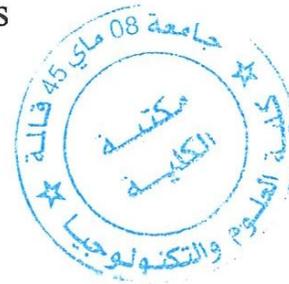


N/621.723

République Algérienne Démocratique Et Populaire
Ministère De l'Enseignement Supérieur Et De La Recherche
Scientifique

Université De 8 Mai 1945 Guelma
Faculté des Sciences et Techniques



Mémoire de fin d'étude
Pour l'obtention du diplôme de master

Domaine : Sciences et technique

Filière : Génie électrique

Spécialité : Electronique

commande d'un four par les réseaux de neurones

Réalisé par :

✚ SOUDANI Nabila
✚ BENHAYAOUM Soulaf



Sous la direction de :

Dr : Boudouda .H

.JUN - 2012

Remerciements

A l'issue de ce travail, nous remercions, en premier lieu, le bon Dieu de nous avoir donné la force et le courage de le mener à terme.

Nous tenons, également, à exprimer notre sincère reconnaissance et notre profonde gratitude à tous ceux qui ont contribué de près ou de loin à la réalisation de ce mémoire.

Tout d'abord qu'il nous soit permis de rendre vibrant hommage à notre encadreur « Dr. BOUDOUDA » pour avoir bien voulu superviser ce modeste travail et de donner de son temps et de son intelligence à la réussite de ce projet qui pour nous représente un modèle de réussite et une source de motivation permanente pour sa disponibilité, et son sens aigu de l'humanisme pédagogique.

Enfin, Nous remercions les membres du jury qui ont bien voulu accepter, ce nonobstant, leur lourdes et exaltantes responsabilités pour procéder à l'évaluation de ce modeste travail.

12/2782



Résumé

Le présent document décrit le travail réalisé pour l'obtention du mastère en Electronique à l'université de Guelma. Le travail consiste à faire une commande de température d'un four électrique par une sécurité des résistances chauffantes, avec identification en utilisant la théorie des réseaux de neurones. Le travail se termine par une simulation numérique pour montrer l'avantage d'utiliser la commande par les réseaux de neurones dans le cas d'un système non linéaire. Les résultats ont montré que l'algorithme converge après 150 itérations avec une erreur de 10^{-4} et la réponse du système réel ainsi que celle du réseau sont presque confondues.

SOMMAIRE

RESUME

LISTE DES FIGURES

INTRODUCTION GENERALE

CHAPITRE I : DESCRIPTION DU FOUR ELECTRIQUE A RESISTANCE.

I-1- GENERALITE SUR LES FOURS ELECTRIQUES A RESISTANCES.....	05
I-1-1 Introduction.....	05
I-1-2 Constitution.....	05
I-2-CLASSIFICATION DES FOURS A RESISTANCES.....	06
I-3-DIFFERENTS TYPES DES FOURS A RESISTANCES	06
I-4 APPLICATION INDUSTRIELLES DES FOURS A RESISTANCES.....	11
I-4-1 Applications métallurgiques	11
I-5 AVANTAGES	11
I-6-CONCLUSION	12

CHAPITRE II : MODELISATION ET REGULATION DU FOUR VENTILE.

II-1 INTRODUCTION.....	14
II-2- MODELISATION DU FOUR VENTILE.....	14
II-2-1- Modélisation électrique du four.....	15
II-2-2 Modèle analogique du four.....	17
II-3-REGULATION DES FOURS ELECTRIQUES.....	17
II-3-1 Principe général.....	17
II-3-2 Stabilité d'un système asservi.....	18
II-3-3 Effet des correcteurs	19
II-3- 4 Méthode pour le choix des correcteurs.....	19
II-3-5 Régulateur integral avec compensation des poles et des zeros.....	20
II-3-6 La commande par retour d'état.....	20
II-3-8 Commande par retour d'état en utilisant le reconstructeur de kalman.....	21
II-4 CONCLUSION.....	21

CHAPITRE III : RESEAUX DE NEURONES.

III-1 INTRODUCTION	23
III-2 RESEAUX DE NEURONES.....	23
III-2-1 Neurone biologique.....	23
III-2-2 Neurone formel	24
III-3 - ARCHITECTURE DES RESEAUX DE NEURONES.....	25
III-3-1 Les reseaux non boucles	25
III-3-2- les reseaux boucles.....	25
III-3-3-Présentation.....	26
III-3-3-A les reseaux "feed-forward".....	26
III-3-3-B - les reseaux "feed-back"	27
III-4 -APPRENTISSAGE	27
III- 4-1 - Le mode supervisé.....	28
III- 4-2 - Le renforcement.....	28
III-4-3 - Le mode non-supervisé (ou auto-organisationnel).....	28
III-4-4 - Le mode hybride.....	28
III-5- LES METHODES D'APPRENTISSAGE	28
III-5-1 - Règle de correction d'erreurs.....	29
III-5-2 - Apprentissage de Boltzmann.....	29
III-5-3 -Règles de Hebb.....	29
III-5-4 - Règle d'apprentissage par compétitions.....	29
III-5 – CONCLUTIO N.....	31

CHAPITRE IV : IDENTIFICATION ET COMMANDE PAR RESEAUX DE NEURONES

IV-1- INTRODUCTION	32
IV-2- IDENTIFICATION DES PROCESSUS PAR RESEAUX DE NEURONES.....	32
IV-2-1- Identification directe.....	32
IV-2-2- Identification inverse.....	34
IV-3- COMMANDE DES PROCESSUS PAR RESEAUX DE NEURONES	34
IV-3-1- Apprentissage d'un contrôleur conventionnel.....	34
IV-3-2- Commande inverse avec apprentissage en ligne.....	35
IV- 4 – CONCLUSION.....	36

Chapitre V : SIMULATION

V-1- Introduction	38
V-2- Courbe de réponse du four électrique via son capteur de température.....	38
V-3 -Présentation du réseau ayant servi à l'identification	40
V-4- RESULTAT DE SIMULATION	41
V- 5- CONCLUSION	42

CONCLUSION GENERALE

Annexe 1 : Tableau récapitulatif des différents types d'apprentissages

Annexe 2 : programme pour l'identification de la dynamique du four

BIBLIOGRAPHIE

Liste des figures

Fig.I.1	Représentation schématique d'un four à résistanc	5
Fig .I.2	schéma d'un four à sole vibrante	7
Fig.I.3	schéma d'un four avec transporteur à chaîne ou à bande	8
Fig.I. 4	Schéma d'un four à bande avec retour à l'intérieur du four	8
Fig.I. 5	batterie d'élément chauffant pour four à convection forcée	9
Fig.I.6	schéma d'un four à creuset	10
Fig.I.7	schéma d'un four à cuve	10
Fig.II.1	Processus d'un four ventilé	15
Fig.II.2	Schéma électrique du four	15
Fig.II.3	Schéma fonctionnel du four	16
Fig. II.4	Commande d'un four modèle analogique	17
Fig.II.5	représentation de Black	19
Fig.II .6	Schéma global de simulation de la commande intégral avec compensation des pôles et zéro	20
Fig.II.7	schéma fonctionnel du four.	20
Fig.III.1	Structure d'un neurone biologique	24
Fig .III.2	Modèle de base d'un neurone formel	24
Fig.III. 3	Réseau non bouclé	25
Fig.III.4	Réseau bouclé	26
Fig. IV.1	Schéma d'identification directe d'un processus par réseau de neurones.	33
Fig. IV.2	Schéma d'identification inverse d'un processus avec un réseau de neurones	34
Fig .IV.3	Schéma d'identification directe d'un contrôleur conventionnel avec un RNI.	35
Fig IV.4	Schéma de commande inverse avec un RNC.	36
Fig. V.1	Schéma synoptique ayant servi à l'acquisition de la réponse temporelle du four	38
Fig. V.2	Courbe du signal de consigne.	39
Fig .V.3	Courbe de la cible.	39
Fig .V.4	Structure à perceptron à une seule couche cachée avec apprentissage par rétro propagation.	40
Fig.V.5	Courbes de réponse du système réel et celle du modèle neuronal	41
Fig . V.6	Variation de l'erreur de l'identification en fonction du nombre d'itération	42

INTRODUCTION GENERALE

Le four électrique à résistances est le plus connu des appareils électrothermiques. Son utilisation industrielle remonte en effet au début des années vingt et sa technique n'a cessé de se perfectionner. Leur principe est extrêmement simple, ce qui facilite l'implémentation d'une stratégie efficace pour le contrôle de sa température. Néanmoins, l'évolution à long terme des systèmes due à leur usure et leur vieillissement fait que les différents régulateurs doivent être périodiquement réglés. Ce qui nécessite de rassembler les connaissances du comportement dynamique du four, par une analyse physique des phénomènes mis en jeu, et une analyse des données expérimentales utilisant des techniques modernes de traitement de l'information, à savoir les réseaux de neurones, la logique floue et les algorithmes génétiques.

Les réseaux de neurones peuvent aussi bien modéliser des fonctions statiques non linéaires que des systèmes dynamiques. Ils trouvent donc des applications toutes naturelles pour l'identification et la commande des processus complexes contrairement aux autres méthodes dites classiques qui ont été élaborés pour réaliser, avec succès, la commande dans le domaine linéaire et qui perdent de leurs performances dans un contexte non linéaire.

Cette particularité leur confère une fiabilité et une robustesse tellement particulière qu'elles permettent de répondre dans une grande mesure aux exigences d'aujourd'hui en matière de contrôle des procédés industriels aussi diversifiés soient-ils.

A cet effet, ce travail est divisé en cinq chapitres telle que :

- **Chapitre I** : description du four électrique à résistance : il traite des généralités sur les fours électriques à résistance et leurs différents types ainsi que leurs modes d'emplois.
- **Chapitre II**: modélisation et régulation du four ventilé :il traite le modèle mathématique du four ainsi que son schéma fonctionnelle et les techniques de réglage classiques existes dans la littérature.
- **Chapitre III** : Réseaux de neurones : Il présente les différents types de réseaux de neurones, leurs architectures et leurs méthodes d'apprentissage.
- **Chapitre IV** : Identification et commande par réseaux de neurones : les différents types des identifications ainsi que la commande par réseaux de neurones sont discutés dans ce chapitre.
- **Chapitre V** : Simulation : il s'intéresse à l'identification de la dynamique du four électrique avec les trois éléments qui le compose, à savoir son circuit de puissance à Triacs, sa plaque chauffante et son capteur de température. Des résultats de simulation ont été présentés.
- Enfin nous terminons notre travail par une conclusion générale.

CHAPITRE I

Description du four électrique à résistance

I-1 GENERALITE SUR LES FOURS ELECTRIQUES A RESISTANCES

I-1-1 Introduction

Les fours électriques à résistances constituent les équipements [1] [2] [3] [4] Electrothermiques industriels les plus connus et les plus répandus. Le principe de ce type de four est extrêmement simple : il est constitué d'une enceinte chauffée à l'aide de résistances électriques, très bien calorifugée pour réduire le plus possible les déperditions thermiques. La charge à chauffer est placée dans cette enceinte. Le four à résistances est un équipement à chauffage indirect, la chaleur produite par effet joule par les résistances est transmise à la charge par rayonnement et convection.

I-1-2 Constitution

Un four à résistances est essentiellement constitué:

- d'une **enceinte** (laboratoire ou chambre de chauffe) réalisée à partir de matériaux à caractère isolant ou réfractaire dont le rôle est de réduire les pertes thermiques par transmission vers l'extérieur. Elle varie par sa forme, par le moyen de manutention de la charge ou son type d'exploitation ;
- de **résistances électriques** disposées en voûte, en sole ou sur les parois latérales de l'enceinte. Leur alimentation est assurée soit directement par le réseau, soit par l'intermédiaire d'un ou plusieurs transformateurs ; un système de modulation de la puissance y est associé, piloté par un système de régulation de température ;
- ✕ • de la **charge à traiter**, caractérisée par sa forme, sa nature et sa température initiale.

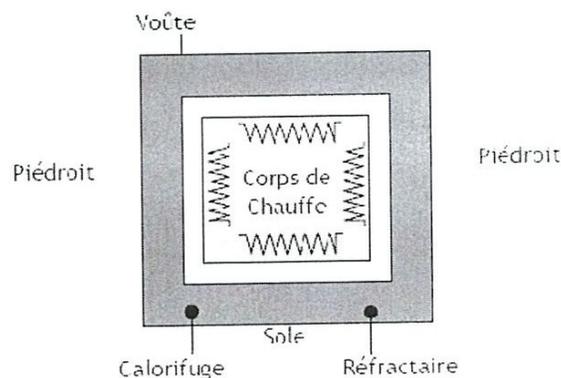


Fig.1 : représentation schématique d'un four à résistance

I-2 CLASSIFICATION DES FOURS A RESISTANCES

La classification des fours à résistances repose sur les critères suivants :

- La nature des résistances et leur position par rapport à la charge (rayonnement direct ou indirect, convection forcée, ventilation de la chambre de chauffe) ;
- Le mode d'utilisation du four : continu ou chauffage au défilé, discontinu,
- Le mode de manutention (tapis continu, vibrations, vis hélicoïdale, logerons mobiles...);
- La nature de l'atmosphère et du milieu : ambiance (air), atmosphère contrôlée, vide, milieu liquide, bain fluidisé ;
- Le mode de transmission de la chaleur : rayonnement, convection
- L'utilisation du four dans le procédé industriel : réchauffage, traitement thermique cuisson polymérisation, stabilisation, fusion, séchage, étuve....

Le nombre de combinaisons de ces différents critères est élevé, les fours à résistances sont donc souvent construits à la demande.

I-3 DIFFERENTS TYPES DES FOURS A RESISTANCES [3]

a- Fours à cloche :

Le four se compose généralement d'une sole fixe et d'une cloche de section circulaire ou rectangulaire (figure.2). Les résistances sont fixées sur les piedroits de cette cloche et éventuellement en voûte et en sole, ces fours à fonctionnement discontinu nécessitent un pont roulant ou tout autre dispositif de manutention capable de soulever la cloche ; les capacités de ces fours sont généralement importantes, de quelques tonnes à une centaine de tonnes un four à cloche peut être utilisé avec plusieurs embases pour augmenter la productivité lorsque les refroidissements lents sont nécessaires ; le four est alors moufle. Les fours à section circulaire munis de moufle sont largement utilisés pour les traitements thermiques (bobines de feuillards, fils) les fours à section rectangulaire sont surtout utilisés pour les traitements thermiques (forgée, moulé, mecano-soudées, tubes, barres...) dans les industries mécaniques et métallurgiques les traitements de grosses pièces en construction électrique, la cuisson de produits céramiques usuels ou spéciaux.

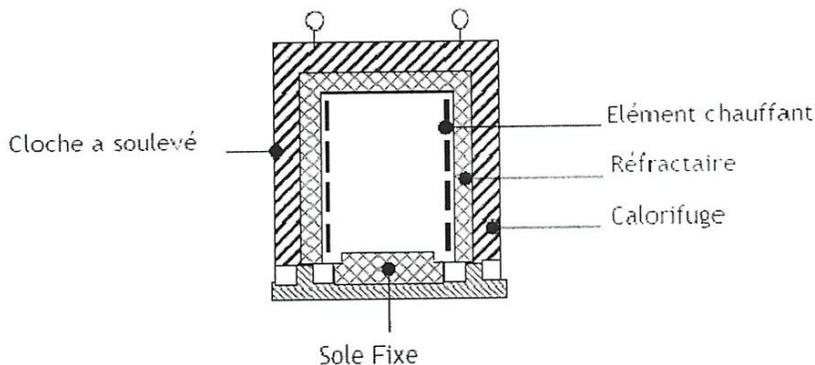


Fig. 2 : schéma d'un four à sole vibrante

b- Fours à plateau tournant :

(voir page de figure)

Dans ces fours, la sole recevant les pièces à traiter est formée d'un plateau métallique (acier ordinaire ou réfractaire selon la température) monte sur un arbre traversant la paroi inférieure du four et assurant la rotation du plateau ces fours ont un excellent rendement ils sont surtout utiliser dans les industrie des métaux pour le chauffage avant matriçage de lopins d'alliage légers et pour le chauffage avant trempe de petites pièces.

c- Fours à chaînes et à convoyeur :

Les fours à chaînes sont des fours continus à passage dans lesquels l'avancement des produits est assuré par une ou plusieurs chaînes (figure 3). Les chaînes peuvent être porteuses (elles sont chauffées en totalité) ou simplement tractées (elles sont placé en zones relativement froide entraînant les pièces en partie inférieur de la sole du four par des doigts ou par des palonniers place en voûte du four).

Les roues dentées d'entraînement sont placées dans le four ou à l'extérieur cette dernière solution est plus simple car les surveillances et l'entretien du système mécanique sont plus aisés : par contre le rendement thermique s'en ressent car les chaînes se refroidissent à la sortie du four. La conception des fours à convoyeur à fils est analogue à celle des fours à chaînes les pièces à traiter. Les pièces à traiter sont posées sur des câbles commandés par des tambours extérieurs.

Les fours à chaînes ou à convoyeur sont surtout utilisés dans industrie transformatrice des métaux : chauffage de lopins ou de billettes, réchauffage ou traitement thermique de demi-produit séchage de produits légers avant émaillage ; leur avantage essentiel est faible masse du convoyeur par rapport à celle des pièces à traiter.

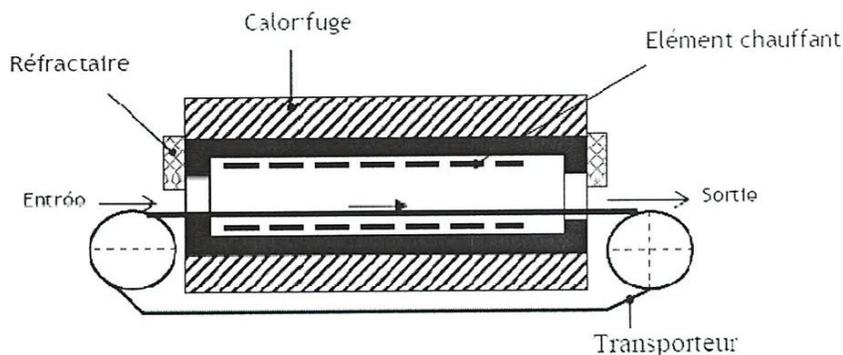


Fig. 3 : schéma d'un four avec transporteur à chaîne ou à bande

d- Fours continus à tablier, a tapis ou à bande :

Les pièces ou les produits à traiter sont véhiculés par un tapis transporteur (figure 4) qui peut être constitué :

- D'une bande sans fin en acier réfractaire.
- D'un tablier formé d'élément articulé en tôle ordinaire d'acier ordinaire ou réfractaire.
- D'un tablier en acier réfractaire moulé constitués de petits éléments assemblé transversalement par des barrettes.
- D'un tablier de fils (spires tissées assemblé par des barrettes transversales) en acier ordinaire ou réfractaires.
- D'une bande en matériau non métallique lorsque la température du four est faible (traitement de certains produit agroalimentaire par exemple).

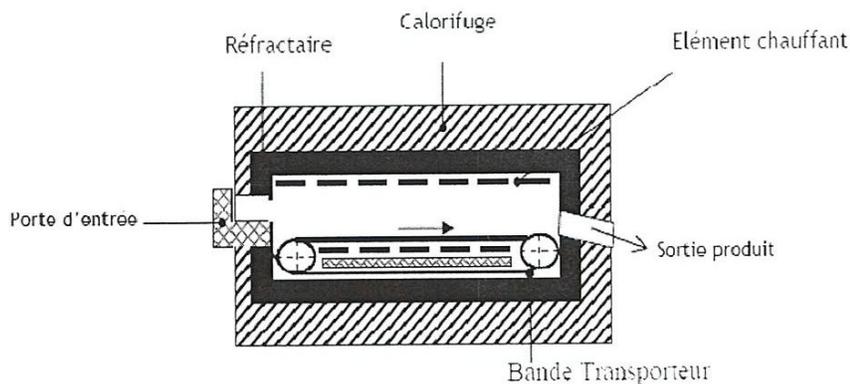


Fig. 4 : Schéma d'un four à bande avec retour à l'intérieur du four

Ces fours se prêtent bien à l'automatisation intégrale de l'opération industrielle de chauffage .ils couvèrent une gamme de puissance très larges de quelque kilowatts à plusieurs centaines de kilowatts .ils sont employés principalement dans l'industrie mécanique et métallurgique dans l'industrie des mate rieux de construction dans l'industrie céramique dans l'industrie agroalimentaire dans l'industrie de bois et dans l'industrie des plastique.

e- Etuves électriques :

Ce terme désigne des fours électrique fonctionnant à base de moyenne températures (<600°C environ) ou l'échange de chaleur se fait essentiellement par convection forcée les résistances sont alors généralement regroupe en batterie formées de résistances en bandes rigide ou en fils supportés par des supports réfractaires ou de résistances blindées à ailettes (figure 5).

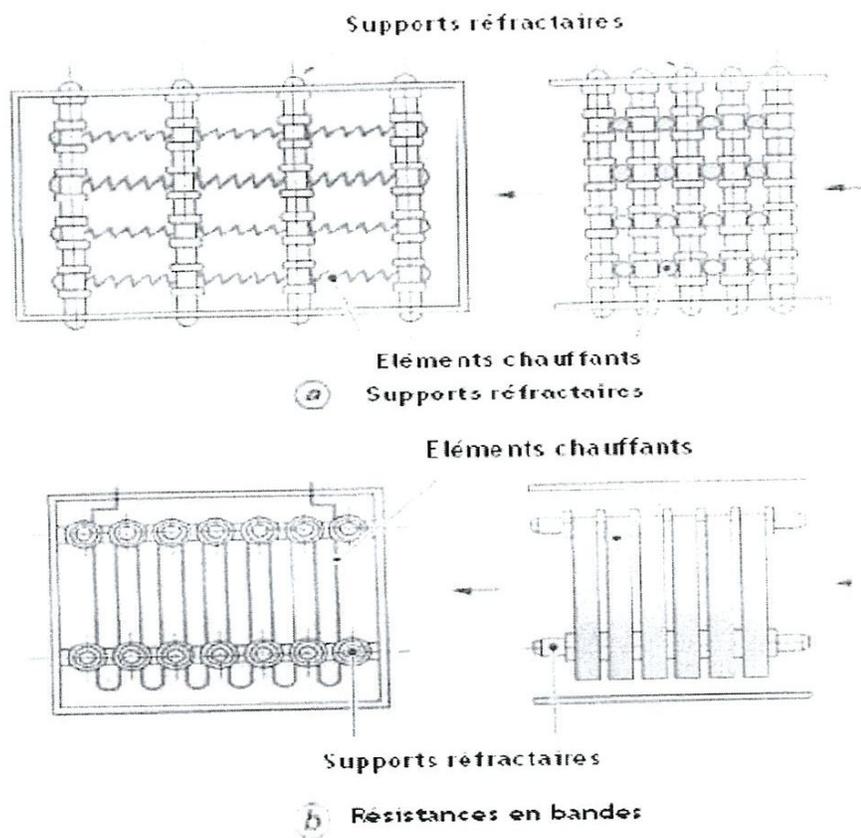


Fig. 5 : batterie d'élément chauffant pour four à convection forcée

f- Fours spéciaux :

Dans les fours à creuset (figure 6) et à cuve (figure 7) le milieu chauffant en contact avec les pièces à chauffer n'est plus l'air ou une atmosphère gazeuse mais un sel fondu ou un métal liquide relativement dense ceci présente quelque particularité :

- L'échange d'énergie entre sel ou métal liquide et les pièces à traiter est plus rapide que dans un four conventionnel.
- L'inertie thermique du milieu chauffant devant celles pièces est également plus importante que dans un four conventionnel.
- Les pertes par la surface du bain sont très importantes et la plus part du temps les fours sont exploités avec un bain découvert et un dispositif d'aspiration des fumées créant ainsi une certaine convection

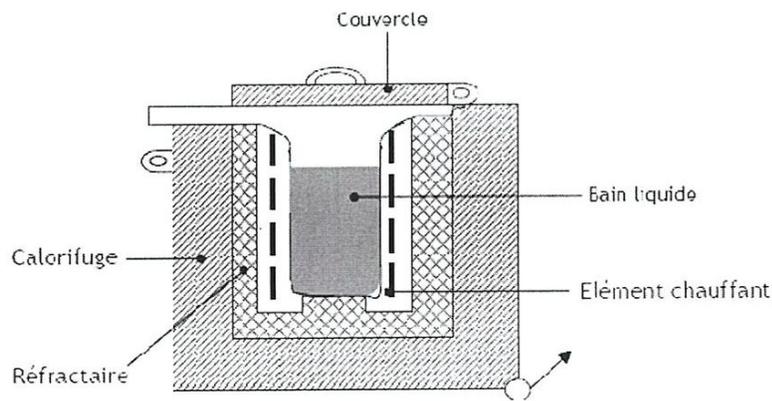


Fig.6 : schéma d'un four à creuset

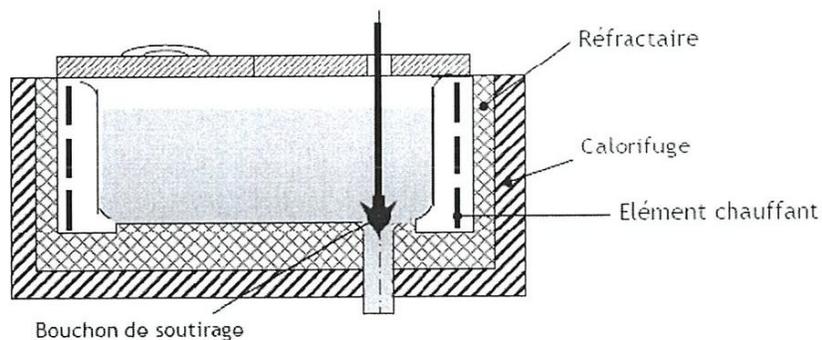


Fig.7 : schéma d'un four à cuve

I-4 APPLICATION INDUSTRIELLES DES FOURS A RESISTANCES

Les applications du chauffage [5] par résistances couvèrent tous les secteurs industriels et les opérations le plus souvent rencontrées sont : les traitements thermiques de masse la fusion et le maintien des non ferreux la cuisson et l'émaillage des céramiques le chauffage des fluides (gaz, eau, bain en métallurgie etc.) Le préchauffage d'outillage et de moule le séchage de poudre et matériaux divers.

I-4-1 Applications métallurgiques :

Les fours à résistances sont largement utilisés dans ces domaines pour les métaux non ferreux on les rencontres en particulier :

- Dans l'industrie de la galvanisation ou les pièces à galvaniser doivent être trempé dans un bain de zinc en fusion à environ 450°C.
- Dans l'industrie du moulage d'aluminium (moulage au sable, en coquille ou sous pression) ou ils servent essentiellement de fours de maintien (700°C), la part fusion restant de relativement faible débit (100kg/h).
- Dans l'industrie de la fonderie d'alliage cuivreux essentiellement laiton (1050°C).

I-5 AVANTAGES

Les fours électriques à résistances présentent de nombreux avantages [2] tant du point de vue technique, qu'économique et social.

- Parmi les intérêts techniques, nous pouvons citer :
 - Les résistances actuellement commercialisés qui couvrent pratiquement l'ensemble du domaine des températures utilisées dans l'industrie, et les progrès réalisés en science des matériaux contribuent sans cesse à améliorer leurs caractéristiques ; elles peuvent être conçues pour des fours les plus divers ;
 - Le mode de transmission de chaleur qui est facile à adapter aux exigences du procédé thermique demandé par l'utilisateur ; de plus, les fours à résistances fonctionnent avec des atmosphères très diverses, air, vide, atmosphère contrôlée (neutre, réductrice, oxydante) ; la propreté des fours et les performances thermiques atteintes favorisent l'élaboration de produits de qualité élevée ;
 - Les systèmes de régulation disponibles qui assurent une très grande précision de température et la répartition judicieuse des résistances électriques dans des fours se traduisent par une excellente homogénéité de température.

- La polyvalence des fours qui peuvent assurer des cycles thermiques sur des plages de températures assez larges les résultats obtenus sont reproductibles d'un cycle à l'autre ce qui permet d'automatiser facilement l'exploitation des fours.
- Le fonctionnement du four qui généralement très simple et sûr.

I-6 - CONCLUSION

Les fours à résistances sont des outils de production simples et fiables dont les performances élevées expliquent leur large diffusion dans l'industrie.

CHAPITRE II

Modélisation et Régulation du Four

Ventilé

II-1 INTRODUCTION

Le four électrique à résistances est sans doute le plus connu des appareils électrothermiques. Son utilisation industrielle remonte en effet au début des années 1920 et sa technique n'a cessé de se perfectionner. On peut contrôler la température d'un four, il est nécessaire d'analyser le système "four" et le modéliser sous forme d'équations. On pourra ainsi précisément relier l'entrée du système (une tension commandant la température) à la sortie (la température voulue du four). Cette relation peut se faire sous forme d'une équation différentielle ou d'une fonction de transfert ou bien on modifiant le schéma fonctionnel du four afin de donner une représentation d'état. On détermine aussi les conditions de stabilité du système (on ne veut pas que le four se mette à augmenter la température sans s'arrêter). On va ensuite synthétiser un nouveau système, le « régulateur », celui-ci aura pour entrées la consigne (c'est-à-dire la température souhaiter à l'intérieur du four) ainsi que la température réelle du four fourni par un capteur. Les deux systèmes "régulateur" et "four" sont mis en cascade. L'ensemble forme ce qu'on appelle un système asservi. celui ci doit répondre à un certain nombre d'exigence :

- La stabilité (le régulateur ne doit pas rendre le système instable).
- La poursuite (la température du four doit atteindre la température en consigne).
- Le rejet des perturbations.

II-2- MODELISATION DU FOUR VENTILE

La figure II.1, montre d'une manière générale les différents paramètres de mesure qu'on peut trouver dans un four ventilé [6]. La chaleur à l'intérieur du four électrique ventilé, à modéliser, est produite par une résistance chauffante, commandé en tension V_c par un amplificateur de puissance.

La mesure de la température se fait à partir d'un thermocouple placé dans une cavité de mesure et d'un amplificateur d'instrumentation produisant une tension V_m , image de la température θ_m .

Les différents paramètres constituant ce processus sont:

- $Q = k_l V_c$: quantité de chaleur produite, *par la résistance*
- R_a : résistance thermique freinant la circulation de la chaleur du conduit jusqu'à l'enceinte du four,

- C_a : capacité calorifique de l'enceinte du four,
- R_m : résistance thermique freinant la circulation de la chaleur du four à l'intérieur de la cavité de mesure,
- C_m : capacité calorifique de la cavité de mesure,
- R_f : résistance de fuite freinant la circulation de la chaleur vers l'extérieur du four,
- C_e : capacité calorifique extérieur du four, considéré comme infinie,
- $\theta_a, \theta_m, \theta_e$: température respectives de l'enceinte du four, de la cavité de mesure, et de l'extérieur du four,
- θ_m : température mesurée son image est la tension V_m ($V_m = k_2 \theta_m$).

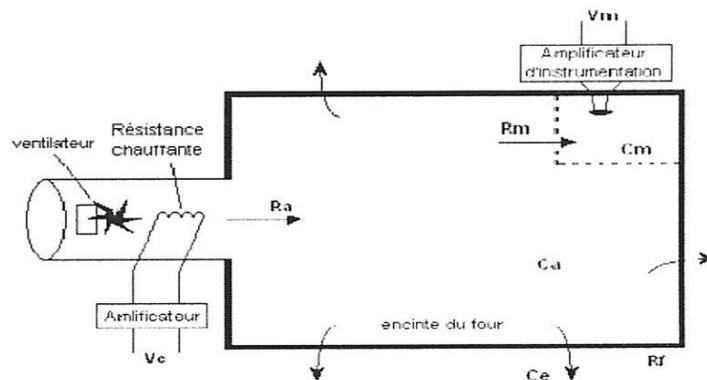


Fig.II.1 : Processus d'un four ventilé

II-2-1- Modélisation électrique du four *équivalent*

La figure II.2 montre le schéma électrique d'un four ventilé. Ce dernier est résistif-capacitif.

Afin de donner un aspect plus explicite à notre étude nous avons trouvé nécessaire de donner le modèle mathématique du four ventilé.

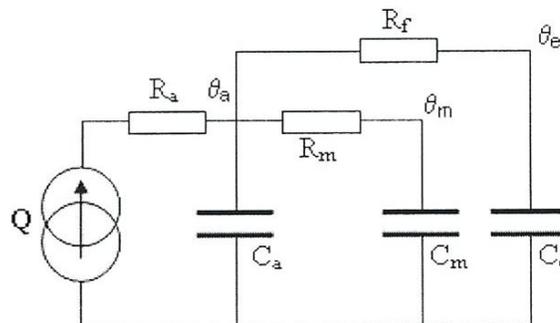


Fig.II.2 : Schéma électrique du four

Analogie électro-thermique

Par identification entre les paramètres du four et le schéma électrique et en considérant la quantité de chaleur Q comme étant le courant, on obtient les équations suivantes :

$$Q = C_a \frac{d\theta_a}{dt} + C \frac{d\theta_m}{dt} + \frac{\theta_a - \theta_e}{R_f} \quad (1)$$

$C \frac{d\theta}{dt}$ Étant le courant qui traverse la capacité. La température θ_m est exprimée comme suit :

$$\theta_m = \theta_a - R_m C_m \frac{d\theta_a}{dt} \quad (2)$$

Les paramètres θ_a , θ_m et θ_e ont été choisis comme étant respectivement les tensions (images des températures) des capacités C_a , C_m et C_e .

En utilisant la transformée de Laplace des expressions suivantes (1) et (2), nous obtenons les équations suivantes :

$$\theta_a = \left(Q + \frac{\theta_e}{R_f} \right) \left(\frac{R_f(1 + R_m C_m p)}{1 + (R_m C_m + R_f C_m + R_f C_a)p + R_f R_m C_m C_a p^2} \right) \quad (3)$$

$$\frac{\theta_m}{\theta_a} = \frac{1}{1 + R_m C_m p} \quad (4)$$

Compte tenu des équations (3) et (4), le schéma fonctionnel du processus complet peut être décrit comme suit:

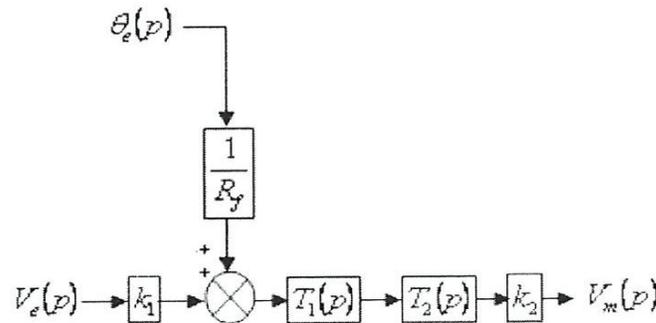


Fig.II.3 : Schéma fonctionnel du four

Avec :

$$T_1(p) = \frac{R_f(1 + R_m C_m p)}{1 + (R_m C_m + R_f C_m + R_f C_a)p + R_f R_m C_m C_a p^2}$$

$$T_2(p) = \frac{1}{1 + R_m C_m p}$$

II-2-2 Modèle analogique du four :

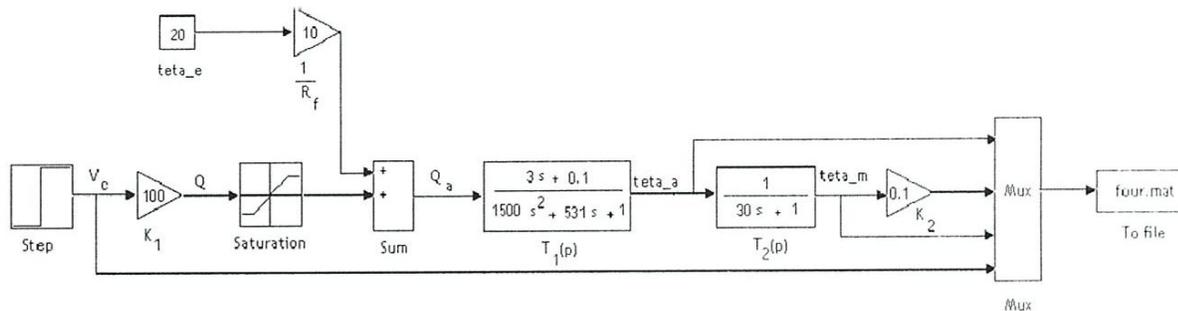


Fig. II.4 : Commande d'un four modèle analogique

Simulation du comportement analogique

II-3-REGULATION DES FOURS ELECTRIQUES

II-3-1 Principe général :

Les fours à résistances permettant d'obtenir une grande précision de température qui dépend de la chaîne de régulation [2]. Dans la pratique, il faut néanmoins distinguer :

- L'indication de la température information provenant d'une mesure permettant une action appropriées (par un opérateur ou par un système de régulation) il faut préciser quelle température doit être prise en compte : température de la charge (généralement difficile à mesurer,) température de l'enceinte du four et température des résistances .La précision des mesure de température conditionne la précision de la régulation.
- La régulation proprement dite de la température obtenue par un système automatique pilotant cette température en fonction de son écart avec une consigne la modélisation apporte une aide précieuse pour optimiser le système de régulation par la connaissance du model à réguler.
- La sécurité conduisant à l'arrêt de chauffe si la mesure de la température atteint une valeur limite prédéterminé [7] une sécurité ne doit jamais être hors service.

Le schéma type d'un système de régulation d'un four comprend :

- Un ou plusieurs capteurs de température
- Un régulateur utilisé pour piloter la puissance électrique
- Une unité de puissance délivrant l'énergie aux résistances en fonction du signal de commande élaboré par le régulateur.

II-3-2 Stabilité d'un système asservi :

Un système est stable au sens mathématique si, pour une entrée bornée, la grandeur de sortie reste bornée pour tout $t > 0$.

a-Critères de stabilité :

Un système bouclé est stable si et seulement si tous les pôles de sa F_T en boucle fermée ont une partie réelle négative.

Il existe des critères algébriques qui permettent de déterminer le signe de la partie réelle des pôles à partir de la FT en boucle ouverte (critère de Routh – Hurwitz). Il existe aussi des critères graphiques en utilisant la représentation de Bode (deux courbes $G(w) = 20 \log |T(w)|$, $\varphi(w)$), de Nyquist (représentation polaire de $T(w)$) ou de Black-Nichols ($G(w) = f(\varphi(w))$ en coordonnées cartésiennes).

b-Marges de stabilité :

Il ne suffit pas que le système soit stable au sens mathématique, il faut encore qu'il soit suffisamment stable (par exemple que son comportement transitoire ne comporte pas trop d'oscillations). Pour cela, on se fixe une marge de stabilité :

- Marge de phase $m\varphi = 180^\circ - \varphi$ (pour φ correspondant à $G = 0$ dB)
- Marge de gain G par rapport à 0 pour $\varphi = -180^\circ$

Ces marges apparaissent simplement en représentation de Black (fig.II.5).

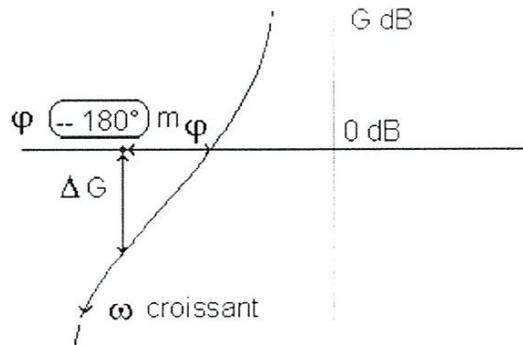


Fig.II.5 : représentation de Black

II-3-3 Effet des correcteurs

Dans la fonction de transfert du système [8] (en boucle ouverte), on peut distinguer trois domaines de fréquence :

- En basse fréquence (et éventuellement à la fréquence nulle), un gain important va diminuer l'erreur dite statique (entre la consigne et la sortie en régime permanent). S'il y a un intégrateur (ou plus), cette erreur sera nulle.
- Dans la zone de passage à 0 dB (bande passante), il faut imposer une certaine marge de phase afin d'éviter des oscillations peu amorties et donc des dépassements importants de consigne. En général, une marge de phase de 45° limite le dépassement à 20%.
- En haute fréquence, il faut limiter le gain pour limiter l'influence des bruits de mesure (défauts des capteurs) qui se superposent au signal de retour injecté sur le soustracteur.

II-3-4 Méthode pour le choix des correcteurs

- Analyse du système (identification, performances dynamiques, réponse fréquentielle).
- Analyse du cahier de charges (traduction en termes d'erreur, de rapidité, de marge de phase, de pulsation ω_0).
- Choix de la structure du correcteur compte tenu du cahier des charges et des caractéristiques du système.
- Calcul des paramètres du correcteur.
- Vérification des performances du système corrigé. Si le cahier des charges n'est pas satisfait, retour à 3.
- Réalisation de l'asservissement et tests.

II-3-5 Régulateur intégral avec compensation des pôles et des zéros :

Le modèle est défini par le sous-système suivant, dans lequel on décrit la fonction de transfert analogique $T(p)$ (voir paragraphe (II-2-1)).

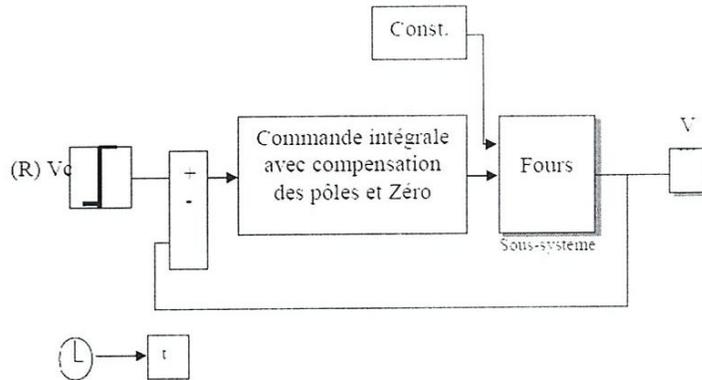


Fig.II .6 : Schéma global de simulation de la commande intégral avec compensation des pôles et zéro.

Le correcteur synthétisé par la commande intégrale avec compensation des pôles et des zéros permet à la fois : d’annuler l’erreur statique et d’obtenir un processus corrigé stable et présentant une dynamique satisfaisante. La réponse de l’asservissement peut être vérifiée en poursuite, et dans ce cas, le temps de réponse est amélioré et un dépassement assez important dans le régime transitoire est apparu [6].

II-3-6 La commande par retour d’état

La commande par retour d’état est la commande des systèmes modélisés par leur représentation d’état. L’idée consiste toujours à piloter le système par un signal de consigne et à générer automatiquement le signal de commande en confrontant en permanence [9] la valeur de la consigne et le comportement réel du système.

On modifie le schéma fonctionnel du four comme suit afin de donner une représentation d’état de la fonction $T(p) = V_m(p) / V_a(p)$, où $V_a(p)$ est l’image de la température dans l’enceinte du four.

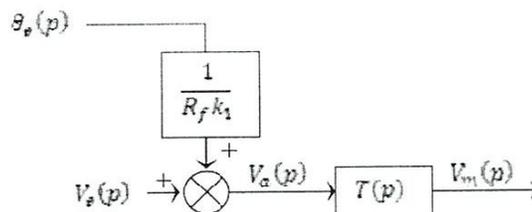


Fig.II.7 : schéma fonctionnel du four.

II-3-7- Commande par retour d'état en utilisant le reconstructeur de kalman :

En utilisant le reconstructeur de kalman, la loi de commande par retour d'état avec intégration est synthétisée pour le réglage de la température d'un four électrique .cette commande est couplée à un observateur de processus stochastique dont le principe est de corriger la trajectoire du modèle en combinant les observations avec l'information, fournie par le modèle de façon à minimiser l'erreur entre la sortie mesuré et la sortie estimé.

La modélisation d'état prenant en compte deux variables aléatoires, le bruit de processus et le bruit de mesure, on parle d'un modèle d'état stochastique. Le modèle d'état discret est décrit à l'aide de deux équations:

- l'équation de processus
- l'équation de mesure

Le reconstructeur stochastique de Kalman consiste à déterminer des estimateurs lorsque l'environnement présent des perturbations aléatoires.

A Partir de ce modèle, un régulateur de température par retour d'état avec intégration est élaboré avant le couplage de cette approche avec un observateur de processus stochastique. Les grandeurs estimées sont ensuite utiliser pour élaborer la loi de commande. L'efficacité du reconstructeur stochastique apparaît nettement dans la comparaison des variable estimées, nettoyées des bruits de modélisation et de mesure, au signal mesuré V_m (fortement bruité). L'estimation de l'état est également satisfaite, ce procéder évite l'emploi des capteurs lorsque ceux-ci sont coûteux ou lorsque la mesure risque d'être difficile ou fortement bruitée.

II-4 CONCLUSION

L'utilisation d'un régulateur analogique ainsi que la commande intégrale avec compensation des pôles et des zéros ayants une grande non linéarité ou une variation paramétrique pour la commande du four conduit à une dégradation des performances de contrôle. Une telle commande exige une modélisation la plus précise possible du four à commander. Ceci amène les chercheurs à introduire de nouvelle techniques de réglage afin d'obtenir les performances désires.

CHAPITRE III

Réseaux de Neurones

III-1- INTRODUCTION

Les réseaux de neurones sont des systèmes de traitement de l'information dont la structure s'inspire de celle du système nerveux. Ils peuvent modéliser des fonctions statiques non linéaires. Ils trouvent donc des applications pour l'identification et la commande des processus complexes contrairement aux autres méthodes dites classiques qui ont été élaborés pour réaliser, la commande dans le domaine linéaire et qui perdent de leurs performances dans un contexte non linéaire. Cette particularité leur confère une fiabilité et une robustesse tellement particulière qu'elles permettent de répondre dans une grande mesure aux exigences d'aujourd'hui en matière de contrôle des procédés industriels aussi diversifiés soient-ils.

III-2- RESEAUX DE NEURONES

Un réseau de neurones est un assemblage de constituants élémentaires interconnectés (appelés «neurones» en hommage à leur modèle biologique), qui réalisent chacun un traitement simple mais dont l'ensemble en interaction fait émerger des propriétés globales complexes. Chaque neurone fonctionne indépendamment des autres de telle sorte que l'ensemble forme un système massivement parallèle. L'information est stockée de manière distribuée dans le réseau sous forme de coefficients synaptiques ou de fonctions d'activation, il n'ya donc pas de zone de mémoire et de zone de calcul, l'une et l'autre sont intimement liés [10] [11][12].

Un réseau ne se programme pas, il est entraîné grâce à un mécanisme d'apprentissage. Les tâches particulièrement adaptées au traitement par réseau de neurones sont: l'association, la classification, la discrimination, la prévision ou l'estimation, et la commande de processus complexes.

III-2-1- Neurone biologique [13]

Le neurone est une cellule composée d'un corps cellulaire et d'un noyau. Le corps cellulaire se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites. Celles-ci sont parfois si nombreuses que l'on parle alors de chevelure dendritique ou d'arborisation dendritique. C'est par les dendrites que l'information est acheminée de l'extérieur vers le soma, corps du neurone. L'information traitée par le neurone chemine ensuite le long de l'axone (unique) pour être

transmise aux autres neurones. La transmission entre deux neurones n'est pas directe. La jonction entre deux neurones est appelée la synapse (voir figure (III.1)).

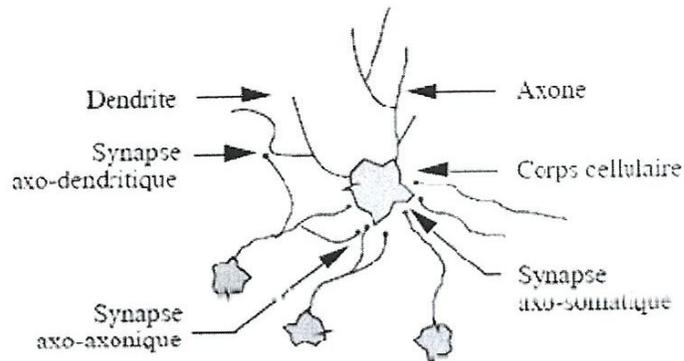


Fig.III.1: Structure d'un neurone biologique

III-2-2- Neurone formel

Le neurone formel est un modèle mathématique simplifié du neurone biologique, il présente un certain nombre d'entrées, les dendrites, un corps traitant les entrées suivant la méthode du tout ou rien, et un axone véhiculant la réponse du neurone. La première modélisation d'un neurone découle des résultats des travaux significatifs de Mac Culloch et Pitts (1943) [14]. La figure I.2 représente un modèle de base d'un neurone formel.

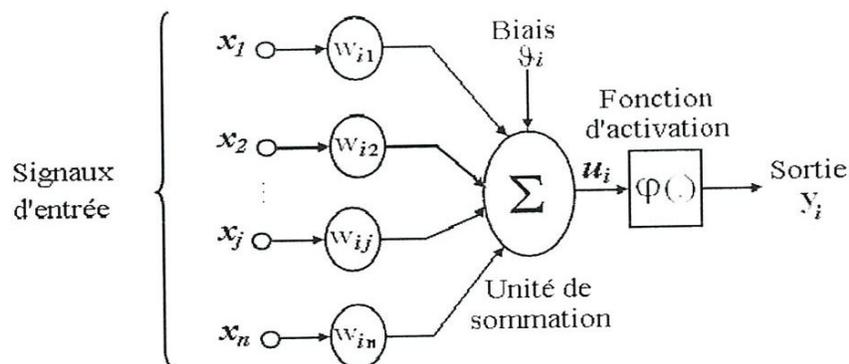


Fig .I.2 : Modèle de base d'un neurone formel

Le modèle de la figure I.2 est composé de :

- Des entrées du neurone formel x_i , $i=1,2,\dots,n$;
- Des paramètres de pondération w_{ij} ,
- De la fonction d'activation ou de seuillage (non-linéaire, forme en sigmoïde, ect...).
- Une sortie S du neurone formel.



La sortie u_i du neurone formel est donnée par la relation (I.1)

$$u_i = \sum_{j=0}^n w_{ji} x_j + \varphi_i$$

III-3 - ARCHITECTURE DES RESEAUX DE NEURONES

III-3-1- Les réseaux non bouclés

Ce sont des réseaux unidirectionnels sans retour arrière (feedforward). Le signal de sortie est directement obtenu après l'application du signal d'entrée. Si tous les neurones ne sont pas des organes de sortie on parle de neurones cachées, (Fig.III-3). ce sont des systèmes statiques, utiliser principalement pour la modélisation statique de processus la fonction réaliser par un réseau de neurones non bouclé est une fonction algébrique.

La fonction non linéaire réaliser par un réseau, dépend des valeurs des poids

Le temps n'intervient pas comme variable fonctionnelle, le réseau n'a pas de mémoire et ses sorties ne dépendent pas de son passé.

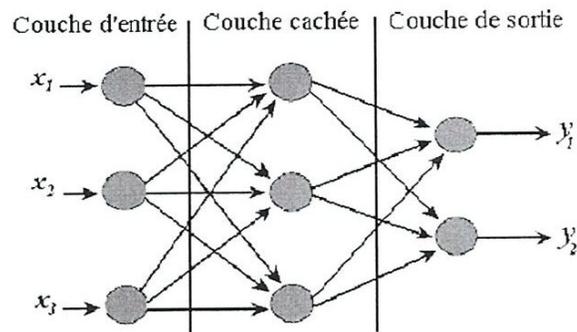


Fig.III. 3 : Réseau non bouclé

III-3-2- Les réseaux bouclés

Il s'agit de réseaux de neurones avec retour en arrière (feedback network ou recurrent network) (Fig.III.4). dont le graphe des connexions contient des cycles ; ce sont des systèmes dynamique, utiliser comme filtre non linéaire, ainsi pour la modélisation et la commandes de processus ; la fonction réaliser par un réseau non boucle est un ensemble d'équation différentielle.

La fonction non linéaire réalisée par un réseau, dépend des valeurs des poids w_{ij} pour qu'un réseau effectue une tâche donnée, il faut donc ajuster la valeur de ses poids. L'opération d'ajustement des poids est appelée apprentissage.

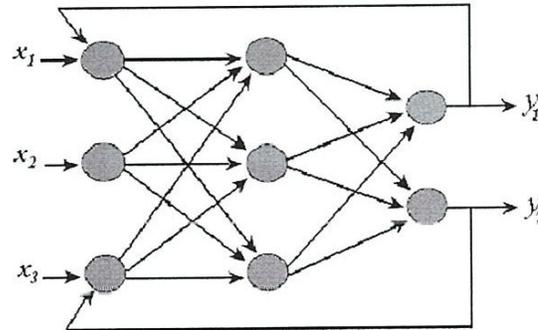


Fig.III.4 : Réseau bouclé

III-3-3-Présentation :

Un RNA (Réseau de Neurones Artificiels) est un ensemble de neurones formels (d'unités de calcul simples, de nœuds processeurs) associés en couches (ou sous-groupes) et fonctionnant en parallèle.

Dans un réseau, chaque sous-groupe fait un traitement indépendant des autres et transmet le résultat de son analyse au sous-groupe suivant. L'information donnée au réseau va donc se propager couche par couche, de la couche d'entrée à la couche de sortie, en passant soit par aucune, une ou plusieurs couches intermédiaires (dites couches cachées). Il est à noter qu'en fonction de l'algorithme d'apprentissage, il est aussi possible d'avoir une propagation de l'information à reculer ("back propagation"). Habituellement (excepté pour les couches d'entrée et de sortie), chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante.

On peut classer les RNA en deux grandes catégories:

III-3-3-A LES RESEAUX "FEED-FORWARD" :

Appelés aussi "réseaux de type Perceptron", ce sont des réseaux dans lesquels l'information se propage de couche en couche sans retour en arrière possible.

a- Les Perceptrons:**a-1- Le perceptron monocouche :**

C'est historiquement le premier RNA, c'est le Perceptron de Rosenblatt. C'est un réseau simple, puisque il ne se compose que d'une couche d'entrée et d'une couche de sortie. . Il est calqué, à la base, sur le système visuel et de ce fait a été conçu dans un but premier de reconnaissance des formes. Cependant, il peut aussi être utilisé pour faire de la classification et pour résoudre des opérations logiques simples (telle "ET" ou "OU"). Sa principale limite est qu'il ne peut résoudre que des problèmes linéairement séparables. Il suit généralement un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur (ou selon la règle de Hebb).

a-2- Le perceptron multicouches :

C'est une extension du précédent, avec une ou plusieurs couches cachées entre l'entrée et la sortie. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante (excepté pour les couches d'entrée et de sortie) et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. Les fonctions d'activation utilisées dans ce type de réseaux sont principalement les fonctions à seuil ou sigmoïdes. Il peut résoudre des problèmes non-linéairement séparables et des problèmes logiques plus compliqués, et notamment le fameux problème du XOR. Il suit aussi un apprentissage supervisé selon la règle de correction de l'erreur.

III-3-3-B - LES RESEAUX "FEED-BACK" :

Appelés aussi "réseaux récurrents", ce sont des réseaux dans lesquels il y a retour en arrière de l'information.

III-4 -L'apprentissage

L'apprentissage peut être considéré comme le problème de la mise à jour des poids des connexions au sein du réseau, afin de réussir la tâche qui lui est demandée. L'apprentissage est la caractéristique principale des RNA (Réseau de Neurones Artificiels) et il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles.

III- 4-1 -L'apprentissage supervisé :

Dans ce type d'apprentissage, le réseau s'adapte par comparaison entre le résultat qu'il a calculé, en fonction des entrées fournies, et la réponse attendue en sortie. Ainsi, le réseau va se modifier jusqu'à ce qu'il trouve la bonne sortie, c'est-à-dire celle attendue, correspondant à une entrée donnée.

III- 4-2 - L'apprentissage par renforcement :

Le renforcement est en fait une sorte d'apprentissage supervisé et certains auteurs le classe d'ailleurs, dans la catégorie des modes supervisés. Dans cette approche le réseau doit apprendre la corrélation entrée/sortie via une estimation de son erreur, c'est-à-dire du rapport échec/succès. Le réseau va donc tendre à maximiser un index de performance qui lui est fourni, appelé signal de renforcement. Le système étant capable ici, de savoir si la réponse qu'il fournit est correcte ou non, mais il ne connaît pas la bonne réponse.

III-4 -3 -L'apprentissage non-supervisé (ou auto-organisationnel) :

Dans ce cas, l'apprentissage est basé sur des probabilités. Le réseau va se modifier en fonction des régularités statistiques de l'entrée et établir des catégories, en attribuant et en optimisant une valeur de qualité, aux catégories reconnues.

III-4- 4 - Le mode hybride :

Le mode hybride reprend en fait les deux autres approches, puisque une partie des poids va être déterminée par apprentissage supervisé et l'autre partie par apprentissage non-supervisé.

III-5- Les méthodes d'apprentissage :

Dans les systèmes experts, les connaissances de l'expert ont une forme énumérée : elles sont exprimées sous forme de règles. Dans le cas des réseaux de neurones, les connaissances ont une forme distribuée : elles sont codées dans les poids des connexions, la topologie du réseau, les fonctions de transfert de chaque neurone, le seuil de ces fonctions, la méthode d'apprentissage utilisée. Il existe un certain nombre de méthodes d'apprentissage.

III-5-1 - Règle de correction d'erreurs :

Cette règle s'inscrit dans le paradigme d'apprentissage supervisé, c'est -à-dire dans le cas où l'on fournit au réseau une entrée et la sortie correspondante. Si on considère y comme étant la sortie calculée par le réseau, et d la sortie désirée, le principe de cette règle est d'utiliser l'erreur $(d-y)$, afin de modifier les connexions et de diminuer ainsi l'erreur globale du système. Le réseau va donc s'adapter jusqu'à ce que y soit égal à d . Ce Principe est notamment utilisé dans le modèle du perceptron simple.

III-5-2- Apprentissage de Boltzmann :

Les réseaux de Boltzmann sont des réseaux symétriques récurrents. Ils possèdent deux sous-groupes de cellules, le premier étant relié à l'environnement (cellules dites visibles) et le second ne l'étant pas (cellules dites cachées). Cette règle d'apprentissage est de type stochastique (= qui relève partiellement du hasard) et elle consiste à ajuster les poids des connexions, de telle sorte que l'état des cellules visibles satisfasse une distribution probabiliste souhaitée.

III-5-3- Règles de Hebb :

Cette règle, basée sur des données biologiques, modélise le fait que si des neurones, de part et d'autre d'une synapse, sont activés de façon synchrone et répétée, la force de la connexion synaptique va aller croissant. Il est à noter ici que l'apprentissage est localisé, c'est-à-dire que la modification d'un poids synaptique w_{ij} ne dépend que de l'activation d'un neurone i et d'un autre neurone j .

III-5-4 - Règle d'apprentissage par compétitions :

La particularité de cette règle, c'est qu'ici l'apprentissage ne concerne qu'un seul neurone. Le principe de cet apprentissage est de regrouper les données en catégories. Les patrons similaires vont donc être rangés dans une même classe, en se basant sur les corrélations des données, et seront représentés par un seul neurone, on parle de « winner-take-all ».

Dans un réseau à compétition simple, chaque neurone de sortie est connecté aux neurones de la couche d'entrée, aux autres cellules de la couche de sortie (connexions inhibitrices) et à elle-même (connexion excitatrice). La sortie va donc dépendre de la compétition entre les connexions inhibitrices et excitatrices.

III - 6 – CONCLUSION

Dans ce chapitre, nous avons présenté les notions essentielles des réseaux de neurones artificiels, et les différentes méthodes d'apprentissages employées, afin d'obtenir des outils de représentation plus précises et bien adaptées aux situations des processus non linéaire.

CHAPITRE IV

Identification et commande par réseaux de neurones

IV-1- INTRODUCTION

La plupart des commandes utilisant un réseau de neurones en tant que contrôleur se distinguent par une étape d'identification et une étape de contrôle. L'identification consiste à élaborer un modèle neuronal qui est une estimation du processus à commander : et cela au moyen d'une phase d'apprentissage. Celle-ci peut être soit préalable (hors ligne), ou bien elle peut se faire intégralement en ligne. La commande utilise les connaissances acquises pendant la phase d'identification et/ou de l'apprentissage en ligne pour élaborer des signaux de commande. Un apprentissage en ligne, pendant la commande du système, est intéressant si des perturbations viennent affecter le processus ou son environnement [15] [16].

IV-2- IDENTIFICATION DES PROCESSUS PAR RESEAUX DE NEURONES

Le principe de l'identification par réseau neuronaux consiste à substituer les modèles paramétriques classiques par des modèles neuronaux, c'est-à-dire proposer un modèle établissant une relation entre son entrée et sa sortie et à déterminer, à partir du couple des signaux d'entrée-sortie.

Il comporte deux raisons importantes nous motivent [17] :

- prédire le comportement d'un système pour différentes conditions de fonctionnement;
- élaborer une loi de commande à appliquer au processus, pour qu'il réalise l'objectif assigné.

Nous citerons deux techniques d'identification à base de réseaux de neurones multicouches : la méthode d'identification directe et la méthode d'identification inverse.

IV-2-1- Identification directe

La figure (IV.1) montre le schéma général d'identification directe d'un processus. Sur cette figure, le réseau de neurones identificateur RNI est utilisé en parallèle avec un processus de type boîte noire. La sortie du processus, y , est comparée avec la sortie du réseau de neurones \hat{y} , puis l'erreur $e=y-\hat{y}$ est utilisée afin d'affiner les paramètres du système neuronal.

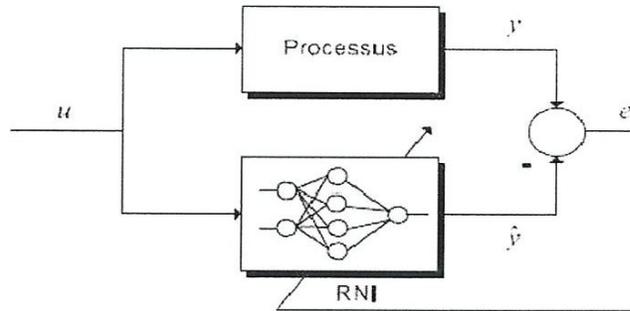


Fig. IV.1: Schéma d'identification directe d'un processus par réseau de neurones.

Pour considérer l'aspect dynamique du système, on a le choix d'utiliser les réseaux de neurones récurrents, ou bien d'accroître les entrées du réseau de neurones avec les signaux correspondants aux valeurs antérieures des entrées et des sorties.

En considérant l'aspect dynamique du système, l'équation différentielle de la sortie y à l'instant $t + 1$ peut être écrite de la façon suivante :

$$y(t+1) = f(y(t), \dots, y(t-n+1), \dots, u(t), \dots, u(t-m+1)) \quad (IV.1)$$

où $y(t+1)$ est la sortie du processus à l'instant $t+1$ et f est la fonction non linéaire régissant le fonctionnement du processus. Cette fonction dépend des sorties antérieures jusqu'à l'ordre n et des entrées antérieures jusqu'à l'ordre m du processus.

La sortie $\hat{y}(t+1)$ du réseau de neurones à l'instant $t+1$ est décrite comme suit :

$$\hat{y}(t+1) = \hat{f}(y(t), \dots, y(t-n+1), \dots, u(t), \dots, u(t-m+1)) \quad (IV.2)$$

Où : \hat{f} représente la fonction d'approximation non-linéaire de la fonction f du processus. La sortie du réseau de neurones $\hat{y}(t+1)$ dépend des sorties et entrées antérieures du processus respectivement jusqu'aux ordres n et m . Elle ne dépend pas des sorties antérieures du réseau de neurones.

Si la sortie de l'identificateur neuronal se rapproche de celle du processus après quelques itérations d'apprentissage, alors nous pouvons l'utiliser comme entrée du réseau.

On aura ceci

$$\hat{y}(t+1) = \hat{f}(\hat{y}(t), \dots, \hat{y}(t-n+1), \dots, u(t), \dots, u(t-m+1)) \quad (IV.3)$$

Lorsque le système est soumis à des perturbations, l'architecture de l'équation (IV.3) procure de meilleures performances que celle de l'équation (IV.2)

IV-2-2- Identification inverse

Dans cette méthode, l'entrée du processus est comparée avec la sortie de l'identificateur neuronal RNI et la sortie du processus est injectée comme entrée du réseau de neurones (figure IV.2).

Après un apprentissage hors-ligne du modèle inverse, le RNI peut être configuré afin d'assurer un contrôle directe du processus.

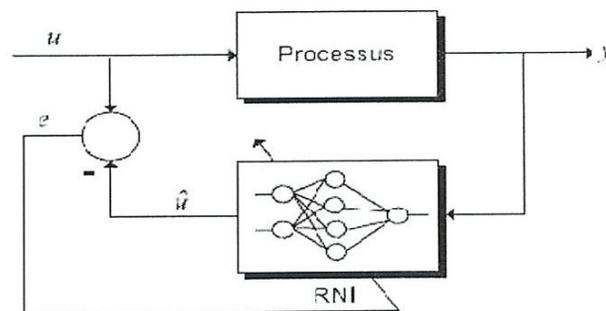


Fig. IV.2: Schéma d'identification inverse d'un processus avec un réseau de neurones.

IV-3- COMMANDE DES PROCESSUS PAR RESEAUX DE NEURONES

La littérature scientifique fait mention de différentes architectures de commande. Les plus simples se basent sur l'apprentissage d'un contrôleur conventionnel déjà existant, d'autres opèrent un apprentissage hors-ligne du modèle inverse du processus ou d'un modèle de référence et enfin, d'autres travaillent complètement en ligne.

IV-3-1- Apprentissage d'un contrôleur conventionnel

Un réseau de neurones peut reproduire le comportement d'un contrôleur conventionnel déjà existant (PI, PID, RST, ...) grâce à ses facultés d'apprentissage et d'approximation. Il suffit de le soumettre à un apprentissage hors ligne pendant une phase d'identification directe en considérant que le contrôleur est lui-même un processus. La figure IV.3 montre le principe de l'identification directe d'un contrôleur conventionnel.

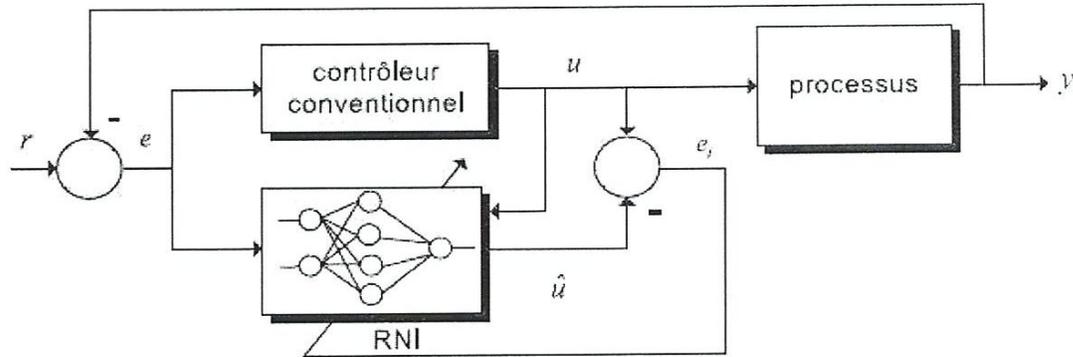


Fig .IV.3: Schéma d'identification directe d'un contrôleur conventionnel avec un RNI.

Le but de cette architecture n'est pas de perfectionner les performances du contrôleur conventionnel déjà existant, mais de s'affranchir des contraintes d'implémentations matérielles que peuvent nécessiter certains régulateurs. La méthode de régulation de type RST par exemple est reconnue pour ses bonnes performances en commande mais elle pose de sérieux problèmes en intégration numérique.

IV-3-2- Commande inverse avec apprentissage en ligne

Le principe de cette commande repose sur une d'identification par modèle inverse [18]. La figure IV.4 représente le schéma de commande inverse avec un (RNC). Cette architecture reprend le même principe que celui de l'identification inverse montrée dans la figure IV.2 En effet, L'entrée de référence r est comparée à la sortie y du processus pour former l'erreur de poursuite, $e = r - y$ qui sert à modifier les paramètres du réseau. Après avoir appris le modèle inverse, le neuro-contrôleur délivre la sortie u du RNC qui est la commande injectée en entrée du processus, l'erreur est alors nulle et la sortie y est égale à la référence r . Ce principe est identique au RNI de la figure IV.3 ou lorsque l'apprentissage du modèle inverse est accompli, la sortie du RNI est égale à l'entrée du processus. L'avantage de la commande inverse avec un RNC est le suivi en temps réel de l'évolution du processus, car l'apprentissage est réalisé en ligne.

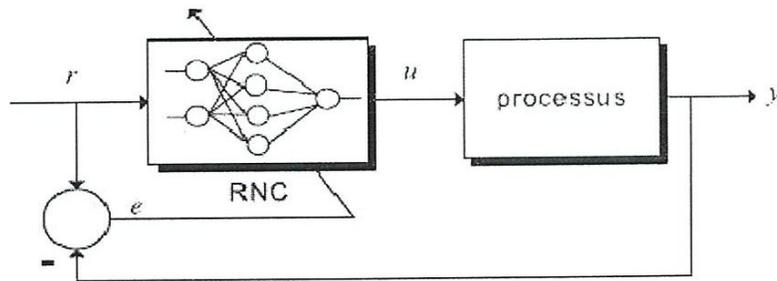


Fig IV.4: Schéma de commande inverse avec un RNC.

Comme les performances de cet organe de commande dépendent étroitement de la fidélité du modèle inverse, la stabilité et le niveau de performance ne sera pas garanti dans le cas où le modèle inverse n'existe pas ou s'il est difficile à trouver.

IV- 4 - CONCLUSION

Nous avons présenté dans ce chapitre les différentes structures de l'identification et le contrôle de processus pour la synthèse de lois de commandes. Il existe deux techniques d'identification : la méthode d'identification directe et la méthode d'identification inverse. Nous avons citées dans ce chapitre deux méthodes de commandes, la première se base sur un apprentissage on-ligne d'un contrôleur conventionnel, par contre l'apprentissage employé dans le deuxième est hors-ligne du modèle inverse du processus ou d'un modèle de référence.

CHAPITRE V

Simulation

V-1- Introduction

Dans ce chapitre, on s'intéresse à l'identification de la dynamique du four électrique avec les trois éléments qui le compose, à savoir son circuit de puissance à Triacs, sa plaque chauffante et son capteur de température, utilisant la méthode des réseaux de neurones artificiels. Nous avons adopté cette méthode basée sur la théorie des réseaux de neurones artificiels sachant que la dynamique du four avec son capteur et actionneur se présente sous la forme d'un système non linéaire.

V-2- Courbe de réponse du four électrique via son capteur de température

Nous allons aborder la partie expérimentale [19] qui consiste à relever la courbe de réponse décrivant la dynamique du système disponible. Le schéma synoptique de la structure ayant servi à l'acquisition de la réponse temporelle du four est présenté en figure (V.1).

Cet ensemble est constitué des éléments suivants :

- Module générateur de signal consigne température bloc (1).
- Logique de contrôle de Triac à fin de générer l'impulsion de gâchette bloc (2).
- Les blocs (4) et (5) correspondent à la résistance chauffante avec un bac métallique pouvant contenir le liquide à chauffer.
- Les blocs (6), (7) et (8) représentent respectivement le capteur avec son circuit de conditionnement ainsi que l'oscilloscope à mémoire ayant suivi à l'enregistrement de la courbe de réponse.

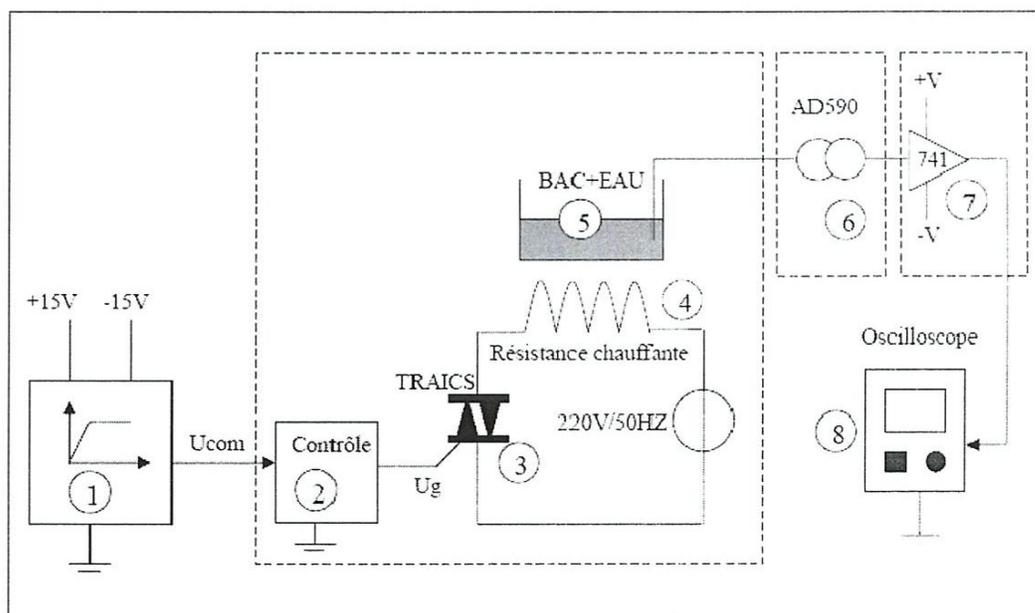


Figure V.1 : Schéma synoptique ayant servi à l'acquisition de la réponse temporelle du four.

Le signal de consigne U_{com} que nous avons choisi correspond a une rampe de 5V avec un temps de montée d'environ d'une seconde. L'allure de U_{com} est représentée en figure (V.2). Pour aborder la partie identification, nous avons exploité les données fournies par l'oscilloscope en construisant la courbe de réponse sur l'ordinateur. Cette variable température est représentée en figure (V.3).

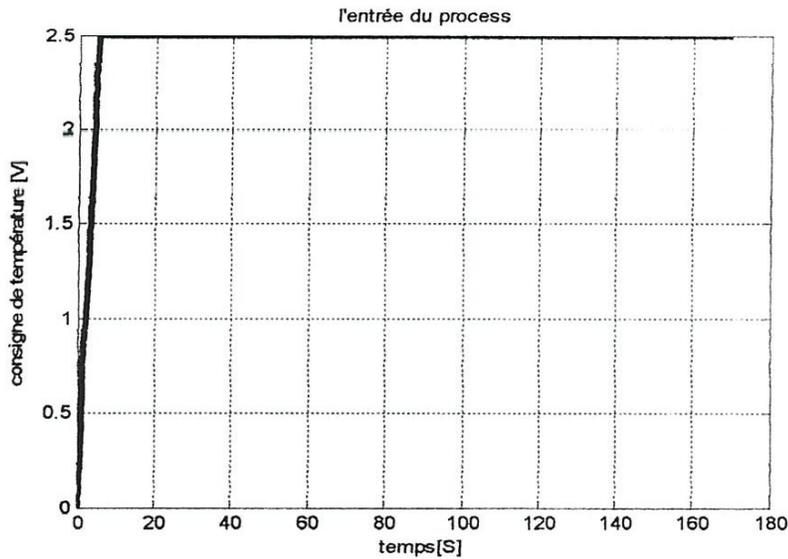


Figure V.2 : Courbe du signal de consigne.

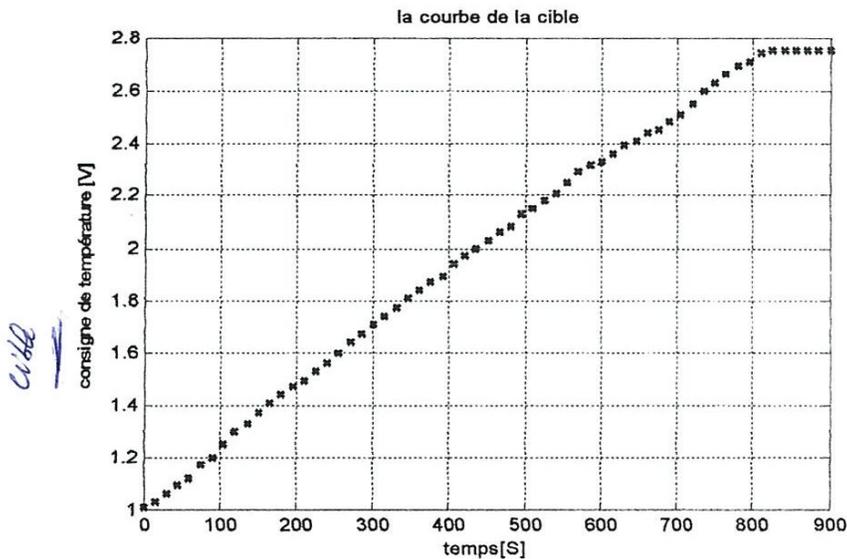


Figure V.3 : Courbe de la cible.

V-3 -Présentation du réseau ayant servi à l'identification [20][21] :

Actuellement il n'y a pas de méthode qui permet de définir le nombre de couches ainsi que le nombre de neurones nécessaire pour identifier un système donné. De manière générale la méthode consiste à utiliser, par défaut, une couche d'entrée et une couche de sortie avec un minimum de neurones type perceptron (PMC). Après apprentissage et adaptation des poids synaptiques (W) et des biais (b) et dans le cas où l'algorithme retenu ne converge pas, il est nécessaire d'enrichir le réseau avec une ou plusieurs couches cachées et d'adapter des algorithmes d'apprentissage plus performants comme celui du gradient à coefficient d'apprentissage variable.

Notre stratégie d'identification consiste à définir le modèle neuronal du four avec les trois éléments qui le compose, à savoir son circuit de puissance à triac, sa plaque chauffante et son capteur de température. Dans notre cas nous exploitons les grandeurs réelles (entrées/sorties) du four obtenues en figures (V.2) et (V.3) comme signaux de Références nécessaires à notre base d'apprentissage.

Plusieurs architectures peuvent être envisagées, en ce qui concerne les structures qui nous semblent les plus intéressantes, et après avoir étudié plusieurs configurations nous avons retenu la structure à perceptron multicouche.

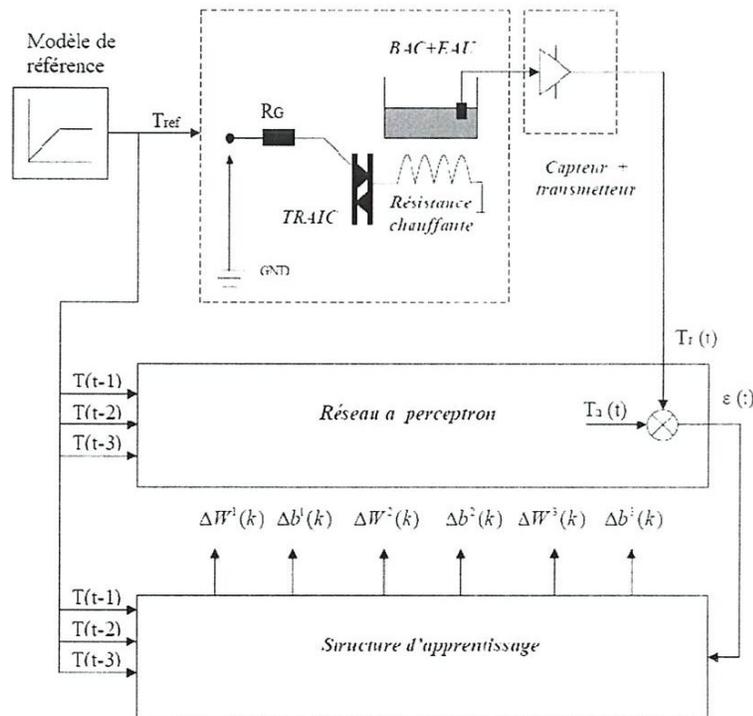


Figure V.4 : Structure à perceptron à une seule couche cachée avec apprentissage par rétro propagation.

V-4- Résultat de simulation :

Après avoir fixé la structure de notre réseau, nous avons utilisé le logiciel **MATLAB** (partie réseaux de neurones) en adoptant comme algorithme d'apprentissage celui du gradient (voir annexe). Pendant le processus d'apprentissage nous avons utilisé le signal issu du capteur AD590 comme donnée de référence (figure V.2). Les résultats de simulation nous ont permis de construire la courbe de réponse $T_n(t)$ générée par le réseau représenté en figure (V.5).

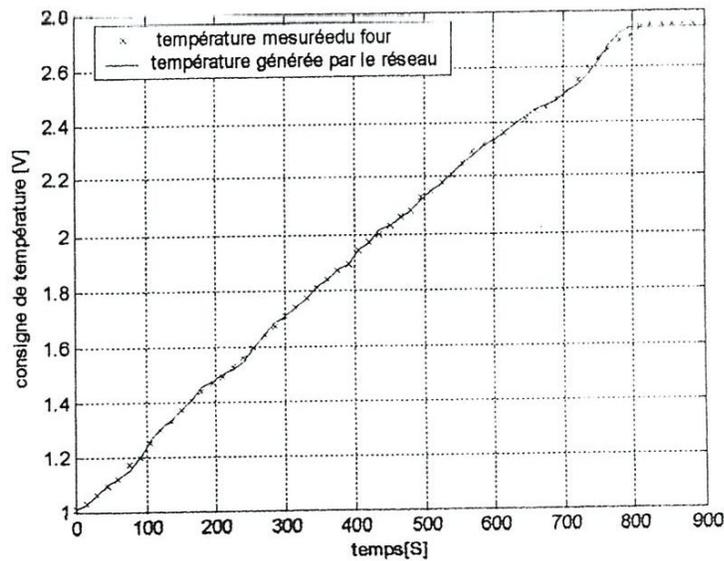


Fig.V.5 : Courbes de réponse du système réel et celle du modèle neuronal

La courbe suivante représente la variation de l'erreur en fonction du nombre d'itération.

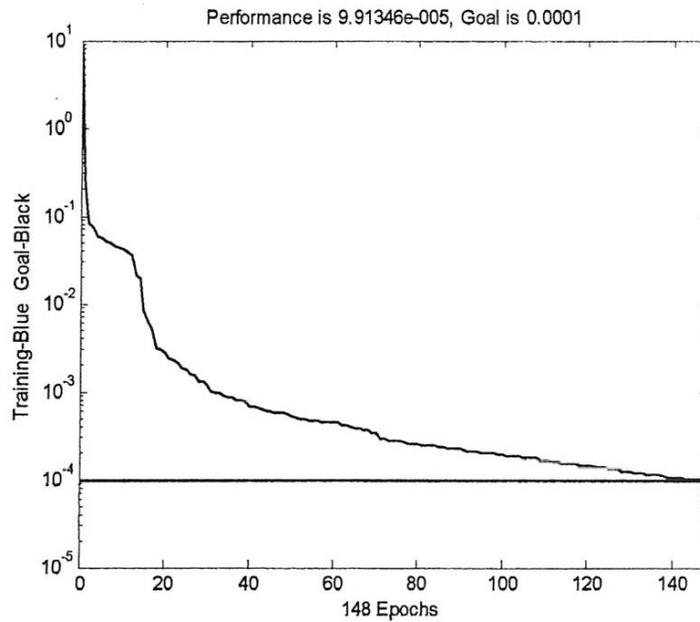


Figure V.6 : Variation de l'erreur de l'identification en fonction du nombre d'itération.

V- 5- Conclusion

Dans ce chapitre on a présenté le système four avec ses trois composantes, à savoir son circuit de puissance, sa plaque chauffante et son capteur de température. Pour faire l'identification du four, on a choisi un réseau de neurone de type perceptron avec une seule couche cachée. La méthode d'apprentissage utilisée est celle de rétro propagation du gradient de l'erreur. Les résultats de simulation ont montré que l'algorithme converge après 150 itérations avec une erreur de 10^{-4} et la réponse du système réel ainsi que celle du réseau sont presque confondues. Pour passer à la commande, on doit choisir un des modèles expliqués dans le chapitre IV.

CONCLUSION GENERALE

Dans ce présent travail, notre objectif était l'utilisation des nouvelles stratégies de commande afin d'améliorer le control et le maintien de la température du four électrique ventilé. Ces stratégies devraient faire face d'une manière efficace aux perturbations extérieures et aux variations des paramètres du système contrôlé.

Notre attention s'est fixée sur la commande et le maintien de la température du four électrique ventilé en utilisant un contrôleur à base de réseaux de neurones. Ces derniers sont des techniques puissantes de traitement non-linéaire de données et qui ont fait leurs preuves dans de nombreux domaines d'application à caractère industriel.

En définitif, nous encourageons d'autres chercheurs pour nous compléter car ce travail contient quelques imperfections.

Annexe 1 : Tableau récapitulatif des différents types d'apprentissages

Paradigme	Règle d'apprentissage	Architecture	Algorithme	Tâches
Supervisé	Correction d'erreur	Perceptron Simple ou Multi-Couches	Perceptron, Rétro- Propagation, Adaline, Madaline	Classification, Approximation de fonctions, Prédiction, Contrôle
	Hebb	Multi-Couches non bouclés	Analyse de discriminants linéaires	Analyse de données, Classification
	par compétition	à compétition	LVQ	Catégorisation au sein d'une classe, Compression de données
		ART	ARTMap	Classification, Catégorisation au sein d'une classe
Non supervisé	Correction d'erreur	Multi-couches non bouclé	Projection de Sammon	Analyse de données
	Hebb	Non bouclé ou à compétition	analyse en composantes principales	Analyse de données, compression de données
	par compétition	à compétition	VQ	Catégorisation, Compression de données
		Cartes de Kohonen	SOM	Catégorisation, Analyse de données
		ART	ART-1, ART-2	Catégorisation
Hybride	Correction d'erreur et par compétition	RBF	RBF	Classification, Approximation de fonctions, Prédiction, Contrôle

Annexe 2 : programme pour l'identification de la dynamique du four

```
% programme pour l'identification de la dynamique du four :
clc
clear
close

% l'entrée du sytème :
t=[0 0.9 1.6 2.5 3.5 4.5 4.8 5 10 15 20 25 30 35 40 45 50 55 60 65 70
75 80 85 90 95 100 105 110 115 120 125 130 135 140 145 150 155 160 165
170];
u1=[0 0.4 0.8 1.2 1.6 2 2.3 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5
2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5
2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5
2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5
2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5 2.5];
ue=u1(1,1:41);
u=u1';
figure(1);
plot(t,ue);grid
title('l'entrée du process')
xlabel('temps[S]')
ylabel('consigne de température [V]')

% la cible de température :
ym=[1.01 1.02 1.03 1.03 1.04 1.05 1.06 1.07 1.07 1.09 1.1 1.11 1.12
1.14 1.16 1.17 1.18 1.19 1.2 1.22 1.23 1.25 1.27 1.28 1.3 1.31 1.32
1.33 1.34 1.36 1.37 1.38 1.39 1.41 1.42 1.43 1.44 1.45 1.46 1.47 1.48
1.48 1.49 1.51 1.52 1.53 1.53 1.55 1.56 1.57 1.59 1.6 1.62 1.63 1.64
1.65 1.66 1.67 1.69 1.7 1.71 1.73 1.73 1.74 1.75 1.76 1.77 1.79 1.8
1.81 1.82 1.83 1.84 1.86 1.87 1.87 1.88 1.88 1.89 1.91 1.93 1.94 1.95
1.96 1.97 1.97 1.98 2.0 2.01 2.03 2.03 2.04 2.05 2.06 2.07 2.07 2.08
2.1 2.12 2.13 2.14 2.15 2.15 2.16 2.16 2.18 2.19 2.2 2.21 2.23 2.24
2.25 2.26 2.28 2.29 2.3 2.31 2.32 2.32 2.33 2.33 2.34 2.35 2.36 2.37
2.38 2.39 2.39 2.4 2.41 2.42 2.43 2.44 2.45 2.46 2.45 2.45 2.45 2.48
2.49 2.5 2.51 2.53 2.54 2.55 2.57 2.58 2.6 2.6 2.6 2.63 2.64 2.65 2.66
2.67 2.68 2.69 2.7 2.71 2.71 2.72 2.74 2.74 2.73 2.75 2.75 2.75 2.75]
```

ANNEXE

```
2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 2.75
2.75 2.75 2.75 2.75 2.75 ];
x0=ym(1:3:183);
T=0:15:900;
figure(2);
plot(T,x0,'*r');grid
title('la courbe de la cible')
xlabel('temps[S]')
ylabel('consigne de température [V]')

% modele a perceptpon multicouches :
net=newff([-1.01 1.01;-1.01 1.01;-1.01 1.01;-1.01 1.01;-1.01 1.01;-
1.01 1.01;-1.01 1.01;-1.01 1.01;-1.01 1.01;-1.01 1.01;-1.5
1.5;-1.5 1.5;-1.5 1.5;-1.5 1.5;-1.5 1.5;-1.5 1.5;-1.5 1.5;-
1.5 1.5;-2 2;-2 2;-2 2;-2 2;-2 2;-2 2;-2 2;-2 2;-2 2;-2 2;-
2.3 2.3;-2.3 2.3;-2.3 2.3;-2.3 2.3;-2.3 2.3;-2.3 2.3;-2.75
2.75;-2.75 2.75;-2.75 2.75;- 2.75 2.75;-2.75 2.75;-2.75 2.75;-2.75
2.75;-2.75
2.75;],[3,10,7,1],{'tansig','tansig','logsig','purelin'},'traincb');
net=init(net);
net.trainparam.epochs=400;
net.trainparam.show=10;
net.trainparam.goal=0.0001;
q=length(x0);
p1=zeros(3,q);
pause
p1(1,1:q)=u1(1,1:q);
p1(2,2:q)=u1(1,1:(q-1));
p1(3,3:q)=u1(1,1:(q-2));
p1(4,4:q)=u1(1,1:(q-3));
p1(5,5:q)=u1(1,1:(q-4));
p1(6,6:q)=u1(1,1:(q-5));
p1(7,7:q)=u1(1,1:(q-6));
p1(8,8:q)=u1(1,1:(q-7));
p1(9,9:q)=u1(1,1:(q-8));
p1(10,10:q)=u1(1,1:(q-9));
p1(11,11:q)=u1(1,1:(q-10));
```

ANNEXE

```
p1(12,12:q)=u1(1,1:(q-11));
p1(13,13:q)=u1(1,1:(q-12));
p1(14,14:q)=u1(1,1:(q-13));
p1(15,15:q)=u1(1,1:(q-14));
p1(16,16:q)=u1(1,1:(q-15));
p1(17,17:q)=u1(1,1:(q-16));
p1(18,18:q)=u1(1,1:(q-17));
p1(19,19:q)=u1(1,1:(q-18));
p1(20,20:q)=u1(1,1:(q-19));
p1(21,21:q)=u1(1,1:(q-20));
p1(22,22:q)=u1(1,1:(q-21));
p1(23,23:q)=u1(1,1:(q-22));
p1(24,24:q)=u1(1,1:(q-23));
p1(25,25:q)=u1(1,1:(q-24));
p1(26,26:q)=u1(1,1:(q-25));
p1(27,27:q)=u1(1,1:(q-26));
p1(28,28:q)=u1(1,1:(q-27));
p1(29,29:q)=u1(1,1:(q-28));
p1(30,30:q)=u1(1,1:(q-29));
p1(31,31:q)=u1(1,1:(q-30));
p1(32,32:q)=u1(1,1:(q-31));
p1(33,33:q)=u1(1,1:(q-32));
p1(34,34:q)=u1(1,1:(q-33));
p1(35,35:q)=u1(1,1:(q-34));
p1(36,36:q)=u1(1,1:(q-35));
p1(37,37:q)=u1(1,1:(q-36));
p1(38,38:q)=u1(1,1:(q-37));
p1(39,39:q)=u1(1,1:(q-38));
p1(40,40:q)=u1(1,1:(q-39));
p1(41,41:q)=u1(1,1:(q-40));
p1(42,42:q)=u1(1,1:(q-41));
p1(43,43:q)=u1(1,1:(q-42));
p1(44,44:q)=u1(1,1:(q-43));
p1(45,45:q)=u1(1,1:(q-44));
p1(46,46:q)=u1(1,1:(q-45));
p1(47,47:q)=u1(1,1:(q-46));
pause
```

ANNEXE

```
net=train(net,p1,x0);  
y1=sim(net,p1)  
pause  
plot(T,x0,T,y1,'*');grid  
xlabel('temps[S]')  
ylabel('consigne de température [V]')
```