de 30 à 35 bars.
- ✚ Les poussières sont récupérées sur d'une trémie située au fond de la tour équipée d'un moteur-réducteur d'une puissance de 5,5 KW et d'un convoyeur assurant leur acheminement vers le broyeur pour qu'elles soient réutilisées.
- ✚ Pour éviter le retour des fluides, la tour dispose d'un clapet anti-retour de 1,1 KW.

Pour commander la pulvérisation, la tour est dotée d'un système comprenant des capteurs thermocouples, un régulateur et une vanne de régulation.

La figure I.3 illustre la position de la tour de conditionnement des fumées dans le circuit aéraulique ainsi que ses différents raccordements entrée/sortie.



**Fig. I.3** Tour de conditionnement des fumées

Suivant le principe de fonctionnement de la tour de conditionnement des fumées, nous pouvons conclure que ce système joue un rôle important dans le processus de récupération des poussières contenues dans les fumées. Ce rôle n'est bien assumé que si le processus de conditionnement des fumées transitant par la tour soit convenablement contrôlé.

## I.5 Les différentes stratégies de contrôle dans les tours de conditionnement des fumées

Dans cette partie nous présentons les différentes stratégies de contrôle de la température des fumées acheminées vers le précipitateur électrostatique et qui sont appliquées dans l'industrie du ciment.

### I.5.1 Régulation basée seulement sur la température à la sortie de la tour [12,10]

Dans cette technique, le contrôleur règle la température à la sortie de la tour en agissant sur une vanne d'eau et n'utilise comme information que cette température et la température de référence. Dans ce cas, généralement, le contrôleur est de type flou (basé sur les systèmes flous) [10].

Le schéma détaillé de cette technique est présenté sur la Figure. I.4. Les fumées entrent par le haut de la tour et sortent par le bas pour se diriger vers l'ESP. L'eau utilisée est injectée en haut de la tour à partir d'un réservoir par le biais d'une pompe. Le contrôleur agit sur la vanne de contrôle de telle sorte que:

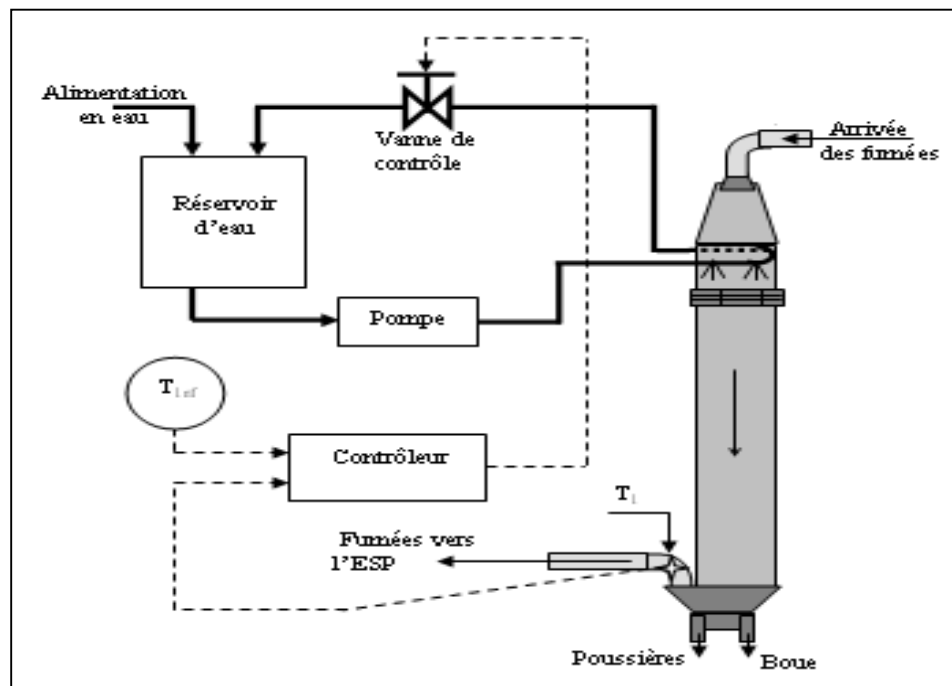


Fig. I.4 Schéma de principe du système de régulation basé seulement sur la température de la sortie de la tour de conditionnement

- Si la température  $T_1$  à la sortie de la tour augmente au-dessus de la température de référence  $T_{rf}$ , le contrôleur ferme la vanne, avec un certain pourcentage, alors une quantité d'eau supplémentaire est injectée dans la tour, chose qui permet de diminuer la valeur de la température  $T_1$  ;
- Si la valeur de la température  $T_1$  à la sortie de la tour diminue au-dessous de la température de référence  $T_{1rf}$ , le contrôleur ouvre la vanne, avec un certain pourcentage, et la quantité d'eau injectée dans la tour diminue, ce qui permet de faire augmenter la valeur de la température  $T_1$  à la sortie de la tour.

La stratégie basée, uniquement, sur la valeur de la température à la sortie de la tour est l'œuvre d'invention de Schwab et al. Schwab a proposé une implémentation sur un circuit de fumées dont la totalité des fumées passe par la tour de conditionnement (Fig. I.5) [12].

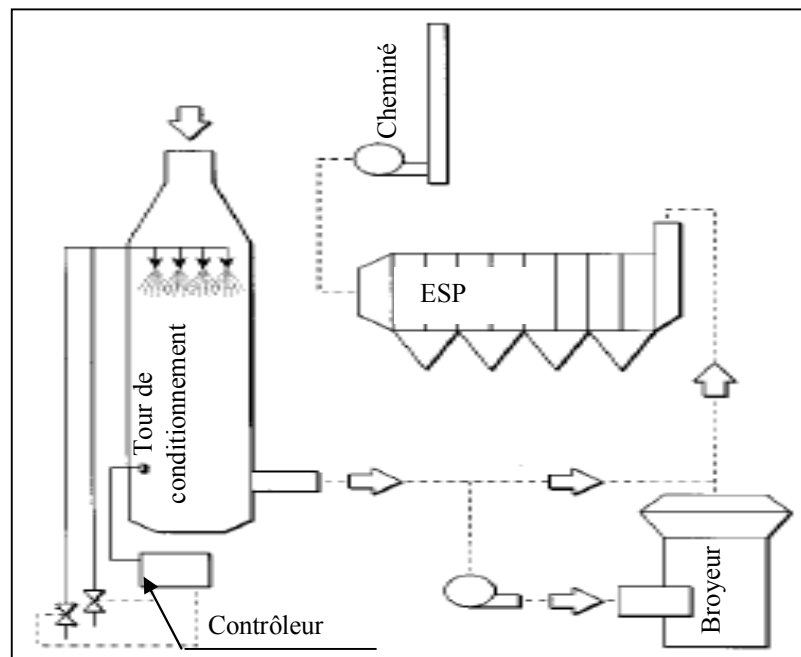
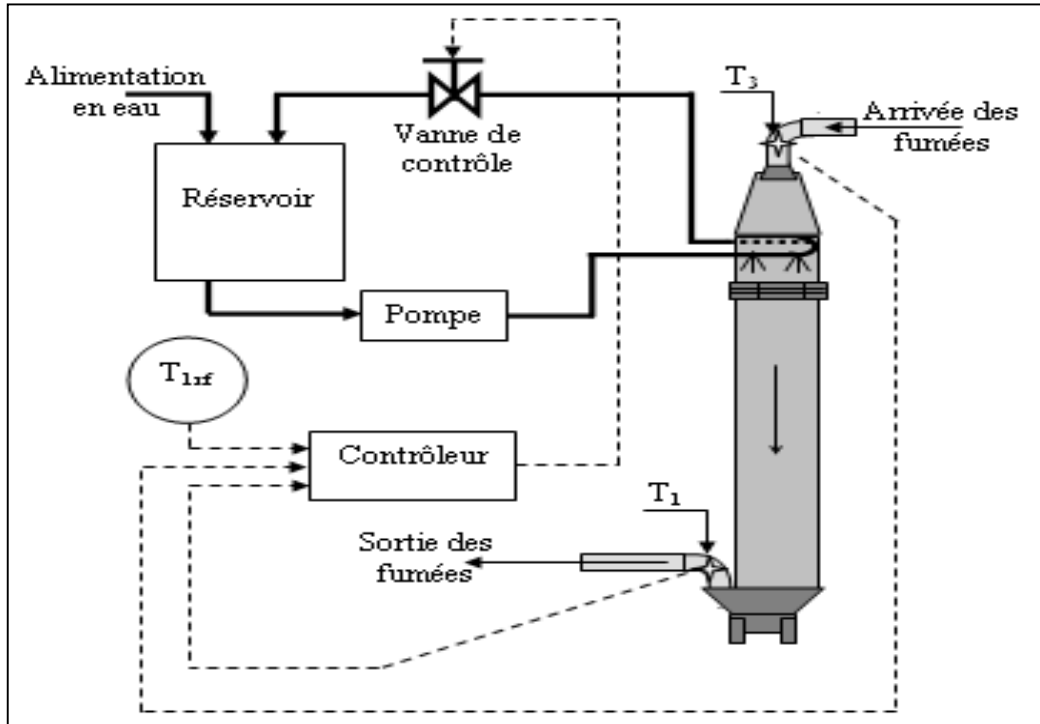


Fig. I.5 Schéma de régulation proposé par Schwab et al

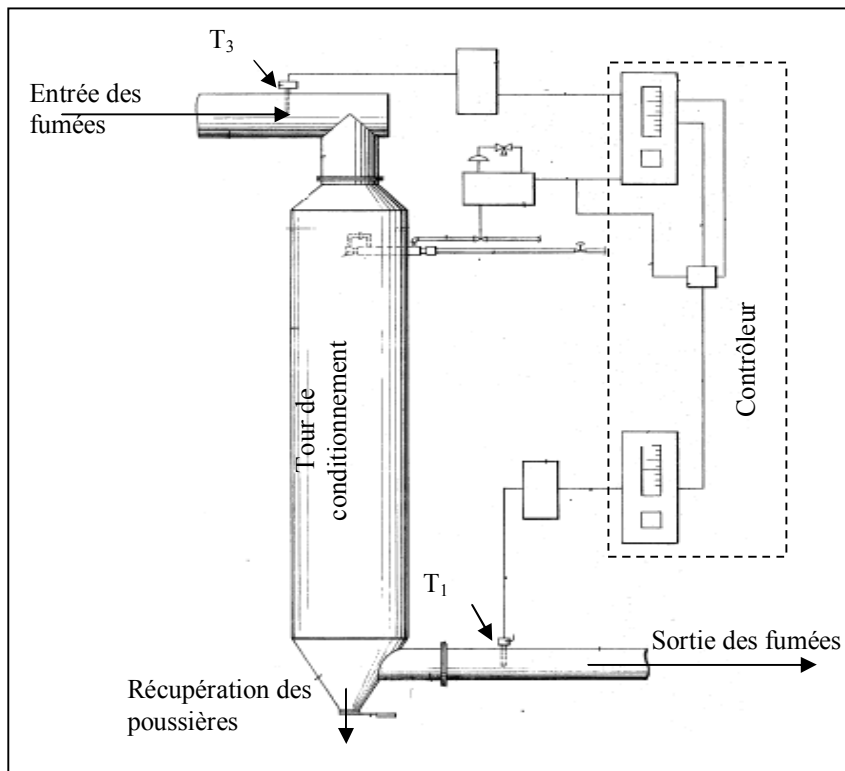
### I.5.2 Régulation basée sur les températures à l'entrée et à la sortie de la tour

Pour avoir des informations sur l'évolution de la température des fumées à l'entrée de la tour, une autre technique de contrôle a été mise en évidence. Dans ce cas, le contrôleur règle le débit d'eau injecté dans la tour en tenant compte de la valeur de la température. Le schéma détaillé de cette stratégie est présenté par la Figure I.6.



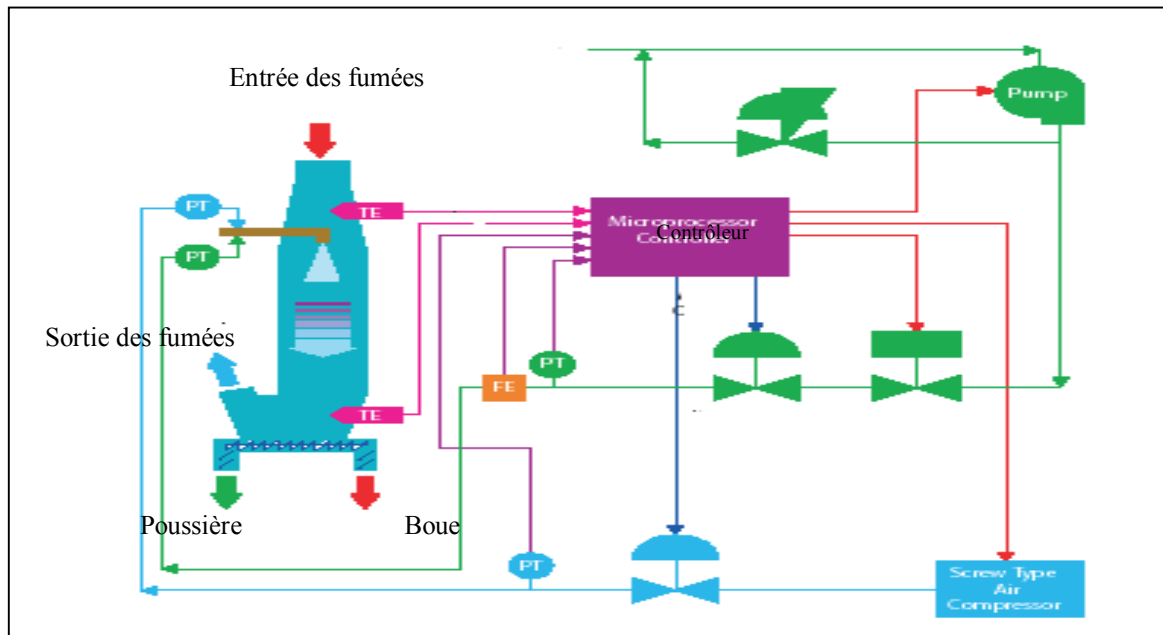
**Fig. I.6** Schéma détaillé de la stratégie basée sur les deux températures  $T_1$  et  $T_3$

Cette technique de contrôle a été proposée par Reigel et al [14]. Reigel a mis l'accent, en particulier, sur la technique d'injection d'eau et sur l'orientation des buses. Il a proposé une boucle de régulation en cascade (Fig. I.7) où la boucle intérieure est celle de débit d'eau et la boucle extérieure est celle de température.



**Fig. I.7** Schéma de contrôle proposé par Reigel et al [13]

Par ailleurs, la société EnviroCare[14] a une technologie d'implémentation de cette méthode et le schéma détaillé du circuit de régulation correspondant est présenté par la Figure I.8. Dans une installation typique, les signaux des thermocouples sont comparés à une température de référence et le signal, pour augmenter ou diminuer le débit de l'écoulement de l'eau, est transmis à la vanne de contrôle du débit d'eau. La vanne de contrôle de la circulation d'air est alors modulée pour contrôler le rapport air-eau approprié.



**Fig. I.8** Schéma de contrôle de l'EnviroCare

### I.5.3 Régulation basée sur les températures et le débit des gaz à l'entrée de la tour

L'autre variable qui est prise en considération dans cette stratégie est le débit des fumées  $Q_1$  à l'entrée de la tour de conditionnement. En tenant compte de cette variable, nous pouvons contrôler avec plus de précision la température  $T_1$ .

En effet, étant donné que les variables, température ( $T_3$ ) et le débit ( $Q_1$ ), des fumées sont deux grandeurs perturbatrices, la compensation de leurs actions permet de stabiliser et d'optimiser la conduite de la tour de conditionnement. Le schéma de principe dans ce cas est donné sur la Fig. I.9.

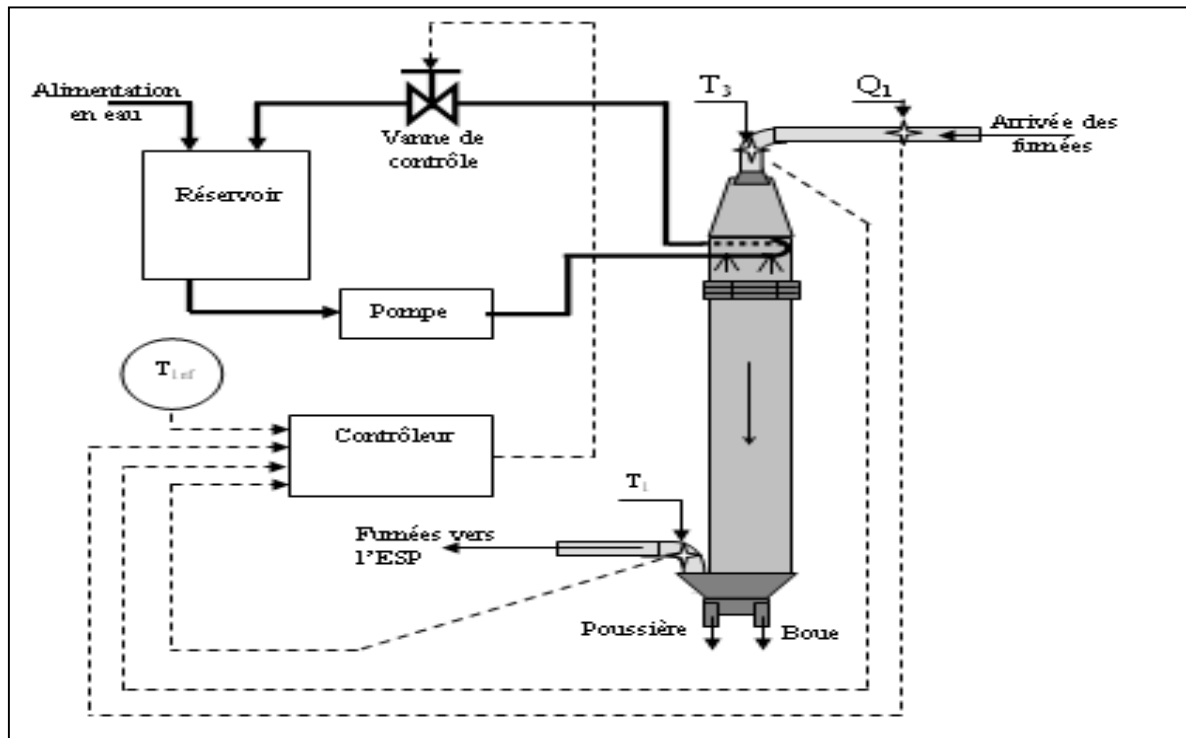


Fig. I.9 Schéma détaillé de la stratégie basée  $T_1$  et  $T_3$  et le débit des fumées  $Q_1$

Ce système de régulation thermodynamique a été développé par Schioth en vue d'obtenir une réactivité supérieure à celle des systèmes conventionnels. Il permet de mesurer le débit et la température des fumées avant que ces dernières n'entrent dans la zone d'évaporation de l'eau de la tour de conditionnement (Fig. I.10). Les mesures sont transmises à un automate qui calcule le débit d'injection d'eau requis. Sur la base du débit des fumées et de la différence de température d'entrée, la quantité totale de chaleur à éliminer des fumées peut être estimée [9].

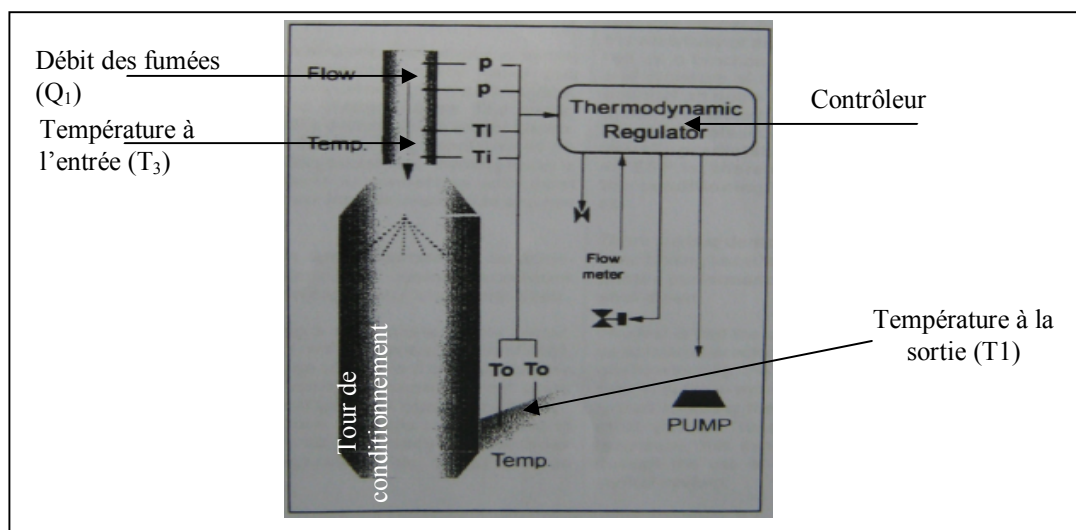


Fig. I.10 Schéma de contrôle proposé par Schioth [9]

## I.6 Position du problème

La mise au point des stratégies de commande citées précédemment ne sont pas basées sur un modèle mathématique de la tour de conditionnement. Par conséquent, les algorithmes de commande ne sont pas développés à partir d'un modèle de la tour de conditionnement.

Notons que l'élaboration d'un modèle mathématique, basé sur les lois de la physique, n'est pas une tâche aisée. Par ailleurs, même la disponibilité d'un tel modèle est insuffisante pour le développement des stratégies de contrôle facile à implémenter.

Du fait que l'élaboration d'une stratégie de contrôle adéquate pour le système fait appel à un modèle dynamique de la tour de conditionnement, nous avons pensés à établir un modèle de la tour basée sur l'indentification des paramètres de cette dernière. Pour ce faire, nous avons exploité les prélèvements expérimentaux, qui caractérisent l'évolution de la température à la sortie de la tour par rapport aux variations du débit d'eau à son entrée.

Les résultats enregistrés sont donnés par la figure I.11.

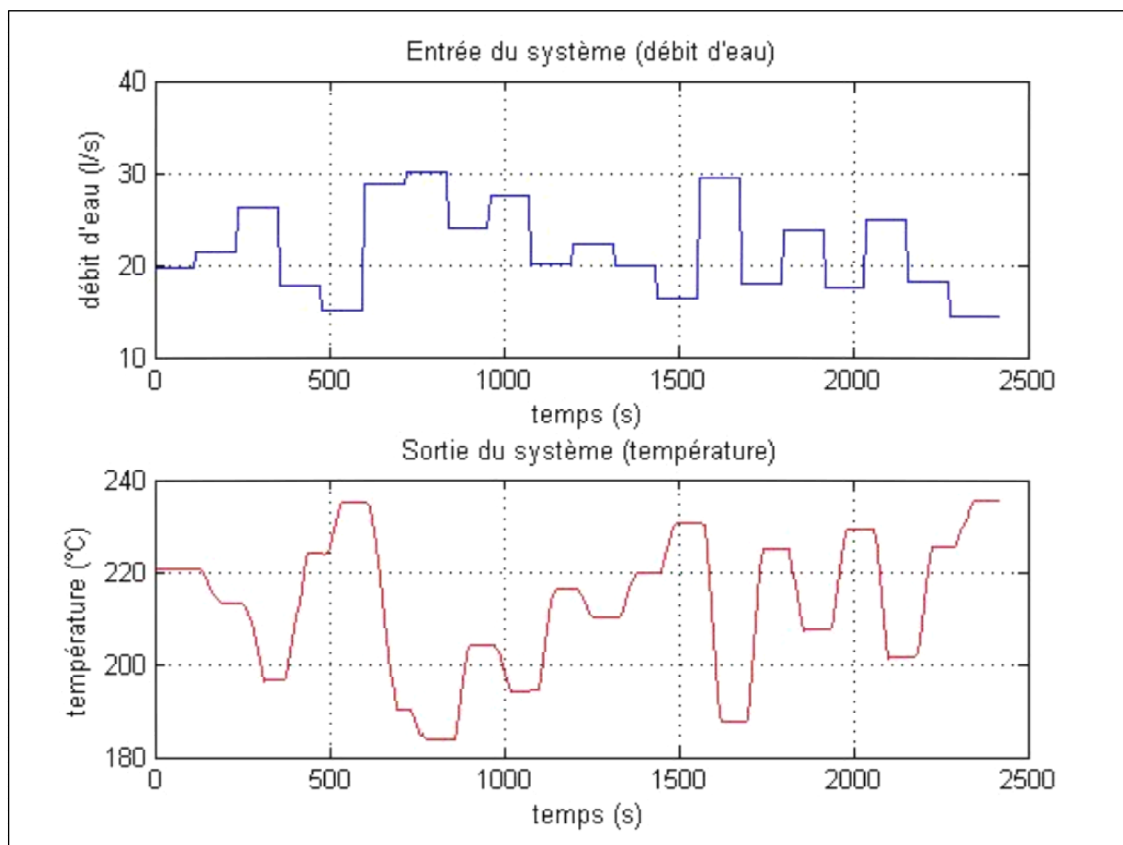


Fig. I.11 Données prélevées sur le système

## I.7 Conclusion

La tour de conditionnement des fumées joue un rôle très important dans le traitement des gaz poussiéreux résultants de la fabrication du ciment, et ceci en permettant au précipitateur électrostatique un fonctionnement optimal.

La commande d'un tel système fait appel à des stratégies de contrôle connus dans le monde de l'industrie, mais la mise au point de ces stratégies ne repose pas sur les connaissances à priori du système. Autrement dit, elles ne se basent pas sur un modèle qui décrit sa dynamique.

Pour remédier aux problèmes cités, notre travail consistera à appliquer des méthodes d'identification pour construire un modèle décrivant la dynamique de la tour de conditionnement des fumées. Dans le chapitre suivant nous testons les méthodes d'identification classiques pour établir un modèle de représentation de la tour de conditionnement.

# *Chapitre II*

## *Application des méthodes d'identification classiques*

## II.1. Introduction

Dans l'élaboration d'un processus, la plupart du temps, le système à asservir existe et possède des caractéristiques intrinsèques et immuables (à court terme). Même si l'automaticien doit entièrement élaborer la chaîne de traitement, il ne construira pas lui-même le processus. Les équations physiques ne sont pas toujours formulées par le fournisseur et quand bien même, elles conduisent souvent à des développements mathématiques trop complexes pour être exploités au sens de l'automatique.

Ainsi, le modèle de connaissance du processus sera peu utilisé en automatique, contrairement au modèle de commande ou de conduite qui est utilisé pour commander le procédé. Pour élaborer ce modèle, nous avons besoin de méthodes d'identification.

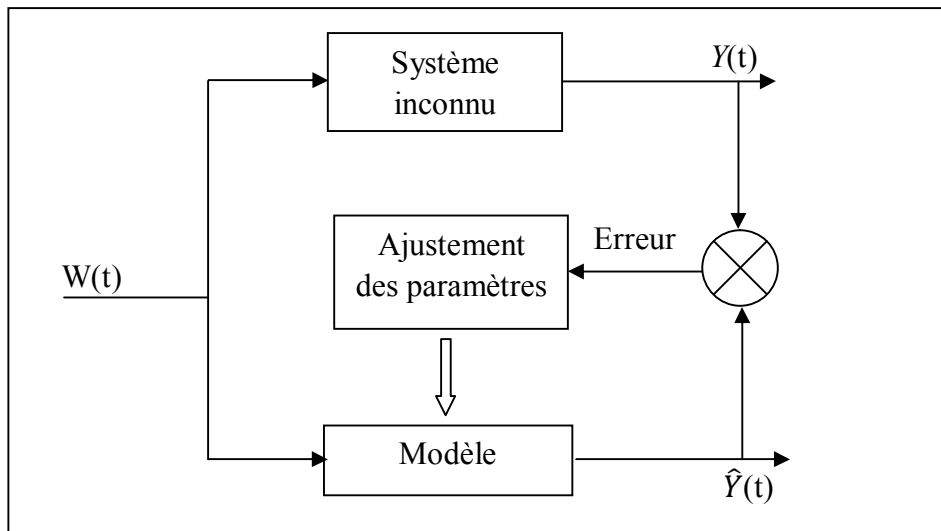
L'identification, c'est l'opération de détermination du modèle dynamique d'un procédé (système) à partir des mesure entrés/sortir. La connaissance du modèle dynamique est nécessaire pour la conception et la mise en œuvre d'un système performant de régulation.

C'est l'identification qui, dans la plupart des cas, fournit le modèle nécessaire pour la conception et le calcul des régulateurs.

Dans ce chapitre nous allons appliquer ces méthodes pour identifier le comportement dynamique de la tour de conditionnement en se basant sur les données expérimentales enregistrées sur le système réel.

## II.2. Principes et Objectifs de l'identification [15]

L'identification consiste à appliquer des signaux de perturbation à l'entrée d'un système (par exemple pour un système électronique, ceux-ci peuvent être de type binaire aléatoire ou pseudo-aléatoire, sinus à fréquences multiples...) et en analyser la sortie dans le but d'obtenir un modèle purement mathématique. Les différents paramètres du modèle ne correspondent à aucune réalité physique dans ce cas, les méthodes d'identification des systèmes sont les approches dénommées modèles d'apprentissage ou références du modèle. L'idée de base de cette approche est représentée dans la figure.II.1 Une entrée connue ou une catégorie d'intrants.



**Fig. II.1** Approche schématique sur l'identification des systèmes

### II.3. Les principales étapes dans le processus d'identification [16]

La procédure pour déterminer directement un modèle en temps continu d'un système dynamique à partir de données d'entrée/sortie dans le domaine temporel observé est semblable à l'approche générale utilisée pour l'identification du modèle discret traditionnelle et comporte trois ingrédients de base:

- Le domaine temporel échantillonné d'entrée / sortie de données ;
- Un ensemble de modèles candidats (la structure du modèle) ;
- Un critère pour sélectionner un modèle particulier dans le jeu, sur la base de l'information contenue dans les données (la méthode d'estimation du modèle paramétrique).

La procédure d'identification est alors constituée en sélectionnant plusieurs fois une structure de modèle, calcul du meilleur modèle dans la structure choisie, et l'évaluation du modèle identifié. Plus précisément, la procédure itérative comprend les étapes suivantes:

**Etape (1):** Concevoir une expérience et collecter des données d'entrée / sortie dans le domaine temporel à partir du processus à identifier.

**Etape (2):** Examiner les données. Retirer les tendances et les valeurs aberrantes, et sélectionner des parties utiles des données originales.

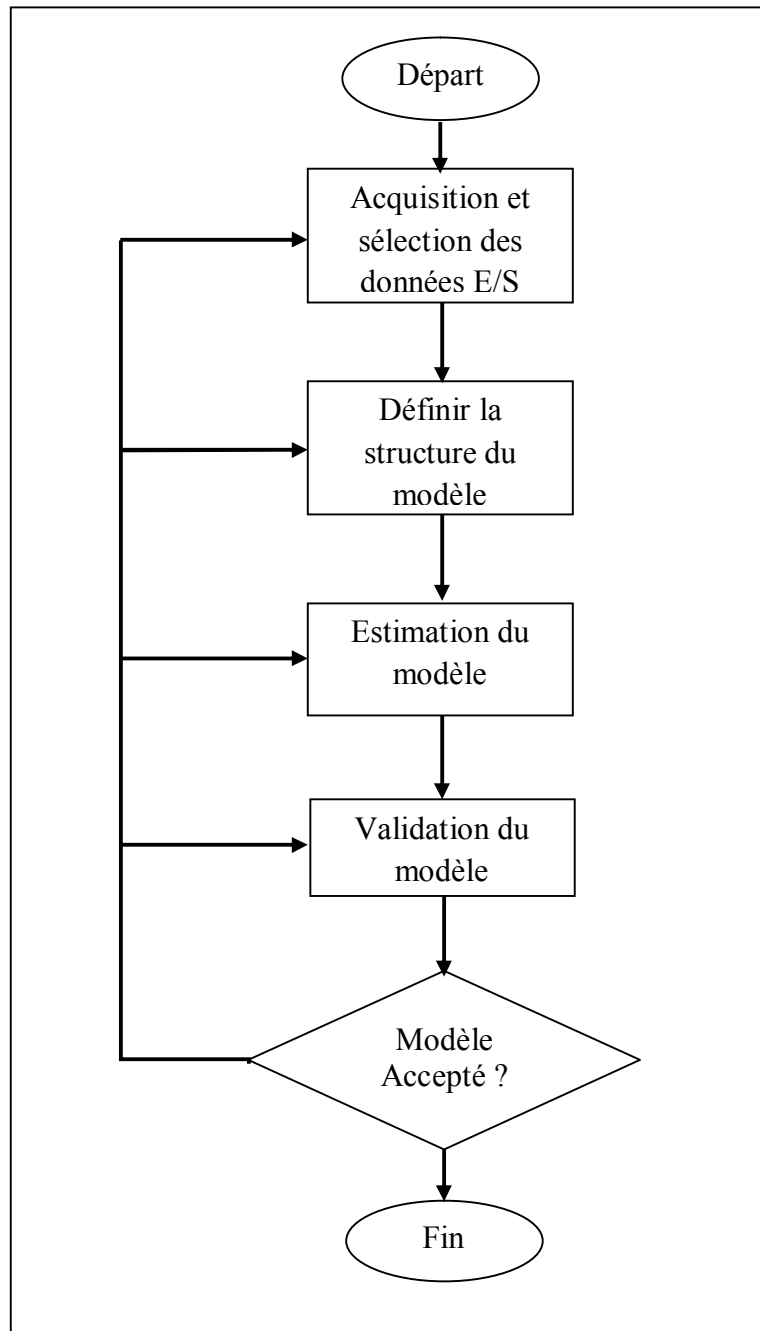
**Etape (3):** Sélectionner et définir une structure de modèle (un ensemble de descriptions de systèmes de candidats) dans lequel un modèle doit être estimé.

**Etape (4):** Estimer les paramètres de la structure du modèle choisi en fonction des données d'entrée / sortie et un critère donné de l'ajustement.

**Etape (5):** Examinez les propriétés du modèle finalement estimé.

Si le modèle est assez bon, alors arrêter, sinon retourner à l'étape (3) et essayer un autre ensemble de modèles. Peut-être aussi essayer d'autres méthodes d'estimation (étape (4)) ou poursuivre les travaux sur les données d'entrée / sortie (étapes 1 et 2).

La figure suivante représente l'organigramme des principales étapes de l'identification des systèmes:



**Fig. II.2:** Procédures d'identification

## II.4 Application des différents types de modèles

### II.4.1 Le modèle à erreur de sortie (OE)

Il y a deux manières d'obtenir les algorithmes d'identification de cette famille. La première manière consiste à minimiser un critère quadratique par programmation non linéaire (PNL), donnant des algorithmes hors-ligne. La deuxième manière, proposée par Landau en 1998, utilise la théorie de la passivité dans le cadre des systèmes adaptatifs pour obtenir un Algorithme d'Adaptation Récursif (AAP) qui ne minimise pas de critère quadratique [17].

Le modèle à erreur de sortie (OE : *Output Error*) est le modèle le plus approprié pour simuler des données perturbées par le bruit blanc d'un capteur de mesure [18].

Sous forme temporelle, le modèle recherché est de la forme suivante:

$$\mathbf{y}(t) = \frac{B(q)}{F(q)} \mathbf{u}(t - nk) + \mathbf{e}(t) \quad (1)$$

Avec:

$y(t)$ : sortie du système

$u(t)$ : entrée du système

$e(t)$ : erreur de mesure

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

$$F(q) = 1 + f_1 q^{-1} + \dots + f_{nf} q^{-nf}$$

$nk$ : retard

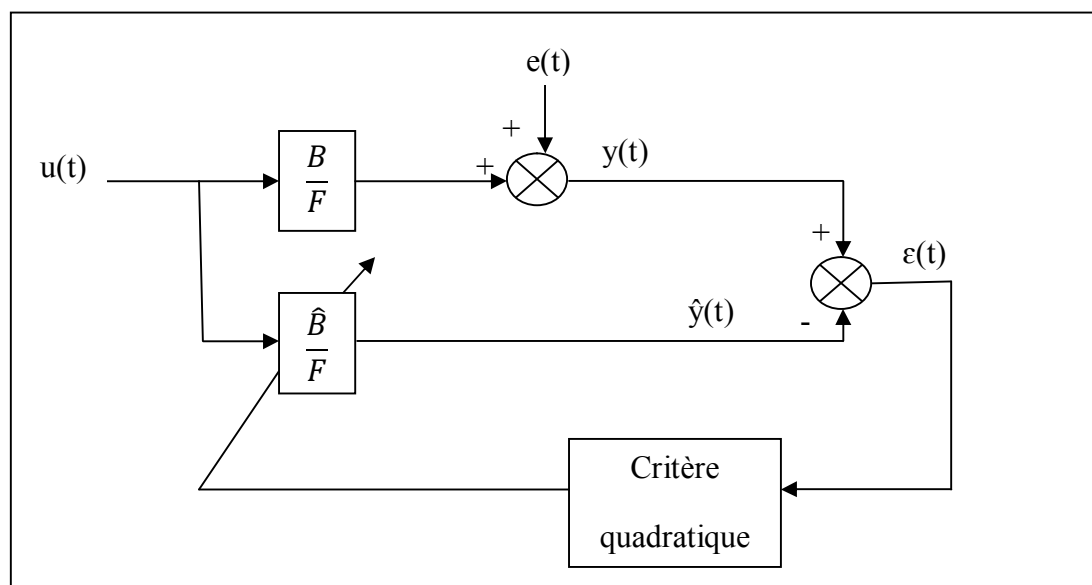


Fig. II.3 Principe des méthodes à erreur de sortie en boucle ouverte

Dans cette partie nous allons identifier notre système en appliquant le modèle de l'erreur de sortie (OE), et ceci en utilisant le critère quadratique.

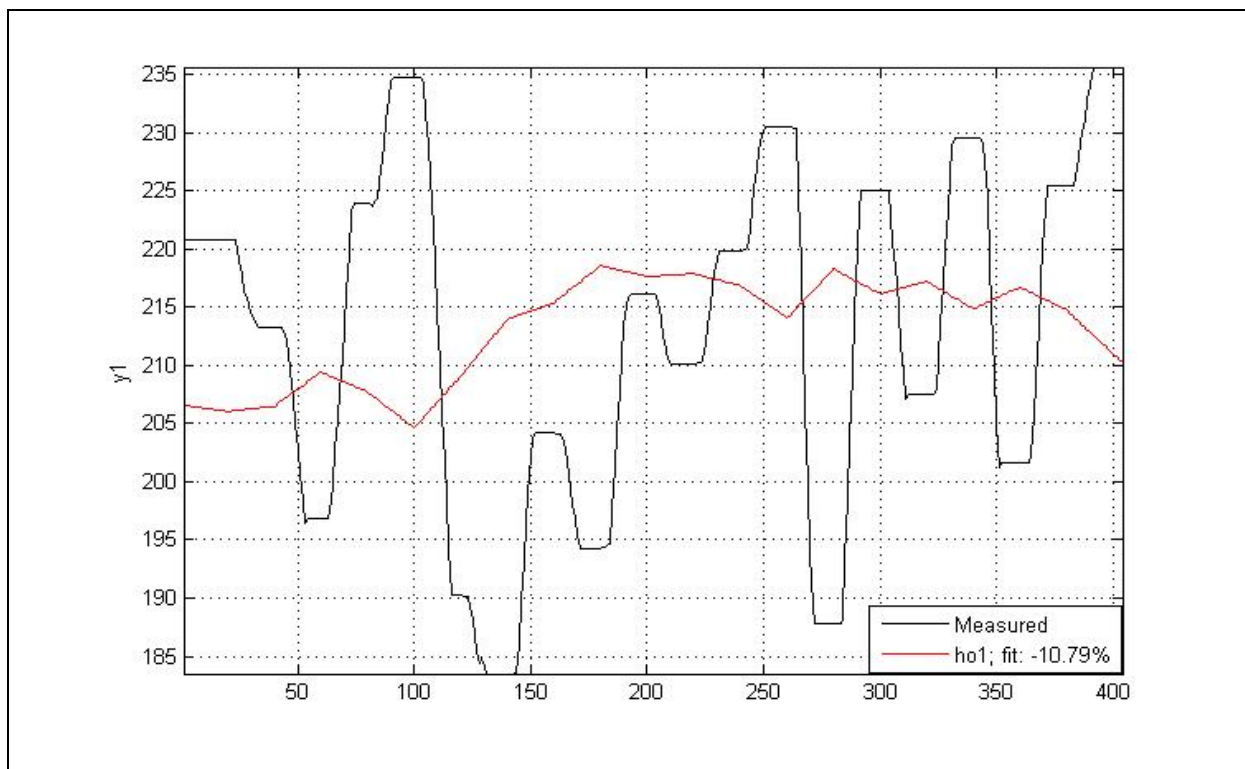
❖ **Application**

- Modèle du 1<sup>er</sup> ordre avec entrée non retardée:

✓ Fonction de transfert du modèle obtenu:

$$y(t) = \left[ \frac{0.002737}{1 - 0.9973 q^{-1}} \right] u(t) + e(t) \quad (2)$$

✓ Résultats de simulation du modèle obtenu:



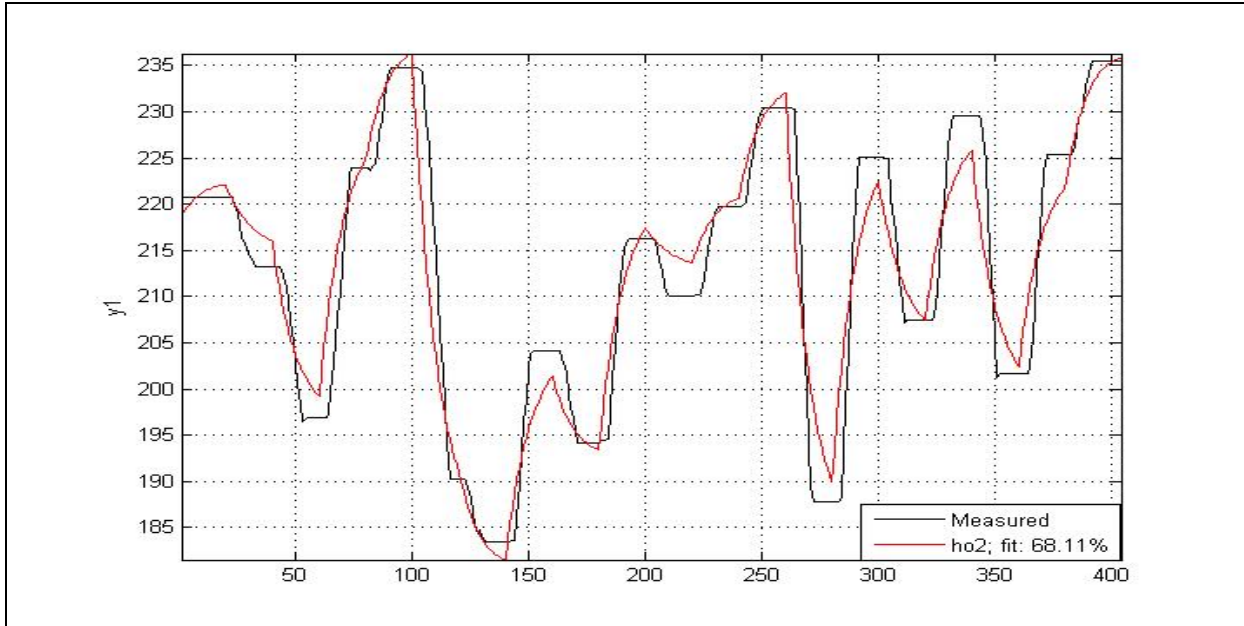
**Fig. II.4** Modèle OE d'ordre 1 à entrée non retardée

- Modèle du 2<sup>er</sup> ordre avec entrée non retardée:

✓ Fonction de transfert du modèle obtenu:

$$y(t) = \left[ \frac{-0.03585 + 0.03595q^{-1}}{1 - 1.911q^{-1} + 0.9108q^{-2}} \right] u(t) + e(t) \quad (3)$$

✓ Résultats de simulation:



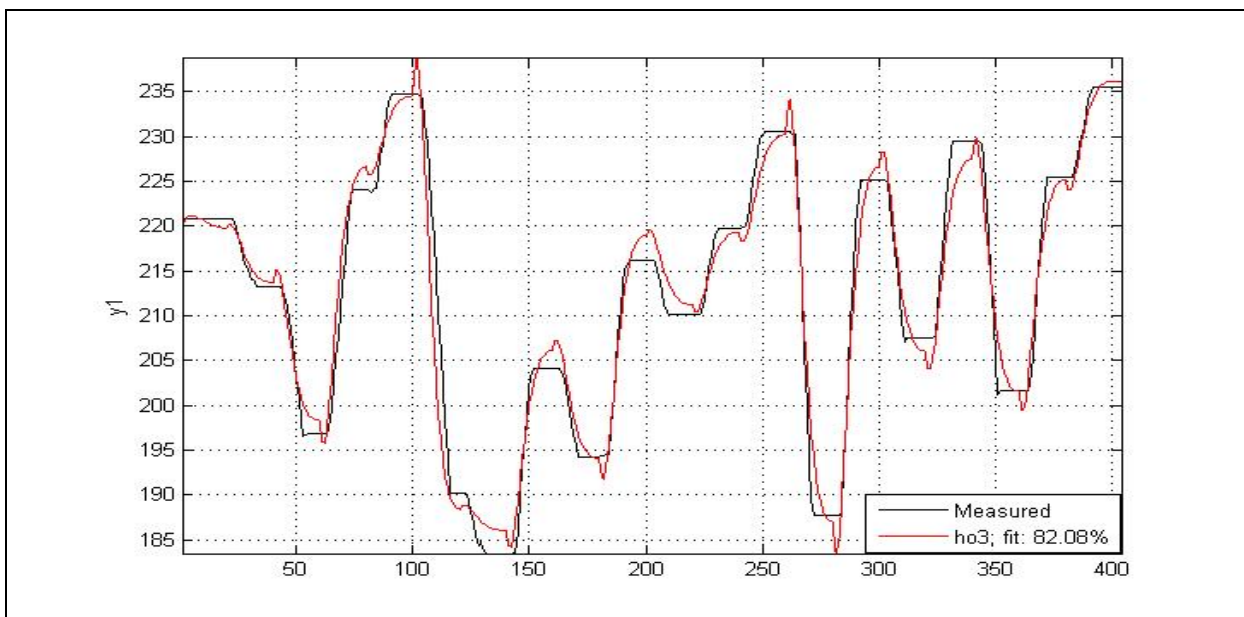
**Fig. II.5** Modèle OE d'ordre 2 à entrée non retardée

- Modèle du 3<sup>er</sup> ordre avec entrée non retardée:

✓ Fonction de transfert du modèle :

$$y(t) = \left[ \frac{0.02911 + 0.07523q^{-1} + 0.04612 q^{-2}}{1 - 2.632 q^{-1} + 2.317q^{-2} - 0.6848 q^{-3}} \right] u(t) + e(t) \quad (4)$$

✓ Résultats de simulation:



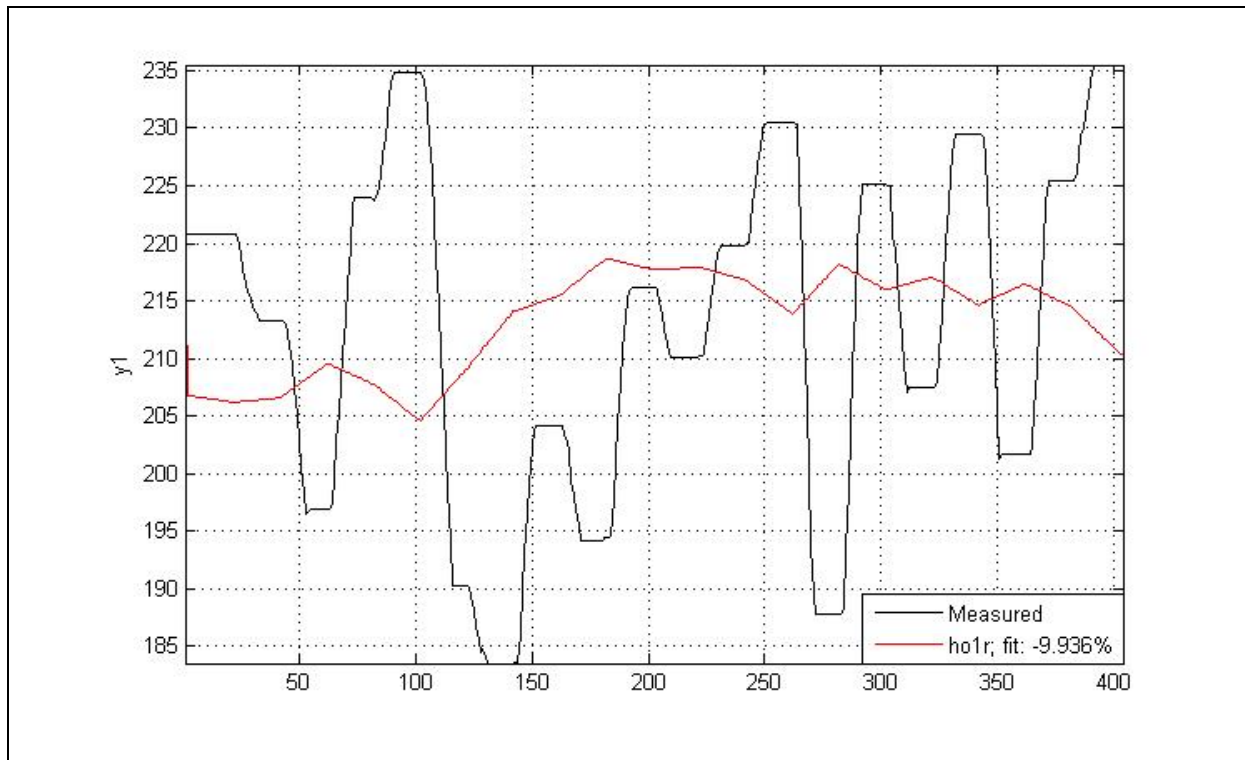
**Fig. II.6** Modèle OE d'ordre 3 à entrée non retardée

- Modèle du 1<sup>er</sup> ordre avec entrée retardée:

- ✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \left[ \frac{0.00281 q^{-2}}{1 + 0.002368 q^{-1}} \right] u(t) + e(t) \quad (5)$$

- ✓ Résultats de simulation:



**Fig. II.7** Modèle OE d'ordre 1 à entrée retardée

- Modèle du 2<sup>ème</sup> ordre avec entrée retardée:

- ✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \left[ \frac{-0.04562 q^{-2} + 0.04572 q^{-3}}{1 - 1.878 q^{-1} + 0.8784 q^{-2}} \right] u(t) + e(t) \quad (6)$$

✓ Résultats de simulation:

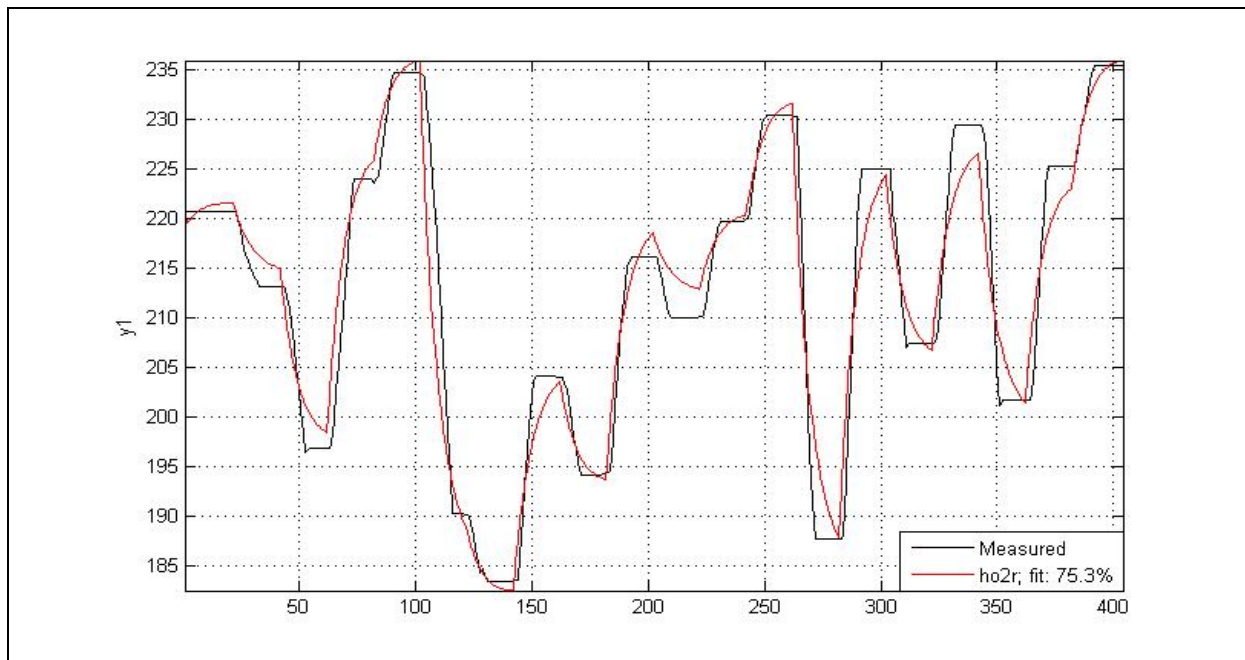


Fig. II.8 Modèle OE d'ordre 2 à entrée retardée

#### II.4.2 Le modèle auto régressif d'entrée exogène (ARX)

Le modèle ARX (*Auto Regressive model with eXternal inputs*) est un modèle auto régressif qui inclut des entrées  $u(t)$  et un bruit blanc de moyenne nulle. De plus, le modèle inclut un retard pur de  $k$  coups d'horloge. Si le système est échantillonné à une période d'échantillonnage  $T$ , alors le retard sera de  $k*T$ . L'estimation du modèle ARX est la plus efficace des méthodes d'estimation polynomiale, car il est le résultat de la résolution des équations de régression linéaire sous forme analytique [18].

Sous forme temporelle, le modèle recherché est de la forme:

$$y(t) = \frac{B(q)}{A(q)} u(t - nk) + \frac{1}{A(q)} e(t) \quad (7)$$

Avec:

$y(t)$ : sortie du système

$u(t)$ : entrée du système

$e(t)$ : erreur de mesure

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

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

$nk$ : retard

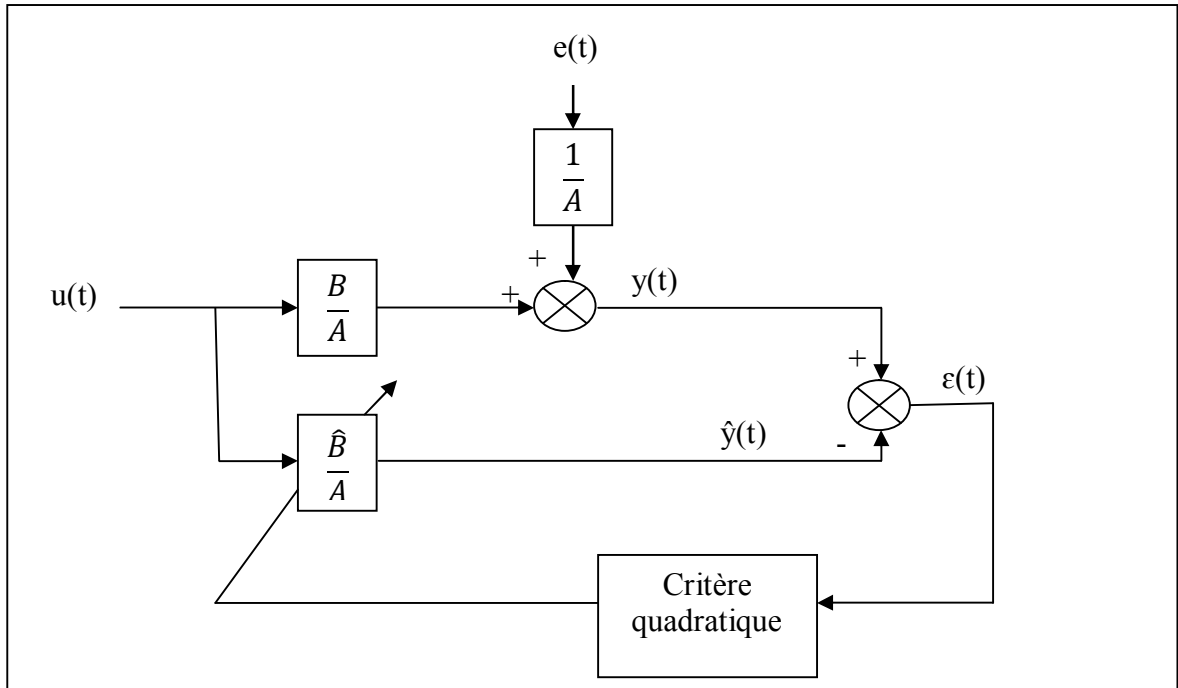


Fig.II.9 Principe des méthodes ARX en boucle ouverte

❖ **Application :**

- Modèle du 1<sup>er</sup> ordre avec entrée non retardée:

✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{[-0.0115]}{[1 - 1.01 q^{-1}]} u(t) + \frac{1}{[1 - 1.01 q^{-1}]} e(t) \tag{8}$$

✓ Résultats de simulation:

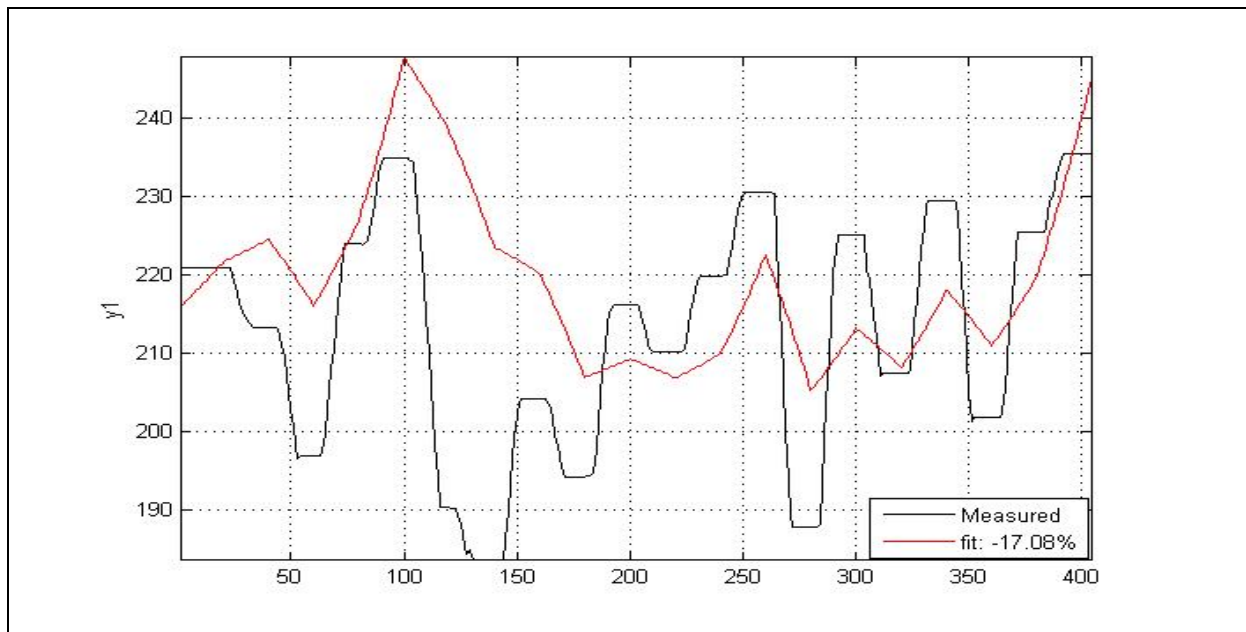


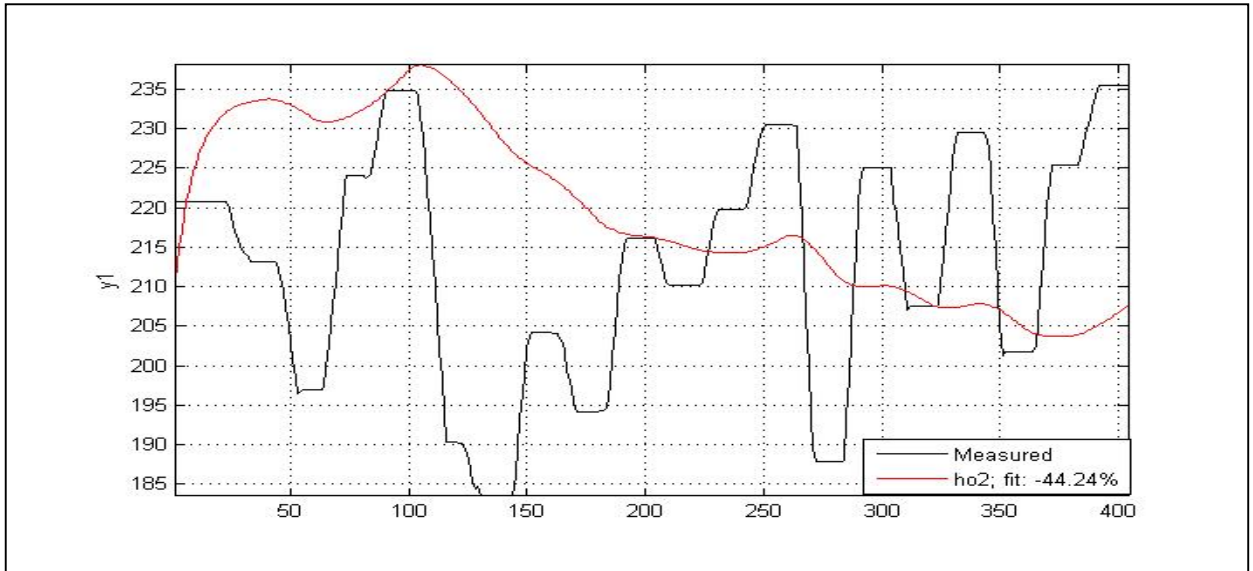
Fig. II.10 Modèle ARX d'ordre 1 à entrée non retardée

- Modèle du 2<sup>ème</sup> ordre avec entrée non retardée:

- ✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{[-0.00057 + 7.745e-006q^{-1}]}{[1 - 1.881q^{-1} + 0.8801q^{-2}]} u(t) + \frac{1}{[1 - 1.881q^{-1} + 0.8801q^{-2}]} e(t) \quad (9)$$

- ✓ Résultats de simulation :



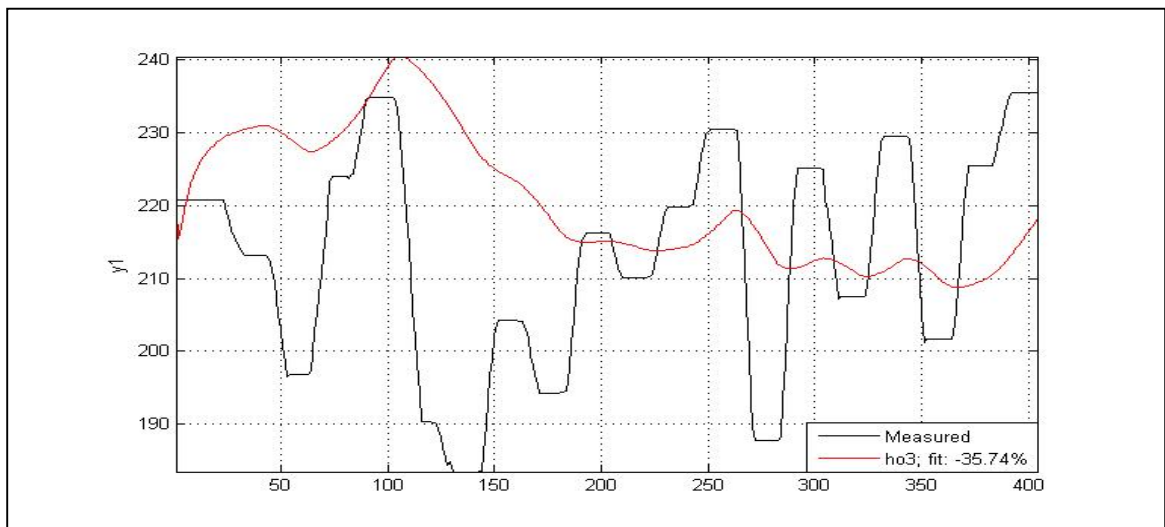
**Fig. II.11** Modèle ARX d'ordre 2 à entrée non retardée

- Modèle du 3<sup>ème</sup> ordre avec entrée non retardée:

- ✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{[-0.00078 + 0.00045q^{-1} - 0.00056q^{-2}]}{[1 - 1.9q^{-1} + 1.1q^{-2} - 0.1q^{-3}]} u(t) + \frac{1}{[1 - 1.9q^{-1} + 1.1q^{-2} - 0.1q^{-3}]} e(t) \quad (10)$$

- ✓ Résultats de simulation:

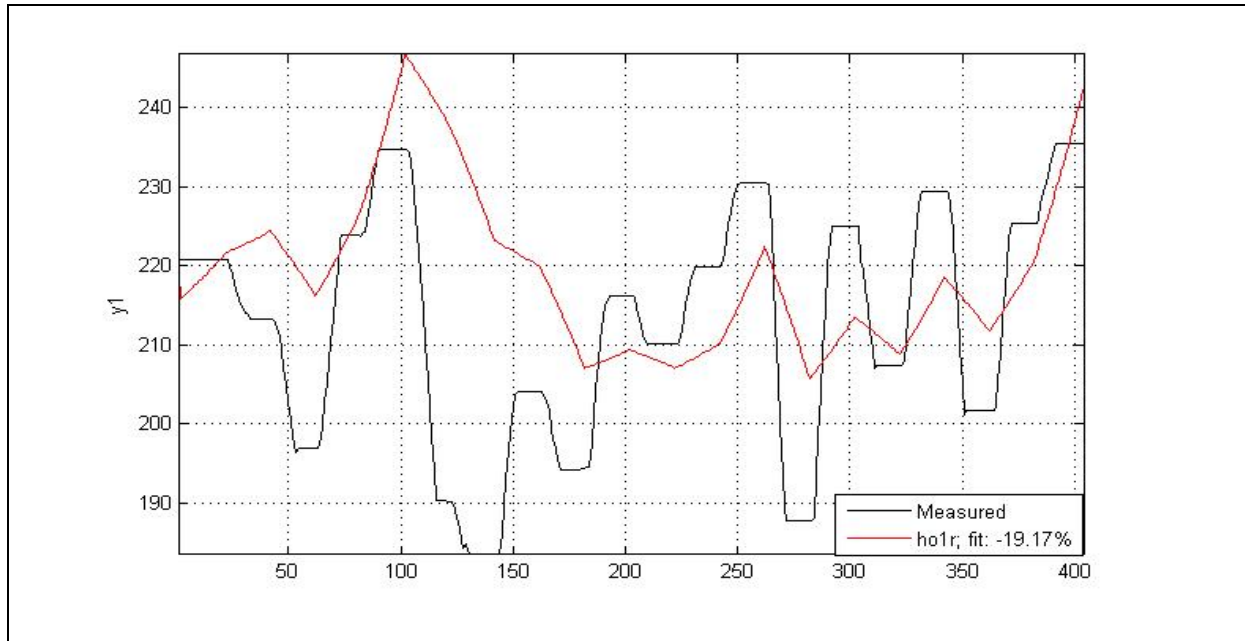


**Fig. II.12** Modèle ARX d'ordre 3 à entrée non retardée

- Modèle du 1<sup>er</sup> ordre avec entrée retardée:
- ✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{[-0.01109 q^{-2}]}{[1 - 1.011 q^{-1}]} u(t) + \frac{1}{[1 - 1.011 q^{-1}]} e(t) \quad (11)$$

- ✓ Résultats de simulation:

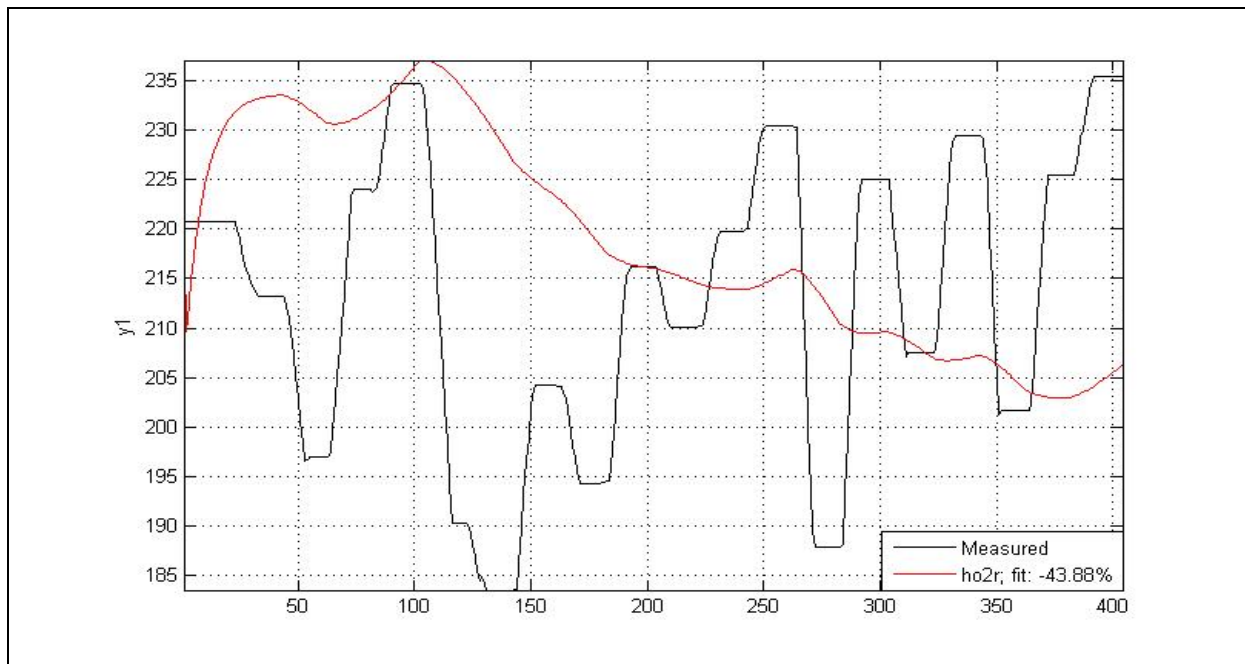


**Fig. II.13** Modèle ARX d'ordre 1 à entrée retardée

- Modèle du 2<sup>ème</sup> ordre avec entrée retardée:
- ✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{[-0.001352q^{-2}+0.000837q^{-3}]}{[1-1.881q^{-1}+0.8807q^{-2}]} u(t) + \frac{1}{[1-1.881q^{-1}+0.8807q^{-2}]} e(t) \quad (12)$$

✓ Résultats de simulation:



**Fig. II.14** Modèle ARX d'ordre 2 à entrée retardée

### II.4.3 Le modèle auto régressif à moyenne ajoutée et entrée exogène (ARMAX)

Le modèle ARMAX (*Auto Regressive Moving Average with eXternal inputs*) reprend les attributs du modèle ARX mais inclut une fonction de transfert avec une moyenne ajustable sur le bruit blanc. En général le bruit blanc permet de modéliser des perturbations non-mesurables dans le modèle. Or, ces perturbations non-mesurables (fluctuations thermiques, vibrations du sol...) sont rarement de moyenne nulle et peuvent aussi répondre à un modèle. La structure du modèle ARMAX comprend la dynamique des perturbations [18].

Sous forme temporelle, le modèle recherché est de la forme:

$$\mathbf{y}(t) = \frac{\mathbf{B}(q)}{\mathbf{A}(q)} \mathbf{u}(t - nk) + \frac{\mathbf{C}(q)}{\mathbf{A}(q)} \mathbf{e}(t) \quad (13)$$

Avec:

$y(t)$ : sortie du système

$u(t)$ : entrée du système

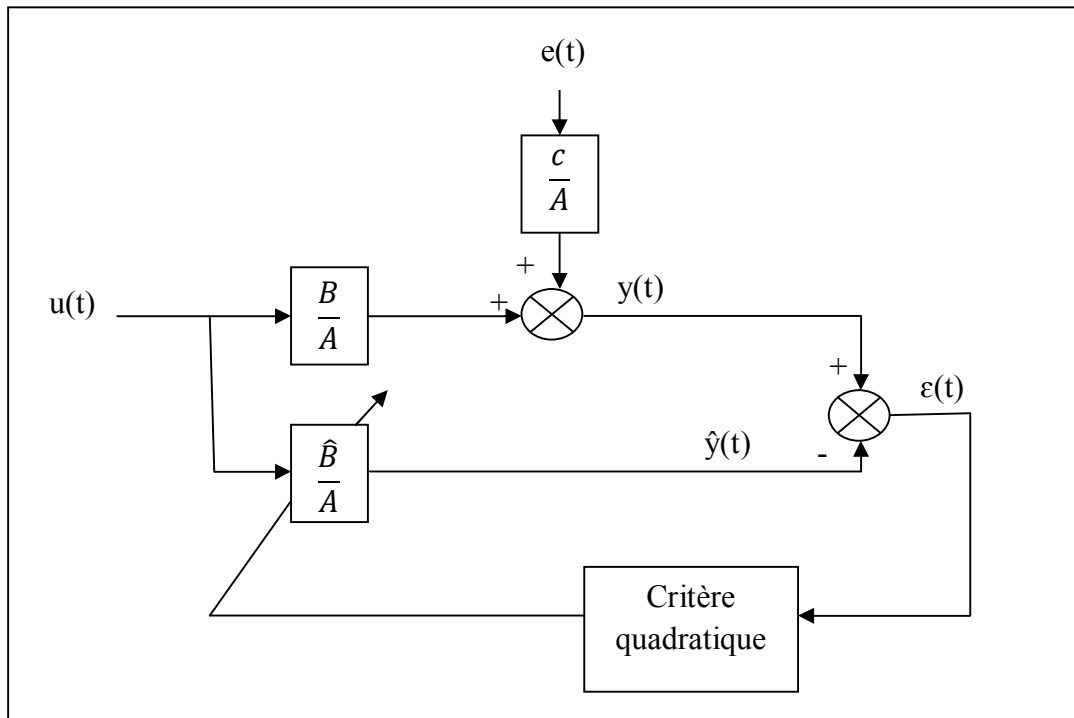
$e(t)$ : erreur de mesure

$$B(q) = b_1 + b_2q^{-1} + \dots + b_{nb}q^{-nb+1}$$

$$A(q) = 1 + a_1q^{-1} + \dots + a_{na}q^{-na}$$

$$C(q) = 1 + c_1q^1 + \dots + c_{nc}q^{-nc}$$

$nk$ : retard



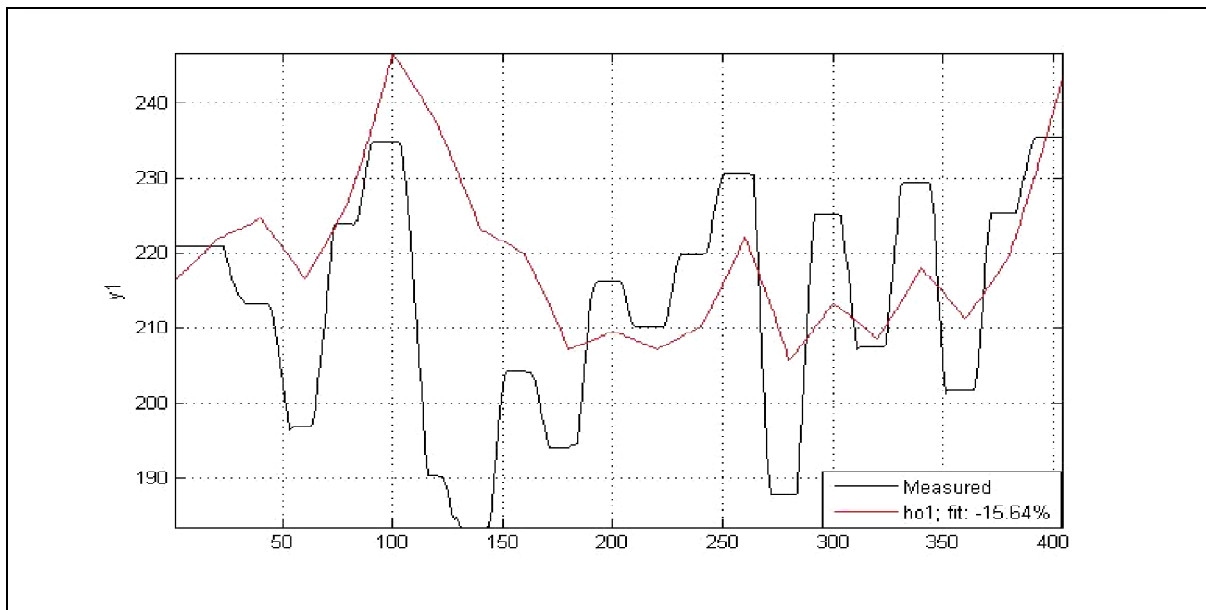
**Fig. II.15** Principe des méthodes ARMAX en boucle ouverte

❖ **Application :**

- Modèle du 1<sup>er</sup> ordre avec entrée non retardée:
- ✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{-0.0109}{[1 - 1.011 q^{-1}]} u(t) + \frac{[1 + 0.6947 q^{-1}]}{[1 - 1.011 q^{-1}]} e(t) \quad (14)$$

✓ Résultats de simulation:



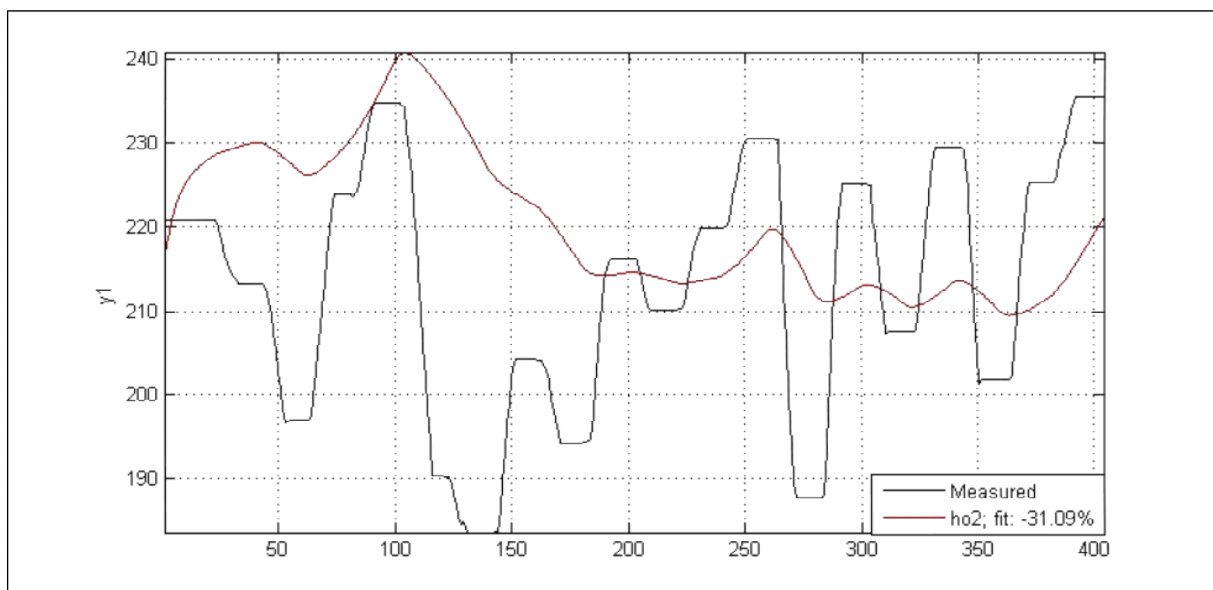
**Fig. II.16** Modèle ARMAX d'ordre 1 à entrée non retardée

• Modèle du 2<sup>ème</sup> ordre avec entrée non retardée:

✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{[-0.001435 + 0.0001489 q^{-1}]}{[1 - 1.814 q^{-1} + 0.8131 q^{-2}]} u(t) + \frac{[1 + 0.134 q^{-1} - 0.1603 q^{-2}]}{[1 - 1.814 q^{-1} + 0.8131 q^{-2}]} e(t) \quad (15)$$

✓ Résultats de simulation:

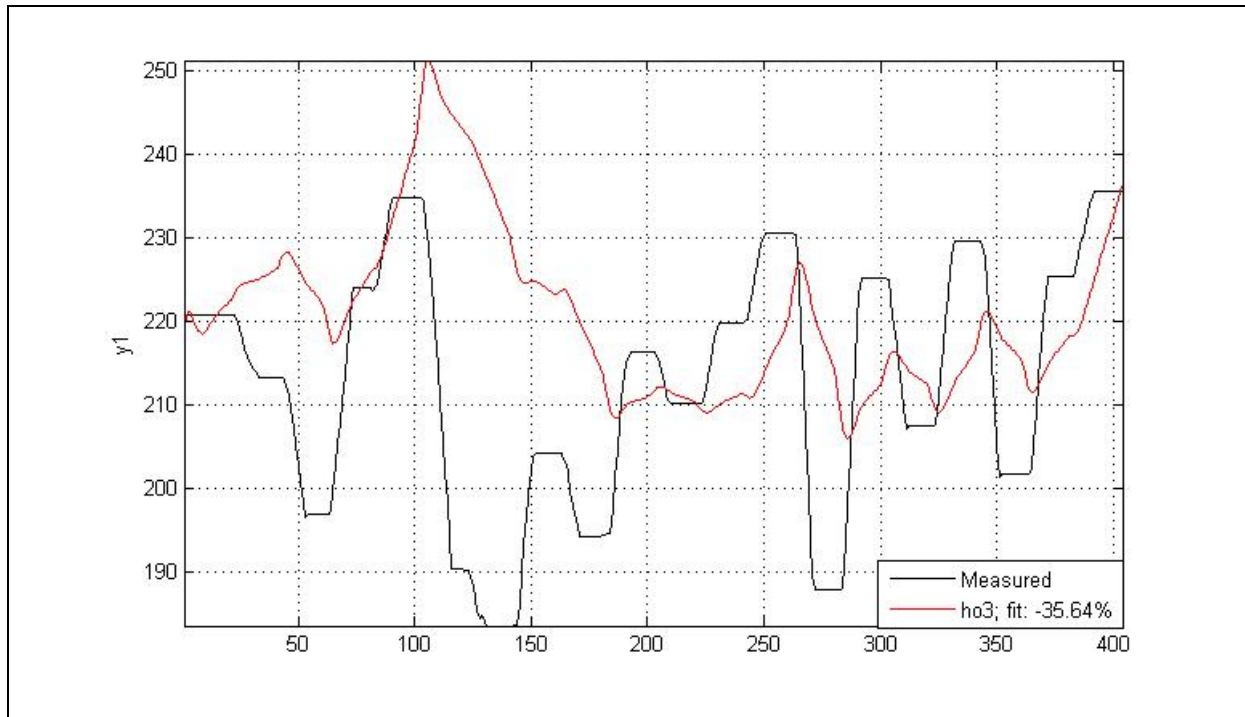


**Fig. II.17** Modèle ARMAX d'ordre 2 à entrée non retardée

- Modèle du 3<sup>ème</sup> ordre avec entrée non retardée:
- ✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{[0.004113 + 0.000754 q^{-1} - 0.00625 q^{-2}]}{[1 - 2.436 q^{-1} + 2.065 q^{-2} - 0.6313 q^{-3}]} u(t) + \frac{[1 - 0.613 q^{-1} + 0.2268 q^{-2} + 0.3021 q^{-3}]}{[1 - 2.436 q^{-1} + 2.065 q^{-2} - 0.6313 q^{-3}]} e(t) \quad (16)$$

- ✓ Résultats de simulation:

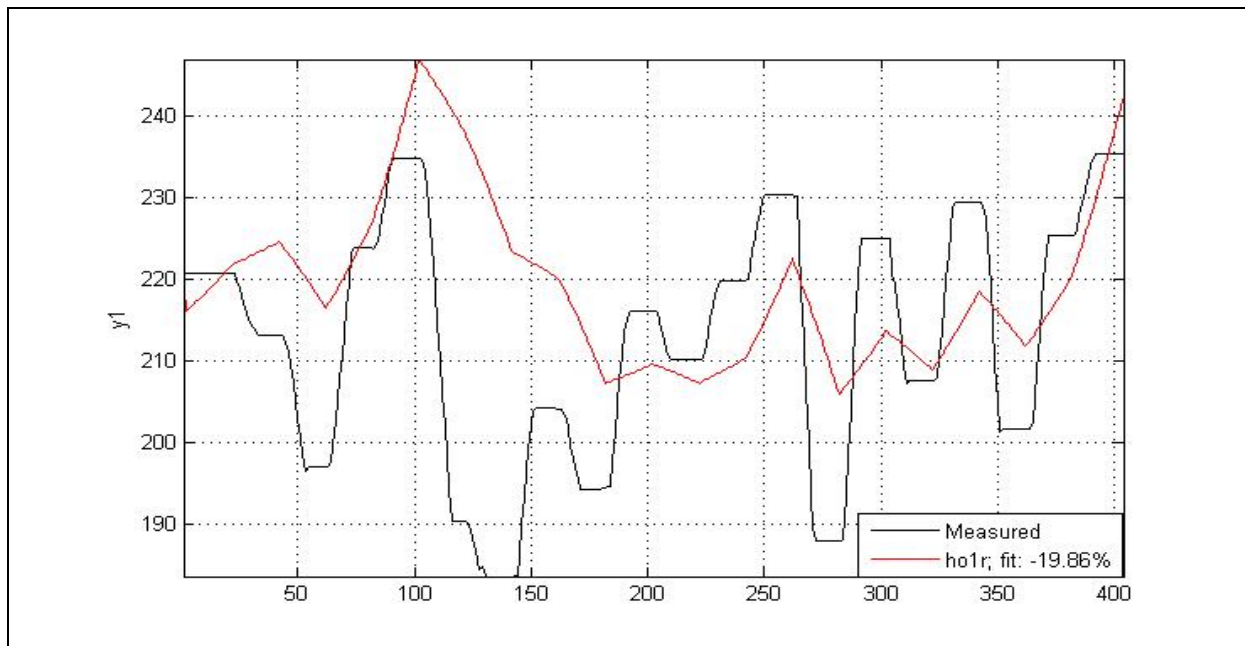


**Fig. II.18** Modèle ARMAX d'ordre 3 à entrée non retardée

- Modèle du 1<sup>er</sup> ordre avec entrée retardée:
- ✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{[-0.0111 q^{-2}]}{[1 - 1.011 q^{-1}]} u(t) + \frac{[1 + 0.6979 q^{-1}]}{[1 - 1.011 q^{-1}]} e(t) \quad (17)$$

✓ Résultats de simulation :



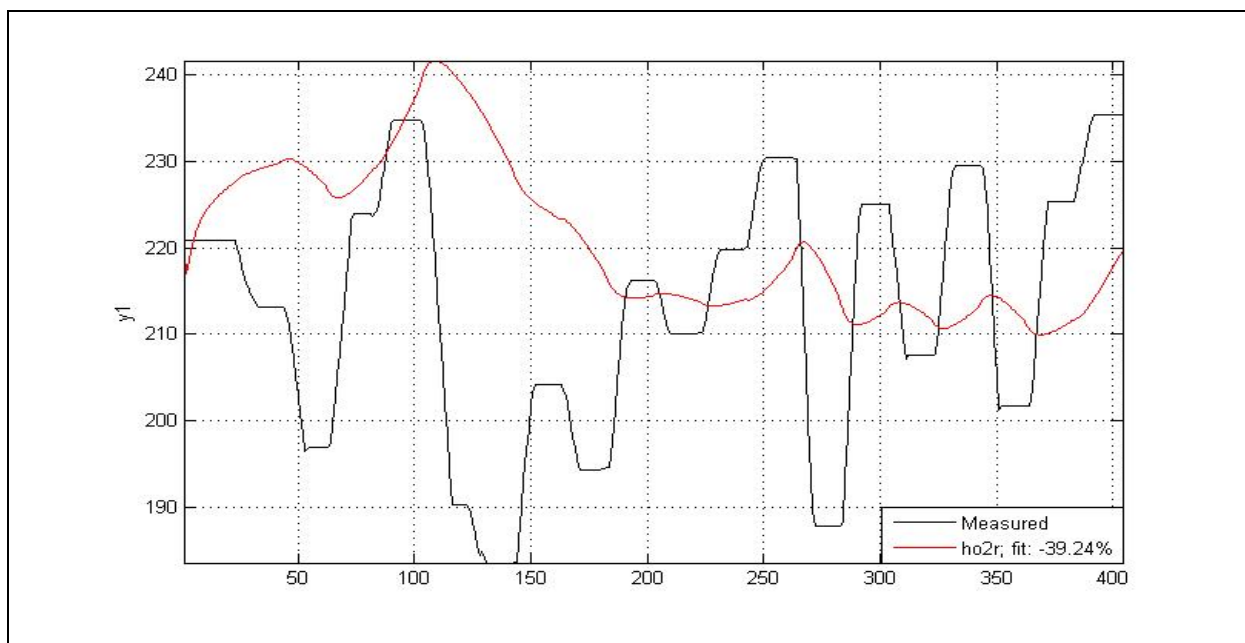
**Fig. II.19** Modèle ARMAX d'ordre 1 à entrée retardée

• Modèle du 2<sup>ème</sup> ordre avec entrée retardée:

✓ Fonction de transfert du modèle:

$$y(t) = \frac{[0.0004536 q^{-3} - 0.005202 q^{-4}]}{[1 - 1.807 q^{-1} + 0.8053 q^{-2}]} u(t) + \frac{[1 + 0.1288 q^{-1} + 0.2001 q^{-2}]}{[1 - 1.807 q^{-1} + 0.8053 q^{-2}]} e(t) \quad (18)$$

✓ Résultats de simulation:



**Fig. II.20** Modèle ARMAX d'ordre 2 à entrée retardée

### II.5. Analyse des résultats:

En adoptant la procédure d'identification des systèmes, nous avons abouti aux résultats suivants:

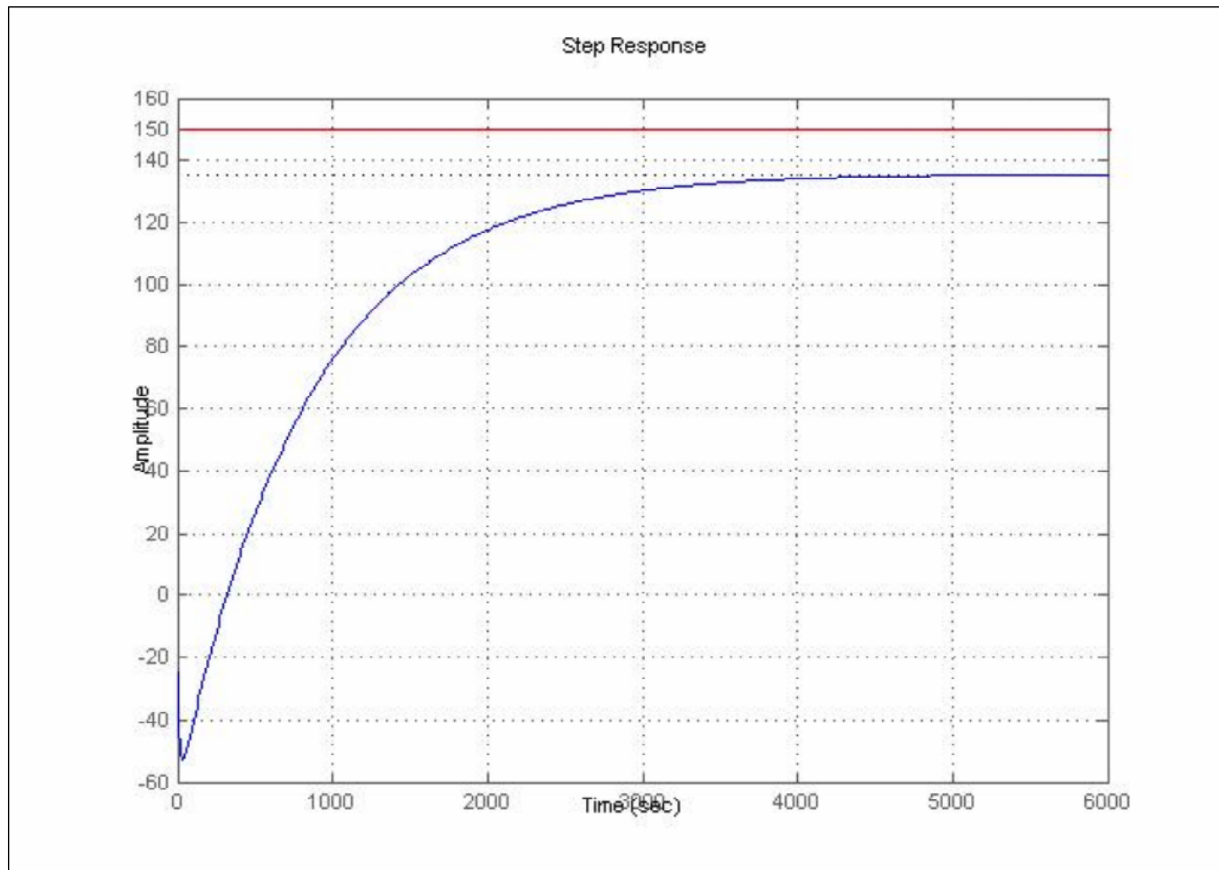
- ✓ Les structures ARX et ARMAX ne représentent pas des modèles définissant la dynamique du système, ce qui nous amène à les rejeter.
- ✓ La structure OE est la meilleure structure à adopter pour décrire la dynamique de notre système.
- ✓ Les modèles le plus proches de la dynamique du système sont:
  - Modèle OE du 2<sup>ème</sup> ordre avec une entrée non retardée.
  - Modèle OE du 2<sup>ème</sup> ordre avec une entrée retardée à 2 échantillons.
- ✓ Le modèle que nous avons validé est le modèle qui est représenté par la structure OE du 2<sup>ème</sup> ordre retardé de 2 échantillons, il est représenté par la figure. II.8, et décrit par la fonction de transfert suivante:

$$y(t) = \left[ \frac{-0.04562 q^{-2} + 0.04572 q^{-3}}{1 - 1.878 q^{-1} + 0.8784 q^{-2}} \right] u(t) + e(t) \quad (19)$$

Qui est un modèle du 2<sup>ème</sup> ordre à une entrée non retardée, car effectivement les observations sur notre système nous montrent que la réponse du système (sortie) est retardée de 2 échantillons de mesure par rapport à la consigne (entrée).

#### **Réponse indicielle du modèle validé:**

Le modèle validé est soumis en son entrée à un échelon de 150, représentant la température désirée à la sortie de la tour de conditionnement qui est de 150°C (Fig. II.21).



**Fig. II.21** La réponse indicielle

D'après la réponse indicielle du modèle validé (Fig. II.21), on remarque que l'allure cette dernière commence par des valeurs négatives (entre -40 -60 °C) c'est qui n'est pas forcément réel. De ce fait, on finalise de souligner que ce modèle ne représente pas d'une manière fidèle la dynamique de la tour de conditionnement des fumées, ce qui nous amène à faire appel à d'autres méthodes mieux adaptées pour ce type de système.

## II.6. Conclusion

Nous concluons que même si nous avons validé le modèle précédent, qui est le choix le plus optimal, n'est au moins il n'est pas fameux pour qu'il soit un bon modèle pour le système étudié, car la simulation nous a montré que le modèle validé est loin de décrire correctement la dynamique du système, dès l'ors qu'on déduit que les méthodes classiques ne sont pas efficaces pour identifier de tels systèmes. Dans le chapitre suivant nous utilisons les réseaux de neurone artificiels pour élaborer un modèle pour la tour.

# *Chapitre III*

*Application des  
réseaux de neurones  
artificiels pour  
l'identification de la  
tour de  
conditionnement*

### III.1 Introduction

Depuis quelques années, les réseaux de neurones artificiels connaissent une forte influence dans le domaine des sciences de l'ingénieur notamment la commande et l'identification des systèmes dynamiques. La mise en évidence des réseaux de neurone artificiels se base sur le principal du neurone du cerveau humain qui est capable d'effectuer des calculs complexes [19].

Donc l'étude approfondie des concepts de base de ces réseaux est toujours nécessaire pour qu'on puisse aboutir à des solutions pour différentes applications.

L'identification par réseaux de neurones c'est la présentation d'un système sous la forme d'un modèle de neurones, tout en ajustant ses paramètres de telle sorte que sa sortie s'approche le plus possible de celle du système dont le modèle est inconnu.

Dans le présent chapitre, nous faisons une présentation générale des réseaux de neurones. Pour commencer, nous donnons un aperçu sur les éléments de base qui entrent dans leur constitution, à savoir le modèle du neurone biologique et celui du neurone formel, ainsi que la définition d'un réseau de neurone et ses propriétés. Les structures de connexions entre les neurones, et les différents types d'apprentissage sont présentées, enfin nous appliquons un réseau de neurone pour identifier notre système afin d'établir un modèle qui décrit sa dynamique.

### III.2 Présentation des réseaux de neurone

#### III.2.1 Définition des neurones biologiques [20]

Le cerveau humain possède deux hémisphères latérales reliées par le corps calleux et d'autres ponts axonaux, il pèse moins de deux kilogrammes et contient mille milliards de cellules, dont 100 milliards sont des neurones constitués en réseaux.

Les neurones sont des cellules nerveuses décomposables en 4 parties principales (Fig. II.1) :

- Les dendrites, sur lesquelles les autres cellules entrent en contact synaptique : c'est par les dendrites que se fait la réception des signaux.
- Le corps de la cellule, c'est l'unité de traitement.
- L'axone, où passent les messages accumulés dans le corps de la cellule : l'envoi de l'information se fait par l'axone.

- Les synapses par lesquelles la cellule communique avec d'autres cellules, ce sont des points de connexion par où passent les signaux de la cellule.

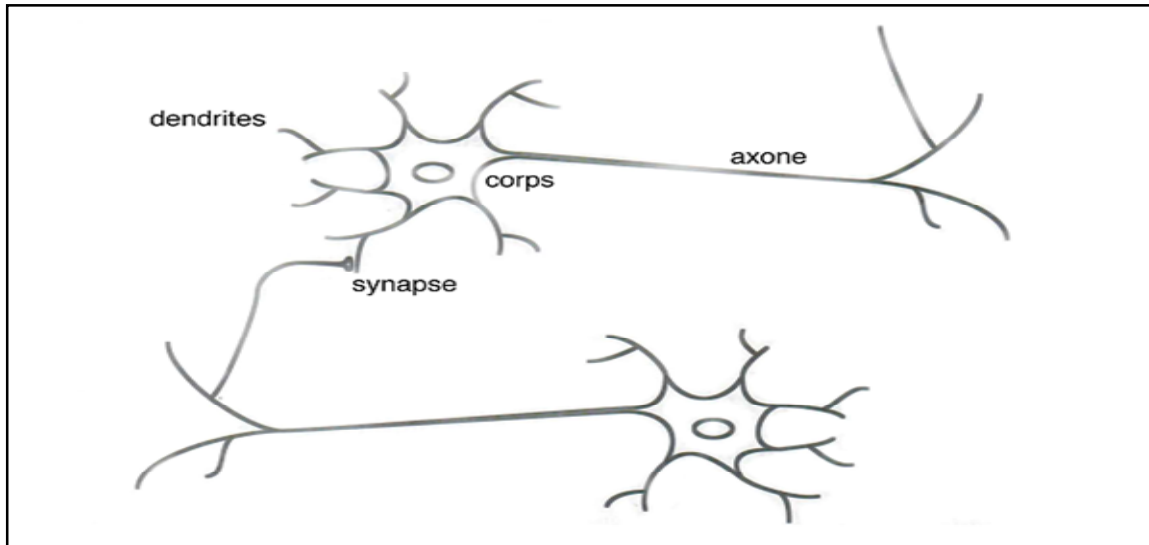


Fig. III.1 Schéma d'un neurone biologique [21]

### III.2.2 Définition du neurone formel [20]

C'est en 1943 que le premier modèle de neurone formel est proposé en s'inspirant du neurone biologique : il possède un certain nombre d'entrées, similaires aux dendrites du neurone biologique, un corps servant d'unité de traitement, et un axone permettant la transmission d'un potentiel d'action à d'autres neurones.

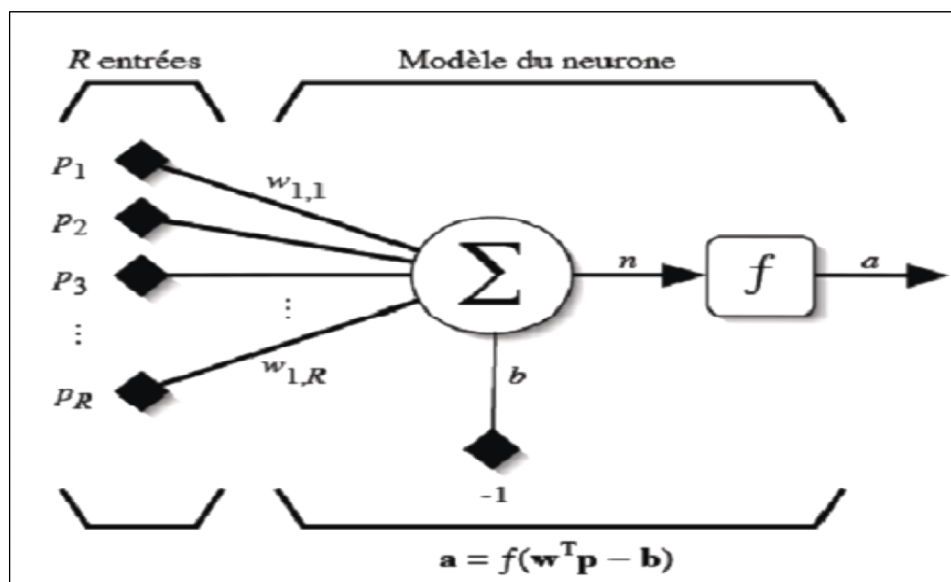


Fig. III.2 Schéma d'un neurone formel

Chaque entrée du neurone est affectée d'un poids, le passage des entrées dans le corps du neurone se fait en deux étapes. La première étape consiste à faire une somme pondérée des entrées par les poids respectifs des connexions sur lesquelles ces entrées se propagent. La seconde étape consiste à calculer l'image de cette somme pondérée par une fonction de transfert binaire. Le résultat obtenu provoque ou non le déclenchement d'un potentiel d'action suivant le dépassement d'un seuil, et sert à son tour d'entrée à d'autres neurones (Fig. III.2).

### III.2.3. Architecture du réseau de neurone [21]

Un réseau de neurones est un maillage de plusieurs neurones, généralement organisés en couches. Pour construire une couche de  $S$  neurones, il s'agit simplement de les assembler comme à la figure III.3. Les  $S$  neurones d'une même couche sont tous branchés aux  $R$  entrées. On dit alors que la couche est totalement connectée. Un poids  $w_{i,j}$  est associé à chacune des connexions.

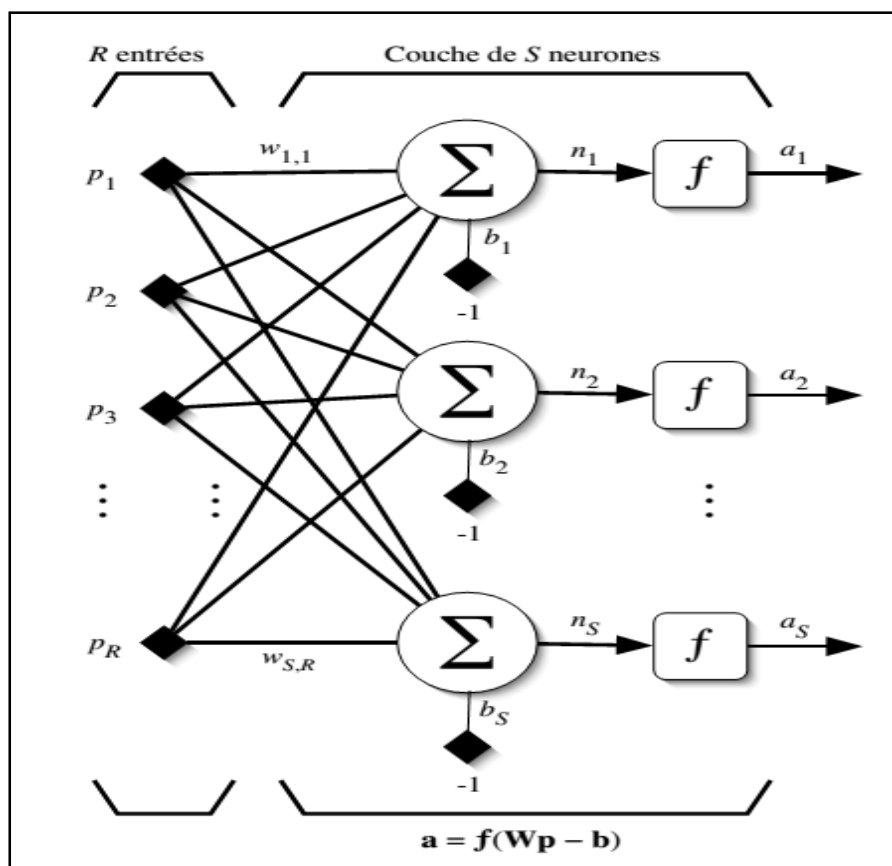
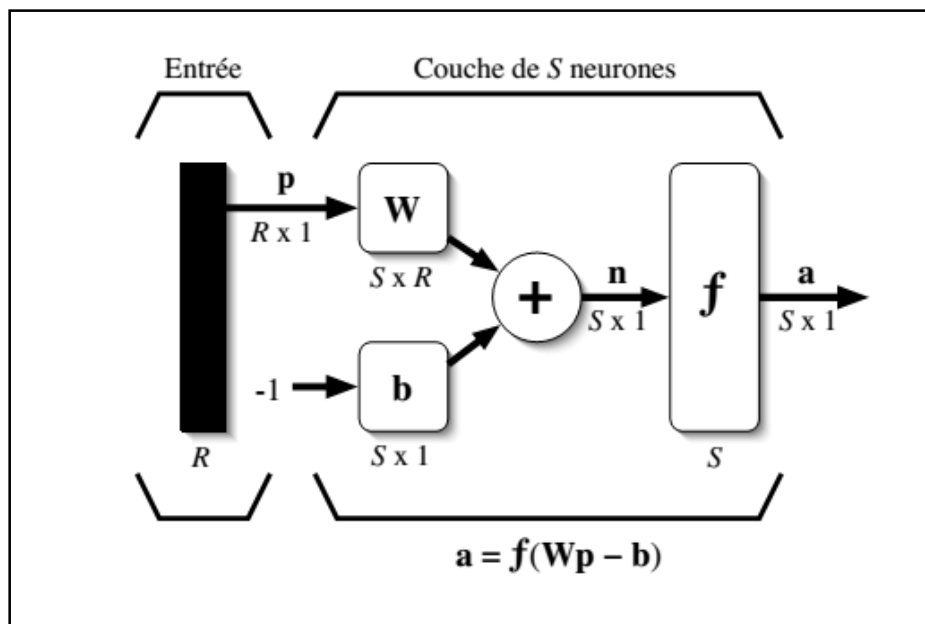


Fig. III.3 Couche de  $S$  neurones

Nous noterons le premier indice par  $i$  et le deuxième par  $j$ . Le premier indice (ligne) désigne le numéro de neurone sur la couche, alors que le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée. Ainsi,  $w_{i,j}$  désigne le poids de la connexion qui relie le neurone  $i$  à son entrée  $j$ . L'ensemble des poids d'une couche forme donc une matrice  $W$  de dimension  $S \times R$ .

$$W = \begin{bmatrix} w_{1,1} & w_{1,2} & \dots & w_{1,R} \\ w_{2,1} & w_{2,2} & \dots & w_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{S,1} & w_{S,2} & \dots & w_{S,R} \end{bmatrix} \quad (1)$$

A noter bien que  $S \neq R$ , dans le cas général (les nombres de neurones et d'entrées sont indépendants). Si l'on considère que les  $S$  neurones forment un vecteur de neurones, alors on peut créer les vecteurs  $b = [b_1 \ b_2 \ b_3 \ \dots \ b_S]^T$ ,  $n = [n_1 \ n_2 \ n_3 \ \dots \ n_S]^T$ ,  $a = [a_1 \ a_2 \ a_3 \ \dots \ a_S]^T$ . Ceci nous amène à la représentation graphique simplifiée illustrée par la figure III.4. On y retrouve, comme à la figure III.3, les mêmes vecteurs et matrice. La seule différence se situe au niveau de la taille de  $W$  et du nombre de lignes  $S$ , de  $b$ ,  $n$  et  $a$ .



**Fig. III.4** Représentation matricielle d'une couche de  $S$  neurones

Finalement, pour construire un réseau, il ne suffit de combiner des couches comme à la figure III.5. Dans cet exemple, le réseau de neurones comporte  $R$  entrées et trois couches de neurones comptant respectivement  $S1$ ,  $S2$  et  $S3$  neurones chacune.

Chaque couche possède sa propre matrice de poids  $w^k$ , où  $k$  désigne l'indice de couche. Dans le contexte des vecteurs et des matrices relatives à une couche, nous emploierons

toujours un exposant pour désigner cet indice. Ainsi, les vecteurs,  $b^k$ ,  $n^k$ ,  $a^k$  sont également associés à la couche  $k$ .

Il est important de remarquer dans cet exemple (Figure III.5) que les couches qui suivent la première ont comme entrée la sortie de la couche précédente. Ainsi, on peut enfileur autant de couches que l'on veut, du moins en théorie. Nous pouvons aussi fixer un nombre quelconque de neurones sur chaque couche. Finalement, nous notons que nous pouvons changer de fonction de transfert  $f$  d'une couche à une autre. Ainsi, toujours dans le cas général  $f^1 \neq f^2 \neq f^3$ .

La dernière couche est nommée «couche de sortie». Les couches qui précèdent la couche de sortie sont nommées «couches cachées» (Fig. III.5).

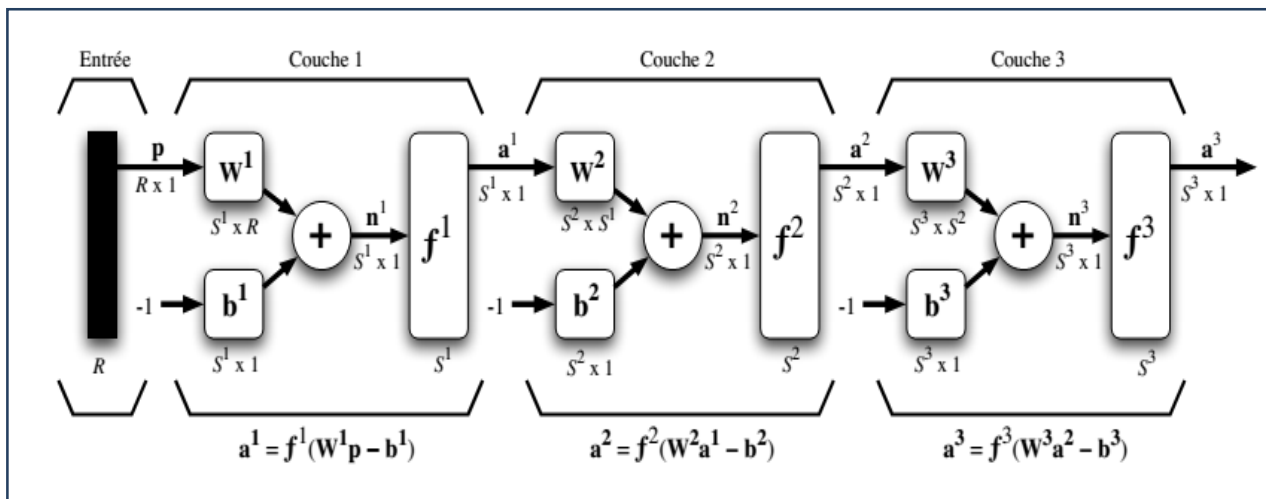


Fig. III.5 Représentation matricielle d'un réseau de trois couches

### III.2.4 Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention d'un comportement désiré.

Dans le cas des réseaux de neurones artificiels, on ajoute souvent à la description du modèle l'algorithme d'apprentissage. Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. Entraîner un réseau de neurones revient à modifier la valeur de ses poids et de ses biais pour qu'il réalise une fonction entrée/sortie désirée, c'est donc à l'issue de l'apprentissage que les poids sont fixés [21,22].

En général, il existe plusieurs algorithmes d'apprentissage. Cependant, dans le cas des réseaux de neurones artificiels, les plus répandus sont : l'algorithme de rétropropagation du gradient et l'algorithme de Levenberg-Marquardt.

#### III.2.4.1 Algorithme de rétropropagation du gradient [23]

Le terme rétropropagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée par le calcul des différents gradients. Le résumé de l'algorithme de rétropropagation est donné comme suit :

1. Appliquer un vecteur d'entrée aux nœuds d'entrées puis initialiser les poids du réseau ;
2. Faire propager l'échantillon d'apprentissage à travers le réseau ;
3. Calculer les termes d'erreur de la couche de sortie et des couches cachées Mettre à jour les poids de la couche de sortie et couches cachées en utilisant.
4. Répéter ce processus jusqu'à ce que l'erreur devienne acceptable (sinon aller à 2)

#### Considérations pratiques

- a. Les poids du réseau doivent être initialisés à de petites valeurs aléatoires.
- b. la valeur du taux d'apprentissage  $\alpha$  a un effet significatif sur les performances du réseau, si ce taux est petit l'algorithme converge lentement, par contre s'il est grand l'algorithme risque de générer des oscillations.
- c. Généralement,  $\alpha$  doit être compris entre 0 et 1 pour assurer la convergence de l'algorithme vers une solution optimale.
- d. Il n'existe pas de règles permettant de déterminer le nombre de couches cachées dans un réseau donné ni le nombre de neurones dans chacune d'elles.
- e. Théoriquement, l'algorithme doit se terminer dès que le minimum de l'erreur commise par le réseau sera atteint, correspondant à un gradient nul, ce qui n'est jamais rencontré en pratique. C'est pourquoi un seuil est fixé à priori afin d'arrêter l'apprentissage.

#### III.2.4.2 Algorithme de Levenberg-Marquardt

Parmi les algorithmes de la famille quasi-Newton, la méthode de Levenberg-Marquardt est un standard pour l'optimisation de l'erreur quadratique due à ses propriétés de convergence rapide et de robustesse ; Elle s'appuie sur les techniques de l'algorithme de Gauss-Newton [24].

### III.3. Application des réseaux de neurone pour l'identification des systèmes

#### III.3.1 Architecture du réseau de neurone choisi

L'architecture du réseau choisi comporte 4 entrées (modèle du second ordre), six neurones dans la couche cachée dont les fonctions de transfert sont des tangentes hyperboliques et un neurone dans la couche de sortie dont la fonction de transfert fonction linéaire (Figure. III.6)

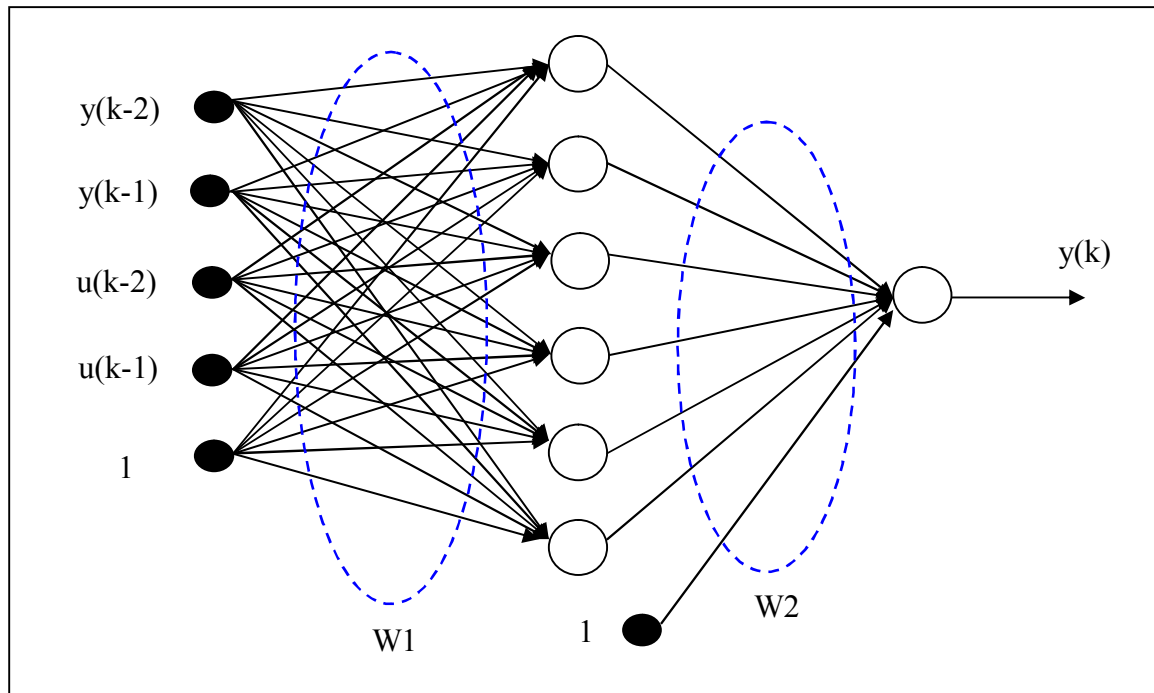


Fig. III.6 Réseau de neurones (4-6-1)

#### III.3.2. Détermination du modèle d'identification neuronale :

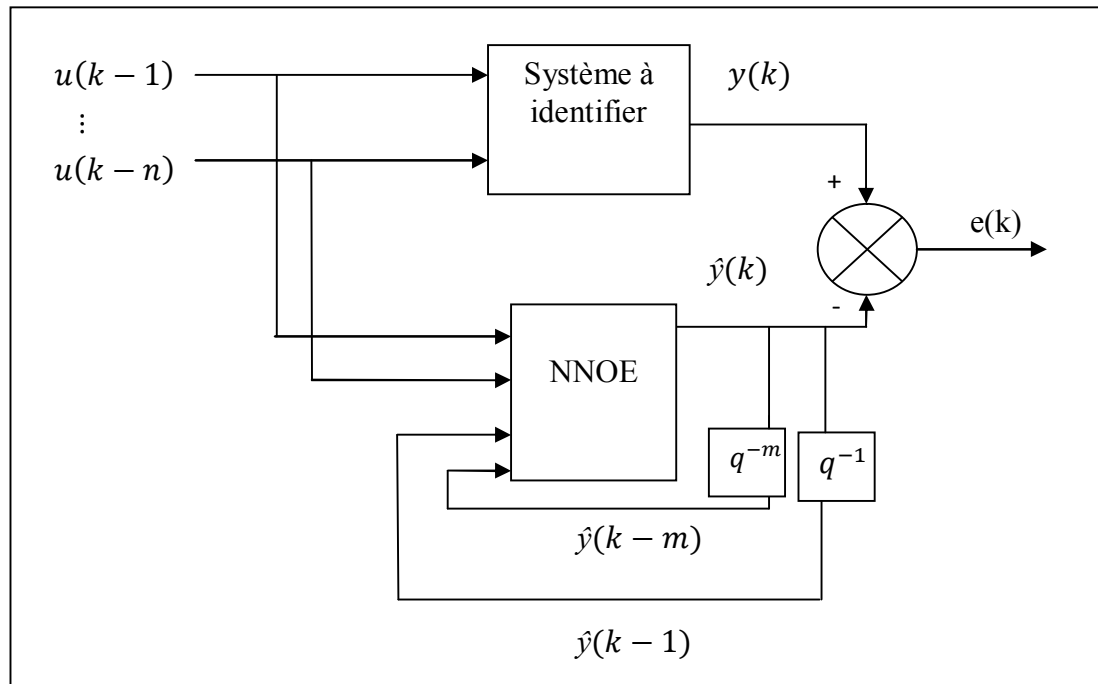
La détermination du modèle d'identification neuronale d'un système comporte en général les mêmes étapes citées auparavant dans le chapitre précédent, à savoir que la méthodologie de l'identification classique a été conservée, mais adaptée aux réseaux de neurones.

Les modèles utilisés pour l'identification de la tour de conditionnement de fumées sont les suivants [19]:

##### III.3.2.1. Le Modèle réseau de neurones à erreur de sortie (NNOE)

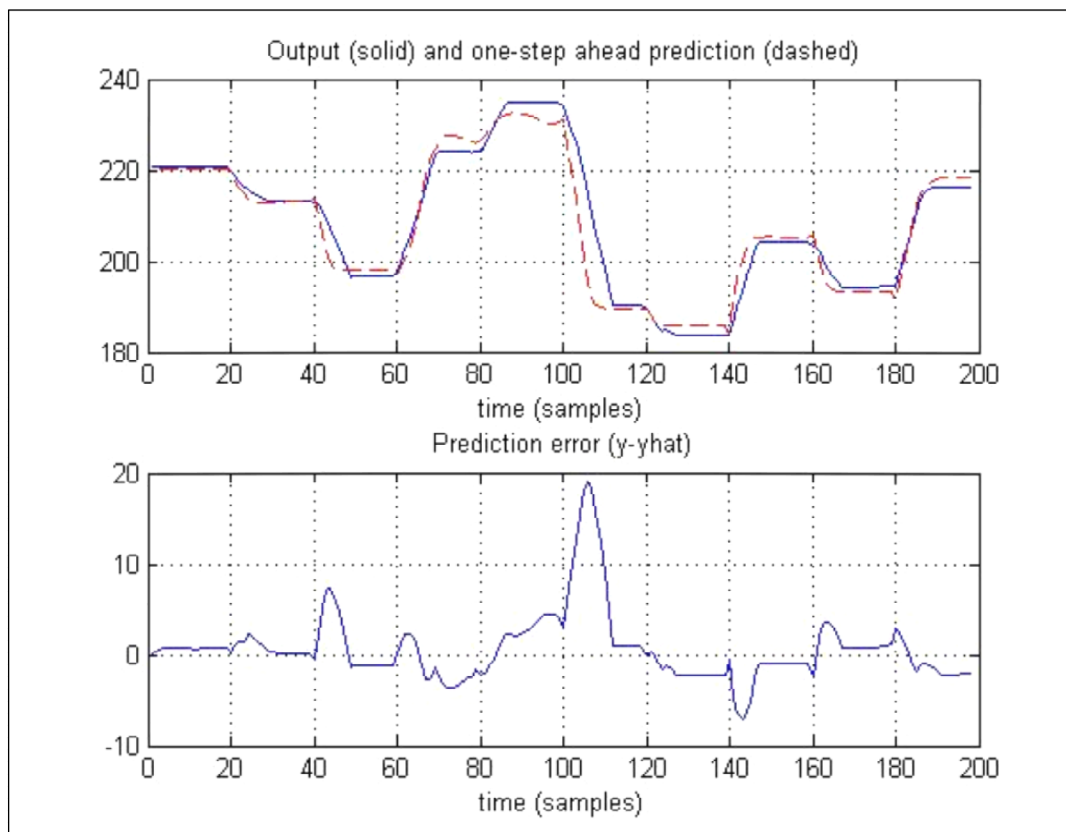
La régression est composée d'entrées et sorties estimées passées.

$$\hat{y}(k) = f[u(k-1), \dots, u(k-n), \hat{y}(k-1), \hat{y}(k-m)] \quad (2)$$



**Fig. III.7** Identification de système par la méthode NNOE

- Simulation du modèle:



**Fig. III.8** Comparaison entre le modèle NNOE et le système (graphe haut) et l'erreur de prédiction (graphe bas)

- Valeur des poids de réajustement

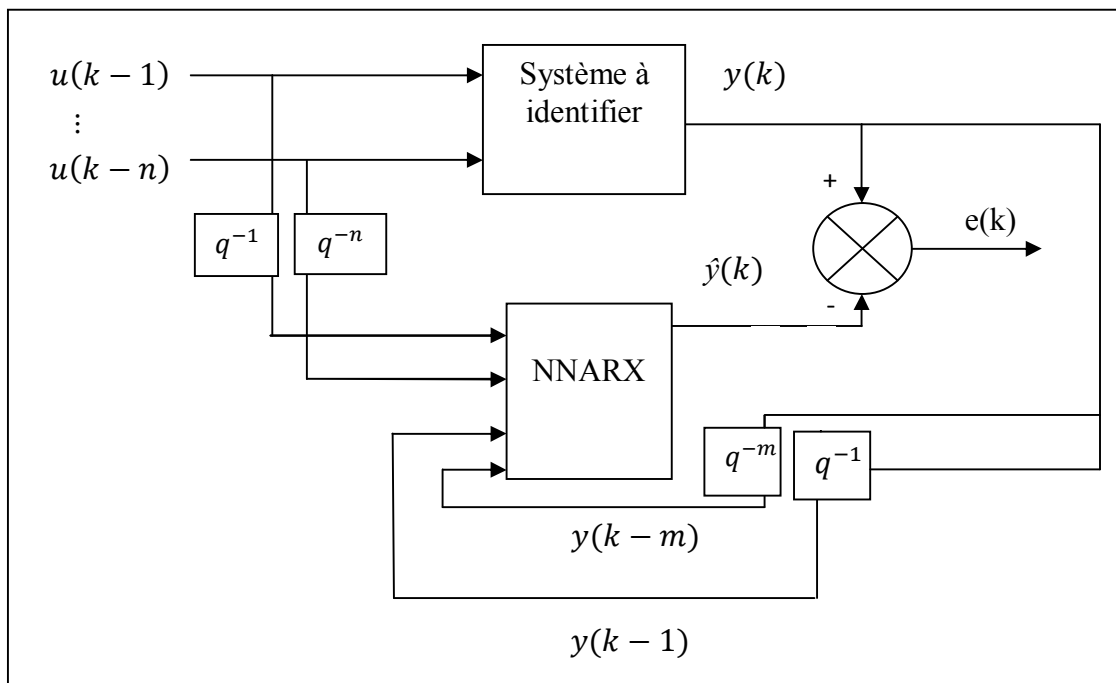
$$W1 = \begin{pmatrix} -0.1707 & 0.0866 & -0.0015 & -0.0109 & 22.0962 \\ 0.0070 & -0.1758 & 0.0247 & 0.0346 & 24.4849 \\ 0.4021 & 0.4695 & 0.0661 & 0.1513 & -234.2253 \\ 0.1109 & -0.0514 & 0.0004 & 0.0094 & -14.2897 \\ 0.1267 & -0.0496 & -0.0123 & 0.0282 & -19.3394 \\ -0.0480 & 0.0326 & -0.0054 & -0.0021 & 5.4544 \end{pmatrix}$$

$$W2 = [-18.9526 \quad -0.5688 \quad -0.2446 \quad 39.1432 \quad -15.3771 \quad 38.5579 \quad 200.3423]$$

### III.3.2.2. Modèle réseau de neurones auto régressif à entrée exogène (NNARX)

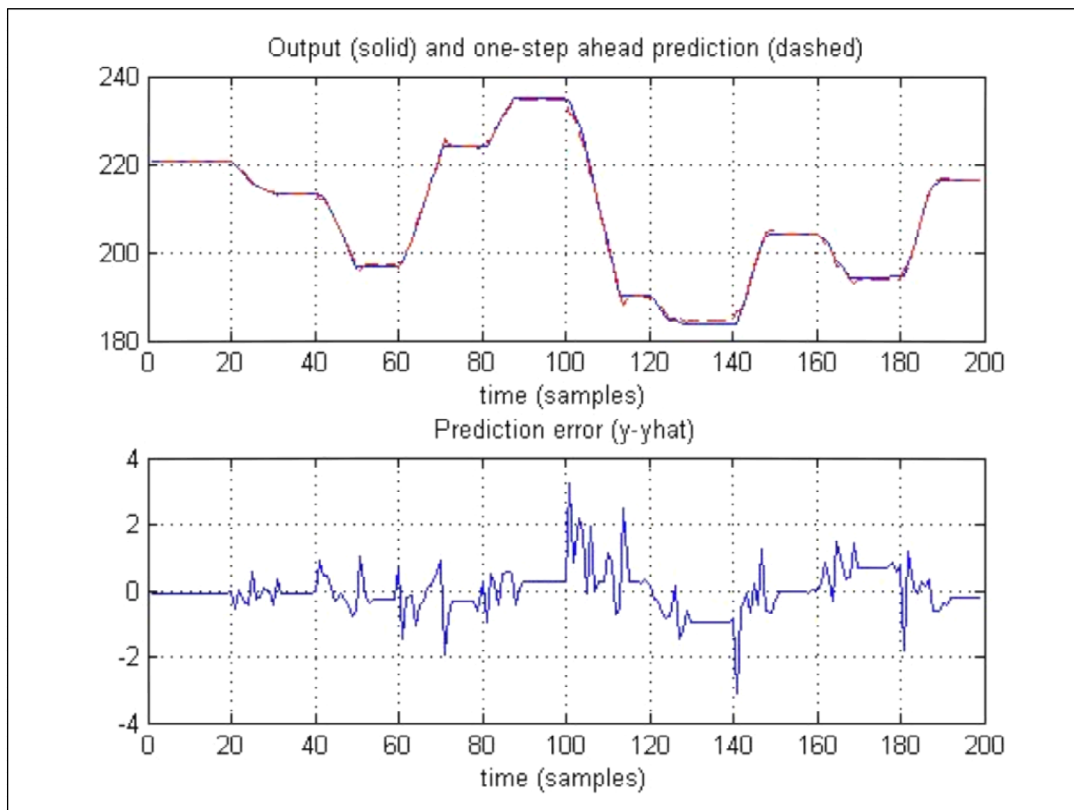
Dans ce cas la régression est composée de sorties et entrées passées.

$$\hat{y}(k) = f[u(k-1), \dots, u(k-n), y(k-1), y(k-m)] \quad (3)$$



**Fig. III.9** Identification de système par la méthode NNARX

- Simulation du modèle:



**Fig. III.10** Comparaison entre le modèle NNARX et le système (graphe haut) et l'erreur de prédiction (graphe bas)

- Valeur des poids de réajustement

$$W1 = \begin{pmatrix} -0.4431 & -0.5145 & -0.5537 & -0.6909 & -0.0906 \\ -0.0249 & 0.0101 & 0.0001 & 0.0004 & 3.0890 \\ 0.0623 & -0.0206 & 0.0309 & -0.0123 & 0.0346 \\ 0.0291 & -0.0201 & 0.0033 & 0.0000 & 0.0407 \\ -0.0767 & -0.0645 & -0.0680 & 0.0509 & 0.0287 \\ 0.4604 & 0.7576 & 0.1848 & -1.0809 & -0.0123 \end{pmatrix}$$

$$W2 = [-42.7472 \quad -63.2809 \quad 42.8979 \quad 42.9984 \quad -42.8764 \quad 0.4853 \quad 42.9359]$$

### III.3.2.3 Modèle réseau de neurones auto régressif à moyenne ajoutée d'entrée exogène (NNARMAX)

La régression est composée de sorties et entrées passées ainsi que d'erreurs d'estimation.

$$\hat{y}(k) = f[u(k-1), \dots, u(k-n), y(k-1), y(k-m), e(k-1), \dots, e(k-l)] \quad (4)$$

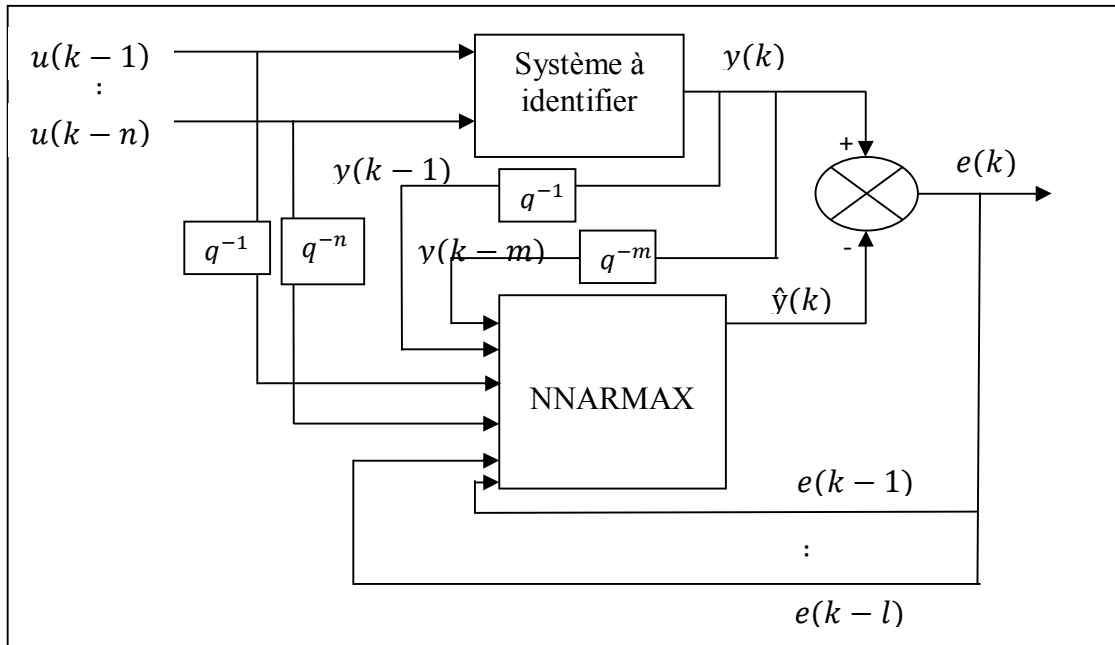


Fig. III.11 Identification de système par la méthode NNARMAX

- Simulation du modèle:

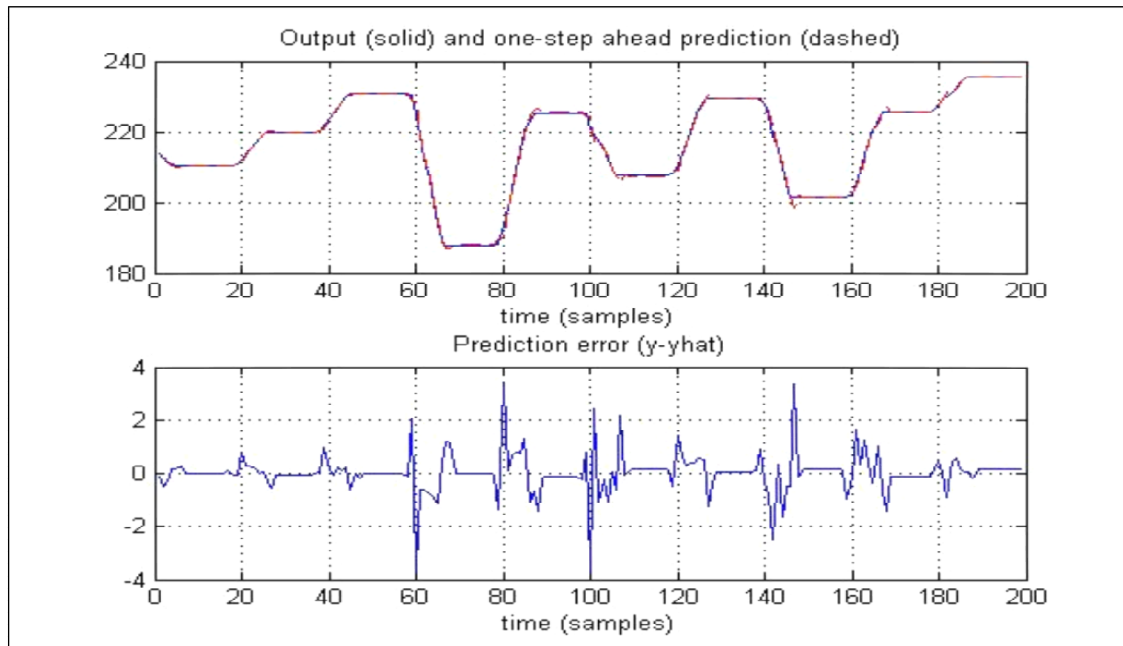


Fig. III.12 Comparaison entre le modèle NNARMAX et le système (graphe haut) et l'erreur de prédiction (graphe bas)

- Valeur des poids de réajustement

$$W1 = \begin{pmatrix} -0.0020 & 0.0252 & 0.0296 & 0.0084 & 0.0008 & 0.0022 & 0.0175 \\ -0.0144 & -0.0464 & -0.0250 & -0.0331 & -0.0033 & -0.0037 & 0.0040 \\ -0.0303 & -0.0011 & -0.0147 & -0.0113 & 0.0001 & -0.0011 & -0.0062 \\ 0.0149 & 0.0196 & 0.0108 & 0.0209 & 0.0009 & 0.0019 & -0.0135 \\ -0.0338 & 0.0063 & -0.0191 & -0.0121 & -0.0012 & -0.0008 & -0.0138 \\ 0.0193 & -0.0081 & -0.0000 & -0.0002 & -0.0002 & 0.0001 & -2.3122 \end{pmatrix}$$

$$W2 = [35.0610 \quad -35.0525 \quad -35.0853 \quad 35.0813 \quad -35.0555 \quad 87.0179 \quad 35.0818]$$

#### III.4. Analyse des résultats:

La figure III.8 montre une légère erreur de prédiction entre le modèle NNOE et le système, mais nous pouvons dire que notre modèle décrit bien la dynamique du système.

La figure III.10 montre que le modèle NNARX reproduit fidèlement la dynamique du système, la variation de l'erreur de prédiction est très minime.

Comme pour le modèle NNARX, nous constatons aussi d'après la simulation décrite par la figure III.12 que le modèle NNARMAX reproduit fidèlement la dynamique du système.

D'après les résultats obtenus par l'application des réseaux de neurones sous les différents types de modèle (NNOE, NNARX, NNARMAX) nous pouvons dire que les modèle NNARX et NNARMAX sont les meilleur choix pour la validation.

N'est en moins, notre choix se fixe sur le modèle NNARMAX, car il a été obtenu par un calcul qui a nécessité moins d'itérations.

#### III.5. Conclusion

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels est une perspective efficace pour l'identification des systèmes. Cette conclusion peut-être justifiée par les résultats de simulation que nous avons obtenus.

Les paramètres du réseau de neurones artificiel ainsi établis, sont donnés obtenus sous forme de matrices (valeurs numériques) représentant les valeurs de ses poids.

Comme le processus de conditionnement des fumées est à caractère distribués, le chapitre suivant fera l'objet de l'application d'une méthode dédiée à ce type de système.

# *Chapitre IV*

*Application d'une  
méthode dédiée aux  
systèmes à paramètres  
distribués*

## IV.1 Introduction

Dans des études récentes, plusieurs travaux ont été effectués pour l'analyse, l'identification, et la conception des observateurs pour la commande des systèmes. Parmi les méthodes développées nous citons l'application des fonctions de Walsh [25], l'application des polynômes de Laguerre [26], l'application des polynômes de Legendre [27] et l'application des polynômes de Chebychev [28]. Néanmoins, ces méthodes ne sont pas applicables pour toutes les catégories des systèmes à savoir les systèmes à paramètres distribués. Cependant, il est très difficile d'identifier les paramètres de tels systèmes.

L'analyse du principe de fonctionnement de la tour de conditionnement des fumées nous a permis de constater que le processus de refroidissement des fumées s'effectue le long de la tour (du haut vers le bas). Ce type de processus est classé dans catégorie des systèmes à paramètres distribués.

Dans ce chapitre nous concéderons un modèle à paramètres distribués pour la tour de conditionnement des fumées. Nous faisons appel à la discrétisation spatiale pour réécrire le modèle à paramètres distribués sous forme d'un modèle d'état [29]. L'estimation des paramètres du modèle d'état permet d'identifier les paramètres du modèle de base qui est à paramètres distribués.

## IV.2 Présentation de la structure du modèle

La modélisation des tours de conditionnement des fumées n'est pas un sujet nouveau. Le modèle pour ce type de système, qui est un réacteur tubulaire, est bien connu et largement couvert dans la littérature. Son utilisation à des fins de commande est inexistante vu le compte tenu de la complexité de ce type de modèle. En effet, le modèle d'un réacteur tubulaire en transitoire est décrit par des équations aux dérivées partielles qui sont parfois non-linéaires. Ce type de modèle est appelé modèle à paramètres répartis car les variables du système ne sont plus seulement fonction du temps mais aussi de l'espace. Ces équations permettent donc de décrire le profil du réacteur dans le temps [30].

### IV.2.1 Modèle générale

Un modèle général, de la tour de conditionnement des fumées, à une seule dimension spatiale, dans lequel tous les phénomènes y sont modélisés, peut-être donné sous la forme suivante :

$$\frac{\partial T(x,t)}{\partial t} = a_2 \frac{\partial^2 T(x,t)}{\partial x^2} + a_1 \frac{\partial T(x,t)}{\partial x} + a_0 T(x,t) \quad (1)$$

Où :

$T(x, t)$  : Est la grandeur à contrôler (Température le long de la tour de conditionnement des fumées) ;

$a_0, a_1$  et  $a_2$  : Sont les paramètres à identifier ;

$x$  : Est la hauteur de la tour de conditionnement qui varie de 0 à  $L$  ;

$L$  : Est la hauteur totale de la tour de conditionnement.

### IV2.2 Discrétisation spatiale du modèle de la tour de conditionnement

La méthode des différences finies consiste à approximer les termes qui représentent la dynamique du système par rapport à l'espace. Cette approximation est définie pour des petites variations et donnée comme suit :

$$\frac{d^2 T(x,t)}{dx^2} = \frac{T_{i+1}(t) - 2T_i(t) + T_{i-1}(t)}{(\Delta x)^2} \quad (2)$$

$$\frac{dT(x,t)}{dx} = \frac{T_{i+1}(t) - T_i(t)}{\Delta x} \quad (3)$$

$$T(x, t) = T_i(t) \quad (4)$$

Avec :

$$\Delta x = \frac{L}{n} \quad (\text{La hauteur de la tour est divisée en } n \text{ élément de hauteur } \Delta x) ;$$

$$i = 1, \dots, n$$

Nous remplaçons (2), (3) et (4) dans (1) :

$$\frac{dT_i(x,t)}{dt} = \left( \frac{a_2}{(\Delta x)^2} + \frac{a_1}{\Delta x} \right) T_{i+1}(t) + \left( a_0 - \frac{a_1}{\Delta x} - \frac{2a_2}{(\Delta x)^2} \right) T_i(t) + \frac{a_2}{(\Delta x)^2} T_{i-1}(t) \quad (5)$$

Soit :

$$\alpha = \frac{a_2}{(\Delta x)^2} + \frac{a_1}{\Delta x} \quad (6)$$

$$\beta = a_0 - \frac{a_1}{\Delta x} - \frac{2a_2}{(\Delta x)^2} \quad (7)$$

$$\gamma = \frac{a_2}{(\Delta x)^2} \quad (8)$$

L'équation (5) peut être écrite sous la forme suivante :

$$\frac{dT_i(x,t)}{dt} = \alpha T_{i+1}(t) + \beta T_i(t) + \gamma T_{i-1}(t) \quad (9)$$

Ce qui nous permet d'écrire le système sous la forme matricielle suivante :

$$\begin{bmatrix} \frac{dT_1(x,t)}{dt} \\ \frac{dT_2(x,t)}{dt} \\ \vdots \\ \frac{dT_n(x,t)}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta & \alpha & 0 & \dots & 0 \\ \gamma & \beta & \alpha & \dots & \vdots \\ 0 & \gamma & \beta & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \alpha \\ 0 & \dots & 0 & \gamma & \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_1(x,t) \\ T_2(x,t) \\ \vdots \\ T_n(x,t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} u(t) \quad (10)$$

$$y = [0 \quad \dots \quad \dots \quad 1] \begin{bmatrix} T_1(x,t) \\ T_2(x,t) \\ \vdots \\ T_n(x,t) \end{bmatrix} \quad (11)$$

### IV.2.3 Application à l'identification de la tour de conditionnement

#### IV.2.3.1 Application avec le modèle générale

Nous allons effectuer l'identification pour un système (3\*3), c'est à dire n=3 ; les paramètres  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  doivent être initialisés à des valeurs comprise entre 0 et 1.

$$\begin{bmatrix} \frac{dT_1(x,t)}{dt} \\ \frac{dT_2(x,t)}{dt} \\ \frac{dT_3(x,t)}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta & \alpha & 0 \\ \gamma & \beta & \alpha \\ 0 & \gamma & \beta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_1(x,t) \\ T_2(x,t) \\ T_3(x,t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \gamma \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix} u(t) \quad (12)$$

$$y = [0 \quad 0 \quad 1] \begin{bmatrix} T_1(x,t) \\ T_2(x,t) \\ T_3(x,t) \end{bmatrix} \quad (13)$$

#### a. Résultats de simulation :

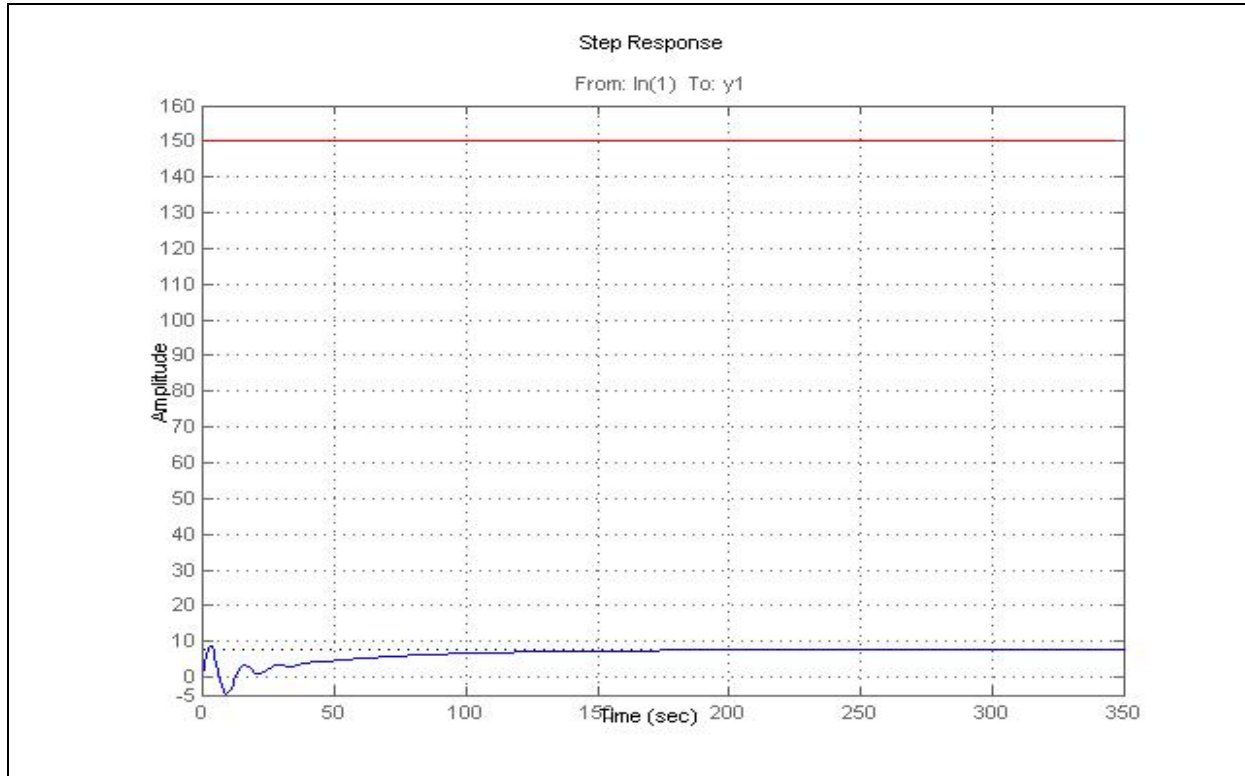
Suivant le choix sur l'initialisation des paramètres  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$ , nous étudions trois cas :

**1<sup>er</sup> Cas :**  $\alpha_0 = 0.2$  ,  $\beta_0 = 0.1$ ,  $\gamma_0 = 0.3$

Après identification nous avons obtenu le modèle d'état suivant:

$$A = \begin{bmatrix} -0.52164 & -0.85125 & 0 \\ 0.031654 & 0.5742 & 0.7584 \\ 0 & 0.82212 & -0.18401 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0.751 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; c = [0 \quad 0 \quad 1]$$

La réponse du modèle obtenu à un échelon de consigne est présentée par la figure ci-dessous.



**Fig. IV.1** Réponse indicielle pour  $\alpha_0 = 0.2$  ,  $\beta_0 = 0.1$ ,  $\gamma_0 = 0.3$

Suivant les paramètres estimés, le modèle sera déduit en remplaçant les valeurs de  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  obtenues et en faisant appel aux équations (6), (7) et (8).

$$\text{On a: } \begin{cases} \alpha = 0.7584 \\ \beta = 0.5742 \\ \gamma = 0.031654 \end{cases} ; n = 3 \rightarrow \Delta x = 10$$

Donc :

$$a_0 = 1.36, \quad a_1 = 7.26, \quad a_2 = 3.16$$

Alors le modèle du système est :

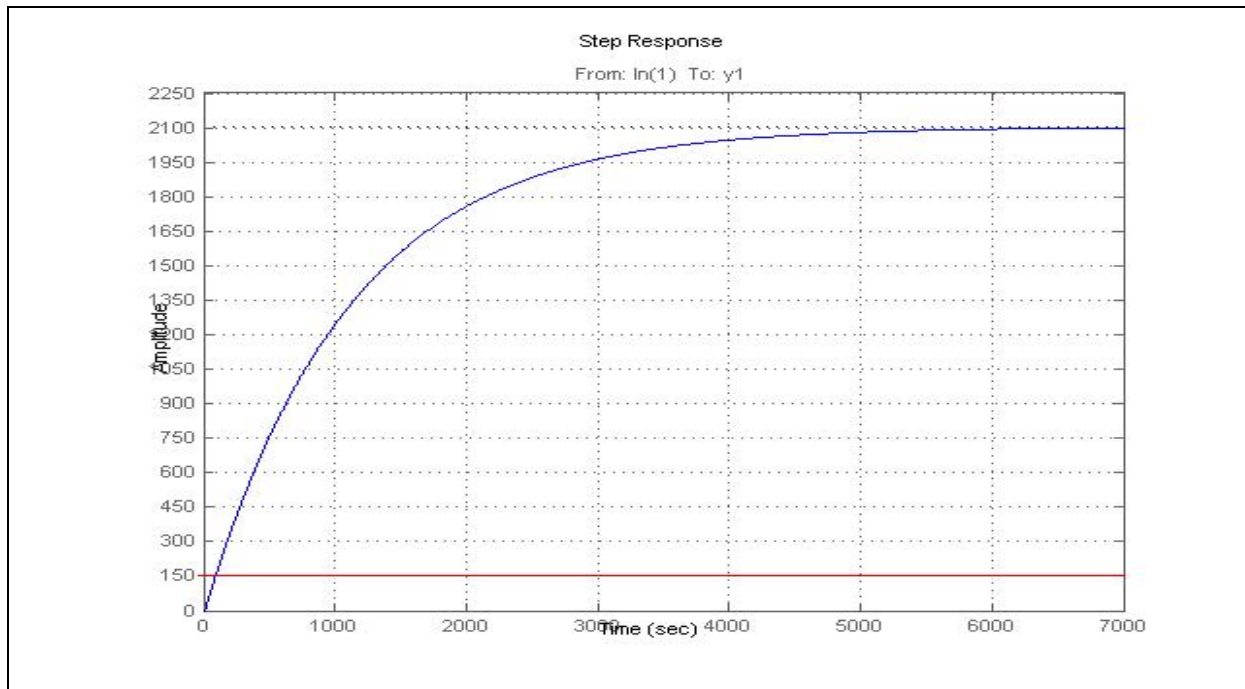
$$\frac{\partial T(x,t)}{\partial t} = 3.16 \frac{\partial^2 T(x,t)}{\partial x^2} + 7.26 \frac{\partial T(x,t)}{\partial x} + 1.36 T(x,t) \quad (14)$$

**2<sup>ème</sup> Cas :**  $\alpha_0 = 0.8, \beta_0 = 0.1, \gamma_0 = 0.5$

Après identification nous avons obtenu le modèle d'état suivant:

$$A = \begin{bmatrix} 0.0990 & 0.8115 & 0 \\ 0.4605 & 0.0561 & 0.8071 \\ 0 & 0.5309 & 0.1727 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0.442 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; c = [0 \quad 0 \quad 1]$$

La réponse du modèle obtenu à un échelon de consigne est présentée par la figure ci-dessous.



**Fig. IV.2** Réponse indicielle pour  $\alpha_0 = 0.8, \beta_0 = 0.1, \gamma_0 = 0.5$

Suivant les paramètres estimés, le modèle sera déduit en remplaçant les valeurs de  $\alpha, \beta$  et  $\gamma$  obtenues et en faisant appel aux équations (6), (7) et (8).

$$\text{On a: } \begin{cases} \alpha = 0.8115 \\ \beta = 0.09900 \\ \gamma = 0.4605 \end{cases} ; n = 3 \rightarrow \Delta x = 10$$

Donc :

$$a_0 = 46.054, \quad a_1 = 45.56, \quad a_2 = 55.57$$

Alors le modèle du système est :

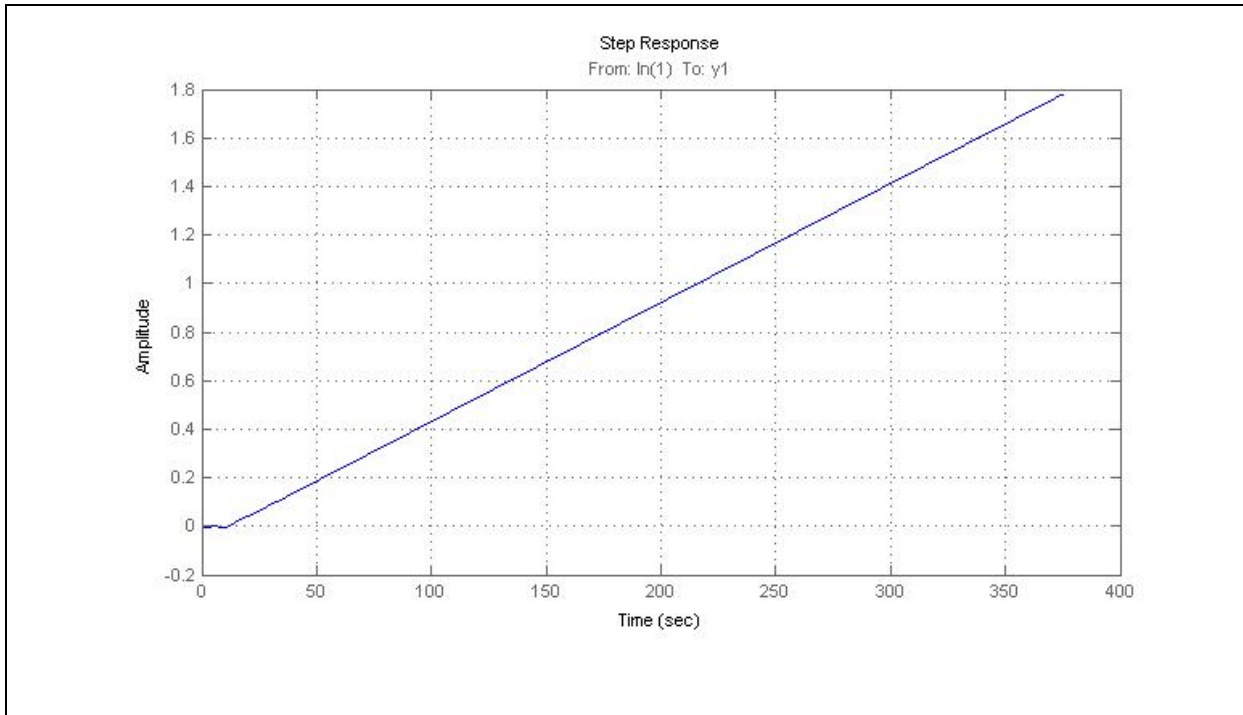
$$\frac{\partial T(x,t)}{\partial t} = 55.57 \frac{\partial^2 T(x,t)}{\partial x^2} + 45.56 \frac{\partial T(x,t)}{\partial x} + 46.054 T(x,t) \quad (15)$$

**3<sup>ème</sup> Cas:**  $\alpha_0 = 0.8$  ,  $\beta_0 = 0.2$ ,  $\gamma_0 = 0.1$

Après identification nous avons obtenu le modèle d'état suivant:

$$A = \begin{bmatrix} -0.5845 & 1.252 & 0 \\ 0.0192 & 0.7959 & 1.0829 \\ 0 & 0.0906 & 0.4801 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0.0724 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; c = [0 \quad 0 \quad 1]$$

La réponse du modèle obtenu à un échelon de consigne est présentée par la figure ci-dessous :



**Fig. IV.3** Réponse indicielle pour  $\alpha_0 = 0.8$  ,  $\beta_0=0.2$  ,  $\gamma_0 = 0.1$

Suivant les paramètres estimés, le modèle sera déduit en remplaçant les valeurs de  $\alpha$ ,  $\beta$  et  $\gamma$  obtenues et en faisant appel aux équations (6), (7) et (8).

$$\text{On a: } \begin{cases} \alpha = 1.2520 \\ \beta = 0.7959 \\ \gamma = 0.0906 \end{cases} ; n = 3 \rightarrow \Delta x = 10$$

Donc :

$$a_0 = 9.064, \quad a_1 = 11.61, \quad a_2 = 2.13$$

Alors le modèle du système est :

$$\frac{\partial T(x,t)}{\partial t} = 2.13 \frac{\partial^2 T(x,t)}{\partial x^2} + 11.61 \frac{\partial T(x,t)}{\partial x} + 9.064 T(x,t) \quad (16)$$

### b. Analyse des résultats

Pour le 1<sup>er</sup> cas (fig. IV.1) nous pouvons dire que le modèle ne représente pas la dynamique du système, car sa réponse indicielle est très faible par rapport à la consigne.

Pour le 2<sup>ème</sup> cas (fig. IV.2) la réponse de ce modèle est amplifiée pour qu'elle atteigne une valeur supérieure à 2000°C, ce qui est physiquement faux, de ce fait nous rejetons ce modèle.

Pour le 3<sup>ème</sup> cas (fig. IV.3), nous remarquons une réponse instable du modèle, donc ce dernier est non apprécié.

A noter que, vu que les résultats obtenus en prenant compte du phénomène de dispersion ne sont pas satisfaisants et ils ne définissent pas la dynamique recherchée sur notre système, alors nous déduisons que ce phénomène est négligeable dans le processus décrit dans le système, et c'est ce qui nous ramène à refaire nos expériences mais cette fois-ci en négligeant le paramètre décrivant le phénomène de dispersion des gaz, ce qui correspond à simplifier notre modèle.

#### IV.2.3.2 Application avec le modèle simplifié

Vu que le phénomène de dispersion est négligeable dans le processus de conditionnement des fumées [30], nous simplifions notre modèle, en supprimant le terme qui représente ce phénomène. Par conséquent, le modèle simplifié est donné comme suit:

$$\frac{\partial T_i(x,t)}{\partial t} = a_1 \frac{\partial T_{i+1}(x,t)}{\partial x} + a_0 T_i(x,t) \quad (17)$$

Après la discrétisation :

$$\frac{\partial T_i(x,t)}{\partial t} = \frac{a_1}{\Delta x} \frac{\partial T_{i+1}(x,t)}{\partial x} + \left(-\frac{a_1}{\Delta x} + a_0\right) T_i(x,t) \quad (18)$$

Soit

$$b = \frac{a_1}{\Delta x} \quad (19)$$

$$c = -\frac{a_1}{\Delta x} + a_0 \quad (20)$$

Le modèle discrétisé sous forme matricielle est le suivant:

$$\begin{bmatrix} \frac{dT_1(x,t)}{dt} \\ \frac{dT_2(x,t)}{dt} \\ \vdots \\ \frac{dT_n(x,t)}{dt} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} b & 0 & 0 & \dots & 0 \\ c & b & 0 & \dots & \vdots \\ 0 & c & b & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & 0 \\ 0 & \dots & 0 & c & b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} T_1(x,t) \\ T_2(x,t) \\ \vdots \\ T_n(x,t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} c \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} u(t) \quad (21)$$

$$y = [0 \quad \dots \quad \dots \quad 1] \begin{bmatrix} T_1(x,t) \\ T_2(x,t) \\ \vdots \\ T_n(x,t) \end{bmatrix} \quad (22)$$

### a. Résultats de simulation :

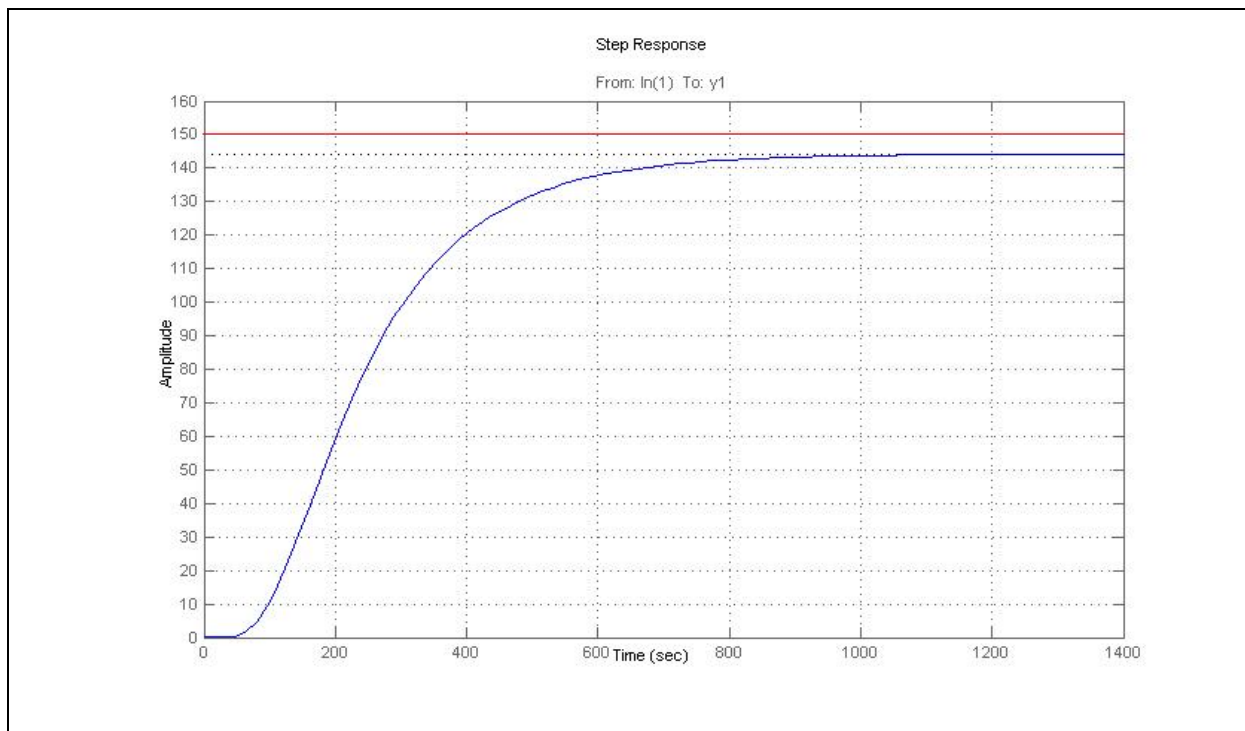
#### 1<sup>er</sup> cas : n=5

$$b_0 = 0.8, c_0 = 0.2,$$

Après identification nous avons obtenu le modèle d'état suivant :

$$A = \begin{bmatrix} 0.7351 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0.1149 & 0.7324 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.1561 & 0.83062 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.2216 & 0.8271 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0.2750 & 0.9612 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0.1454 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; C = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 0 \quad 1]$$

La réponse du modèle obtenu à un échelon de consigne est présentée par la figure ci-dessous :



**Fig. IV.4** Réponse indicielle pour  $b_0 = 0.8$  ,  $c_0 = 0.2$

Suivant les paramètres estimés, le modèle sera déduit en remplaçant les valeurs de  $b$  et  $c$  obtenues et en faisant appel aux équations (19) et (20).

$$\text{On a: } \begin{cases} b = 0.7351 \\ c = 0.1149 \end{cases} ; n = 5 \rightarrow \Delta x = 6$$

$$a_1 = 4.41, \quad a_0 = 0.85$$

Alors le modèle du système est :

$$\frac{\partial T(x,t)}{\partial t} = 4.41 \frac{\partial T(x,t)}{\partial x} + 0.85 T(x,t) \quad (23)$$

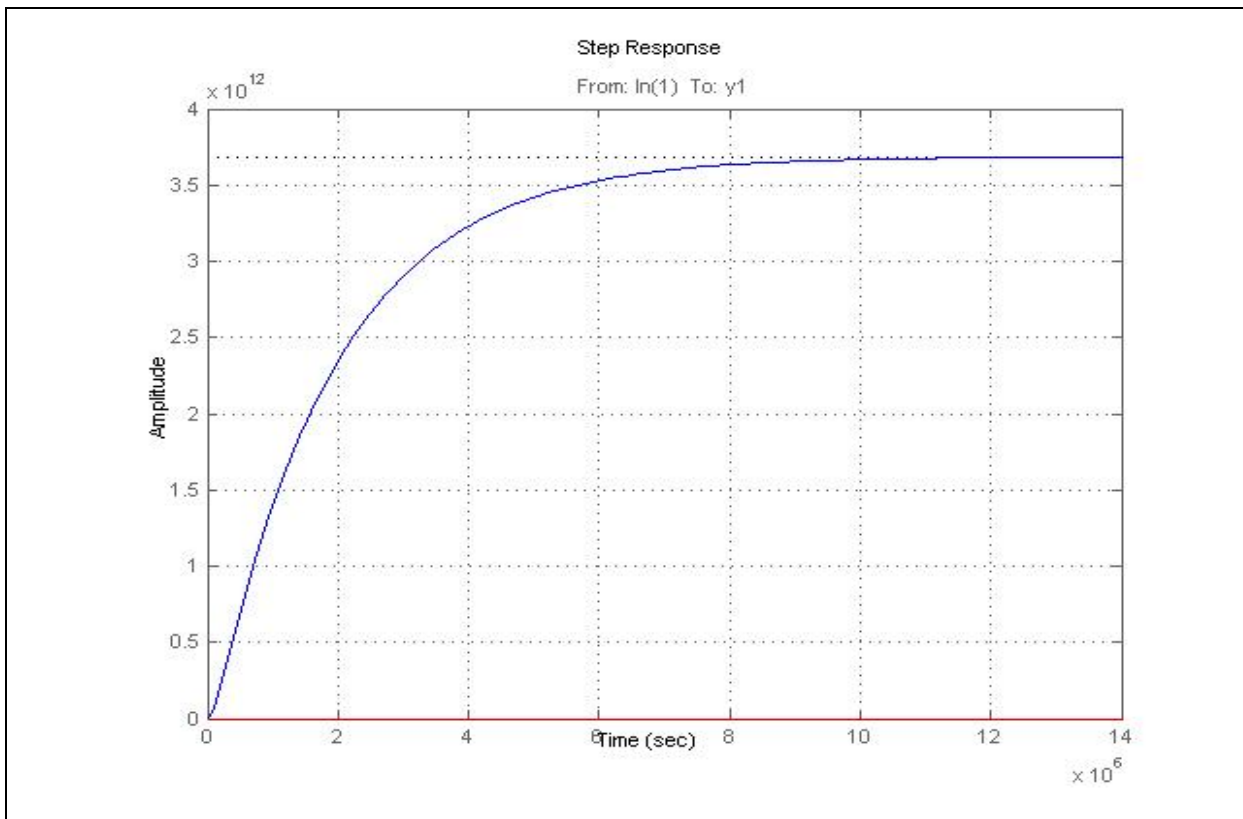
**2<sup>ème</sup> cas :**  $n=3$

$$b_0 = 1, c_0 = 0.2$$

Après identification nous avons obtenu le modèle d'état suivant :

$$A = \begin{bmatrix} 0.9994 & 0 & 0 \\ 0.1226 & 1 & 0 \\ 0 & 0.1378 & 0.9999 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0.1248 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; C = [0 \quad 0 \quad 1]$$

La réponse du modèle obtenu à un échelon de consigne est présentée par la figure ci-dessous :



**Fig. IV.5** Réponse indicielle pour  $b_0 = 1, c_0 = 0.2$

Suivant les paramètres estimés, le modèle sera déduit en remplaçant les valeurs de b et c obtenues et en faisant appel aux équations (19) et (20).

$$\text{On a: } \begin{cases} b = 1 \\ c = 0.12 \end{cases} ; n = 3 \rightarrow \Delta x = 10$$

$$a_1 = 10, \quad a_0 = 1.12$$

Alors le modèle du système est :

$$\frac{\partial T(x,t)}{\partial t} = 10 \frac{\partial T(x,t)}{\partial x} + 1.12 T(x,t) \quad (24)$$

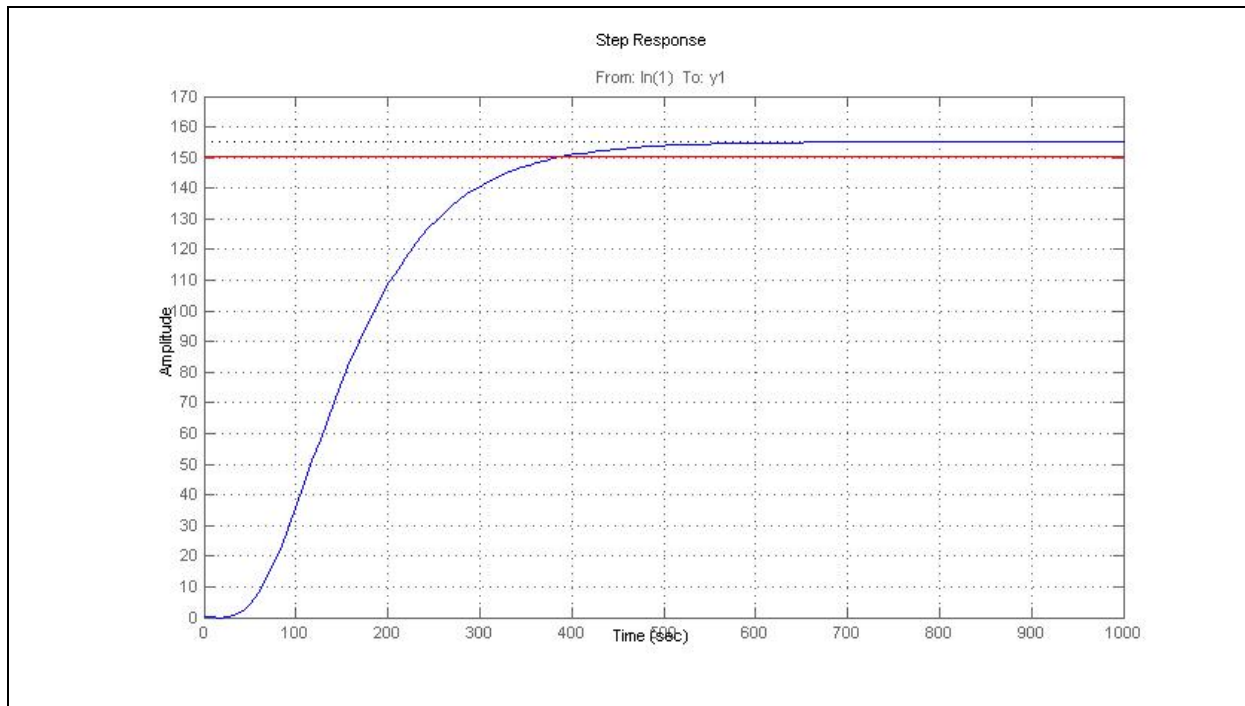
**3<sup>ème</sup> cas :** n=4 dans ce cas nous allons faire plusieurs tests par rapport aux valeurs initiales  $b_0$ ,  $c_0$ .

$$\diamond \text{ pour : } b_0 = 0.8, c_0 = 0.2$$

Après identification nous avons obtenu le modèle d'état suivant :

$$A = \begin{bmatrix} 0.8821 & 0 & 0 & 0 \\ 0.1873 & 0.8399 & 0 & 0 \\ 0 & 0.19819 & 0.8577 & 0 \\ 0 & 0 & 0.22162 & 0.9072 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0.1754 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; C = [0 \quad 0 \quad 0 \quad 1]$$

La réponse du modèle obtenu à un échelon de consigne est présentée par la figure ci-dessous :



**Fig. IV.6** Réponse indicielle pour  $b_0 = 0.8, c_0 = 0.2$

Suivant les paramètres estimés, le modèle sera déduit en remplaçant les valeurs de b et c obtenues et en faisant appel aux équations (19) et (20).

$$\text{On a: } \begin{cases} b = 0.8821 \\ c = 0.1873 \end{cases} ; n = 4 \rightarrow \Delta x = 7.5$$

$$a_1 = 6.61, \quad a_0 = 1.06$$

Alors le modèle du système est :

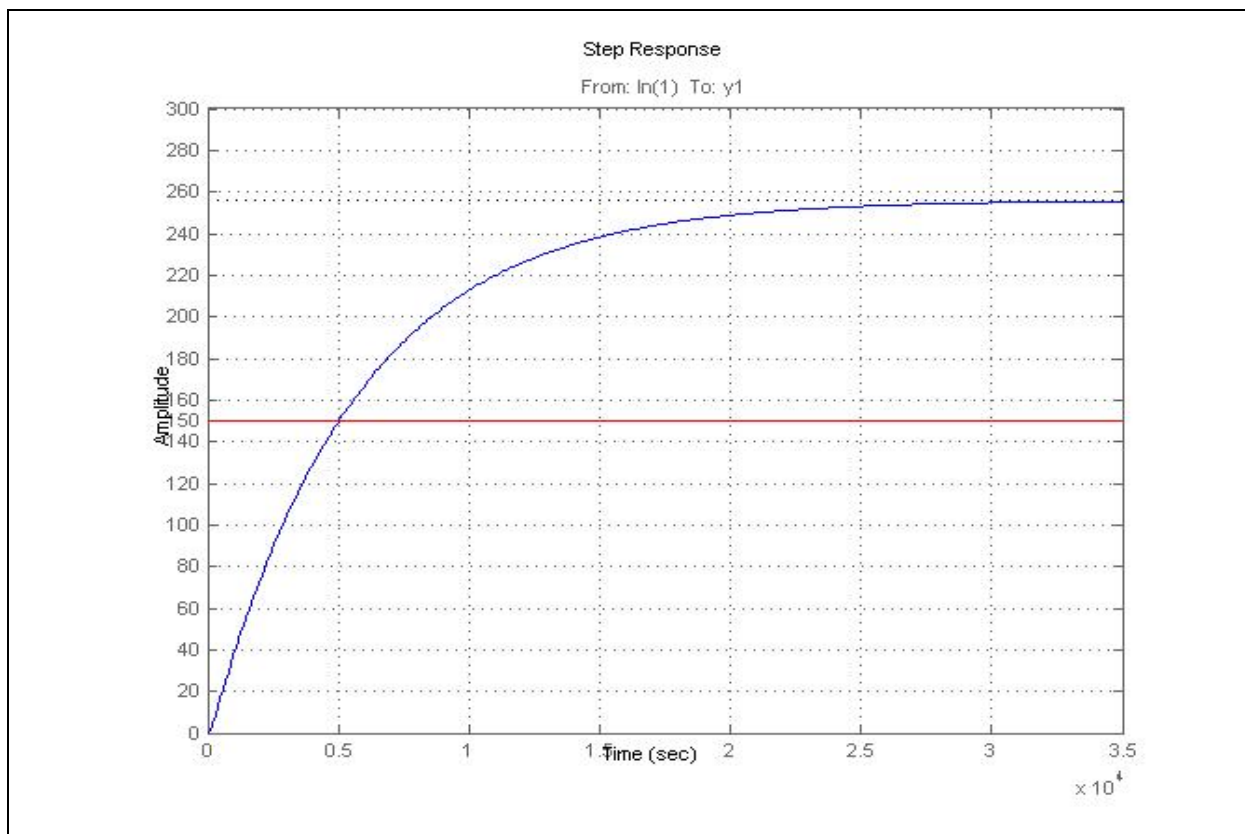
$$\frac{\partial T(x,t)}{\partial t} = 6.61 \frac{\partial T(x,t)}{\partial x} + 1.06 T(x,t) \quad (25)$$

$$\diamond \text{ pour: } b_0 = 0.2, c_0 = 0.5$$

Après identification nous avons obtenu le modèle d'état suivant :

$$A = \begin{bmatrix} 0.93642 & 0 & 0 & 0 \\ 0.1873 & 0.32109 & 0 & 0 \\ 0 & 0.19819 & 0.8577 & 0 \\ 0 & 0 & 1.0089 & 0.83539 \end{bmatrix}; B = \begin{bmatrix} 0.1487 \\ 0 \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}; C = [0 \ 0 \ 0 \ 1]$$

La réponse du modèle obtenu à un échelon de consigne est présentée par la figure ci-dessous :



**Fig. IV.7** Réponse indicielle pour  $b_0 = 0.2, c_0 = 0.5$

Suivant les paramètres estimés, le modèle sera déduit en remplaçant les valeurs de  $b$  et  $c$  obtenues et en faisant appel aux équations (19) et (20).

$$\text{On a: } \begin{cases} b = 0.9364 \\ c = 0.1873 \end{cases} ; n = 4 \rightarrow \Delta x = 7.5$$

$$a_1 = 7.02, \quad a_0 = 1.12$$

Alors le modèle du système est :

$$\frac{\partial T(x,t)}{\partial t} = 7.02 \frac{\partial T(x,t)}{\partial x} + 1.12T(x,t) \quad (26)$$

### b. Analyse des résultats

Pour le 2<sup>ème</sup> cas, la réponse du modèle est très grande, donc elle ne représente pas la dynamique désirée.

Pour tous les autres cas simulés dans cette partie, nous pouvons dire que les réponses des modèles suivent une bonne dynamique, mais à noter que le meilleur résultat que nous pouvons valider c'est celui représenté par la figure IV.6, car sa réponse indicielle pour une consigne de 150°C est très satisfaisante vue qu'elle est très proche de cette dernière.

Nous distinguons alors, le cas représentant les valeurs initiales pour  $b_0 = 0.8$  ,  $c_0 = 0.2$  est le choix le plus optimal que nous avons validé.

### IV.3 Conclusion:

Dans ce chapitre nous avons passé par une discrétisation spatiale d'un modèle à paramètres distribués, choisi a priori de la tour de conditionnement.

Cette discrétisation nous a permis de transformer le modèle à paramètres distribués en un modèle d'état. Ainsi, les paramètres du modèle sont estimés en se référant au modèle d'état.

Nous avons apprécié les résultats obtenus du fait que le modèle élaboré décrit, d'une manière plus fidèle, le comportement dynamique de la tour de conditionnement.

# *Conclusion générale*

L'identification des procédés industriels est une étape incontournable pour élaborer une stratégie de commande, c'est alors que notre travail c'est de répondre à cette problématique qui est de construire un modèle décrivant la dynamique du système de conditionnement des fumées. Cela nous a conduits à résoudre ce problème en adoptant la stratégie qui porte sur l'application de trois méthodes d'identification différentes.

Nous avons commencé par une analyse du fonctionnement de la tour de conditionnement des fumées, et ceci pour bien comprendre le comportement dynamique.

L'application des méthodes classiques pour l'identification de la tour, s'avèrent peut intéressantes, vu les résultats obtenus que nous avons jugé non fidèles à la dynamique du système.

Ensuite, notre étude est portée sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels qui sont une perspective très intéressante pour l'identification des systèmes, mais il faut noter que le caractère numérique des résultats de simulations (paramètres) représente un handicap pour l'élaboration d'une loi de commande.

Notre étude nous a défini que la tour de conditionnement des fumées est un système à paramètres distribués, ils sont décrit par le moyen d'une équation aux dérivées partielles, et que la discrétisation de cette dernière est un bon choix à adopter pour identifier les paramètres du système.

L'application de la méthode basée sur l'utilisation d'un modèle d'état, nous a permis d'avoir un modèle qui décrit mieux la dynamique de la tour de conditionnement.

Notre travail est une modeste contribution dans le domaine de l'identification des systèmes. Il existe plusieurs méthodes destinées pour les systèmes à paramètres distribués, et qui méritent d'être testées pour l'élaboration d'un modèle, peut être mieux représentatif pour la tour de conditionnement des fumées.

*Références  
bibliographiques*

## Références bibliographiques

- [1] «*Evaporative Gas Cooling Systems*», Revue Electronique e-Eco Spray Technologie, Via Gandini, 2 27058 VOGHERA-PV- Italia.
- [2] [www.cimentquebec.com](http://www.cimentquebec.com) site consulté le 7 mai 2013.
- [3] [www.lafarge.ma](http://www.lafarge.ma) site consulté le 5 mai 2013.
- [4] [www.la.refer.org/materiaux](http://www.la.refer.org/materiaux), COURS EN LIGNE: MATERIAUX DE CONSTRUCTION, Site consulté le 23 Septembre 2013.
- [5] **Ciments Calcia**, Italcement Group, «*La fabrication du ciment*».
- [6] [www.cimpor.com.tn](http://www.cimpor.com.tn) site consulté le 5 mai 2013.
- [7] [www.vicat.fr](http://www.vicat.fr) site consulté le 5 mai 2013.
- [8] **Bapat J. D.** 2001, «*Application of ESP for gas cleaning in cement industry – with reference to India*», Journal of Hazardous Materials B81, P 285–308.
- [9] **Schioth M.** 1997, «*Better control of cooling tower water injection of electrostatic precipitators*». Cements, Concretes, Plasters, Lime, N° 825-2, P 104-110.
- [10] **BIPROMET**, «*Les tours d'évaporation d'eau (WIEŻE SCHŁADZAJĄCE PEŁNEGO ODPAROVANIA)*», Manuel d'utilisation des tours de conditionnement. BIPROMET, KATOWICE, POLOGNE.
- [11] [www.redecam.com/gas-conditioning-tower](http://www.redecam.com/gas-conditioning-tower), site consulté le 23 Septembre 2013.
- [12] **Schwab J. J., Riley J. R.** 1999, «*Automatic Gas Conditioning Method*», United States Patent, N°. 592213, Jul. 13, 1999.
- [13] **Reigel S. A. and Doyle C. D.** 1974, «*Evaporative Cooler*», United States Patent, N° 3842615, Oct. 22, 1974.
- [14] **EnviroCare**, «*MicroMist™ Engineered Systems–Enhanced Dust Collector Performance–Evaporative Gas Conditioning*», Manuel d'utilisation des tours de conditionnement.
- [15] **Andrew P. & James L. Mesla**, «*System Identification Volume 80*», Elsevier 1971.
- [16] **Hugues Garnier & Liuping Wang**, «*Identification of Continuous-time Models from Sampled Data*», Springer 2008.

- [17] **Arnaud BAYSSE**, «*Contributions à l'identification paramétrique de modèles à temps continu, Extensions de la méthode à erreur de sortie, Développement d'une approche spécifique aux systèmes à boucles imbriquées*», Thèse en vue de l'obtention du doctorat de l'université de Toulouse présenté le jeudi 21 Octobre 2010.
- [18] **AJITH.B.SINGH, ANIE SELVA JOTHLA, KAUSHIK.S**, «*model identification and model reference adaptive control implementation for a hybrid tank system*», International Journal of Emerging trends in Engineering and Development ISSN 2249-6149 Issue1, Vol. 3(November-2011).
- [19] **MELAKHESSOU Lakhdar**, «*Contrôle et identification des systèmes non linéaires par les techniques neuronales*», Mémoire de magister en électronique Option: Robotique, Université El-Hadj Lakhdar Batna.
- [20] **Yann MORERE**, «*Identification par Réseaux de Neurones*», Mémoire de D.E.A. en Automatique des Systèmes Industriels et Humains, Université de Valenciennes et du Hainaut-Cambresis 1995-1996.
- [21] **Marc PARIZEAU**, «*Réseaux de neurones*», Université de LAVAL.
- [22] **Claude TOUZET**, «*les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme, cours, exercices et travaux pratiques*», Juillet 1992.
- [23] **Werbos, P. J., McAvoy, T. & Su, T.** «*Neural Networks, System Identification and Control in the Chemical Process Industries*», in D. A. White and D. A. Sofge, Eds., "Handbook of Intelligent Control", Van Nostrand Reinhold, New York, NY (1992).
- [24] **Hagan, M.T, and Menhaj, M**, «*Training feedforward networks with the Marquardt algorithm*», IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 5, N° 6, pp. 989-993, (1994).
- [25] **C. F. Chen, Y. T. Tsay, and T. T. Wu**, «*Walsh operational matrices for fractional calculus and their application to distributed systems*», J. Franklin Inst., vol. 303, pp. 267-284, Mar. 1977.
- [26] **C. Hwang and Y. P. Shih**, «*Parameter identification via Laguerre polynomials*» In/. J. Syst. Sci., vol. 13, pp. 209-217, 1982.
- [27] **R. Y. Chang and M. L. Wang**, «*Parameter identification via shifted Legendre polynomials*» In/. J. Syst. Sci.. vol. 13. pp. 1125-1135. 1982.
- [28] **Y. M. Shih**, «*Application of Chebyshev polynomials in analyse and identification of linear systems*» J. Chin. Inst. Engrs.. vol. 6. pp 135-140, Apr. 1983.
- [29] **R. W. Brockett and J. I. Willems**, «*Discretized Partial Differential Equations: Examples of Control Systems Defined on Modules*», Automatica, Vol. 10, pp. 507-515. Pergamon Press, 1974. Printed in Great Britaha.
- [30] **S. RENO** «*Commande non-linéaire d'un système décrit par des équations paraboliques*», Département de génie chimique, Ecole polytechnique de Montréal, 2000.