

Université MUSTAPHA Stambouli

Mascara



جامعة مصطفى اسطمبولي

معسكر

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département d'Electrotechnique

THESE de DOCTORAT Es Sciences

Spécialité Electrotechnique

Intitulée

Commande intelligente d'un four à résistance

Présentée par : KADA Benyekhlef

Le.....03.../...10.../2022...

Devant le jury :

Président	BENMIMOUN Youcef	Professeur	Université de Mascara
Examineur	CHAKER Abdelkader	Professeur	ENP d'Oran
Examineur	TAHOUR Ahmed	Professeur	ESSA, Tlemcen
Examineur	BOUANANE Abdelkrim	MCA	Université de Saida
Encadreur	ELKEBIR Abdelkader	Professeur	Université de Mascara
Co-Encadreur	CHAOUCH Djamel Eddine	MCA	Université de Mascara
INVITE	AZZEDINE Hocine Abdelhak	MCA	Université de Mascara

A

mes enfants Asmaa, amel , Manel, Mohmoud et Abdelletiff zakaria que Dieu les protège.

J'adresse mes remerciements les plus vifs à ma femme pour sa patience et sa compréhension durant toutes ces années de préparation de ma thèse.

La mémoire de mon défunt père, il aurait été si fière

La mémoire de ma défunte mère Allah yarhamha

La mémoire de ma première très chère femme Allah yarhamha

Remerciements

Avant tout, mes remerciements vont à Allah le tout puissant qui m'a aidé à faire ce travail et qui m'a donné le courage, la patience et la santé durant toutes ces longues années d'étude afin que je puisse arriver à ce niveau.

Je tiens à exprimer toute ma reconnaissance à mon Directeur de thèse Monsieur ELKEBIR Abdelkader, professeur à l'université de Mascara. Je le remercie de m'avoir encadré, orienté, aidé et conseillé. Je le remercie pour tout ce qu'il m'a appris et surtout pour ses leur patience et leurs encouragements tout au long de ce travail et de compréhension tout au long des années de de mon doctorat.

Mes sincères remerciements vont à Monsieur CHAOUCH Djamel-Eddine Maitre de conférences pour avoir codirigé ce travail et pour leurs nombreux conseils ainsi que leur soutien tout au long de cette thèse.

Je tiens également à remercier Monsieur BENMIMOUN Youcef, Professeur à l'Université de Mascara, pour l'honneur qu'il m'a fait en acceptant de présider les jurés. Mes profonds remerciements à CHAKER Abdelkader, Professeur à Ecole Nationale supérieure Polytechnique d'Oran, à Monsieur TAHOUR Ahmed, Professeur à Ecole supérieure en science appliquée Tlemcen, à Monsieur BOUANANE Abdelkrim, Maitre de conférences à l'Université de SAIDA, pour l'honneur qu'ils m'ont fait en acceptant de juger mon travail.

Je remercie monsieur Azzeddine Hocine Abdelhak Maitre de conférences pour avoir accepté de faire partie du jury (invité), pour son soutien et son aide.

Je ne peux me permettre d'oublier le soutien indéfectible de mes collègues et amis : Monsieur Pr : AMRANI Bouhaloune, Monsieur Pr : BENYOUCEF Madani, Monsieur Dr LARBAOUI Ahmed et Monsieur BELGHAIYOU Ahmed ingénieur du Labo. Je les remercie et tous les collègues du département d'électrotechnique de l'université de Mascara qui ont contribué de près ou de loin à l'achèvement de ce travail.

Table de Matières

Introduction générale.....	1
1 Chapitre 1 : Etat de l'art des fours électriques.....	5
1.1 Introduction	5
1.2 Définition du four.....	5
1.3 Description du four électrique à résistances	5
1.3.1 Conduction (conductivité).....	6
1.3.2 Convection.....	7
1.3.3 Rayonnement.....	8
1.4 Différents types des fours.....	8
1.4.1 Les fours de cuisines	8
1.4.2 Les fours de poteries.....	8
1.4.3 Les fours solaires.....	9
1.4.4 Fours à microondes	9
1.4.5 Les fours de laboratoires	9
1.5 Source d'énergie.....	10
1.5.1 Un combustible (gaz naturel....)	10
1.5.2 De l'électricité	10
1.5.3 Du rayonnement solaire (four solaire).....	10
1.6 Les fours industriels	11
1.6.1 Les fours de l'industrie sidérurgique.....	11
1.6.2 Les fours de l'industrie verrière	11
1.6.3 Les fours de cimenterie	12
1.6.4 Les fours des industries céramiques et des produits réfractaires.....	12
1.6.5 Fours à wagonnets	13
1.6.6 Les fours à soles fixes	14
1.6.7 Fours à sole mobile.....	14
1.6.8 Fours à chaînes et à convoyeur.....	15
1.7 Classification des fours industriels.....	15

1.7.1	Fours à haute et basse température.....	16
1.7.2	Fours à haute température	16
1.8	Choix du mode de chauffage.....	17
1.9	Usage du four en fonction du domaine de température.....	17
1.10	Avantages des fours électriques à résistances	18
1.11	L'intérêt économique des fours électriques.....	18
1.12	Conclusion.....	19
2	Chapitre II : Commande classique et PL basé sur KSR appliqué sur des Fours électriques à résistance	20
2.1	Four à chauffage indirect.....	20
2.1.1	Introduction :	20
2.1.2	Caractéristiques des fours à résistances.....	21
2.1.3	Puissance des fours à résistances.....	21
2.1.4	Différents paramètres constituant le processus	22
2.2	Modélisation du four électrique à résistance	23
2.3	Modèle du four à résistance et commande en boucle ouverte.....	25
2.3.1	Résultats de simulation.....	25
2.3.2	Interprétation des résultats.....	26
2.4	Asservissement de la température du four électrique.....	26
2.4.1	Structure d'un système en boucle fermée	27
2.5	Choix des gains du Régulateur Proportionnelle Intégrale Dérivée	29
2.5.1	Modèle du four en boucle fermée.....	30
2.5.2	Résultats de la simulation.....	31
2.5.3	Interprétation des résultats :.....	32
2.6	Régulateur intégral avec compensation des pôles et zéros.....	32
2.6.1	Résultats de simulation.....	33
2.6.2	Interprétation des résultats.....	33
2.7	La commande par retour d'état.....	34
2.7.1	Représentation d'état discrète du four.....	34
2.8	Commande d'un four placement de pôles	36
2.8.1	Application	37

2.8.2	Schéma global de la simulation	39
2.8.3	Résultats de la simulation.....	40
2.8.4	Interprétation des résultats.....	40
2.9	Commande d'un four par retour d'état avec intégration	41
2.9.1	Résultats de simulation.....	42
2.9.2	Interprétation des résultats.....	43
2.10	Commande d'un à four à résistance électrique utilisant le restructeur stochastique de Kalman	43
2.10.1	Développement de l'algorithme du filtre de kalman discret	44
2.10.2	Discussion	46
2.10.3	Résultats de simulations	47
2.10.4	Interprétation des résultats.....	49
2.11	Conclusion.....	49
3	Chapitre 3 : Commande neuronale direct avec modèle inverse en utilisant le perceptron multicouche	51
3.1	Introduction	51
3.2	Les réseaux de neurones artificiels.....	51
3.3	Neurone formel.....	52
3.4	Structures de connexions des neurones	53
3.4.1	Les réseaux de neurones non bouclés.....	53
3.4.2	Les réseaux de neurones bouclés.....	55
3.5	Domaines d'application.....	55
3.5.1	Modélisation de processus.....	55
3.5.2	La détection d'anomalies.....	56
3.5.3	Reconnaissance de formes.....	56
3.5.4	L'économie et la finance	56
3.5.5	Commande de processus	56
3.6	Apprentissage des réseaux de neurones	56
3.6.1	Définition.....	56
3.6.2	Choix de la fonction coût	57
3.6.3	Critères d'arrêt de l'apprentissage.....	57

3.7	Commande par modèle inverse neuronale	58
3.7.1	Introduction	58
3.7.2	Synthèse d'une commande neuronale par inversion du modèle du processus	58
3.7.3	Organigramme des étapes de la commande neuronale avec modèle inverse	59
3.7.4	Principe de la commande du four par modèle inverse neuronal.....	60
3.7.5	Schéma de la simulation entres sortie pour l'apprentissage du réseau :	61
3.7.6	Affichage des signaux sortie et de commande	61
3.7.7	Mise en équation des différents phénomènes physiques intervenant dans le procédé	62
3.7.8	Résultats de la simulation.....	63
3.7.9	Interprétation des résultats.....	66
3.7.10	Commande avec modèle inverse neuronal du four à résistance	66
3.7.11	Schéma global de la simulation	67
3.7.12	Résultat de la simulation	67
3.7.13	Interprétation des résultats.....	69
3.7.14	Conclusion.....	70
4	Chapitre 4 commande adaptative	71
4.1	Historique	71
4.2	Introduction	71
4.3	Commande RST adaptative basée sur le placement des pôles :	72
4.3.1	Régulateur polynomial RST	72
4.3.2	Commande polynomiale de type RST.....	73
4.3.3	Principe de régulateur RST	73
4.3.4	Calcul des polynômes R et S	74
4.3.5	Calcul du polynôme T :	75
4.3.6	Equation Diophantine :	76
4.3.7	Méthode de moindre carrées récursifs.....	78
4.3.8	Calcul de la loi de Commande RST (application)	79
4.3.9	Résultats de simulation.....	82
4.3.10	Interprétation des résultats de simulation	83

4.4	Commande adaptative neuronale directe et indirecte	83
4.4.1	Introduction:	83
4.4.2	Classification des schémas de commande neuronale	84
4.4.3	Système de commande adaptative	86
4.5	Commande adaptative à modèle de référence	87
4.5.1	Commande adaptative directe	87
4.5.2	Commande adaptative indirecte	87
4.5.3	Commande par réseau de neurones	88
4.6	Commande adaptative neuronale	90
4.6.1	Commande adaptative indirecte	90
4.6.2	Commande adaptative directe	91
4.7	Application	93
4.7.1	Commande adaptative neuronale indirect :	93
4.7.2	Commande adaptative neuronale directe.....	100
4.7.3	Comparaison entre la commande adaptative directe et indirecte :	105
4.7.4	Conclusion.....	106
4.8	C1 : Systèmes non linéaire dépend et indépendant du temps.....	124
5	C2 : Fonction de Lyapunov	124
6	C3 : Stabilité.....	124
	Conclusion générale et perspectives.....	116
	Références bibliographiques.....	119

Liste des figures

Figure 1.1: Schéma d'un four à résistance	6
Figure 1.2: schéma du transfert de chaleur	6
Figure 1.3: schéma du transfert de chaleur convectif.....	7
Figure 1.4: Schéma du transfert de chaleur radiatif	8
Figure 1.5: Four à moufle 1100°C	9
Figure 1.6: différents types de combustion	10
Figure 1.7: Schéma de source d'énergie solaire.....	11
Figure 1.8: Four sidérurgique.....	11
Figure 1.9: Four de l'industrie verrière.	12
Figure 1.10: Four d'industrie céramique et des produits réfractaires	13
Figure 1.11: Schéma d'un four à Wagonnets.....	13
Figure 1.12: four à Wagonnets.....	13
Figure 1.13: Schéma d'un four à chambre à sole fixe.....	14
Figure 1.14: Schéma d'un four à sole mobile	14
Figure 1.15: Schéma d'un four avec transporteur à chaîne.....	15
Figure 2.1: Schéma de la chambre de résistance à chaleur indirecte	20
Figure 2.2: Représentation schématique d'un four à résistance.....	21
Figure 2.3: Processus d'un four ventilé.....	23
Figure 2.4: Schéma électrique du four	23
Figure 2.5: Schéma fonctionnel du four.....	24
Figure 2.6: Commande en boucle ouverte d'un four à résistance.....	25
Figure 2.7: Réponse du four à un échelon de tension	25
Figure 2.8: Réponse du four à un échelon de température.....	26
Figure 2.9: Asservissement de la température d'une pièce	27
Figure 2.10: Structure d'un système régulé	27
Figure 2.11: Schéma d'un thermocouple	28
Figure 2.12: Caractéristiques idéalisées ($T_a = 0^\circ\text{C}$)	28
Figure 2.13: Régulateur PID en boucle fermé.....	29
Figure 2.14: Schéma de simulation de la commande PID	30
Figure 2.15 : Réponse d'un four pour signal échelon	31
Figure 2.16: Réponse d'un four pour signal échelon_ sinusoïdale	31
Figure 2.17 : Réponse d'un four pour signal échelon _dent de scie	32
Figure 2.18: Schéma de simulation de la commande intégral avec compensation des pôles et Zéro	32
Figure 2.19: Réponse du four avec un temps de réponse amélioré.....	33
Figure 2.20: signal de commande	33
Figure 2.21: Schéma fonctionnel du four.....	34
Figure 2.22: Commande placement des pôles d'un four à résistance.....	39
Figure 2.23: Schéma de consigne V_c et V_m	40
Figure 2.24: Commande d'un four placement de pôles four (quantité de chaleur) [23].....	40
Figure 2.25: Commande d'un four par retour d'état [23] [26].....	41
Figure 2.26: Placement des pôles avec retour d'état intégration pour la mesure V_m	42

Figure 2.27: Commande d'un four placement de pôles avec intégrateur mesure de puissance (Quantité de chaleur pour une température de consigne de 100°)	43
Figure 2.28: Estimation de mesure.....	45
Figure 2.29: Algorithme avec un correcteur hybride	46
Figure 2.30: Réponse du reconstructeur stochastique de Kalman en utilisant le contrôleur PL [23]	47
Figure 2.31: Filtre de kalman vectoriel reconstruit sans bruit.....	47
Figure 2.32: Quantité de chaleur estimée avec filtre de Kalman avec bruit	48
Figure 2.33: Estimation de la température du four électrique à l'aide d'un filtre de Kalman.	48
Figure 2.34: Estimation de la température du four électrique à l'aide d'un filtre de Kalman.	48
Figure 2.35: réponse en température basé sur KSR en utilisant le contrôleur PL.....	49
Figure 3.1: Neurone formel.....	52
Figure 3.2: Réseau de neurones non bouclé [64]	53
Figure 3.3: Représentation du perceptron	54
Figure 3.4: Le perceptron multicouche	54
Figure 3.5: Réseau à connexions récurrentes	55
Figure 3.6: a) Mécanisme de l'apprentissage. b) Apprentissage supervisé.....	57
Figure 3.7: Principe de l'apprentissage (a) et de l'utilisation (b) d'une commande neuronale en boucle fermée par inversion du modèle.....	59
Figure 3.8: Organigramme des étapes de la commande neuronale avec modèle inverse.	60
Figure 3.9: contrôleur neuronal [22] [23].....	60
Figure 3.10: Entré sortie pour l'apprentissage du réseau	61
Figure 3.11: Affichage des signaux (de sortie et de commande).....	61
Figure 3.12: Opération de normalisation et dénormalisation des signaux [8]	62
Figure 3.13: Commande par modèle inverse neuronal du four.....	63
Figure 3.14: Evolution du biais de la cellule de sortie	64
Figure 3.15: Evolution des poids de sortie	64
Figure 3.16: évolution des biais des cellules de couche cachée.....	65
Figure 3.17:évolution des poids Z.....	65
Figure 3.18: Evolution de l'erreur lors de l'apprentissage.....	66
Figure 3.19: Schéma global de la simulation	67
Figure 3.20: Sortie du système avec un gain $k = 0.3$	67
Figure 3.21: Sortie du système avec un gain $k = 0.2$	68
Figure 3.22: La réponse du système en présence d'une perturbation externe $t=1000s$	68
Figure 3.23: La réponse du système en présence d'une perturbation externe a $t=1200s$	69
Figure 4.1: Structure d'un régulateur RST.....	74
Figure 4.2: commande RST adaptative basé sur placement de pôles	82
Figure 4.3: réponse pour un signal échelon sinusoïdal	82
Figure 4.4: réponse d'un signal dent de scie.....	83
Figure 4.5: Classification des différents schémas de commande neuronale	85
Figure 4.6:Classification des différents schémas de commande.....	86
Figure 4.7: Schéma général de la commande adaptative	86
Figure 4.8:Commande adaptative directe.....	87
Figure 4.9: Commande adaptative indirecte	88

Figure 4.10: Deux types réseaux de neurones qui peuvent être utilisés les techniques adaptatives.....	89
Figure 4.11: Commande adaptative indirecte par réseaux de neurones.....	90
Figure 4.12: Commande adaptative directe par réseaux de neurones.....	92
Figure 4.13: Utilisation du modèle du processus pour le calcul du Jacobien.....	92
Figure 4.14: Contrôleur neuronal adaptatif.....	93
Figure 4.15: Loi de contrôle neuronal.....	96
Figure 4.16: Lois d'adaptation des poids synaptiques.....	97
Figure 4.17: Réponse du système de NN-AC.....	98
Figure 4.18: variation de la température.....	99
Figure 4.19: fonction réelle $\beta(x)$ et estimé $\hat{\beta}(x)$	99
Figure 4.20: fonction réelle et estimé.....	99
Figure 4.21: Structure de la commande neuronale directe [87].....	100
Figure 4.22: structure du contrôleur neuronal.....	101
Figure 4.23: Réponse du système de NN-ACD.....	103
Figure 4.24: variation de la température.....	103
Figure 4.25: erreur.....	104
Figure 4.26: Réponse du système dans le cas direct et indirect.....	105
Figure 4.27: réponse du système avec une perturbation a $t=3500s$	105
Figure 4.28: variation de la température.....	106

Liste des tableaux

Tableau 1-1: Usage du four en fonction du domaine de température	17
Tableau 2-1: paramètre du four à résistance	24
Tableau 2-2: différents échelle de température d'un thermocouple	28

Liste des symboles et abréviations

X	Grandeur réglée
Y	Grandeur réglante
ΔX et ΔY	L'accroissement
Y_0	grandeur réglante
X_0, Y_1 et X_1	Des grandeurs réglante
K_p	Le coefficient de proportionnalité
T_i	Paramètre réglage de l'action intégrale
T_d	Paramètre réglage de l'action dérivée
a_0, a_1 et b_0	Des variables en fonctions des paramètres du four
T_e	Période D'échantillonnage
ω_n	Pulsation propre
ξ	Facteur d'amortissement
{A, B, C, D}	Matrice du système continu
A_d, B_d, C_d et D_d	Matrice du système discrétisé
C_{om}	La matrice de commandabilité
Det	Déterminant de la matrice C_{om}
K	Vecteur d'état
G	Terme de gain
p_1 et p_2	les pôles du système discrétisation
A_1, B_1 et C_1	Matrice d'état du système asservi
K_1	Vecteur de retour d'état avec intégration
y_c	La consigne du système
Y	La sortie du système
$w(k)$	Bruit de modélisation lié à l'incertitude sur le modèle
Q	La matrice de variance (bruit de système)
$v(t)$	le bruit de mesure considéré comme blanc gaussien centré.
R	La matrice de variance (bruit de mesure)
$L(k)$	La matrice de gain d'adaptation du filtre
W_{ij}	Les poids synaptiques du neurone j
$z(t)$	Potentiel somatique
σ	La fonction d'activation

α (t)	Coefficient d'apprentissage
w_{ij}	Le poids synaptique reliant l'entrée x_i au neurone j
y_j	la sortie du neurone j
δ_j (t)	L'erreur faite par le neurone
d (t)	La sortie désirée
N	Nombre d'exemples présentés
$d(k)$	La somme des écarts entre la distance
$x(k)$	Vecteur d'entrée
$d(k)$	La sortie désirée
$y(k)$	La sortie réellement fournie par le neurone
φ	Flux de chaleur transmis par convection (W)
H	Coefficient de transfert de chaleur par convection ($W m^{-2} °C^{-1}$)
T_p	Température de surface du solide ($°C$)
T_∞	Température du fluide loin de la surface du solide ($°C$)
S	Aire de la surface de contact solide/fluide (m^2)

Acronymes

MLP : réseau de neurones perceptron multicouches.

RBF : fonction radiale de base

SISO : mono-entrée mono-sortie

MIMO : multi-entrées multi-sorties

LTI : linéaire invariant dans le temps

MRAC : commande adaptative à modèle de référence

PID : proportionnelle intégrale dérivée

PL : placement de pôles

KSR : Reconstructeur stochastique de Kalman

SBPA : Séquence Binaire Pseudo Aléatoire

RST : sont des polynômes

ملخص:

العمل المنجز في هذه الرسالة يدخل في إطار اهتمام جامعتنا بتطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي في التحكم والسيطرة على الأنظمة الصناعية. الأطروحة تبدأ ببحث مفصل عن المبادئ العامة للفرن الكهربائي ذو المقاومة. في المرحلة الثانية، قمنا بالكتابة الرياضية النموذجية لهذا النظام (للفرن الكهربائي ذو المقاومة) ثم المحاكاة باستعمال بالماتلاب.

ثم عرضنا التحكم الكلاسيكي لدرجة الحرارة للفرن المبني على المصحح التوافقي التكاملي المشتق PID. هذه المرحلة أعقبها المحاكاة باستعمال طريقة التنظيم التكاملي بتعويض للأقطاب و الأصفار. ثم قمنا مرة أخرى بالمحاكاة باستعمال طريقة نموذج الحالة وطريقة مرشح كالمان وجعلنا مقارنة مفصلة بين تلك التقنيات.

وأخيراً، اقترحنا تحسين التحكم في درجة الحرارة بناءً على استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية وأنظمة التكيف العصبي.

Abstract

The work presented in this thesis is part of our university's interest in the application of artificial intelligence techniques in the control of industrial systems. In a first phase, a detailed bibliographical research on electric resistance furnaces is carried out. In a second phase, we modelled and simulated the studied system (indirect heating furnace) on MATLAB SIMULINK.

Then a classic PID-based temperature control is presented, modelled and simulated. This part was followed by the simulation of integral regulation by poles and zeros compensation. We then repeated this control using the state space and then the Kalman filter. A comparison of these different techniques is presented.

Finally, we proposed an improvement in temperature control based on the use of artificial neural networks and neural adaptation systems.

Résumé

Le travail présenté dans cette thèse s'inscrit dans l'intérêt que porte notre université à l'application des techniques de l'intelligence artificielle dans le contrôle des systèmes industriels. Dans une première phase, est effectuée une recherche bibliographique détaillée sur les fours électriques à résistance. Dans une deuxième phase, nous avons modélisé et simulé sur MATLAB SIMULINK le système étudié (four à chauffage indirect).

Ensuite un asservissement classique de la température à base de correcteur PID est présenté, modélisé et simulé. Cette partie a été suivie de la simulation d'une régulation intégrale par compensation des pôles et des zéros. Nous avons ensuite refait cet asservissement en utilisant l'espace d'état puis la commande par le filtre de Kalman. Une comparaison de ces différentes techniques est présentée.

Finalement, nous avons proposé une amélioration du contrôle de la température basée sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels et des systèmes adaptation neuronales.

Introduction générale

Durant ces dernières années, l'automatique a connu un véritable essor. L'élaboration de lois de commande des systèmes a fait l'objet de nombreux travaux de recherche. Les systèmes à commander devenant de plus en plus complexes, les lois de commande deviennent elles-mêmes complexes et parfois difficiles à mettre en œuvre.

Dans l'industrie (fours ; pétrochimique, transformation alimentaire,...), la plupart des procédés utilisés, sont de nature non-linéaire. Les non linéarités résultent de la dynamique des réactions des systèmes, ce qui fait que de tels procédés sont relativement complexes et difficiles à commander. Parmi ces procédés, on trouve les fours industriels. Le four électrique à résistances est le plus connu des appareils électrothermiques [1] [2]. Son utilisation industrielle remonte en effet au début des années vingt et sa technique n'a cessé de se perfectionner depuis. Son principe est extrêmement simple, ce qui facilite l'implémentation d'une stratégie efficace pour le contrôle de sa température.

Pratiquement, dans l'industrie tous les processus sont automatisés. La commande automatisée permet d'atteindre les objectifs de coût, de qualité et de sécurité.

Les fours électriques à résistances constituent les équipements électrothermiques industriels les plus connus et les plus répandus [1-4]. Ils sont des appareils ayant une chambre de travail isolée thermiquement dans laquelle on dispose une charge. Le principe de constitution de ce type est très simple : il est constitué d'une enceinte chauffée à l'aide de résistances électriques, très bien calorifugée pour réduire les pertes thermiques. Les fours peuvent se diviser en fours à chauffage direct et en fours à chauffage indirect. Le chauffage direct où le récepteur parcouru par un courant électrique, est lui-même le siège du dégagement de chaleur, les échanges ultérieurs de chaleur s'effectuant selon les lois de la thermique classique. Les fours à chauffage indirect où la transmission d'énergie de la source vers le récepteur (corps à chauffer) obéit aux lois usuelles de la thermique; peuvent être, suivant le mode de transfert de la chaleur, des résistances à la charge, groupés en fours à conduction, en fours à rayonnement et en fours à convection.

La mise en œuvre des résistances, le transfert thermique entre les éléments chauffants et la charge [5], l'exploitation et la conduite de ces fours présentent le plus souvent des avantages tels que la simplicité de maintenances, la robustesse, la possibilité d'une régulation précise, etc... De ce fait, un four est un outil utilisé pour élever la température d'un produit. Il peut être un équipement destiné uniquement au chauffage (exemple: réchauffage de l'acier avant

déformation plastique, réchauffage de pétrole brut avant distillation), un véritable réacteur dans lequel on élabore les produits (exemple: four de fusion de verre, four de vapocraquage de la pétrochimie), le chauffage et le traitement thermique ou que le séchage et la stérilisation des produits organiques utilisés dans les industries chimique et alimentaire.

Les techniques de l'automatique se sont des moyens de réduire les pertes de production, d'augmenter la quantité et la qualité des produits, de diminuer les coûts subsidiaires de production. L'établissement d'une régulation nécessite toujours un travail partiellement important [8].

Pour contrôler la température d'un four, il est nécessaire d'analyser le système "four" et de le modéliser sous forme d'équations mathématiques. On pourra ainsi précisément relier l'entrée du système (une tension commandant la température) à sa sortie (la température désirée du four).

La théorie des systèmes fournit un cadre mathématique bien maîtrisé pour analyser la dynamique des procédés selon leur nature physique ou fonctionnelle. L'aspect le plus développé repose sur l'utilisation de modèles définis à partir d'opérateurs linéaires dont le traitement exploite l'ensemble de moyens mathématiques, des équations différentielles et des variables complexes. En effet dans le but de faciliter l'étude de ces systèmes, de nombreuses hypothèses concernant la structure du système, sa commandabilité, stabilité et observabilité sont souvent posées [4].

La linéarisation entrée-sortie a été très utilisée en automatique non linéaire pour trouver une relation directe entre la sortie du système et son entrée afin de mettre en œuvre une loi de commande. Cependant, la complexité et la présence de fortes non linéarités, dans certains cas, ne permettent pas d'avoir une compensation exacte de ces non linéarités et ainsi obtenir les performances de poursuite désirées. De plus, la connaissance du modèle est indispensable; ce qui est généralement très difficile. Pour contourner ce problème, l'approximation du modèle ou de la loi de commande peut être une alternative [5].

Les régulateurs ordinaires sont conçus pour des processus linéaires sans retard. Or un four est un système quasi-non linéaire qui présente un retard pur entre le chauffage des résistances et la montée en température consécutive de la charge. Pour cette raison, avec les nouvelles méthodes récemment apparues en automatique, des recherches sur la régulation des fours sont orientées vers l'identification et la régulation en modes neuronal [6].

Les réseaux de neurones trouvent donc des applications toutes naturelles en automatique pour l'identification et la commande des processus complexes contrairement aux autres méthodes dites classiques qui ont été élaborées 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 [23].

Initialement, nous nous sommes intéressés à l'approche adaptative de la régulation type RST par placement de pôles, qui fait l'objet d'un grand intérêt dans le milieu industriel, vu sa simplicité d'implémentation et son efficacité en pratique. Cette technique permet de calculer les paramètres S, T et R de la boucle fermée et donc la dynamique et les performances du processus de commande.

Ensuite nous avons utilisé la commande adaptative neuronale. On peut distinguer deux cas: commande adaptative directe et la commande adaptative indirecte. Dans le cas de la loi directe, la commande est approximée par un approximateur mis à jour selon une loi d'adaptation déduite de l'étude de la stabilité. Dans le cas de loi indirecte, on approxime d'abord la dynamique du système par deux approximateurs, puis on met en œuvre la loi de commande. Les lois d'adaptation sont également déduites de l'étude de la stabilité au sens de Lyapunov. Cependant, ce type de commande permet de maintenir de bonnes performances de poursuite en présence de perturbations externes [7] [8].

L'objectif de cette thèse est de développer des commandes combinant les approches de l'intelligence artificielle et la commande robuste pour le contrôle des systèmes dynamiques non-linéaires incertains.

Cette thèse est organisée en quatre chapitres.

Le premier chapitre est consacré à l'état de l'art sur les fours électriques à résistances. Il traite les généralités sur les fours électriques à résistances et leurs différents types ainsi que leurs modes de fonctionnement et leurs nombreux avantages tant du point de vue technique qu'économique. Ce chapitre est clôturé par un tableau qui explique l'usage du four en fonction du domaine de température.

Le second chapitre expose en détail, la modélisation (modèle mathématique) du four ainsi que la commande du processus en appliquant la commande PID classique, la commande par retour d'état. Ce chapitre est clôturé par l'exposé des différentes techniques de commande : l'approche PL traditionnelle et le contrôleur PL basé sur KSR. La commande par KSR est

adoptée afin de résoudre le problème de poursuite de trajectoire par rapport à la commande classique.

Le troisième chapitre présente des notions de base des réseaux de neurones artificielles utilisés en automatique, ainsi que leurs structures générales et leur utilisation pour l'identification et la commande des systèmes dynamiques non linéaires. Cette partie est suivie de la présentation de la commande par modèle inverse neuronal. La commande par modèle inverse neuronal est utilisée directement comme contrôleur en boucle fermée et s'effectue en trois étapes essentielles:

- Création des données d'apprentissage.
- Apprentissage des réseaux de neurones afin de créer un modèle permettant de reproduire la dynamique inverse du système.
- L'application du modèle obtenu pour la commande du système.

Le dernier chapitre présente les méthodes de la commande adaptative pour les systèmes non linéaires représentés avec des modèles identifiés. Il présente d'abord le principe de la commande adaptative. Ensuite, il expose les techniques de commande numérique conventionnelles par les méthodes à minimum de variance, RST adaptative par placement de pôles. Puis, une commande à base de réseaux de neurones et la commande adaptative neuronale est utilisée pour l'ajustement automatique en temps réel de ces régulateurs en utilisant le modèle de référence, afin de réaliser ou de maintenir un certain niveau de performances en asservissement et en régulation. Nous avons présenté deux structures de commande : la technique de commande neuronale adaptative directe et la technique de commande neuronale adaptative indirecte avec modèle de référence pour la poursuite de la trajectoire. Finalement, nous avons comparé les résultats obtenus avec la commande adaptative neuronale directe et indirecte pour situer l'intérêt de cette technique de commande dans les systèmes non linéaires.

1 Chapitre 1 : Etat de l'art des fours électriques

1.1 Introduction

Le besoin de disposer d'un moyen permettant d'élever la température n'est pas récent ; il remonte au tout début du développement du genre humain, avec l'âge du feu qui permit à la métallurgie de faire ses premiers pas. A l'époque, ce fut essentiellement la combustion d'éléments végétaux et minéraux naturels qui apporta l'énergie. L'évolution des connaissances permet à l'homme de disposer de nos jours, d'un éventail de moyens de chauffage très variés. Pour élever sa température, on dispose autour du corps à chauffer et éventuellement de la source d'énergie, une isolation thermique permettant de limiter les échanges avec le milieu ambiant, l'ensemble ainsi constitué s'appelle un four.

Les fours à résistance sont facilement automatisés, ce qui allège le travail du personnel et facilite l'inclusion de tels fours dans les lignes de transfert automatiques. De plus, ils sont compacts. La plupart des fours à résistance sont de type indirect. Dans les fours à résistance indirecte, l'énergie électrique est convertie en chaleur lorsqu'un courant traverse les éléments chauffants. La chaleur est transmise aux articles à chauffer soit par rayonnement, ou convection. Un tel four est constitué d'une chambre de travail formée d'un revêtement composé d'une couche de brique réfractaire qui supporte à la fois les objets à chauffer et les éléments chauffants et qui est isolée d'une enveloppe métallique par une couche d'isolation thermique. Les pièces qui fonctionnent dans la chambre, ainsi que les éléments chauffants, sont en acier résistant à la chaleur, en acier réfractaire ou en un autre matériau réfractaire [7] [8].

1.2 Définition du four

Un four est une enceinte, muni d'un système de chauffage puissant, qui transforme par la chaleur les produits et les objets. En cuisine il permet de cuire des aliments. Dans un processus de production d'objet, le four permet le traitement d'objets par la chaleur : céramique, verres, métaux...etc [4] [7].

1.3 Description du four électrique à résistances

Un four à résistances est essentiellement constitué : [5] [7]

- 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 (pariétales) 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.

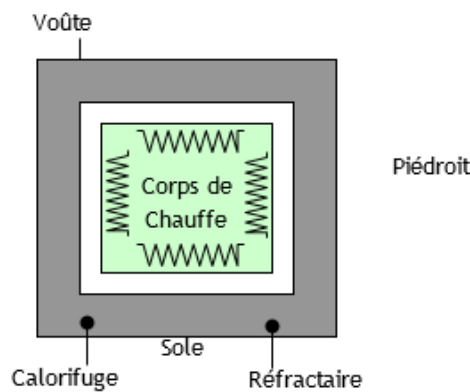


Figure 1.1: Schéma d'un four à résistance

La chaleur se transmet suivant différents modes [12]:

1.3.1 Conduction (conductivité)

C'est le transfert de chaleur, sans déplacement de matière, sous l'influence d'une différence de température. La propagation de la chaleur par conduction à l'intérieur d'un corps s'effectue selon deux mécanismes distincts : une transmission par les vibrations des atomes ou molécules et une transmission par les électrons libres.

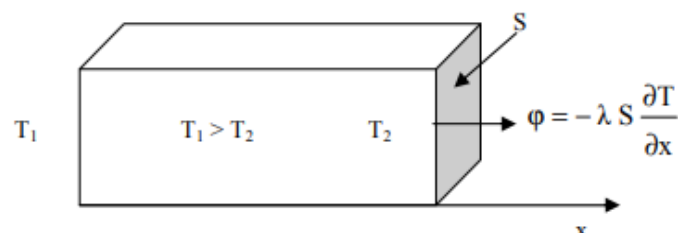


Figure 1.2: schéma du transfert de chaleur

La théorie de la conduction repose sur l'hypothèse de Fourier : la densité de flux est proportionnelle au gradient de température :

$$\vec{\varphi} = -\lambda S \overrightarrow{\text{grad}}(T) \quad 1.1$$

Ou sous forme algébrique

$$\vec{\varphi} = -\lambda S \overrightarrow{\text{grad}} \frac{\partial T}{\partial x} \quad 1.2$$

Avec :

φ : Flux de chaleur transmis par conduction (W)

λ : Conductivité thermique du milieu ($\text{W m}^{-1}\text{C}^{-1}$)

x : variable d'espace dans la direction du flux (m)

S : aire de la section de passage du flux de chaleur (m^2)

1.3.2 Convection

C'est la transmission de chaleur d'un fluide à une paroi avec mouvement des molécules, les molécules chaudes se substituant aux molécules froides et vice versa. L'énergie étant transmise par déplacement du fluide. On distingue la convection naturelle dans laquelle le mouvement du fluide est uniquement dû à sa variation de température, et la convection forcée dans laquelle le mouvement du fluide est dû à sa variation de température et à un moyen mécanique (pompe, ventilateur), il convient de remarquer que, dans le mouvement, les molécules chaudes viennent au contact des molécules froides et ainsi une certaine quantité de chaleur est transmise par conduction, l'autre partie étant transmise par convection proprement dite c'est la superposition de ces deux phénomènes qu'on appelle la convection.

Ce mécanisme de transfert est régi par la loi de Newton :

$$\varphi = h S(T_p - T_\infty) \quad 1.3$$

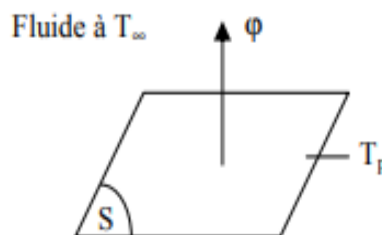


Figure 1.3: schéma du transfert de chaleur convectif

Avec :

φ : Flux de chaleur transmis par conduction (W)

h : Coefficient de transfert de chaleur par convection ($\text{W m}^{-2}\text{C}^{-1}$)

T_p : Température de surface du solide (C°)

T_∞ : Température du fluide loin de la surface du solide (C°)

S : Aire de la surface de contact solide/fluide (m^2)

1.3.3 Rayonnement

C'est un transfert d'énergie électromagnétique entre deux surfaces (transmission d'un corps immobile à un autre), sans contact matériel et sans déplacement de matière.

$$\varphi = \sigma_s \varepsilon_p S (T_p^4 - T_\infty^4) \quad 1.4$$

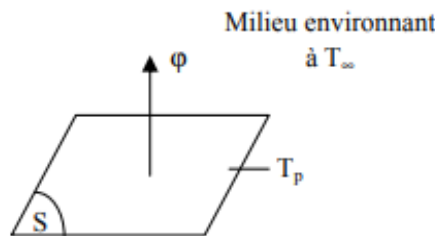


Figure 1.4: Schéma du transfert de chaleur radiatif

Avec :

φ : Flux de chaleur transmis par rayonnement (W)

σ_s : Constante de Stefan ($5,65 \cdot 10^{-8} \text{Wm}^{-2}\text{K}^{-4}$)

ε_p : Facteur d'émission de la surface

1.4 Différents types des fours

1.4.1 Les fours de cuisines

Le four est devenu progressivement un équipement ménager de plus en plus répandu qui est utilisé à l'intérieur de la maison pour la cuisine familiale. Les types de four les plus répandus sont ceux alimentés au gaz ou à l'électricité.

1.4.2 Les fours de poteries

Les fours de poterie ont une conception différente des autres fours. Ils peuvent être des fours primitifs (fours enterrés), des fours à bois [4].

1.4.3 Les fours solaires

La cuisine solaire consiste à préparer des plats à l'aide d'un four solaire. Les petits fours solaires permettent des températures de cuisson de l'ordre de 150 °C.

1.4.4 Fours à microondes

Le four à micro-ondes est un four fonctionnant grâce à l'agitation des molécules, d'eau ou de graisse. C'est un système de réchauffement particulier utilisé quotidiennement là où l'énergie électrique est disponible.

1.4.5 Les fours de laboratoires

Les fours de laboratoire sont souvent utilisés pour la préparation des échantillons. Ils permettent de réaliser différents traitements thermiques, durcissement, recuit... La gamme de four de laboratoire permet de répondre à de nombreux besoins : four à moufle, four à chambre...et jusqu'à 1600°C [3] [4] [7].

Exemple :

Le four à moufle est dédié aux laboratoires pour tous les traitements thermiques sur les métaux, céramiques, verres. Ils sont utilisés pour les processus de revenu, de brasage, de soudure, de fusion, de frittage. Constitué d'une unique pièce à matière fibreuse, le four à moufle intègre des éléments chauffants directement dans la matière fibreuse jusqu'à la température de 1100°C.



Figure 1.5: Four à moufle 1100°C

1.5 Source d'énergie

La source d'énergie d'un four peut être :

1.5.1 Un combustible (gaz naturel...).

Le gaz naturel est un combustible fossile présent naturellement sous forme gazeuse dans les roches poreuses du sous-sol. Utilisé comme source d'énergie, le gaz est composé d'hydrocarbures: principalement du méthane (CH_4), du propane (C_3H_8), du butane (C_4H_{10}), ...etc. Le gaz naturel peut être de diverses natures: il est dit thermogénique lorsqu'il provient de la transformation de matière organique sous l'effet de la pression et de la chaleur et il est dit biogénique lorsqu'il est généré à partir de la fermentation de bactéries présentes dans les sédiments organiques.

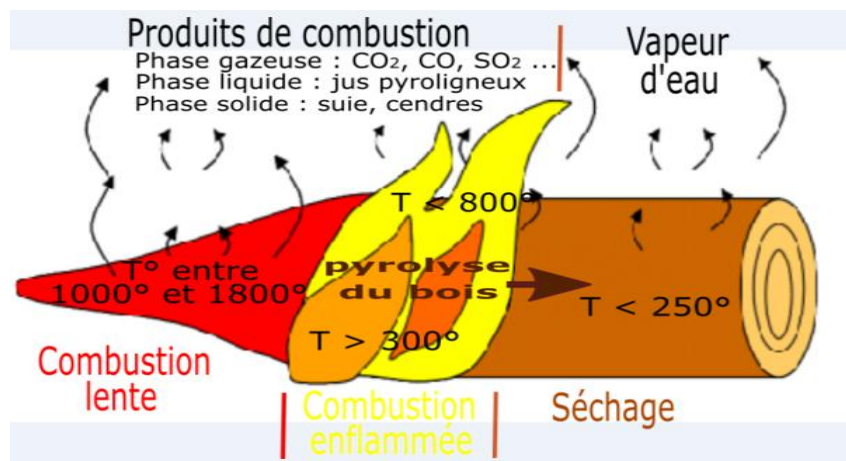


Figure 1.6: différents types de combustion

1.5.2 De l'électricité

L'énergie électrique est une énergie disponible sous forme de courant d'électrons (électricité). Cette énergie est utilisée directement pour produire de la lumière ou de la chaleur (four à résistance, four à microonde, four à arc, etc....).

1.5.3 Du rayonnement solaire (four solaire)

Elle permet de créer de l'électricité uniquement grâce au soleil et à sa chaleur. Les principales applications de l'énergie solaire sont : les solaires photovoltaïque, les solaires thermiques et les solaires thermodynamiques



Figure 1.7: Schéma de source d'énergie solaire

1.6 Les fours industriels

Un four industriel permet d'obtenir une chaleur intense, obtenue grâce à de l'énergie thermique ou électrique. Ces fours sont utilisés dans l'industrie de l'automobile et l'industrie métallique [5].

1.6.1 Les fours de l'industrie sidérurgique

L'acier est élaboré en deux modes :

- ✓ Réduction du minerai (oxydes de fer) dans des hauts fourneaux et élimination de l'excès de carbone de la fonte liquide (3 à 4,5 %) dans des convertisseurs à l'oxygène ;
- ✓ fusion de ferrailles (acier recyclé) dans des fours électriques



Figure 1.8: Four sidérurgique

1.6.2 Les fours de l'industrie verrière

C'est dans le four de fusion que se réalise le processus d'élaboration du verre à partir du mélange vitrifiable. Celui-ci est obtenu par un mélange intime des matières premières préalablement dosées auquel on ajoute au minimum 10 % de verre broyé appelé calcin ou groisil. Cette adjonction de verre broyé est indispensable pour obtenir une qualité de verre

correcte, et peut atteindre 90 % du fait de l'utilisation croissante du verre de récupération. Ce mélange vitrifiable est appelé « composition » par les verriers.



Figure 1.9: Four de l'industrie verrière.

1.6.3 Les fours de cimenterie

La cuisson du clinker est une étape intermédiaire des trois étapes importantes du processus de fabrication du ciment, à savoir :

- La préparation des matières premières ;
- La cuisson du clinker ;
- Le broyage du clinker.

1.6.4 Les fours des industries céramiques et des produits réfractaires

Les céramiques réfractaires sont des céramiques structurelles qui résistent aux hautes températures. Elles constituent un sous-ensemble des matériaux réfractaires.

Les réfractaires sont utilisés dans les « industries du feu », notamment dans tous les revêtements intérieurs des fours industriels



Figure 1.10: Four d'industrie céramique et des produits réfractaires

1.6.5 Fours à wagonnets

Ces fours sont appelés tunnel ou la charge à chauffer est placé sur les chariots (figure (1.11), (1.12)) [4]. Ils sont spécialement conçus la faïence artistique, la terre cuite, etc.

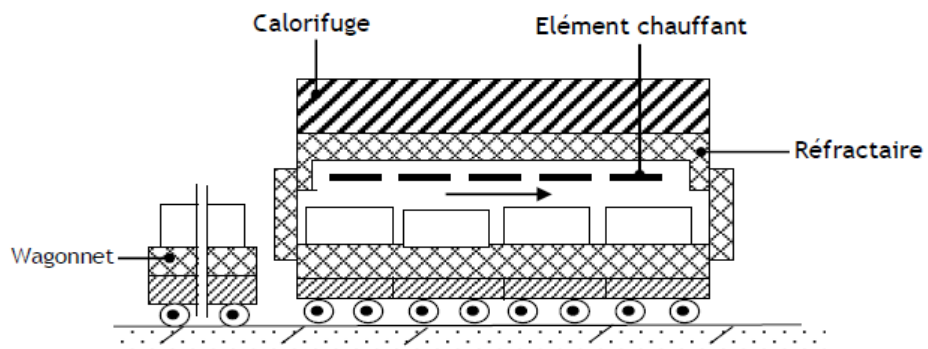


Figure 1.11: Schéma d'un four à Wagonnets



Figure 1.12: four à Wagonnets

1.6.6 Les fours à soles fixes

Encore appelés fours à chambre figure (1.13), sont les plus simples ; leurs fonctionnement est discontinu d'un emploi universel ; on les rencontre surtout dans les industries mécaniques, métallurgiques, électriques et agroalimentaires. Le volume de la chambre de chauffe est généralement limité à quelque mètre cubes.

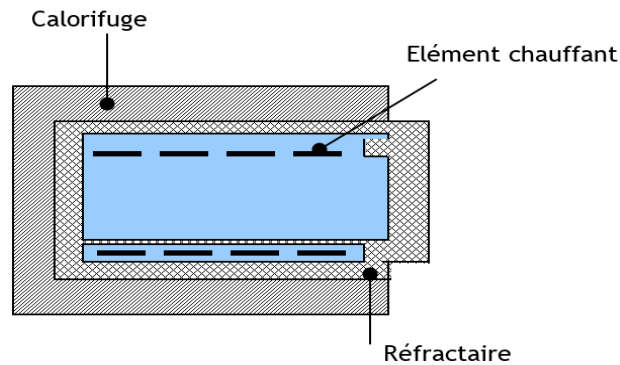


Figure 1.13: Schéma d'un four à chambre à sole fixe

1.6.7 Fours à sole mobile

Sont des fours fixes à fonctionnement discontinu (figure 1.14) dont la sole, les opérations de chargement et de déchargement sont faciles. Pour augmenter la productivité d'un four on peut utiliser deux soles mobiles pour le desservir gagnant ainsi sur le temps de manutention de la charge à traiter [4] [7].

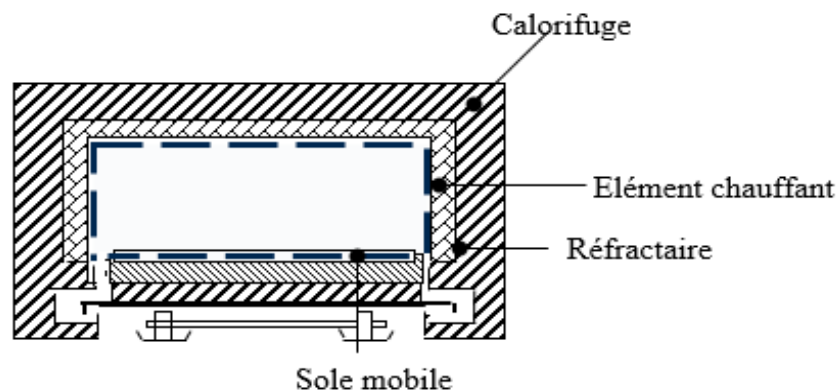


Figure 1.14: Schéma d'un four à sole mobile

1.6.8 Fours à chaînes et à convoyeur

Les fours à chaînes sont des fours continus où l'avancement des produits est assuré par une ou plusieurs chaînes (figure 1. 15).

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 abordables. 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 billettes, réchauffage ou traitement thermique de demi-produit [4] [7] [8].

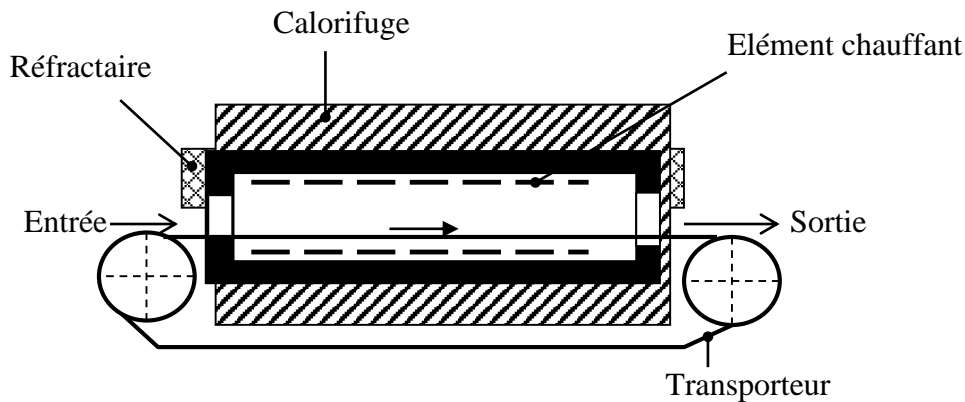


Figure 1.15: Schéma d'un four avec transporteur à chaîne

1.7 Classification des fours industriels

Elle est toutefois utile dans la mesure où elle permet de retrouver des caractéristiques communes à des équipements, à première vue, très différents.

Nous donnons ici deux classifications par exemple, en fonction :

- la nature des résistances et leur position par rapport à la charge (rayonnement direct ou indirect, convection forcée, ventilation de la chambre de chauffe) [2].
- Le mode d'utilisation du four : continu ou chauffage au défilé discontinu, utilisation des charges fixe ou statique.
- le mode de manutention (tapis continu, vibration, vis hélicoïdale, ...).

- la nature de l'atmosphère et du milieu: atmosphère contrôlée, vide, milieu liquide, bain fluidise.
- 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 particulièrement élevé, les fours à résistances sont donc souvent construits à la demande.

1.7.1 Fours à haute et basse température

Cette classification est arbitraire car une même température peut être considérée comme haute dans un type d'activité et basse dans une autre activité.

Exemple :

Une température de 700°C sera considérée comme haute dans l'industrie chimique et basse en sidérurgie ou dans l'industrie du verre. D'un point de vue technologique, au-dessus de 700°C à 800°C, il devient délicat de construire des fours à chauffage indirect.

D'un point de vue thermique :

- Au-dessus de 1000°C, le transfert de chaleur se fait essentiellement par rayonnement ;
- Au-dessous de 700°C, la part de la convection devient non négligeable et on cherchera à l'améliorer par mise en circulation des gaz autour du produit [6].

1.7.2 Fours à haute température

Ce sont les fours de sidérurgie, de verrerie, de cimenterie. La température que l'on veut obtenir sur le produit dépasse, et parfois nettement, 1200°C.

C'est également le cas d'un certain nombre de fours de l'industrie du pétrole et de la chimie dans lesquels le transfert de chaleur s'y fait essentiellement par rayonnement de la flamme et des gaz issus de la combustion.

Les transferts de chaleur par rayonnement découlent fondamentalement de la loi de Stefan-Boltzmann [6] :

$$Q = \alpha \sigma_s (T_f^4 - T_c^4) \quad 1.5$$

Avec:

Q : Puissance thermique et de considérations géométriques liées aux dimensions et à la position respectives des surfaces réceptrices de la chaleur (le produit à chauffer), des surfaces et volumes des émetteurs (flammes et gaz de combustion) et des surfaces réfléchissantes (parois du four).

1.8 Choix du mode de chauffage

Ce choix dépend de:

- du niveau de température ;
- de la précision de température souhaitée ;
- de la nature du matériau et de l'atmosphère de l'enceinte ;
- de la rapidité de montée en température ;
- de l'expérience et de la compétence des personnels d'exploitation et d'entretien ;
- de l'intégration éventuelle à une gestion centralisée ;
- des énergies disponibles et du coût de ces énergies ;
- des rejets atmosphériques éventuels.

1.9 Usage du four en fonction du domaine de température

Domaine de température	Usages
de 50 à 200 °C	- séchage de pièces après lavage/dégraissage - fusion de cire (fonderie)
de 150 à 300 °C	- stabilisation des aciers - revenu des aciers à haute teneur en carbone - revenu et vieillissement des alliages légers
de 500 à 750 °C	- recuit des soudures - recuit des métaux cuivreux - fusion des alliages légers
de 700 à 850-900 °C	- cémentation au carbone, carbonituration - trempe des aciers
de 900 à 1100 °C	- cémentation au carbone - recuit des aciers spéciaux - traitement des aciers inoxydables et des aciers réfractaires - traitements thermiques des métaux ferreux
de 1 000 à 1 250-1 300-1 350 °C	- traitement des aciers rapides - fusion du cuivre
au-delà de 1 350 °C	- fusion de la fonte et de l'acier

Tableau 1-1: Usage du four en fonction du domaine de température

1.10 Avantages des fours électriques à résistances

Les différents avantages du chauffage électrique par rapport aux autres types de chauffage sont [9]:

- Économique: Les équipements de chauffage électrique sont moins chers ; ils ne nécessitent pas beaucoup de personnes qualifiées ; par conséquent, le coût de maintenance est moindre.
- Propreté: Comme la poussière et les cendres sont complètement éliminées dans le chauffage électrique, ils sont plus propres de point de vue environnemental.
- Non polluant: Comme il n'y a pas de gaz de combustion dans le chauffage électrique, l'atmosphère autour est sans pollution et il n'est pas nécessaire de prévoir d'espace pour leur sortie.
- Chauffage uniforme: Avec le chauffage électrique, la substance peut être chauffée uniformément, qu'il s'agisse d'un matériau conducteur ou non conducteur.
- Haute efficacité: Dans le chauffage non électrique, seulement 40 à 60 % de la chaleur est utilisée, mais dans le chauffage électrique, 75 à 100 % de la chaleur peuvent être utilisés avec succès. Ainsi, l'efficacité globale du chauffage électrique est très élevée.
- Protection automatique: La protection contre les surintensités et la surchauffe peut être assurée en utilisant des dispositifs de contrôle rapide.
- Chauffage des matériaux non conducteurs: La chaleur développée dans les matériaux non conducteurs comme le bois et la porcelaine n'est possible que grâce au chauffage électrique.
- Meilleures conditions de travail: Aucun bruit gênant n'est produit avec le chauffage électrique et les pertes par rayonnement sont également faibles.
- Moins de surface au sol: En raison de la compacité de la fournaise électrique, la surface au sol requise est moindre.

L'intérêt économique des fours électriques

L'intérêt économique des fours électriques se traduit par :

- Des investissements généralement limités du même ordre de grandeur et souvent inférieurs à ceux de la solution alternative.
- Le rendement des fours à résistances étant très élevé et déclinant moins vite que celui des fours à combustible lorsque on s'écarte des conditions nominales de fonctionnement [10].

- La qualité du traitement et des produits obtenus qui limite les robots de fabrication.
- Le fonctionnement automatique qui réduit les frais de main d'ouvres.

Sur le côté social,

- absence de fumées et de bruit
- améliore les conditions du travail et préserve la propreté des locaux
- la facilite de conduite et d'automatisation supprime en autres les travaux les plus pénibles.

1.11 Conclusion

Dans ce premier chapitre, nous avons exposé les notions de bases du four à résistance, entamés par une revue des concepts généraux des fours et leurs sources d'énergie, Une bonne partie est consacrée à étaler les différentes topologies de ces systèmes ou on a montré que le four électrique permet d'augmenter la productivité, d'améliorer les conditions de travail, d'assurer une qualité constante des produits fabriqués en plus se sont donc des outils de production simples et fiables dont les performances élevées expliquent leur large diffusion dans l'industrie. Cet aperçu constitue un socle pour la suite de la thèse puisqu'il permet d'avoir une idée plus précise sur la fonction et le domaine d'utilisation des divers types de fours.

Les trois points du dernier paragraphe du chapitre donnent une image claire et bien précise sur le choix du mode de chauffage, l'usage des fours en fonction du niveau de température ainsi que leurs avantages.

2 Chapitre II : Commande classique et PL basé sur KSR appliqué sur des Fours électriques à résistance

2.1 Four à chauffage indirect

2.1.1 Introduction :

Le four à résistances est un équipement à chauffage indirect, la chaleur produite par effet Joule est transmise à la charge par rayonnement ou convection. Les fours à résistance sont largement utilisés en raison de leurs nombreux avantages. Le contrôle automatique de la puissance et, par conséquent, des conditions de température dans un tel four est facilement mis en œuvre. Les fours à résistance sont facilement automatisés, ce qui allège le travail du personnel et facilite l'inclusion de tels fours dans les lignes de transfert automatiques. De plus, ils sont compacts [6].

La plupart des fours à résistance sont de type indirect. Dans les fours à résistance indirecte, l'énergie électrique est convertie en chaleur lorsqu'un courant traverse les éléments chauffants. La chaleur est transmise aux articles à chauffer soit par rayonnement, ou convection. Un tel four est constitué d'une chambre de travail formée d'un revêtement composé d'une couche de brique réfractaire qui supporte à la fois les objets à chauffer et les éléments chauffants et qui est isolée d'une enveloppe métallique par une couche d'isolation thermique. Les pièces qui fonctionnent dans la chambre, ainsi que les éléments chauffants, sont en acier résistant à la chaleur, en acier réfractaire ou en un autre matériau réfractaire [4] [7].

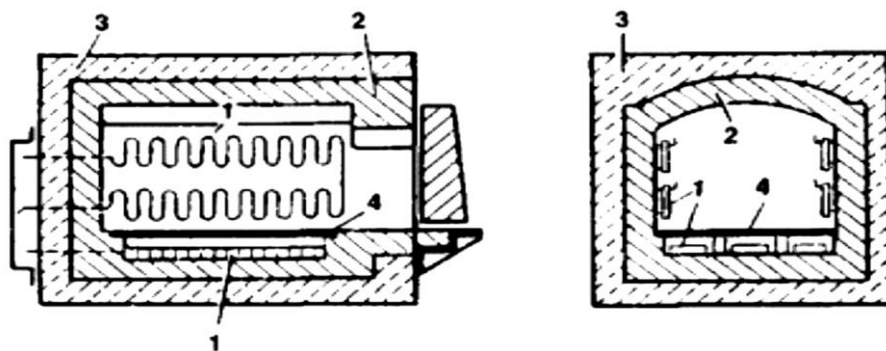


Figure 2.1: Schéma de la chambre de résistance à chaleur indirecte

Où :

- (1) éléments chauffants,
- (2) revêtements réfractaires,
- (3) isolants thermiques,
- (4) plaques de foyer réfractaires.

2.1.2 Caractéristiques des fours à résistances

Un four à résistances est essentiellement constitué [5] [12] :

- d'une enceinte (laboratoire ou chambre de chauffe) réalisée à partir de matériaux à caractère isolant ou réfractaires dont le rôle est de réduire les pertes thermiques par transmission vers l'extérieur ;
- 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 transformateur ; 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.

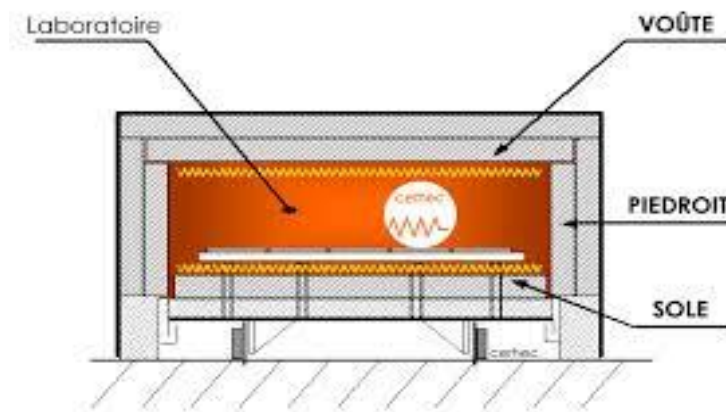


Figure 2.2: Représentation schématique d'un four à résistance

2.1.3 Puissance des fours à résistances

L'évaluation du bilan thermique, en tenant compte des caractéristiques de chaque composant et des configurations, amène à chiffrer pour un cycle de chauffe ou en fonctionnement continu:

- L'énergie emmagasinée dans la charge.
- L'énergie emmagasinée dans les supports.
- L'énergie emmagasinée et le flux thermique transmis par les parois, la voûte et la sole.
- Le flux thermique perdu par les chauffages de l'atmosphère et les ponts thermiques [8].

On arrive ici de déterminer la puissance moyenne nécessaire, la puissance à installer compte tenu d'un coefficient de sécurité dépendant des éléments Chauffants, de la régulation, etc...

Par exemple : Dans le cas du chauffage par convection forcée ; il faut tenir compte dans les calculs de la puissance ventilation, c'est-à-dire la puissance absorbée par le ventilateur. Cette dernière est transformée en chaleur et s'ajoute à la puissance dissipée par les résistances. Ceci peut présenter un inconvénient lorsque la puissance dégagée par la ventilation dépasse la valeur des pertes à la température considérée. Il est donc indispensable de connaître dans ce cas, pour un four en exploitation, la température pour laquelle il y a équilibre entre les pertes du four et la puissance de ventilation.

2.1.4 Différents paramètres constituant le processus

Comme il est illustré à la figure (2.3), la chaleur à l'intérieur du four électrique ventilé à modéliser, est produite par une résistance chauffante, commandé par une tension V_c et un amplificateur de puissance [1].

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 $V_m = K_2 \theta_m$. L'ensemble capteur+amplificateur d'instrumentation sont supposés linéaires dans la gamme de température du four.

Les différents paramètres constituant ce processus sont [13] [18] :

$Q = k_1 V_c$: est la quantité de chaleur produite,

R_a : La résistance thermique freinant la circulation de la chaleur du conduit jusqu'à l'enceinte du four,

C_a : La capacité calorifique de l'enceinte du four,

R_m : La résistance thermique freinant la circulation de la chaleur du four à l'intérieur de la cavité de mesure,

C_m : La capacité calorifique de la cavité de mesure,

R_f : La résistance de fuite freinant la circulation de la chaleur vers l'extérieur du four,

C_e : La capacité calorifique extérieure du four, considérée comme infinie,

$\theta_a, \theta_m, \theta_e$: Température respectives de l'enceinte du four, de la cavité de mesure, et l'extérieur du four,

θ_m : La température mesurée, son image est la tension V_m ($V_m = K_2 \theta_m$).

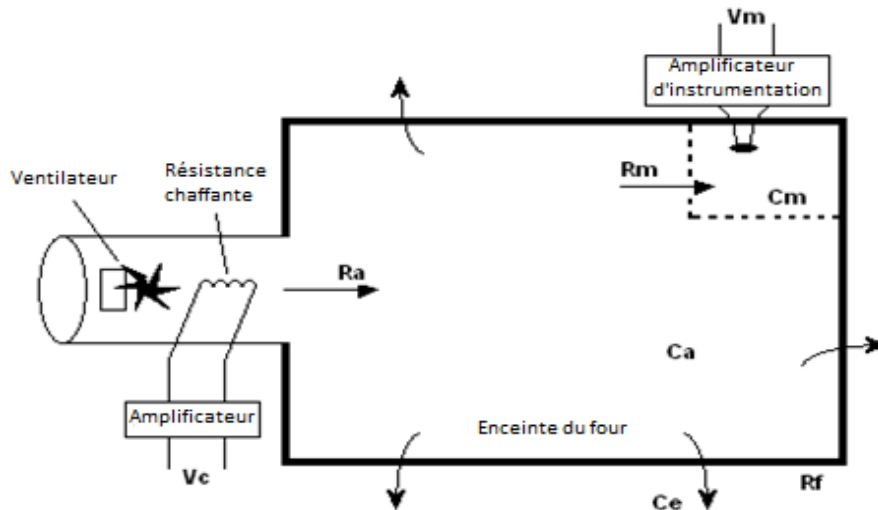


Figure 2.3: Processus d'un four ventilé

2.2 Modélisation du four électrique à résistance

La figure (2.4) montre le schéma électrique d'un four ventilé. Ce dernier est résistif - capacitif [1] [7].

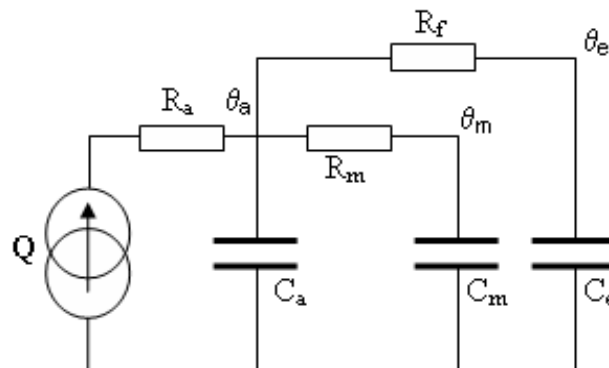


Figure 2.4: Schéma électrique du four

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 :

$$Q = C_a \frac{d\theta_a}{dt} + c \frac{d\theta_m}{dt} + \frac{\theta_a - \theta_e}{R_f} \quad 2.1$$

$c \frac{d\theta}{dt}$: Le courant qui traverse la capacité. La température θ_m est exprimée par (2.2) comme suit:

$$\theta_m = \theta_a - R_m C_m \frac{d\theta_m}{dt} \quad 2.2$$

En utilisant la transformée de Laplace des expressions suivantes (2.1) et (2.2) nous obtenons les équations suivantes :

$$\theta_a = \left(Q + \frac{\theta_e}{R_f} \right) \cdot \left(\frac{R_f(1 + R_m C_m p)}{1 + (R_m C_m + R_f C_m + R_f C_a)p + R_f R_m C_m C_a p^2} \right) \quad 2.3$$

Avec :

$$\frac{\theta_m}{\theta_a} = \frac{1}{1 + R_m C_m p} \quad 2.4$$

Compte tenu des équations (2.3) et (2.4), le schéma fonctionnel du processus complet peut être décrit comme suit :

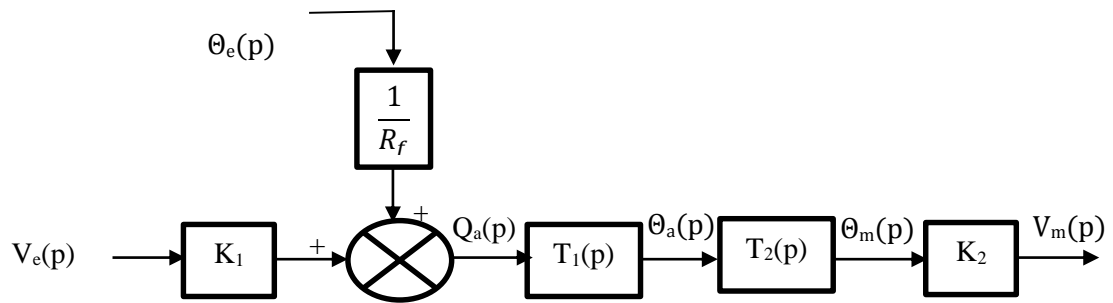


Figure 2.5: Schéma fonctionnel du four

Avec :

$$T_1(p) = \frac{R_f(1 + R_m C_m p)}{1 + (R_m C_m + R_f C_m + R_f C_a)p + R_f R_m C_m C_a p^2} \quad 2.5$$

$$T_2(p) = \frac{1}{1 + R_m C_m p} \quad 2.6$$

Les paramètres du modèle du four sont donnés par le tableau 1. La simulation a été réalisée sous l'environnement MATLAB / SIMILINK R2011a [7] [18].

R_a	0.01 °C / W	C_a	5000 J / °C
R_m	3 °C / W	C_m	10 J / °C
R_f	0.1 °C / W	C_e	∞
Q_{max}	5000 W	k_1	100 W / V
θ_e	20 °C	k_2	0.1 V / °C

Tableau 2-1: paramètre du four à résistance

Après calcul, on trouve

$$T_1(p) = \frac{0,1+3p}{1+531p+1500p^2}, \quad T_2(p) = \frac{1}{1+30p}$$

2.3 Modèle du four à résistance et commande en boucle ouverte

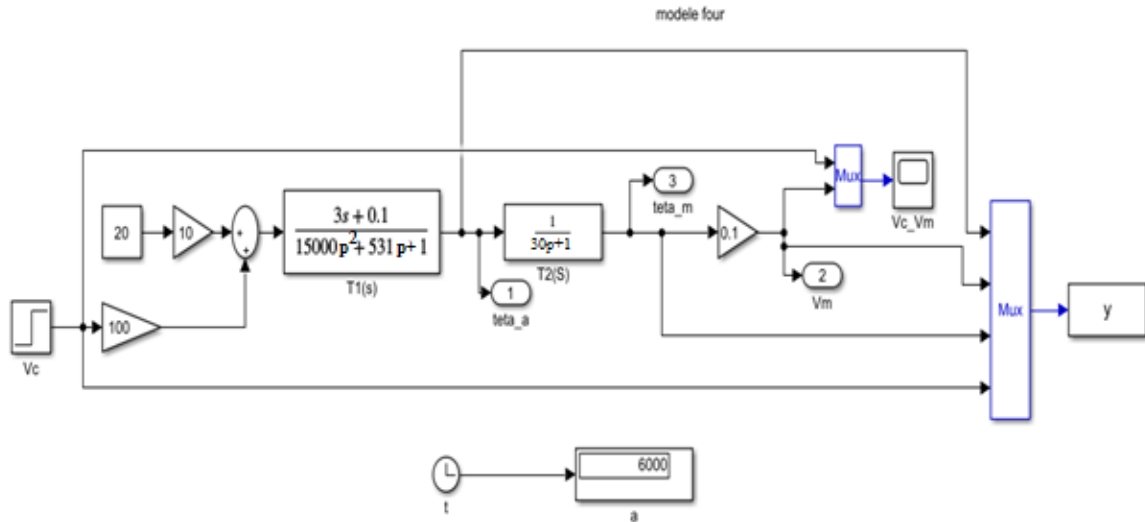


Figure 2.6: Commande en boucle ouverte d'un four à résistance

2.3.1 Résultats de simulation

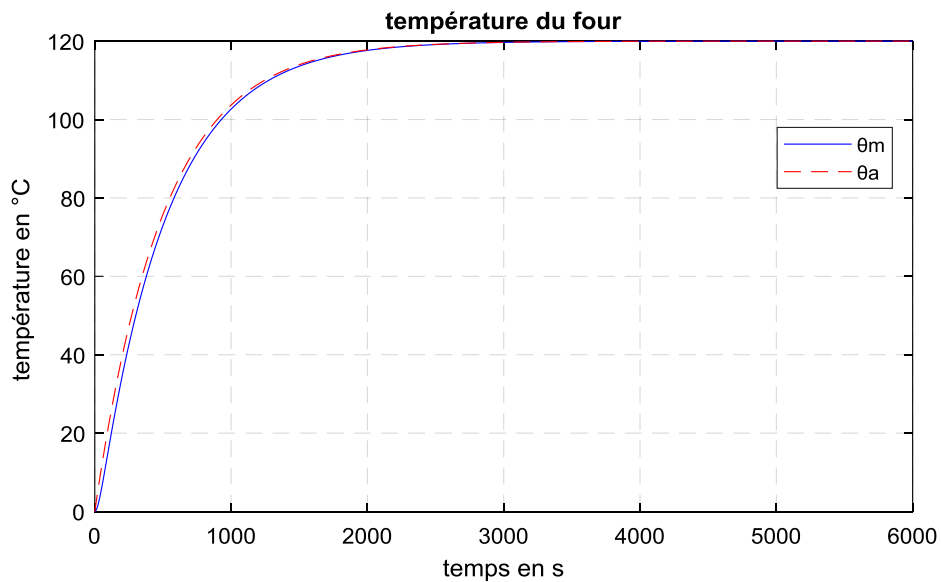


Figure 2.7: Réponse du four à un échelon de tension

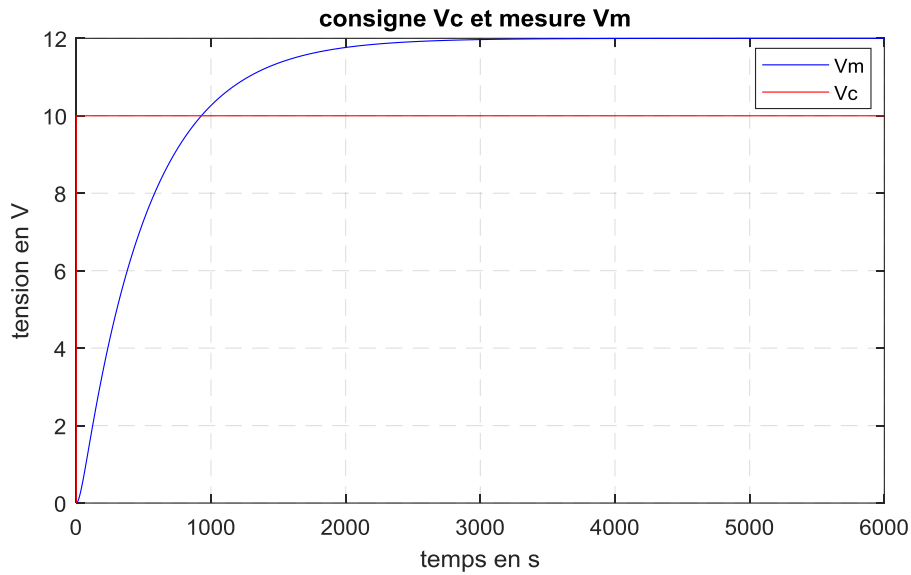


Figure 2.8: Réponse du four à un échelon de température

2.3.2 Interprétation des résultats

Les figures (2.7) et (2.8) montrent les réponses V_m et θ_m aux échelons de la tension de référence V_c et de la température du four θ respectivement.

En boucle ouverte la réponse du four est assez lente (figure 2.7) et que la réponse du système s'amortit vers une valeur autre que le consigne figure (2.8).

Le four se comporte comme un processus de premier ordre de constante de temps proche de 500 secondes. La température mesurée θ_m est très proche de la température de four θ_a lors du régime transitoire. La température n'est pas contrôlable, donc le système a besoin d'une correction en boucle fermée.

2.4 Asservissement de la température du four électrique

La température souhaitée représentant la consigne (fixée par l'utilisateur) est comparée à la valeur mesurée par la sonde de température (thermomètre). Le correcteur délivre alors un signal de commande en fonction de la valeur et du signe de l'écart entre la valeur souhaitée et la température du four, soit de chauffer si la température de four est inférieure à la température de consigne, soit d'arrêter de chauffer si la température de consigne est atteinte (figure 2.9) [8] [9].

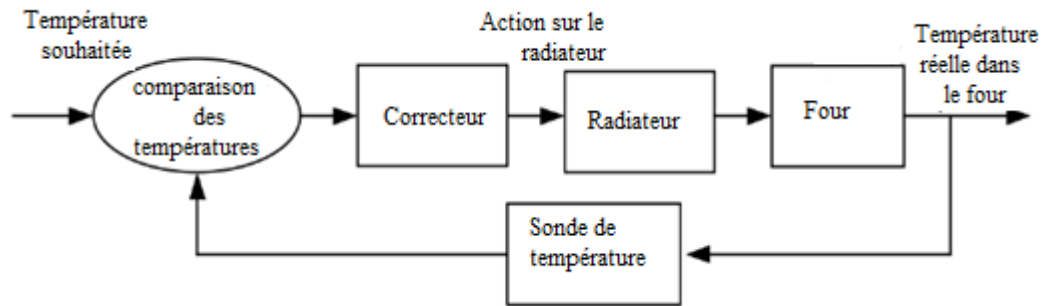


Figure 2.9: Asservissement de la température d'une pièce

2.4.1 Structure d'un système en boucle fermée

La chaîne de régulation se compose de différents éléments : Modulateur d'énergie, four, capteur, régulateur etc..., chacun a son rôle pour le control.

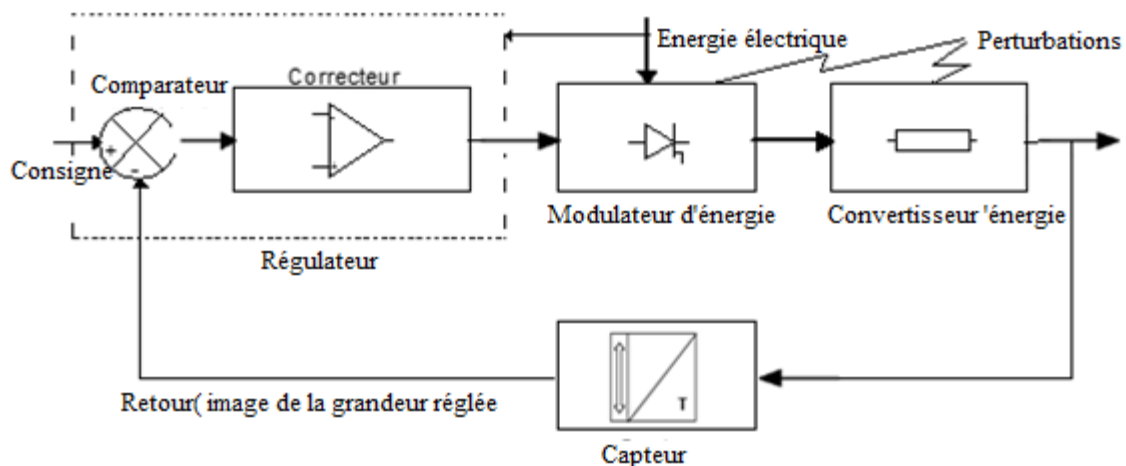


Figure 2.10: Structure d'un système régulé

2.4.1.1 Rôle du capteur

Dans les équipements thermiques, le capteur de température est le plus répandu. Pour les basses températures (-200 à $+800$ °C), valeurs extrêmes à moduler en fonction de la tenue en température du support), la sonde platine 100Ω à 0 °C est la plus utilisée (exemple: enceinte climatique, étuve, réchauffeur). Leur rôle est de prendre la grandeur de sortie et la renvoyer au comparateur [7].

2.4.1.2 Le thermocouple

Un thermocouple est constitué de deux conducteurs de natures différentes reliés à leurs extrémités. Il se comporte comme un générateur dont la f.e.m. dépend de la nature du couple et de la différence de température entre les soudures chaude et froide.

$$U = C(T_x - T_a) \quad 2.7$$

T_x : Température soudure chaude (au point de mesure).

T_a : Température soudure froide (au niveau du régulateur).

C : Coefficient de Seebeck.

Exemple :

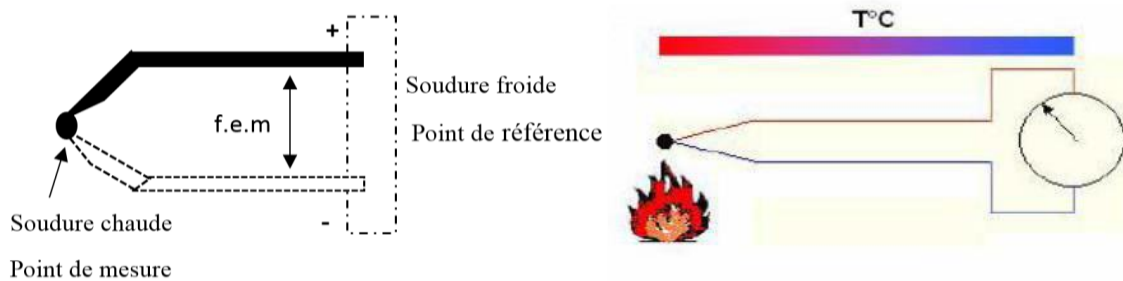


Figure 2.11: Schéma d'un thermocouple

Symbole	Echelle de T°c	Type de couple	Couleur
K	0 à 1100°c	(+) Nickel-Chrome / (-) Nickel-Aluminium	(+)Jaune / (-)Violet
J	+20 à 700°c	(+) Fer / (-) Cuivre-Nickel	(+) Jaune / (-)Noir

Tableau 2-2: différents echelle de température d'un thermocouple

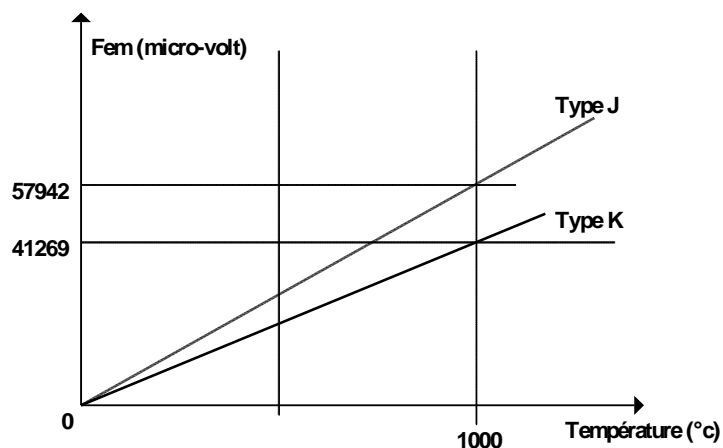


Figure 2.12: Caractéristiques idéalisées ($T_a = 0^\circ\text{c}$)

2.5 Choix des gains du Régulateur Proportionnelle Intégrale Dérivée

Considérons un système décrit par la fonction suivante :

$$H(p) = \frac{G}{(1 + pT_1)(1 + pT_2)} \quad 2.8$$

$$H(p) = \frac{b_0}{1 + a_1p + a_2p^2} \quad 2.9$$

Les performances en boucle fermée peuvent être exprimées comme étant la réponse d'un système normalisé du 2^e ordre avec une pulsation naturelle w_0 et un amortissement.

Le système en boucle fermée est représenté par la figure suivante :

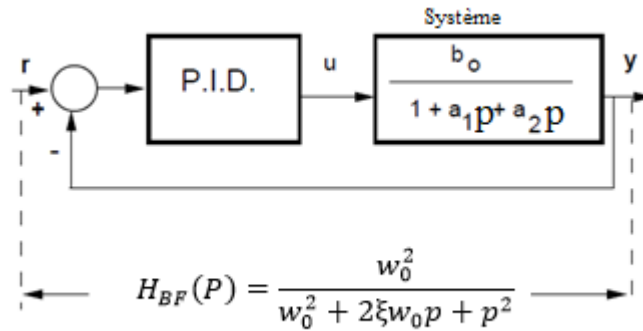


Figure 2.13: Régulateur PID en boucle fermé

La fonction de transfert d'un type de régulateur PID est donnée par [72] [73]:

$$H_{PID}(P) = K \left(1 + \frac{1}{T_i p} + \frac{T_d p}{1 + \frac{T_d}{N} p} \right) \quad 2.10$$

Où K spécifie 'le gain proportionnel', T_i caractérise 'l'action intégrale', T_d l'action dérivée' et $1 + \frac{T_d}{N} p$ introduit un filtrage sur l'action dérivée (filtre passe-bas).

La fonction de transfert donnée par l'équation (2.2) peut être réécrite sous la forme :

$$H_{PID}(P) = \frac{K \left(1 + p \left(T_i + \frac{T_d}{N} \right) + p^2 \left(T_i T_d + \frac{T_i T_d}{N} \right) \right)}{T_i p \left(1 + \frac{T_d}{N} p \right)} \quad 2.11$$

En compensant le dénominateur de la fonction de transfert du système par le numérateur de la fonction de transfert du régulateur, on obtient la fonction de transfert en boucle ouverte :

$$H_{BO}(P) = H(P) \cdot H_{PID}(P) = \frac{Kb_0}{T_i p \left(1 + \frac{T_d}{N} p\right)} \quad 2.12$$

Il faut choisir T_i , T_d et N tels que:

$$a_1 = T_i + \frac{T_d}{N}, \quad a_2 = T_i T_d \left(1 + \frac{1}{N}\right) \quad 2.13$$

La fonction de transfert en boucle fermée devient :

$$H_{BF}(P) = \frac{Kb_0}{Kb_0 + T_i p \frac{T_i T_d}{N} p^2} = \frac{\frac{Kb_0 N}{T_i T_d}}{\frac{Kb_0 N}{T_i T_d} + \frac{N}{T_d} p + p^2} = \frac{w_0^2}{w_0^2 + 2\xi w_0 p + p^2} \quad 2.14$$

Pour obtenir la fonction de transfert en boucle fermée, il faut satisfaire les égalités suivantes :

$$2\xi w_0 = \frac{N}{T_d}; \quad w_0^2 = \frac{Kb_0 N}{T_i T_d}; \quad w_0 = 2\xi \frac{Kb_0}{T_i} \quad 2.15$$

On voit que les paramètres du régulateur PID dépendent des performances désirées pour la boucle fermée spécifiées par w_0 et ξ et des paramètres de la fonction de transfert du procédé (a_1, a_2, b_0) [72] [73].

Le modèle Simulink de la commande PID pour le four électrique à résistance est montré dans la figure 2.14.

2.5.1 Modèle du four en boucle fermée

Le modèle du four en boucle fermée est donné par la figure (2.14)

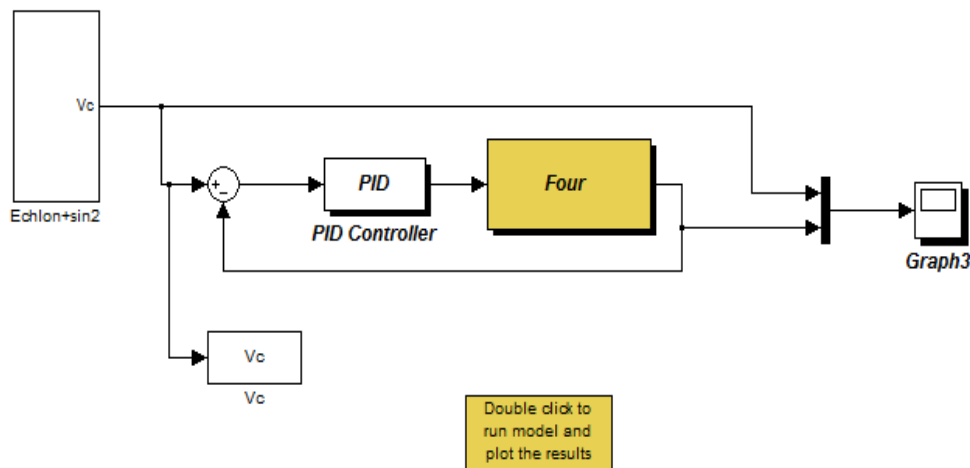


Figure 2.14: Schéma de simulation de la commande PID

2.5.2 Résultats de la simulation

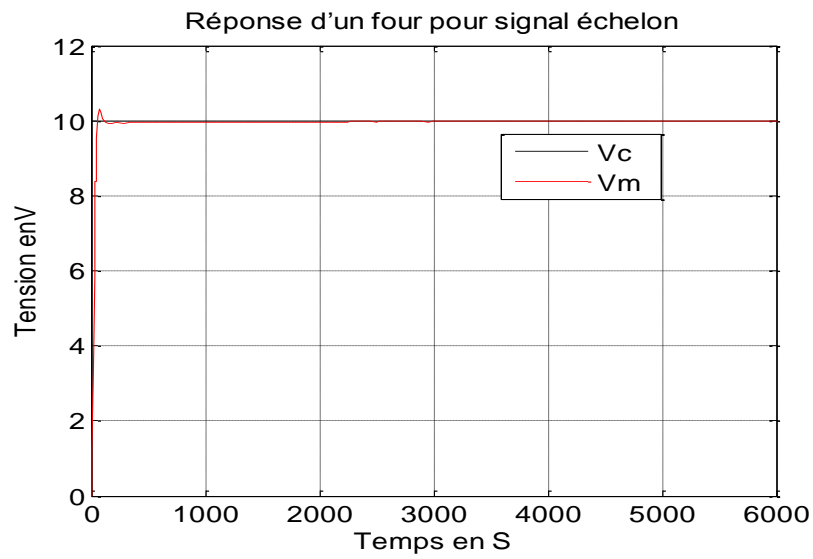


Figure 2.15 : Réponse d'un four pour signal échelon

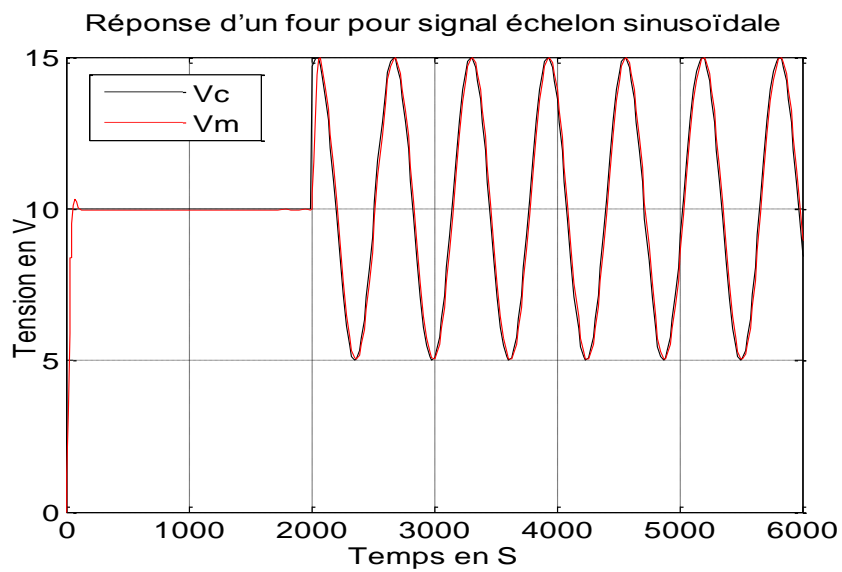


Figure 2.16: Réponse d'un four pour signal échelon_ sinusoïdale

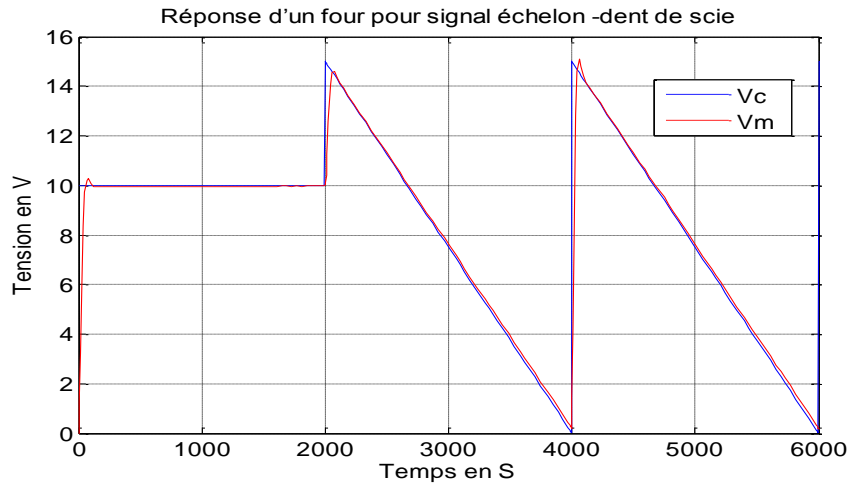


Figure 2.17 : Réponse d'un four pour signal échelon _dent de scie

2.5.3 Interprétation des résultats :

Le correcteur de la commande PID permet à la fois d'annuler l'erreur statique pour les trois différents signaux appliqués au système et d'obtenir un processus stable. On voit ici que le temps de réponse rapide avec un dépassement négligeable de 0.2V dans le régime transitoire (figure 2.15, 2.16). Pour la figure 2.17, on a appliqué une tension de forme échelon-dent de scie, la valeur désirée suit la consigne avec une erreur statique de valeur 0,1V.

2.6 Régulateur intégral avec compensation des pôles et zéros

Le modèle est défini par le sous-système suivant figure 2.18, dans le quelle on décrit la fonction de transfert analogique $T(p)$ comme suit : $T(p) = \frac{k}{z^{-1}} * \frac{(z-p_1)(z-p_2)}{(z-z_1)}$

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.

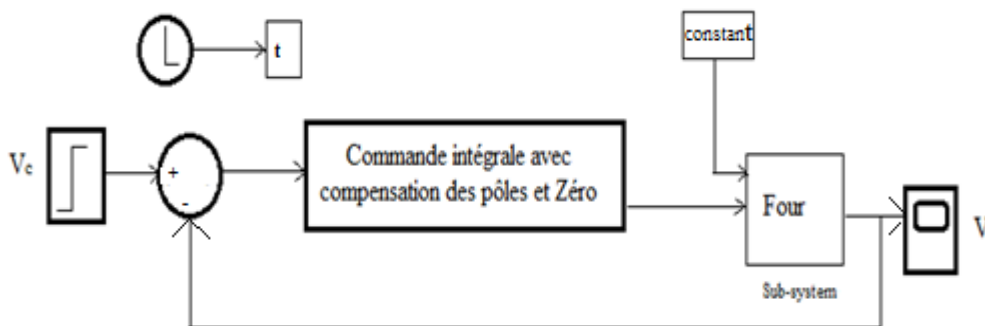


Figure 2.18: Schéma de la commande intégral avec compensation des pôles et Zéro

2.6.1 Résultats de simulation

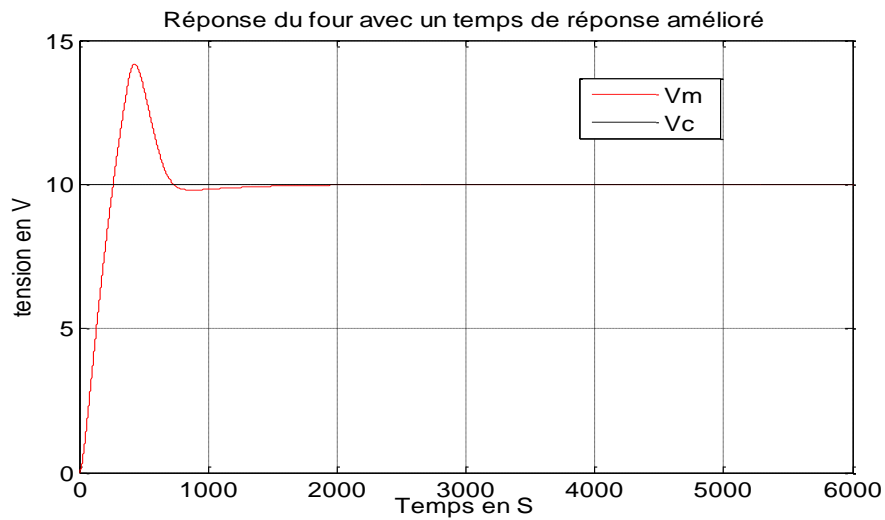


Figure 2.19: Réponse du four avec un temps de réponse amélioré

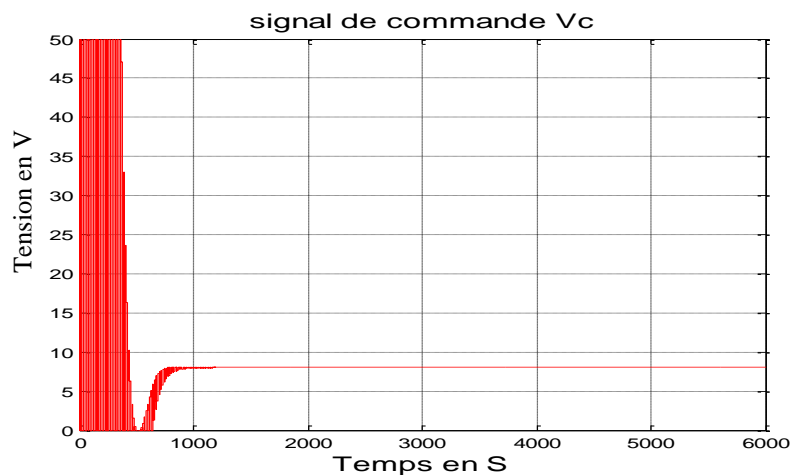


Figure 2.20: signal de commande

2.6.2 Interprétation des résultats

La commande (figure 2.20) oscille en régime transitoire entre 0 et 50 volts et se stabilise en régime permanent. Le correcteur de 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.

On voit ici que le temps de réponse a été amélioré mais on remarque un dépassement assez important dans le régime transitoire (figure 2.19).

2.7 La commande par retour d'état

La commande par retour d'état consiste à piloter le système par un signal de consigne et à générer automatiquement le signal de commande en confrontant en permanence la valeur de la consigne et le comportement réel du système [22] [23] [25]. L'écart entre la consigne et la valeur réelle sert de base au signal de commande du système.

2.7.1 Représentation d'état discrète du four

On modifie le schéma fonctionnel du four comme suit afin de donner une représentation fonctionnelle du four d'état de la fonction :

$$T(p) = \frac{V_m(p)}{V_a(p)} \quad 2.16$$

Où $V_a(p)$ est l'image de la température dans l'enceinte du four.

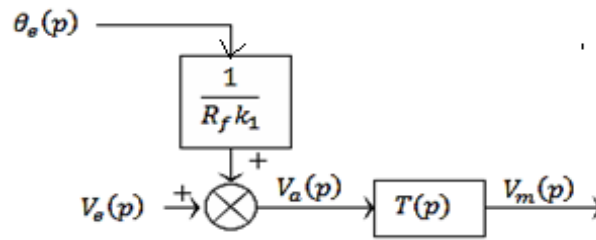


Figure 2.21: Schéma fonctionnel du four

Avec :

$$T(p) = \frac{K_1 K_2 R_f}{1 + (R_m C_m + R_f R_m + R_f C_a)p + R_f R_m C_m C_a p^2} = \frac{\frac{K_1 K_2 R_f}{R_f R_m C_m C_a} p^2}{\frac{1}{R_f R_m C_m C_a} + \frac{(R_m C_m + R_f R_m + R_f C_a)}{R_f R_m C_m C_a} p + p^2} \quad 2.17$$

On pose :

$$b_0 = \frac{K_1 K_2 R_f}{R_f R_m C_m C_a}, \quad a_0 = \frac{1}{R_f R_m C_m C_a}, \quad a_1 = \frac{R_m C_m + R_f R_m + R_f C_a}{R_f R_m C_m C_a} \quad 2.18$$

La fonction $T(p)$ devient de la forme :

$$T(p) = \frac{b_0}{p^2 + a_1 p + a_0} \quad 2.19$$

La fonction $T(p)$ est d'ordre 2, sa représentation d'état nécessite donc deux variables d'état :

Notons $Y(p)=V_m(p)$: sortie du processus [24] [28],

$U(p)=V_c(p)$: entrée du processus

$$b_0U(p) = (p^2 + a_1p + a_0)Y(p) \quad 2.20$$

Ceci conduit à l'équation différentielle suivante :

$$\frac{d^2y(t)}{dt^2} + a_1 \frac{dy(t)}{dt} + a_0y(t) = b_0u(t) \quad 2.21$$

Les variables d'état représentant les sorties des intégrateurs.

$$x_1(t) = y(t) \text{ et } x_2(t) = \dot{x}_1(t) \quad 2.22$$

$$\dot{x}_2(t) = -a_1 x_2(t) - a_0 x_1(t) + b_0u(t) \quad 2.23$$

Soit sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ b_0 \end{bmatrix} u(t) \quad 2.24$$

$$y(t) = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} \quad 2.25$$

$$\text{Avec : } V_m(t) = y(t) \quad V_c(t) = u(t)$$

Finalement on obtient comme représentation d'état correspondant à la fonction de transfert $T(p)$ [27] [29].

$$\begin{bmatrix} \dot{x}_1(t) \\ \dot{x}_2(t) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ b_0 \end{bmatrix} V_c(t) \quad 2.26$$

$$y(t) = v_m(t) = [1 \quad 0] \begin{bmatrix} x_1(t) \\ x_2(t) \end{bmatrix} \quad 2.27$$

2.8 Commande d'un four placement de pôles.

Vu que la constante du temps du processus est forte environ de 500s, celui-ci est discrétisé avec une période d'échantillonnage de 0.95 seconde. L'objectif principal est de déterminer la température du four à l'aide de la mesure V_m ; pour ce faire, la méthode de placement des pôles est utilisée, avec un système dynamique de second ordre contenant:

- une pulsation propre $\omega_n = 0.005 \text{rd/s}$
- un facteur d'amortissement $\xi = 0.707$

Soit le système à temps continu $\{A, B, C, D\}$

$$\begin{cases} \dot{x} = Ax + Bu \\ y = Cx + Du \end{cases} \quad 2.28$$

Calcul des matrices A_d, B_d, C_d, D_d du système discrétisé à partir des matrices A, B, C et D du système continu [30] [32] [53] [54].

Le système est discrétisé d'un pas d'échantillonnage T_e , les paramètres du processus aux instant d'échantillonnage kT_e se formalisent ainsi,

$$\begin{cases} x(k+1) = A_d x(k) + B_d u(k) \\ y(k) = C_d x(k) + D_d u(k) \end{cases} \quad 2.29$$

Si l'entrée u de ce système est un signal échantillonné bloqué [33] [36],

On a :

$$U(t) = u_d(k), \text{ avec } t \in [kT, (k+1)T]$$

L'intégration de l'équation d'état entre les instants kT et $(k+1)T$

$$\begin{aligned} x_d(k+1) &= e^{AT} x_d(k) + \int_{kT}^{(k+1)T} e^{A(t-kT)} B u(t) dt \\ &= e^{AT} x_d(k) + \int_{kT}^{(k+1)T} e^{A(t-kT)} B u_d(k) dt \end{aligned} \quad 2.30$$

Où : $x_d(k) = x(kT)$.

En posant $y_d(k) = y(kT)$, $A_d = e^{AT}$ et $B_d = \int e^{At} B dt$ $C_d = C$ et $D_d = D$

On peut déterminer les matrices, A_d, B_d, C_d et D_d à partir des matrices A, B, C et D ,

$$A_d = e^{AT} = L^{-1}[(pI - A)^{-1}]$$

On calcul $(pI - A)$,

avec I : matrice d'identité tel que $I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

$$pI - A = \begin{bmatrix} p & 0 \\ 0 & p \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -a_0 & -a_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} p & -1 \\ +a_0 & p + a_1 \end{bmatrix} \text{ Donc } (pI - A)^{-1} = \frac{1}{p(p+a_1)+a_0} \begin{bmatrix} p + a_1 & 1 \\ -a_0 & p \end{bmatrix}$$

$$\text{Puis on cherche } L^{-1}[(pI - A)^{-1}] : L^{-1}[(pI - A)^{-1}] = L^{-1}\left[\frac{1}{p(p+a_1)+a_0} \begin{bmatrix} p + a_1 & 1 \\ -a_0 & p \end{bmatrix}\right]$$

Après développement on trouve :

$$L^{-1}[(pI - A)^{-1}] = \begin{bmatrix} L^{-1}\left(\frac{p + a_1}{p(p + a_1) + a_0}\right) L^{-1}\left(\frac{1}{p(p + a_1) + a_0}\right) \\ L^{-1}\left(\frac{-a_0}{p(p + a_1) + a_0}\right) L^{-1}\left(\frac{p}{p(p + a_1) + a_0}\right) \end{bmatrix} \quad 2.31$$

2.8.1 Application

$$b_0 = \frac{k_1 k_2 R_f}{R_f R_m C_m C_a} = \frac{100 \times 0.1 \times 0.1}{0.1 \times 3 \times 10 \times 5000} = 6.66 \times 10^{-5}$$

$$a_0 = \frac{1}{R_f R_m C_m C_a} = \frac{1}{0.1 \times 3 \times 10 \times 5000} = 6.66 \times 10^{-5}$$

$$a_1 = \frac{R_m C_m + R_f R_m + R_f C_a}{R_f R_m C_a C_m} = \frac{3 \times 10 + 0.1 \times 3 + 0.1 \times 5000}{0.1 \times 3 \times 10 \times 5000} = 0.03536$$

Après les calculs on remarque que la valeur de a_0 est négligeable devant les autres paramètres, donc la formule (2.31) devient :

$$\begin{aligned}
L^{-1}[(pI - A)^{-1}] &= \begin{bmatrix} L^{-1}\left(\frac{p+a_1}{p(p+a_1)}\right) & L^{-1}\left(\frac{1}{p(p+a_1)}\right) \\ L^{-1}\left(\frac{-a_0}{p(p+a_1)}\right) & L^{-1}\left(\frac{p}{p(p+a_1)}\right) \end{bmatrix} & 2.32 \\
&= \begin{bmatrix} L^{-1}\left(\frac{1}{p}\right) & L^{-1}\left(\frac{1}{p(p+a_1)}\right) \\ L^{-1}\left(\frac{-a_0}{p(p+a_1)}\right) & L^{-1}\left(\frac{1}{(p+a_1)}\right) \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 1 & \frac{1}{a_1}(1 - e^{-a_1 t}) \\ \frac{-a_0}{a_1}(1 - e^{-a_1 t}) & e^{-a_1 t} \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
L^{-1}[(pI - A)^{-1}] &= \begin{bmatrix} 1.0000 & \\ -6.66 \times 10^{-5} & \frac{1}{0.03536}(1 - e^{-0.03536 \times 0.9}) \\ \frac{0.03536}{0.03536} & e^{-0.03536 \times 0.9} \end{bmatrix} \\
&= \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.7894 \\ -0.0001 & 0.9737 \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

$$A_d = \begin{bmatrix} 1.0000 & 28.2805(1 - e^{-0.3536t}) \\ -18.8348 \times 10^{-5}(1 - e^{-0.03536t}) & e^{-0.03536t} \end{bmatrix}$$

$$B_d = \int_0^{Te} e^{At} dt B \quad \text{Avec}$$

$$\begin{aligned}
B_d &= \int_0^{Te} \begin{bmatrix} 1.0000 & 28.2805(1 - e^{-0.03536t}) \\ -18.8348 \times 10^{-5}(1 - e^{-0.03536t}) & e^{-0.03536t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ 6.66 \times 10^{-5} \end{bmatrix} dt \\
B_d &= \begin{bmatrix} \int_0^{Te} 188.3481 \times 10^{-5}(1 - e^{-0.03536t}) dt \\ \int_0^{Te} 6.66 \times 10^{-5} dt \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 188.34 \times 10^{-5} \int_0^{Te} (1 - e^{-0.03536t}) dt \\ 6.66 \times 10^{-5} \int_0^{Te} e^{-0.03536t} dt \end{bmatrix} \\
B_d &= \begin{bmatrix} 188.34 \times 10^{-5} \int_0^{Te} (1 - e^{-0.03536t}) dt \\ 6.66 \times 10^{-5} \int_0^{Te} e^{-0.03536t} dt \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.214 \times 10^{-4} \\ 0.5263 \times 10^{-4} \end{bmatrix}
\end{aligned}$$

Et finalement

$$\begin{aligned}
A_d &= \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.7894 \\ -0.0001 & 0.9737 \end{bmatrix} ; & B_d &= \begin{bmatrix} 0.2114 \times 10^{-4} \\ 0.5263 \times 10^{-4} \end{bmatrix} & 2.33 \\
C_d &= C = [1 \ 0] \quad \text{et} & D_d &= D = 0
\end{aligned}$$

Afin de calculer le vecteur d'état, il faut vérifier la commandabilité du processus [38] [40].

Soit Com est la matrice de commandabilité

$$Com = [B_d \ A_d B_d] = \begin{bmatrix} 0.214 \times 10^{-4} & 0.3829 \times 10^{-4} \\ 0.5263 \times 10^{-4} & 0.5124 \times 10^{-4} \end{bmatrix} \quad 2.34$$

Calcul du déterminant de la matrice Com :

$$Det(Com) = (0.214 \times 10^{-4} \times 0.5124 \times 10^{-4}) - (0.5263 \times 10^{-4} \times 0.3829 \times 10^{-4}) = -0.1095 \times 10^{-4} \quad Det(Com) \neq 0 \quad \text{donc le processus est commandable .}$$

On peut déterminer le vecteur d'état K (le rang de la matrice de Com = 2)

Donc la dynamique du processus asservi décrite par le polynôme P(z) suivantes [34] [35] :

$$P(z) = z^2 + p_1 z + p_2 \quad 2.35$$

On détermine p_1 et p_2 comme suit :

$$p_1 = -2e^{-\xi w_n T} \cos(w_n T e \sqrt{1 - \xi^2})$$

Donc les valeurs de p_1 et p_2 sont :

$$p_1 = -2e^{-0.707 \times 0.005 \times 0.9} \cos(0.005 \times 0.9 \sqrt{1 - 0.707^2}) = -1.9941$$

$$\text{et } p_2 = e^{-2\xi w_n T} = e^{-2 \times 0.707 \times 0.005 \times 0.9} = 0.9943$$

D'une autre façon on peut écrire P(z) comme suit :

$$Det[zI - (Ad - BdK)] = P(z) \quad 2.36$$

On trouve K = [-0.6210 -393.0670]

2.8.2 Schéma global de la simulation

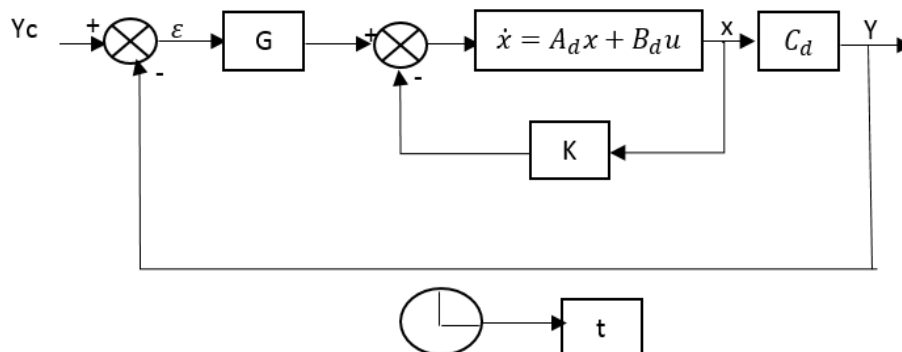


Figure 2.22: Commande placement des pôles d'un four à résistance

2.8.3 Résultats de la simulation

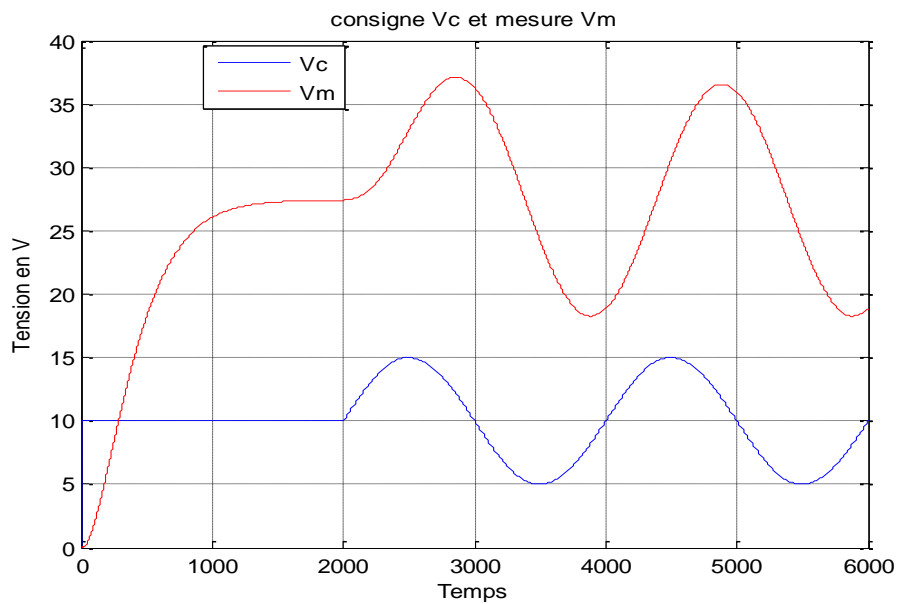


Figure 2.23: Schéma de consigne V_c et V_m

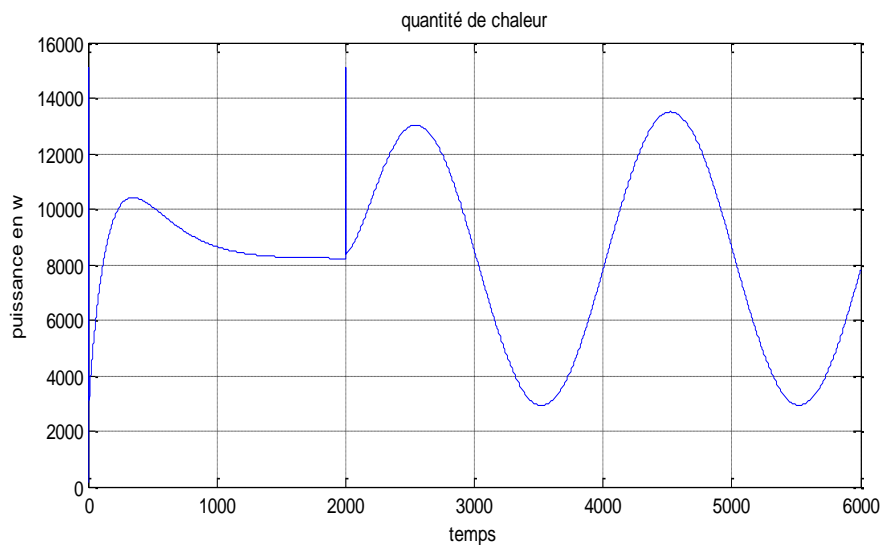


Figure 2.24: Commande d'un four placement de pôles four (quantité de chaleur) [23]

2.8.4 Interprétation des résultats

On remarque pour les signaux obtenus pour une consigne échelon de 100°C appliqué pendant 2000s, à laquelle s'ajoute une consigne sinusoïdale de 50°C figure (2.23) et figure (2.24). On obtient la dynamique recherchée mais l'erreur statique est importante et la commande se sature à 15000W lors des variations brusques de la consigne. On voit que le processus ne comporte pas d'intégration.

2.9 Commande d'un four par retour d'état avec intégration

Le schéma fonctionnel du processus est donné comme suit :

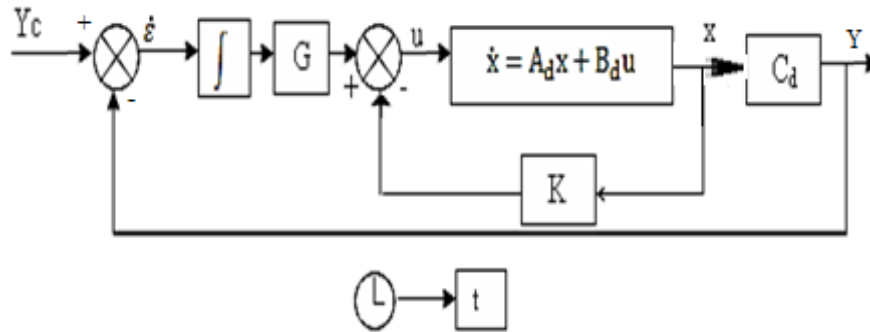


Figure 2.25: Commande d'un four par retour d'état [23] [26]

$$\begin{cases} u(k) = -Kx(k) + g\varepsilon(k) \\ \varepsilon(k) = \frac{1}{1-z^{-1}}(y_c(k) - y(k)) \end{cases} \quad 2.37$$

Soit :

$$\varepsilon(k+1) = \varepsilon(k) + y_c(k+1) - y(k+1) \quad 2.38$$

Sous forme matricielle :

$$\begin{bmatrix} x(k+1) \\ \varepsilon(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_d - B_d K & B_d g \\ C_d B_d K - C_d A_d 1 & -C_d B_d g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \varepsilon(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} y_c(k+1) \quad 2.39$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} C_d & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ \varepsilon(k) \end{bmatrix} \quad 2.40$$

On considère la réponse du système à un échelon unitaire, alors :

$$\begin{cases} y_c(t) = 1 \\ y(\infty) = y_c(\infty) = 1 \end{cases} \quad 2.41$$

Si on exprime le vecteur des erreurs suivantes :

$$\begin{bmatrix} x_{err}(k) \\ \varepsilon_{err}(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} x(k) - x(\infty) \\ \varepsilon(k) - \varepsilon(\infty) \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} x_{err}(k+1) \\ \varepsilon_{err}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_d - B_d K B_d g \\ C_d B_d K - C_d A_d 1 - C_d B_d g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{err}(k) \\ \varepsilon_{err}(k) \end{bmatrix} \quad 2.42$$

On décompose l'équation d'une façon à faire apparaître le vecteur des coefficients de retour d'état avec intégration,

$$\begin{bmatrix} x_{\text{err}}(k+1) \\ \varepsilon_{\text{err}}(k+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} A_d & 0 \\ -C_d A_d 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{\text{err}}(k) \\ \varepsilon_{\text{err}}(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} -B_d K & B_d g \\ C_d B_d K - C_d A_d 1 - C_d B_d g \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{\text{err}}(k) \\ \varepsilon_{\text{err}}(k) \end{bmatrix} \quad 2.43$$

Finalement obtient alors les matrices d'état du système asservi :

$$B_1 = \begin{bmatrix} B_d \\ -C_d B_d \end{bmatrix} A_1 = \begin{bmatrix} A_d & 0 \\ -C_d A_d 1 & 1 \end{bmatrix} C_1 = [1 \quad 0 \quad 0]$$

et le vecteur de retour avec intégration :

$$K_1 = [-K \quad g] \quad 2.44$$

Après calcul on trouve :

$$A_1 = \begin{bmatrix} 1.0000 & 0.9351 & 0 \\ -0.0001 & 0.9688 & 0 \\ -1.0000 & -0.9351 & 1.0000 \end{bmatrix}, B_1 = \begin{bmatrix} -0.2977 \times 10^{-4} \\ -0.6234 \times 10^{-4} \\ 0.2977 \times 10^{-4} \end{bmatrix}, D_1 = [0],$$

$$C_1 = [1 \quad 0 \quad 0] \quad \text{et} \quad K = [-0.0143 \times 10^{-4} \quad -1.5608 \times 10^{-4} \quad 0.0000 \times 10^{-4}]$$

On prend pour le processus asservi une dynamique du second ordre :

* une pulsation propre $W_n=0.005\text{rd/s}$

* un facteur d'amortissement $\xi=0.9$

2.9.1 Résultats de simulation

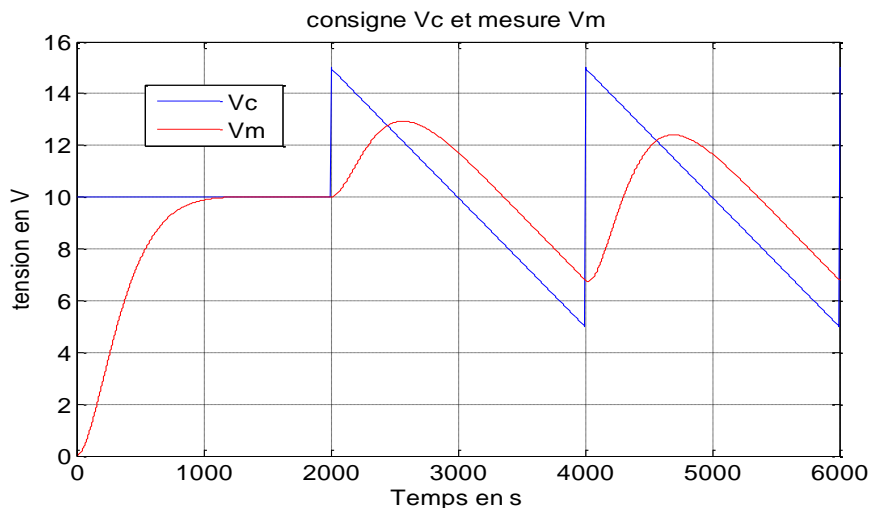


Figure 2.26: Placement des pôles avec retour d'état intégration pour la mesure V_m

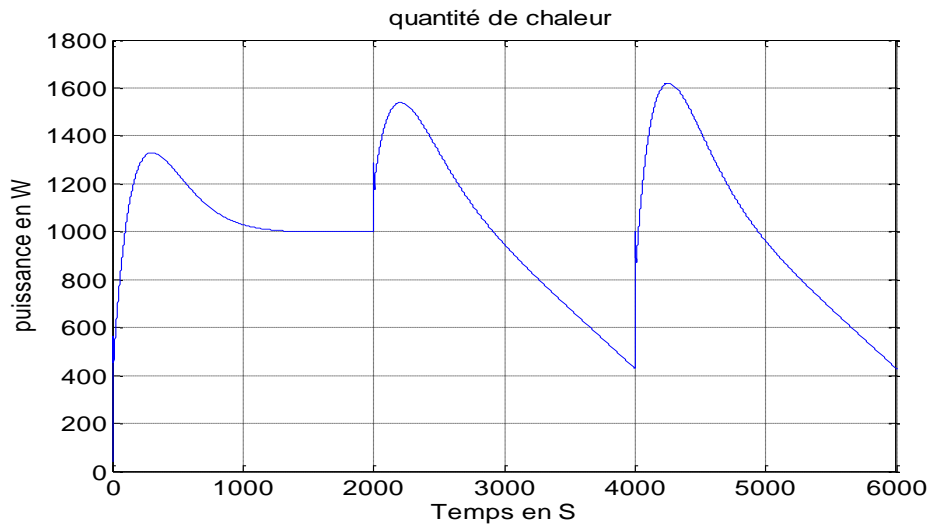


Figure 2.27: Commande d'un four placement de pôles avec intégrateur mesure de puissance (Quantité de chaleur pour une température de consigne de 100°)

2.9.2 Interprétation des résultats

Pour la figure (2.25), la consigne appliquée est un échelon correspond à une température de 100°C suivie d'une consigne linéaire décroissante. On remarque qu'il n'y a pas de dépassement, pas d'erreur statique du fait de l'intégrateur. D'autre part, la consigne de la forme rampe fait montrer une erreur de traînage. Pour annuler l'erreur de traînage il faut ajouter une seconde intégration dans la chaîne directe.

Dans la figure (2.26), représente la quantité de chaleur pour une température de consigne de 100 °C.

2.10 Commande d'un à four à résistance électrique utilisant le reconstructeur stochastique de Kalman

Les fours à résistance électrique sont les équipements électrothermiques industriels les plus populaires et les plus utilisés qui continuent de faire l'objet de nombreuses améliorations. L'objectif de cette tâche est de contrôler la température d'un four électrique pour capteurs à thermocouple bruyants. Elle peut être évaluée en observant certaines variables, qui sont très difficiles à observer. En raison de limitations, principalement l'emplacement des capteurs thermiques et leurs bruits. Dans ce cas, la mesure de température est entraînée avec un bruit blanc gaussien centré. Le problème de l'estimation précise des températures pour de tels capteurs est résolu à l'aide du filtre de Kalman qui est un estimateur optimisé qui fournit un

moyen efficace du point de vue informatique pour estimer l'état du système [91] (voir annexe D). Ainsi, les variables qui ne sont pas directement mesurables peuvent être reconstruites à partir de l'algorithme Reconstructeur stochastique de Kalman (KSR). Le contrôle de température par KSR avec des paramètres fixes est difficile, pour cette raison on propose un contrôleur hybride de placement de pôles (PL) basé sur l'approche KSR [23] [39] [45] [52].

2.10.1 Développement de l'algorithme du filtre de kalman discret

La modélisation d'état de la résistance électrique du four prend en compte deux variables aléatoires Bruit de procédé et de mesure [39], [40] et [42]. Dans ce cas, la mesure de température est entraînée avec un bruit blanc gaussien centré. On considère que le système de résistance électrique du four est stationnaire. Deux équations sont utilisées pour expliquer le modèle d'état discret d'un four électrique à résistance.

- **L'équation du processus**

$$x(k + 1) = A_d x(k) + B_d u(k) + w(k) \quad 2.45$$

Où $w(k)$ est le bruit de modélisation [1] et [2] lié à l'incertitude que l'on a sur le modèle du four à résistance électrique.

$$\begin{cases} E[w(k)] = 0 \\ E[w(k)w^T(k + n)] = Q \end{cases} \quad 2.46$$

La matrice de variance de $w(k)$ est Q [1] et [2]. Si Q est stationnaire alors,

$$Q = \sigma^2 w = \text{cte} \quad 2.47$$

- **L'équation de mesure**

$$y(k) = Cx(k) + v(k) \quad 2.48$$

Où $v(k)$ est le bruit de mesure [23] et [26].

$$\begin{cases} E[v(k)] = 0 \\ E[v(k)v^T(k + n)] = R \end{cases} \quad 2.49$$

La matrice de variance de $v(k)$ est R [26] et [50].

$$R = \sigma^2 v = \text{cte} \quad 2.50$$

- **Estimation de l'état du four à résistance électrique**

Cette estimation est constituée de deux étapes suivantes comme le montre le dessin suivant sur la figure 2.28.

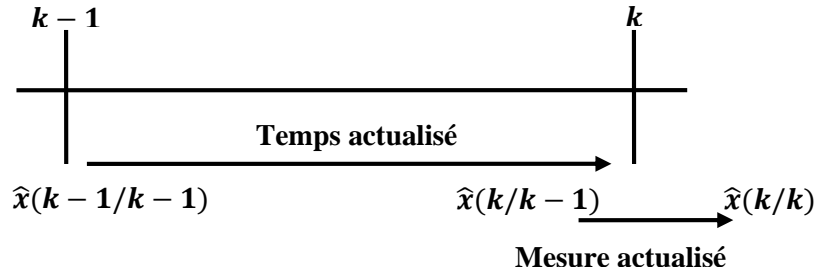


Figure 2.28: Estimation de mesure

L'évolution de l'état du processus entre deux temps d'échantillonnage est appelée temps actualisé. L'état du système est donné par l'équation suivante:

$$\hat{x}(k/k-1) = A_d \hat{x}(k-1) + B_d u(k-1) \quad 2.51$$

Au cours de cette phase située entre le temps discret $(k-1)T_e$ et kT_e , il y a une augmentation dans l'écart de l'erreur d'estimation $P(k/k-1)$.

$$P(k/k-1) = E([x(k) - \hat{x}(k/k-1)][x(k) - \hat{x}(k/k-1)]^T) \quad 2.52$$

$$P(k/k-1) = A_d P(k-1/k-1) A_d^T + Q \quad 2.53$$

L'étape de mesure suivante du système appelée "Correct, discrete-time k" est donné par :

$$\hat{x}(k/k) = \hat{x}(k/k-1) + L(k)[y(k) - C_d \hat{x}(k/k-1)] \quad 2.54$$

Finalement le gain d'adaptation est donné par

$$L(k) = P(k/k-1) C_d^T + [R + C_d P(k/k-1) C_d^T]^{-1} \quad 2.55$$

Les filtres de Kalman comportent deux phases. Les équations de mise à jour temporelle, en tant qu'équations prédictives, sont chargées de projeter l'état actuel et les estimations de covariance d'erreur vers l'avant (dans le temps) afin d'obtenir une estimation à priori pour la prochaine étape temporelle, tandis que les équations de mise à jour de mesure, en tant qu'équations correctrices, sont responsables de corriger l'état actuel et les estimations de covariance d'erreur [38], [39], [48], [51] et [52]. Nous pouvons déduire que la technique d'estimation finale de la figure (2.29) est similaire à une approche hybride prédicteur-correcteur pour l'algorithme de résolution de problèmes complexes pour le four électrique de température.

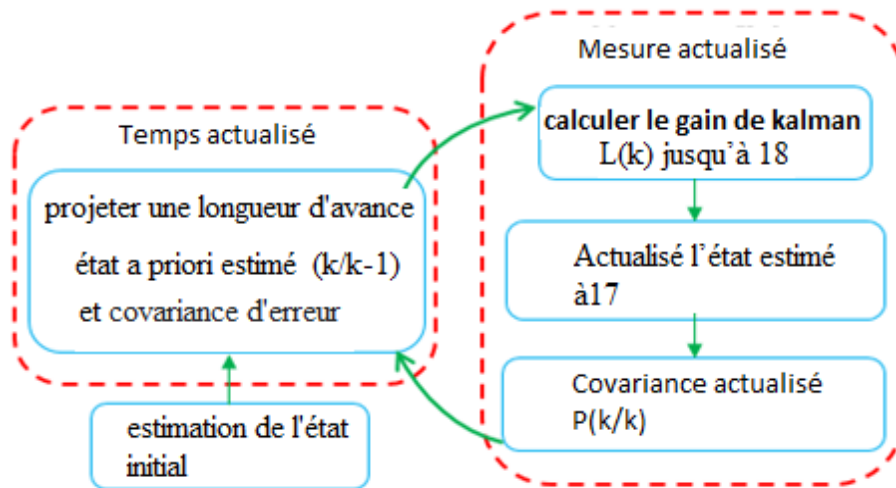


Figure 2.29: Algorithme avec un correcteur hybride

2.10.2 Discussion

L'algorithme du filtre de Kalman fournit une estimation de température efficace pour un four électrique en minimisant l'incertitude dans la prévision de la température [23], [26] et [39]. La mesure de température est entachée de bruit blanc gaussien et centrée dans ce cas l'état du four à résistance électrique peut être reconstitué à l'aide de KSR [25], [36] et [3]. La fonction de Kalman permet d'obtenir le vecteur de gain de l'observateur à partir de la description du processus de la variance du bruit du processus Q et de la variance du bruit de mesure R .

Nous prenons pour notre application

$$\begin{cases} [vv^T] = R = 0.08 \\ [ww^T] = Q = 0.08 \end{cases} \quad 2.56$$

Afin de déterminer le vecteur de gain du Kalman .

$$P = \begin{bmatrix} 0.7778 \times 10^{-4} & 0.0003 \times 10^{-4} \\ 0.0003 \times 10^{-4} & 0.0001 \times 10^{-4} \end{bmatrix} \quad \text{et} \quad L = \begin{bmatrix} 0.7774 \times 10^{-3} \\ 0.0003 \times 10^{-3} \end{bmatrix}$$

Le modèle Simulink du restructeur stochastique de Kalman utilisant le contrôleur PL pour le four électrique à résistance est montré dans la figure (2.30).

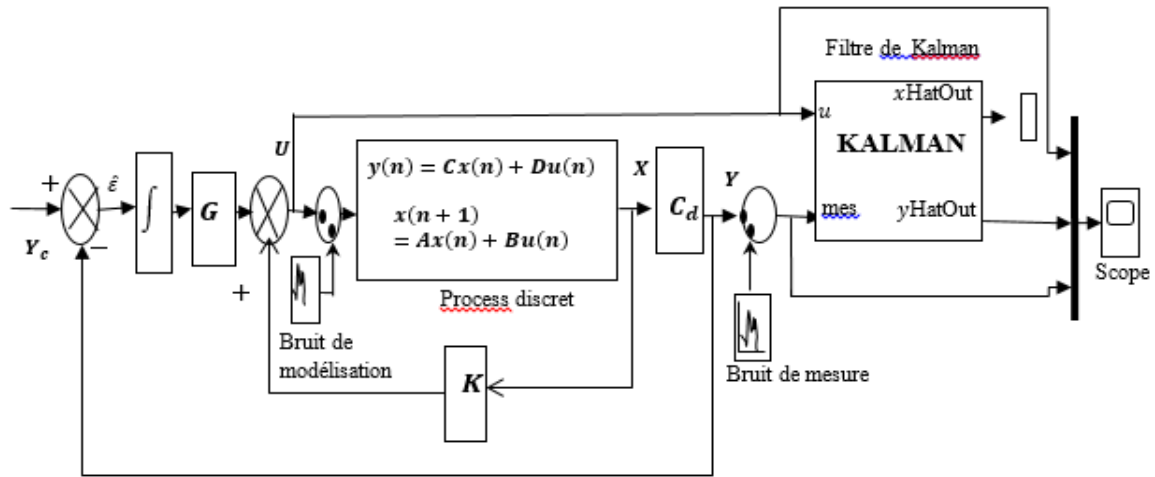


Figure 2.30: Réponse du reconstruteur stochastique de Kalman en utilisant le contrôleur PL

[23]

2.10.3 Résultats de simulations

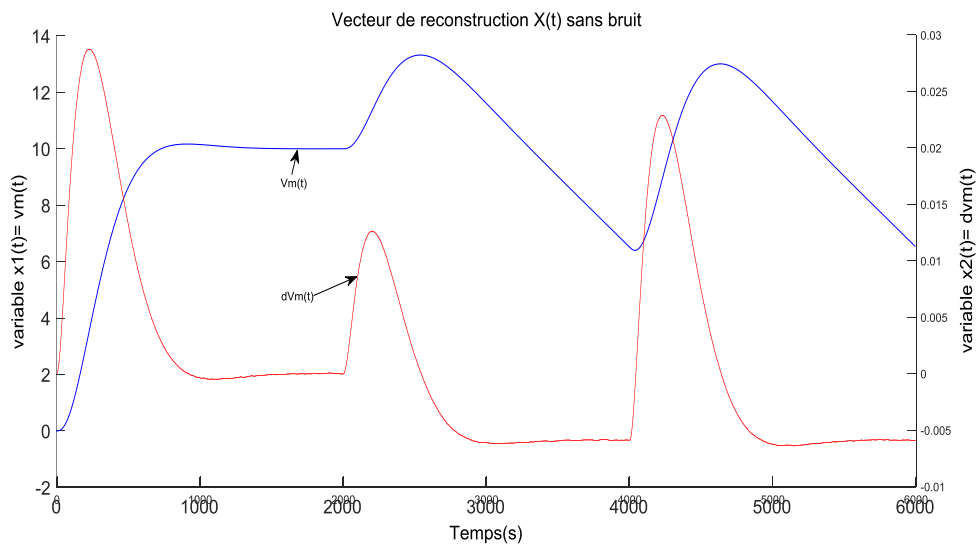


Figure 2.31: Filtre de kalman vectoriel reconstruit sans bruit

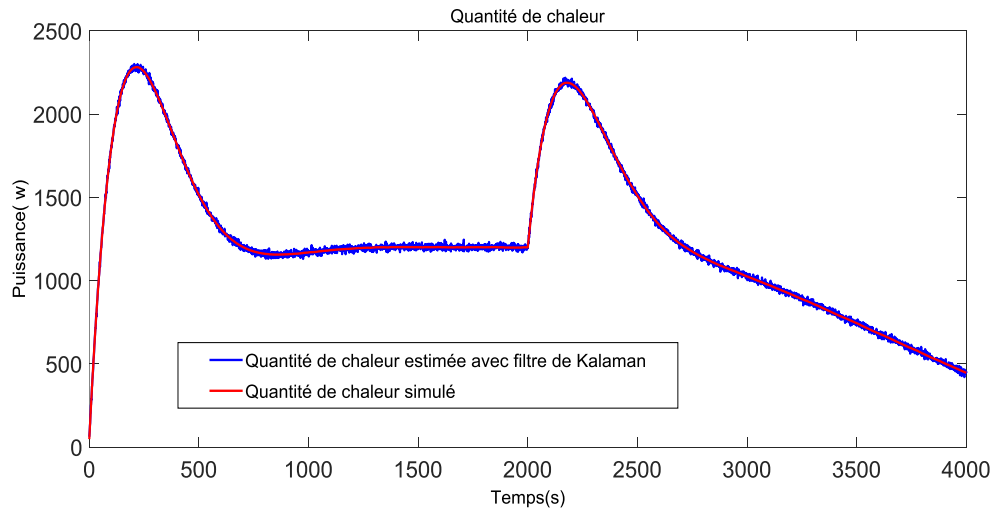


Figure 2.32: Quantité de chaleur estimée avec filtre de Kalman avec bruit

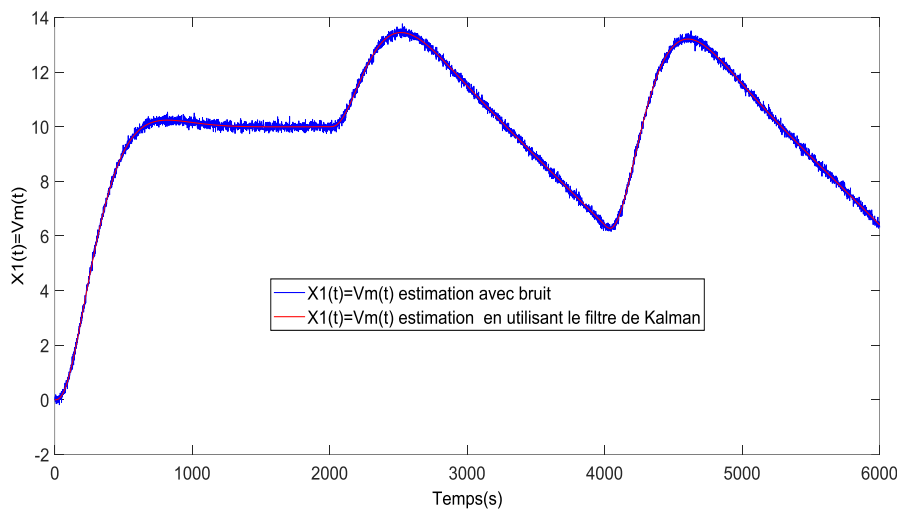


Figure 2.33: Estimation de la température du four électrique à l'aide d'un filtre de Kalman

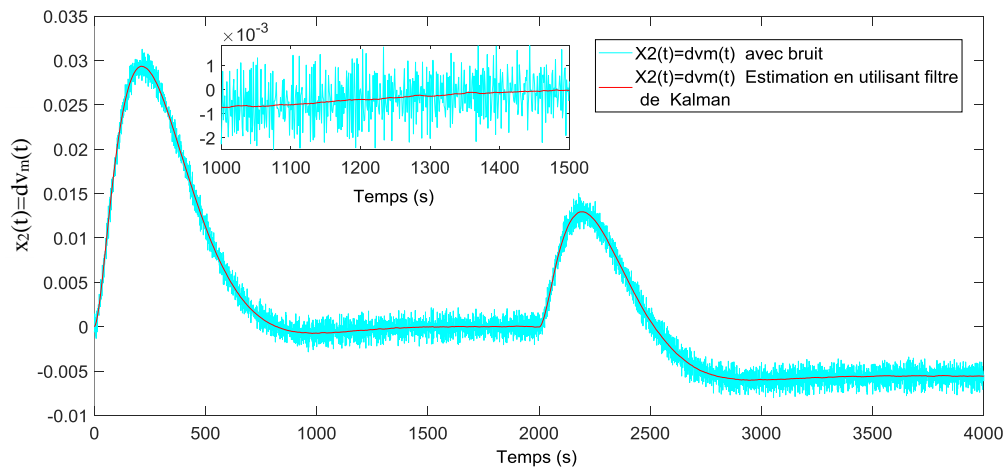


Figure 2.34: Estimation de la température du four électrique à l'aide d'un filtre de Kalman

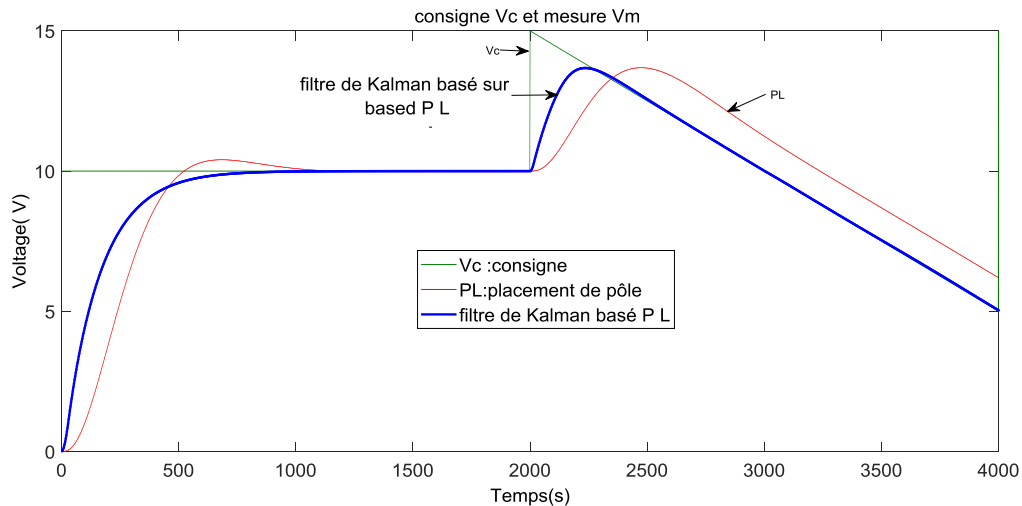


Figure 2.35: réponse en température basé sur KSR en utilisant le contrôleur PL

2.10.4 Interprétation des résultats

Par simulation Matlab, nous pouvons obtenir la température de réponse du contrôleur PL pour le four électrique électrique. La courbe en rouge de la figure (2.26) montre que le dépassement de la courbe de réponse de la résistance électrique du four est important et que le temps de réglage est plus long. Afin de réduire le dépassement, le contrôleur KSR et PL sont combinés pour contrôler la température du four électrique figure (2.34). On constate que les performances du four à résistance électrique en température du point de vue dépassement, temps de réponse et robustesse sont améliorées.

Les résultats obtenus par simulation sur la figure (2.35) montrent que cette combinaison entre le contrôleur KSR et le contrôleur PL possède de meilleures performances par rapport au contrôleur PL conventionnel et qui peut être une solution prometteuse pour un système aussi complexe dans les applications industrielles.

2.11 Conclusion

L'objectif des travaux proposés est d'assurer le contrôle de la température des fours à résistances électriques. Il est évident que ce type de système a une dynamique très lente et la plupart du temps le modèle de processus décrivant ce système n'est pas connu avec précision. Par contre, sa mesure de température est soumise à un bruit blanc gaussien centré. Cependant, pour garantir des mesures de température précises, il est nécessaire d'obtenir des informations sur certains états du système qui ne peuvent pas être obtenues par des mesures directes, ce qui

rend le contrôle de la température un problème complexe. Dans ce travail, un estimateur basé sur le reconstructeur stochastique de Kalman (KSR) qui est capable de fournir l'estimation de l'état du système non mesuré sur la base des informations disponibles est proposé. Il convient de mentionner que pour assurer le contrôle de la température, un contrôleur basé sur le placement des pôles (PL) est utilisé. De plus, un contrôleur intelligent à algorithme hybride est proposé et conçu dans ce point basé sur la combinaison de l'approche PL traditionnelle et de la technique KSP, où l'objectif principal est d'assurer le contrôle de la température des fours à résistance électrique étudiés.

Les résultats basés sur la simulation Matlab montrent que le contrôleur PL basé sur KSR est meilleur que la méthode de contrôleur PL.

3 Chapitre 3 : Commande neuronale direct avec modèle inverse en utilisant le perceptron multicouche

3.1 Introduction

De nos jours, les techniques de l'intelligence artificielle jouent un rôle important dans la modélisation, l'identification, l'analyse, la prédiction des performances, la commande et contrôle des systèmes (processus). L'origine des réseaux de neurones vient de l'essai de modélisation mathématique du cerveau humain. Les premiers travaux datent de 1943 et sont l'œuvre de MM. Mac Culloch et Pitts. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés. Ils ont connu des débuts prometteurs vers la fin des années 50, mais le manque d'approfondissement de la théorie a gelé ces travaux jusqu'aux années 80 [55].

Les algorithmes utilisés pour modéliser, contrôler ou prédire les performances des systèmes énergétiques sont complexes, impliquant des équations différentielles, et des solutions gourmandes en ressources informatiques et en temps. Par ailleurs, les techniques de l'intelligence artificielle ont la capacité d'apprendre les principaux modèles des systèmes étudiés sans se soucier des relations mathématiques reliant les entrées et les sorties de ces systèmes [7] [59].

3.2 Les réseaux de neurones artificiels

Le fonctionnement du cerveau humain a toujours intéressé les scientifiques par sa capacité à apprendre de son environnement et à résoudre les problèmes. Le rêve de réaliser des machines dont le fonctionnement est inspiré de la structure neuronale du cerveau humain a été rendu possible grâce aux travaux, dans les années 1940, des scientifiques McCulloch (spécialiste en Neurobiologie) et Pitts (spécialiste en Statistiques). Dans leurs travaux, ils décrivent la conception du « neurone » comme une cellule, dans un grand réseau de cellules, qui reçoit des informations (entrées), les traite, et génère par conséquent des résultats (sorties). [55] [64].

Un réseau de neurones est en fait composé d'éléments simples opérant en parallèle. La fonction du réseau est largement déterminée par la connexion de ces éléments.

Le succès grandissant des réseaux de neurones artificiels est principalement lié à leurs principales propriétés : le parallélisme (une structure à grand nombre d'unités de calcul qui fonctionnent simultanément a permis, contrairement aux méthodes séquentielles, un traitement rapide de quantités énormes d'informations), la capacité d'apprentissage et la capacité de généralisation (un réseau de neurones bien conçu peut prédire le comportement d'un système ou trouver la valeur d'une grandeur même pour les valeurs d'entrées non rencontrées lors de son apprentissage).

3.3 Neurone formel

Un neurone formel suit le modèle « feed-forward »: les entrées sont présentées au neurone, traitées et enfin résultent en sorties. En fait, un neurone formel est un opérateur mathématique qui réalise deux fonctions : la somme pondérée des entrées (chaque entrée étant multipliée par le poids de la synapse) et puis la génération de sortie en passant la somme pondérée par une fonction d'activation. Plusieurs fonctions d'activation sont utilisées dont les plus rencontrées sont la fonction sigmoïde et la fonction hyperbolique, (voir Figure 3.1).

Avec :

$$a_i = \sum_{j \in P_i} w_{ij} x_j \quad y_i = f(a_i) \quad 3.1$$

Où :

x_i : paramètres d'entrées

w_{ij} : poids synaptiques.

a_i : potentiel neuronal.

y_i : la sortie.

P_i : l'ensemble des indices des entrées du neurone i .

f : la fonction d'activation.

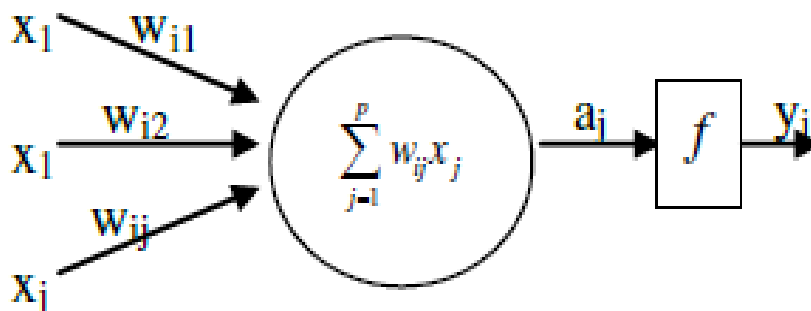


Figure 3.1: Neurone formel

3.4 Structures de connexions des neurones

Un réseau de neurones est conçu pour remplir une tâche que le concepteur définit par un ensemble de valeurs d'entrée, et par un ensemble de valeurs désirées correspondantes pour les activités de certains neurones du réseau appelés neurones de sortie (les éléments de ces ensembles sont appelés "exemples d'apprentissage"). Il existe deux types de réseaux de neurones : les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés.

3.4.1 Les réseaux de neurones non bouclés

Un réseau de neurones non bouclé est donc représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans retour en arrière. [7] [58].

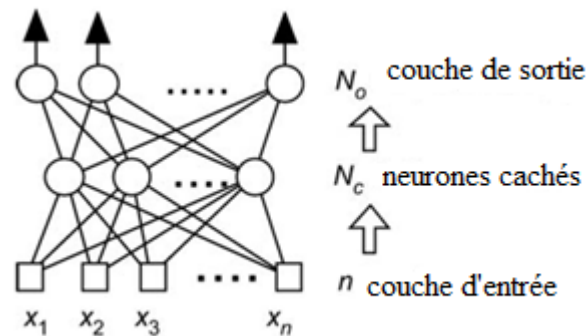


Figure 3.2: Réseau de neurones non bouclé [64]

3.4.1.1 Perceptrons multicouches

Le perceptron (PMC) est la forme la plus simple de réseau de neurones (figure 3.3) : c'est un modèle de calcul à un seul neurone. La sortie du perceptron est une fonction non-linéaire d'une combinaison linéaire de ses entrées réelles et les poids. Ceci peut être écrit [55]:

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i + b\right) = f(w^T x + b) \quad 3.2$$

Où

w : représente le vecteur des poids,

x : est le vecteur des entrées,

b : est le biais et f la fonction d'activation.

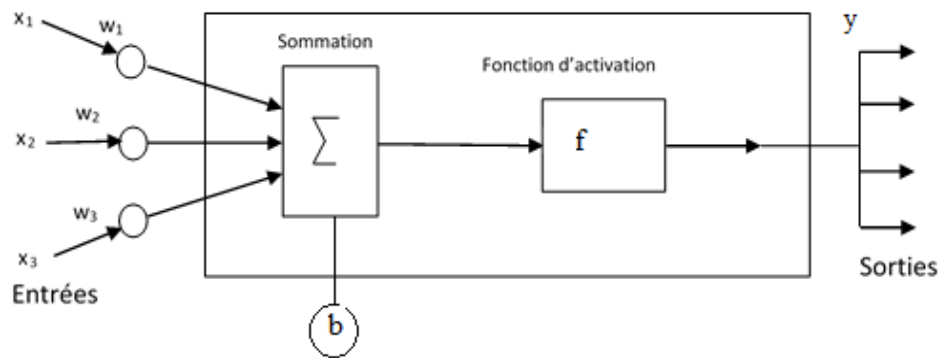


Figure 3.3: Représentation du perceptron

Comme il est montré dans la figure (3.4). Le réseau contient une couche d'entrées notée r , une ou plusieurs couches intermédiaires h_1, h_2, \dots, h_l entre les entrées et les sorties appelées couches cachées et un neurone de sortie. Chaque connexion reliant une cellule i à une cellule j est notée w_{ij}^h si elle appartient à la couche k du réseau, la sortie de la cellule i de la couche k est notée $s_i^k = f_i(a_i^k)$ et quand $k=0$ (le neurone est une entrée), nous avons $s_i^0 = x_i$ et quand il s'agit de la couche de sortie, nous avons $s_i^k = a_i$.

Nous appellerons activation du neurone i de la couche k la quantité [55]:

$$\forall h, \leq k \leq l + 1, a_i^k = \sum_{j=1}^{N_k} w_{ij}^{k-1} s_j^{k-1} + b_i \quad 3.3$$

où N_k est le nombre du neurone de la couche $k-1$.

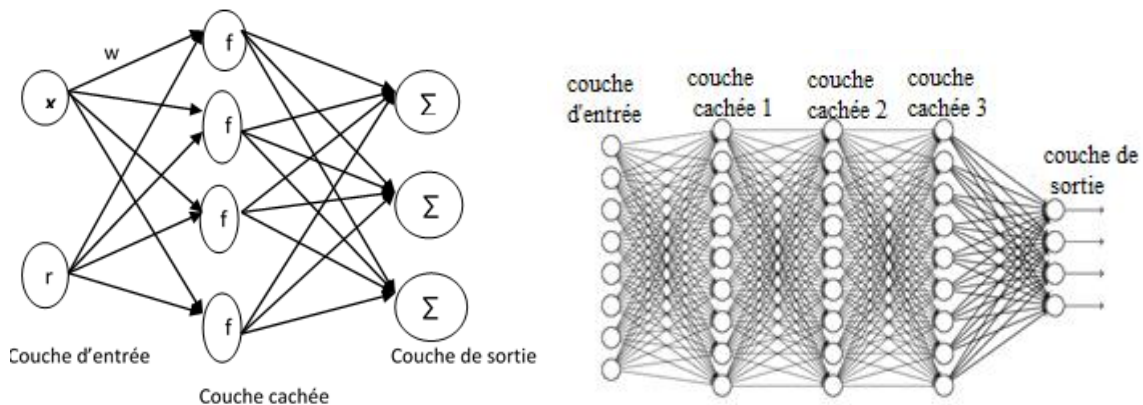


Figure 3.4: Le perceptron multicouche

3.4.1.2 Réseau à fonction radiale

Un réseau de neurones à fonction de base radiale inclue trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Les réseaux de neurones RBF ne peuvent

contenir qu'une seule couche cachée. Les connexions ne sont pas récurrentes, et chaque neurone est connecté à tous les neurones de la couche suivante. Les poids synaptiques entre la couche d'entrée et la couche cachée dans les réseaux neuronaux RBF ont une valeur unitaire. Diverses fonctions radiales peuvent être utilisées comme fonction d'activation ; la fonction gaussienne est cependant la plus couramment utilisée [7], (annexe E).

3.4.2 Les réseaux de neurones bouclés

Définition

Un réseau de neurones bouclé a un graphe de connexions cycliques (figure 3.5), lorsque nous nous déplaçons dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de «cycle»). La sortie d'une cellule du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération [55] [64].

A chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé, outre un poids comme pour les réseaux non bouclés, est attaché un retard, multiple entier (éventuellement nul) de l'unité de temps choisie. Une grandeur, à un instant donné, ne pouvant pas être fonction de sa propre valeur au même instant, tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul [65]. Dans cette catégorie, on cite par exemple les réseaux de Hopfield, (Figure 3.5) [66].

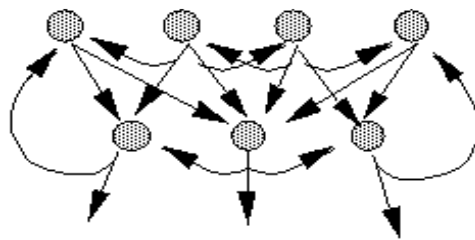


Figure 3.5: Réseau à connexions récurrentes

3.5 Domaines d'application

3.5.1 Modélisation de processus

Nous pouvons utiliser les réseaux de neurones pour modéliser des processus dynamiques. A partir de mesures exécuté sur le processus, il est possible de réaliser des modèles très précis qui permettent de prévoir l'évolution future du processus.

3.5.2 La détection d'anomalies

Comme les réseaux de neurones peuvent réaliser des modèles non linéaires, très rapides et précis, du comportement normal du processus, nous pouvons les utiliser pour détecter les anomalies de fonctionnement : il suffit en effet d'utiliser le modèle neuronal pour prédire ce que sera l'évolution du processus, si son mode de fonctionnement est normal, et de comparer les prévisions du modèle avec les mesures effectuées.

3.5.3 Reconnaissance de formes

Dans le domaine de la reconnaissance de formes, la classification automatique tient un rôle important. Or, en raison de leur propriété d'approximateurs universels les réseaux de neurones sont susceptibles d'estimer de manière précise la probabilité d'appartenance d'un objet inconnu à une classe parmi plusieurs possibles [7] [55].

3.5.4 L'économie et la finance

Les réseaux de neurones sont de plus en plus utilisés pour modéliser des données financières ou économiques.

3.5.5 Commande de processus

Puisque les réseaux de neurones sont capables d'approcher n'importe quelle fonction non linéaire, ils peuvent être utilisés pour commander des processus non linéaires [64].

3.6 Apprentissage des réseaux de neurones

3.6.1 Définition

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

Lors de cette phase de fonctionnement, le réseau adapte sa structure (souvent, les poids des connexions) afin de fournir sur ses neurones de sortie les valeurs désirées. Cet apprentissage nécessite des exemples désignés aussi sous l'appellation d'échantillon d'apprentissage ainsi

qu'un algorithme d'apprentissage. Après initialisation des poids du réseau (valeurs aléatoires), des exemples sont présentés au réseau qui calcule des sorties correspondantes. Un réajustement des poids est effectué en conséquence afin de minimiser l'écart par rapport aux sorties désirées

Des algorithmes d'apprentissage (figure 3.6.a) sont développés à cet effet. Ces algorithmes sont classés en deux grandes classes : supervisés (les poids synaptiques sont ceux qui optimisent un critère de performance défini par une fonction cout, figure (3.6.b) et non supervisés [7] [55].

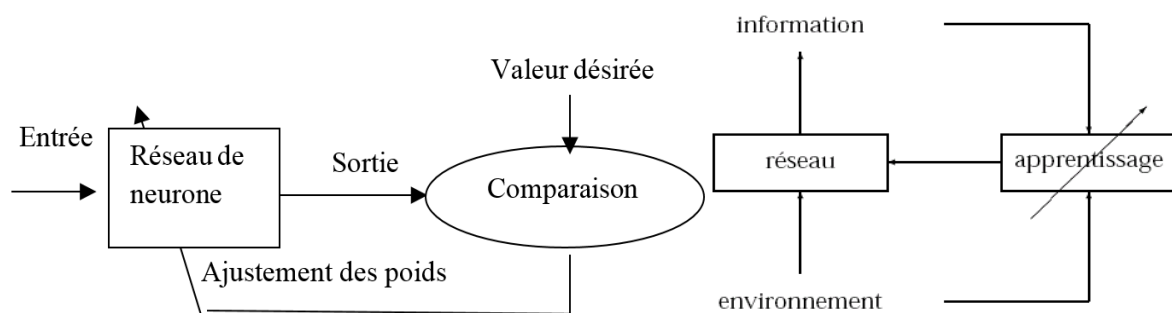


Figure 3.6: a) Mécanisme de l'apprentissage.

b) Apprentissage supervisé

3.6.2 Choix de la fonction coût

La fonction coût est utilisée pour apprendre au réseau de neurones la solution optimale au problème à résoudre. Cela implique la détermination des meilleures valeurs de tous les paramètres ajustables du modèle. Cette fonction est généralement achevée via des techniques d'optimisation telles que la descente du gradient ou l'algorithme de rétro propagation. Le choix de la fonction coût est conditionné par la nature du problème à résoudre.

Pour les problèmes de régression, l'ensemble d'apprentissage (appelé aussi échantillon d'apprentissage) est constitué d'exemples pour lesquels la sortie désirée est une variable continue. La fonction coût la plus utilisée est *l'erreur quadratique* sur la base de l'apprentissage : elle consiste à minimiser la somme des carrés des erreurs entre la valeur de la sortie désirée du réseau et sa valeur actuelle [64].

3.6.3 Critères d'arrêt de l'apprentissage

Les critères d'arrêt de l'apprentissage sont des variables scalaires qui sont utilisées pour montrer que l'apprentissage peut être interrompu. Ceci peut dire que le réseau a bien appliqué ou qu'il n'est plus utile de continuer l'apprentissage (les résultats divergent des objectifs). Il

n'est pas toujours facile de sélectionner un critère d'arrêt significatif. Il n'est pas rare que la nature du problème de minimisation laisse penser que le réseau a bien appris alors qu'il ne l'est pas en réalité. Pour éviter ce cas de figure, il est préférable d'utiliser plusieurs critères simultanément [55] [64]. Les critères les plus utilisés sont:

- *Nombre maximum d'itérations*: l'apprentissage s'arrête si le nombre d'itérations atteint un maximum défini par le concepteur. Il n'est pas conseillé d'utiliser seul ce critère : le réseau de neurones peut en effet arriver à une bonne précision bien avant d'atteindre ce maximum, ce qui résulte en nombre d'itération supplémentaires inutiles et un gaspillage en temps et en ressources informatiques.
- *Seuil du gradient*: Au point minimum, le gradient dans les critères de minimisation devrait s'annuler. Cela est impossible d'atteindre exactement en un nombre fini d'itérations. Nous pouvons choisir que la norme du gradient soit inférieure à un certain seuil.
- *Seuil de variation des valeurs des poids* : Ce critère consiste à mesurer des poids entre deux itérations. Si la variation maximale des poids est inférieure à une certaine valeur, l'apprentissage peut être arrêté.

3.7 Commande par modèle inverse neuronale

3.7.1 Introduction

Les régulateurs classiques sont conçus pour des processus linéaire sans retard. Or un four est un système non linéaire. Afin d'améliorer le control et le maintien de la température du four électrique ventilé. On doit utiliser une nouvelle stratégie de commande 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.

L'utilisation d'une commande directe par modèle inverse basé sur les réseaux de neurone est la méthode appliquée dans ce présent travail [22], [59].

3.7.2 Synthèse d'une commande neuronale par inversion du modèle du processus

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. Après

un apprentissage hors-ligne du modèle inverse, le RNI peut être configuré afin d'assurer un contrôle direct du processus. , dont l'apprentissage et l'utilisation sont schématisé sur la figure (3.7).

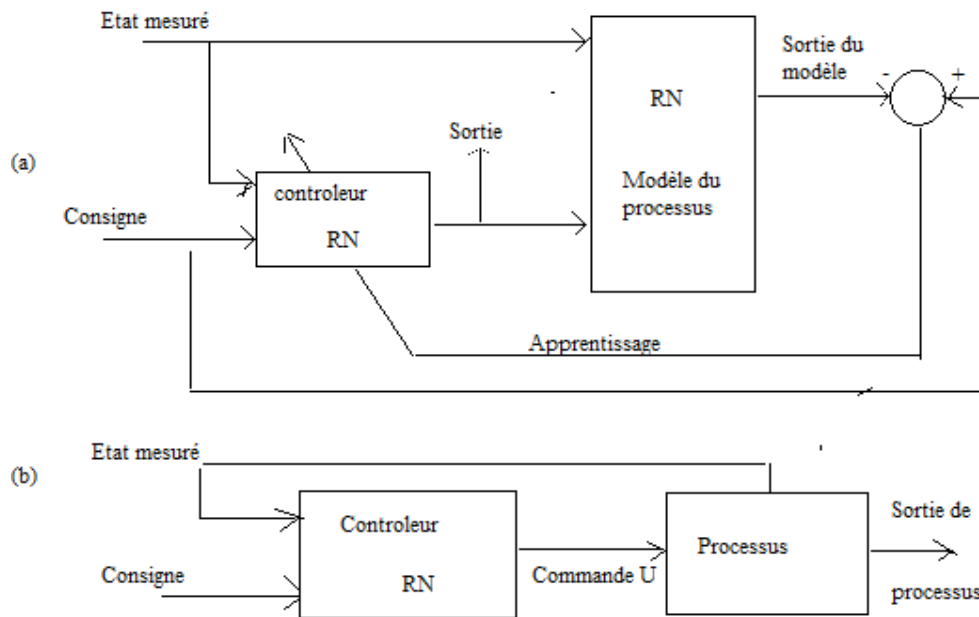


Figure 3.7: Principe de l'apprentissage (a) et de l'utilisation (b) d'une commande neuronale en boucle fermée par inversion du modèle

L'ensemble (contrôleur+modèle) constitue un réseau de neurones non bouclé qui admet pour sortie l'état au temps suivant. L'apprentissage s'effectue en minimisant la différence entre l'état désiré ou consigne et la sortie du réseau. Seuls les paramètres des contrôleurs (poids et biais) sont variables et modifiés par le processus d'apprentissage.

3.7.3 Organigramme des étapes de la commande neuronale avec modèle inverse

La méthode étudiée s'effectue en trois étapes essentielles (figure 3.8). Ceci comporte les étapes suivantes :

1. Création des données d'apprentissage.
2. Apprentissage des réseaux de neurones afin de créer un modèle permettant de reproduire la dynamique inverse du système.
3. L'application du modèle obtenu pour la commande du système.

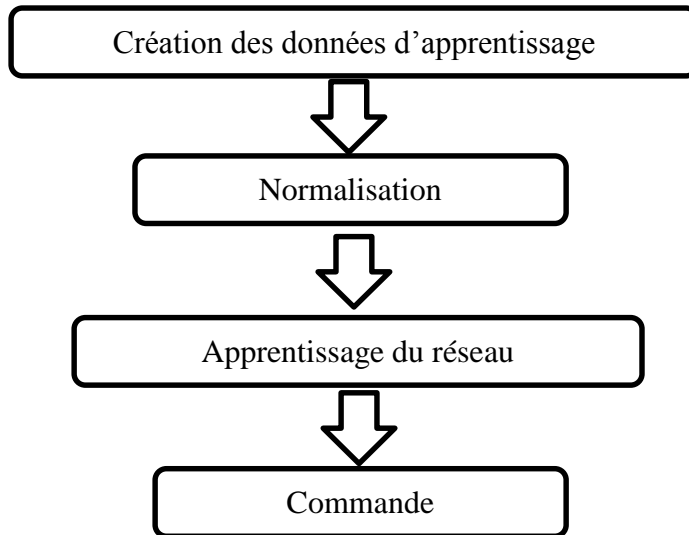


Figure 3.8: Organigramme des étapes de la commande neuronale avec modèle inverse.

3.7.4 Principe de la commande du four par modèle inverse neuronal

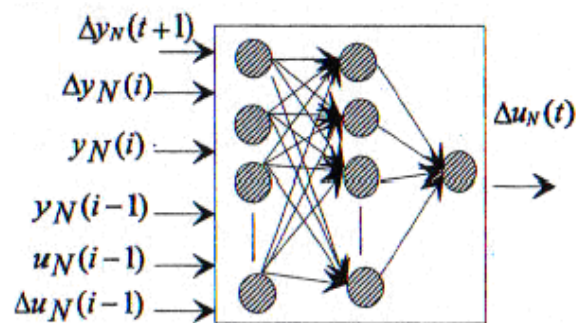


Figure 3.9: contrôleur neuronal [22] [23]

L'étape de modélisation nécessite l'acquisition d'un fichier d'entrées-sorties du processus pour que les différentes modes du processus soient excités, on appliquera un signal riche en fréquence : un signal rampe autour duquel on superpose une séquence binaire pseudo aléatoire afin d'avoir un modèle qui puisse être utilisé en tout point de fonctionnement.

On crée ainsi un fichier d'entrées-sorties que l'on utilisera pour l'apprentissage hors ligne du réseau de neurone.

A partir d'un fichier contenant $u(t)$ et $y(t)$ on calcule les variations $\Delta u(t) = u(t) - u(t-1)$ et $\Delta y(t) = y(t) - y(t-1)$.

Avec l'utilisation de la sigmoïde unipolaire, on doit normaliser les différents signaux $u(t)$, $y(t)$, $\Delta u(t)$ et $\Delta y(t)$ entre les valeurs limite 0,1 et 0,9.

3.7.5 Schéma de la simulation entré sortie pour l'apprentissage du réseau :

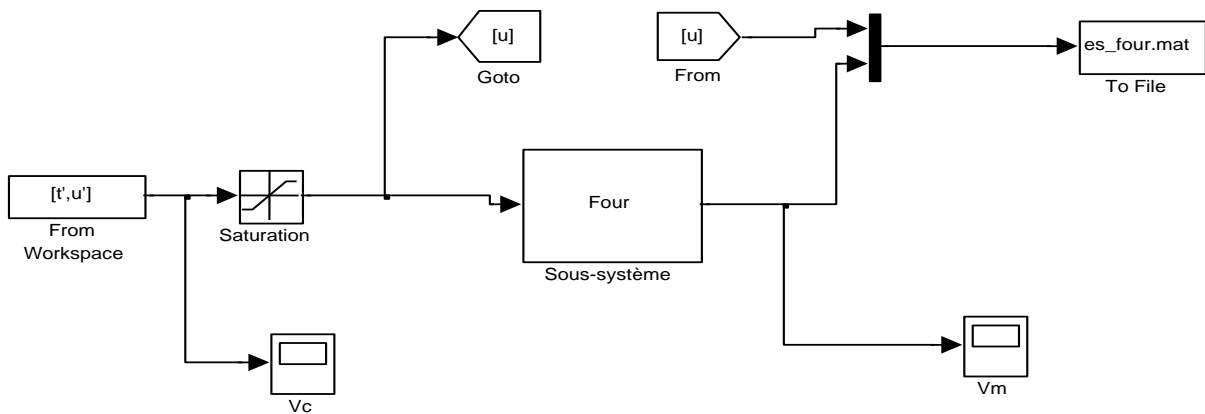


Figure 3.10: Entré sortie pour l'apprentissage du réseau

3.7.6 Affichage des signaux sortie et de commande

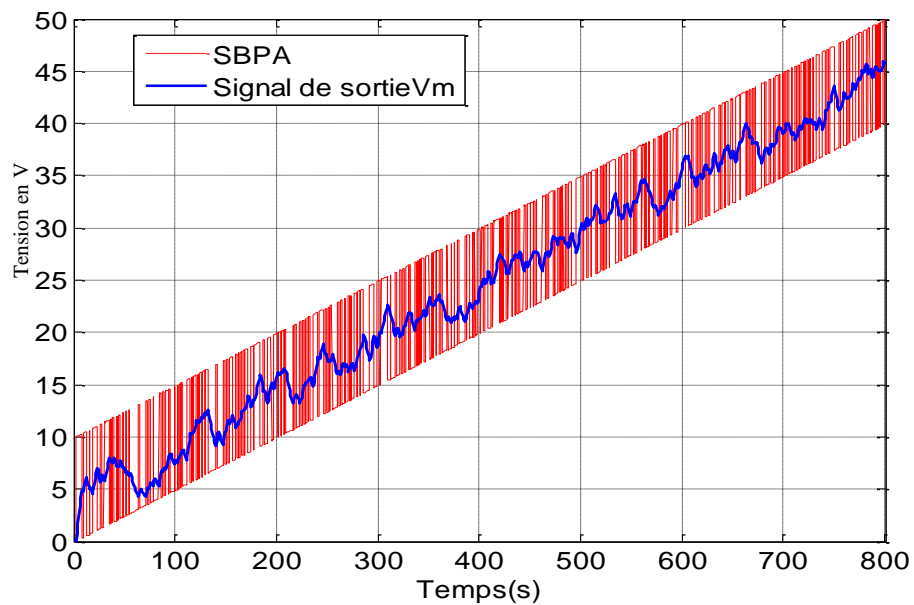


Figure 3.11: Affichage des signaux (de sortie et de commande)

Nous choisissons l'architecture suivante (figure 3.12) dans laquelle les blocs N et DN représentant respectivement les opérations de normalisation et de dénormalisation des signaux.

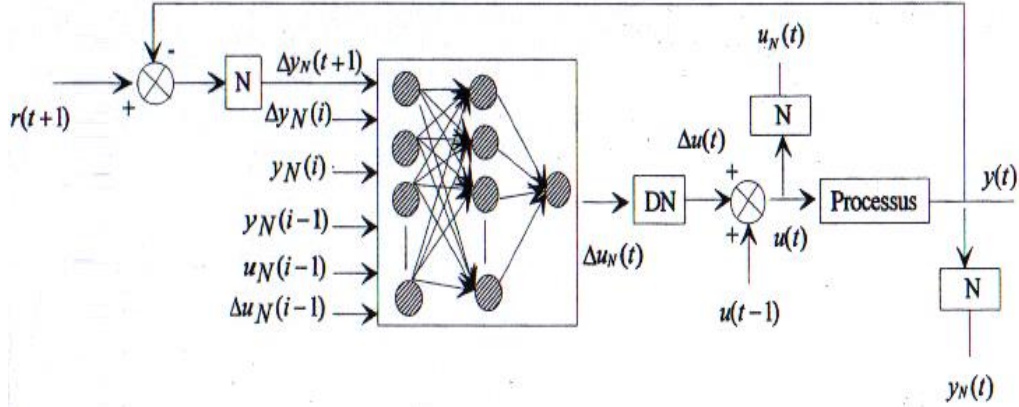


Figure 3.12: Opération de normalisation et dénormalisation des signaux [8]

3.7.7 Mise en équation des différents phénomènes physiques intervenant dans le procédé

Supposons que le système (four) est décrit par:

$$y(k+1) = f[y(k), y(k-1) \dots y(k-n), u(k), u(k-1) \dots u(k-m)] \quad 3.4$$

Où n, m est l'ordre de la séquence temporelle $\{y(k)\}$ $\{u(k)\}$ respectivement. À partir de l'équation (3.4), on peut obtenir facilement l'équation suivant :

$$u(k) = g[y(k+1), y(k) \dots y(k-n), u(k-1), u(k-2) \dots u(k-m)] \quad 3.5$$

En substituant $r(k+1)$ à $y(k+1)$ dans (3.5) on obtient

$$u(k) = g[r(k+1), y(k) \dots y(k-n), u(k-1), u(k-2) \dots u(k-m)] \quad 3.6$$

L'équation (3.6) est réalisée par le réseau neuronal. Afin d'ajuster les poids du nouveau contrôleur de réseau (NNC), un critère de performance quadratique normal et la règle pour les poids d'ajustement sont adoptés.

$$J1 = \frac{1}{2} [r(k+1) - y(k+1)]^2 \quad 3.7$$

$$\Delta\omega = -\mu \left(\frac{\partial J1}{\partial \omega} \right) = \mu [r(k+1) - y(k+1)] \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial w} \quad 3.8$$

Où w est le vecteur de poids du contrôleur, μ est le taux d'apprentissage.

Dans les cas où le système inverse est instable, le suivant le critère de performance quadratique et la règle pour ajuster les poids sont données par :

$$J2 = \frac{1}{2} [r(k+1) - y(k+1)]^2 + \frac{\lambda}{2} \Delta u^2(k) \quad 3.9$$

$$\Delta w = -\frac{\mu \partial J2}{\partial w} = -\mu \left\{ -[r(k+1) - y(k+1)] \frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)} + \lambda \Delta u(k) \frac{\partial u(k)}{\partial w} \right\} \quad 3.10$$

Où λ est le coefficient pondéré.

Lorsque le comportement de four est inconnu, $\frac{\partial y(k+1)}{\partial u(k)}$ le réseau neuronal inverse peut être utilisé pour identifier le four.

Le contrôleur inverse neuronal est donné par la figure 3.13

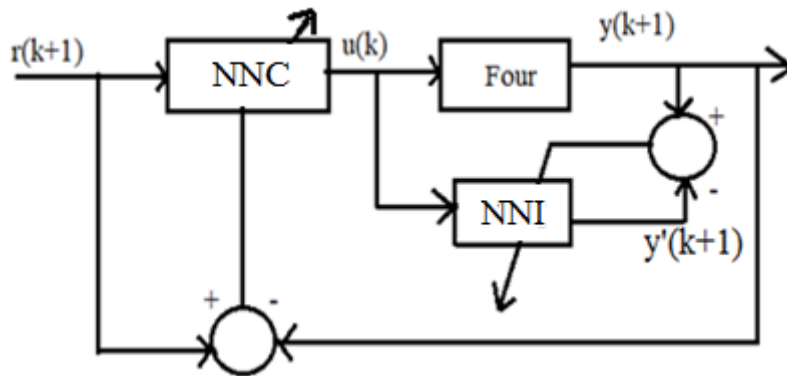


Figure 3.13: Commande par modèle inverse neuronal du four

3.7.8 Résultats de la simulation

Le logiciel utilisé est le MATLAB 11.a. Le schéma de principe du four a été réalisé à partir de SIMULINK. Deux S-fonction ont été utilisées pour l'incorporation des programmes d'identification et de commande codés en langage C.

L'apprentissage du réseau consiste à modifier, à chaque pas, les poids et les biais afin de minimiser la somme des carrés des erreurs en sortie en utilisant la loi de Widrow-Hoff.

L'évolution des différent poids et biais est représentée par les courbes suivantes :

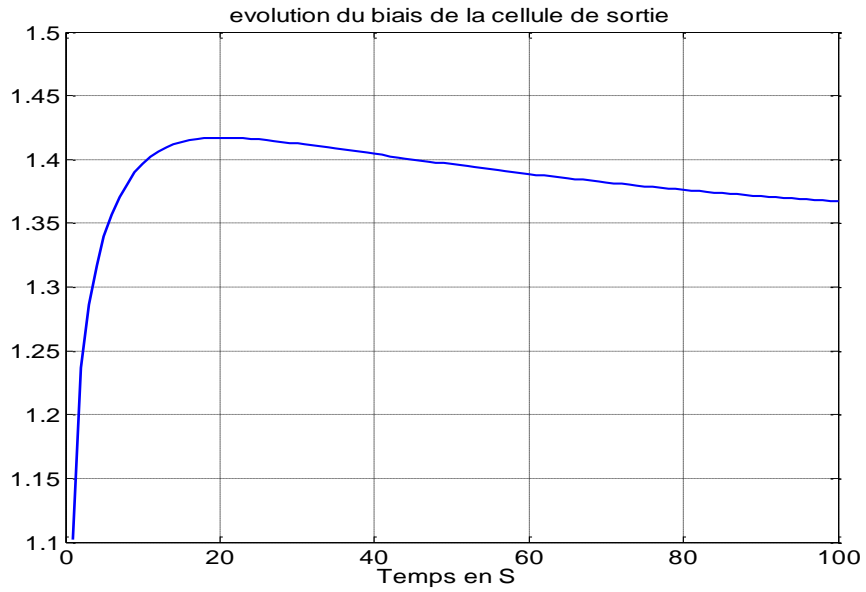


Figure 3.14: Evolution du biais de la cellule de sortie

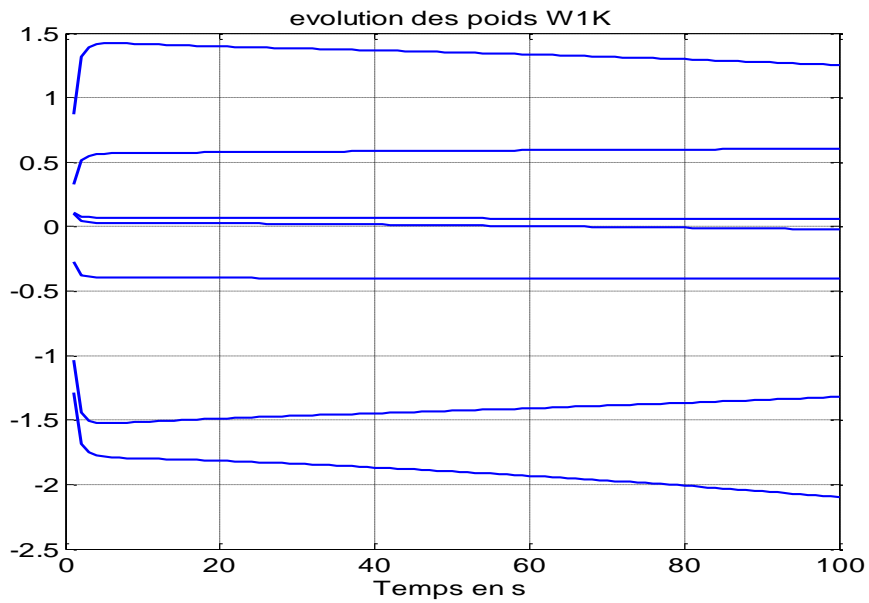


Figure 3.15: Evolution des poids de sortie

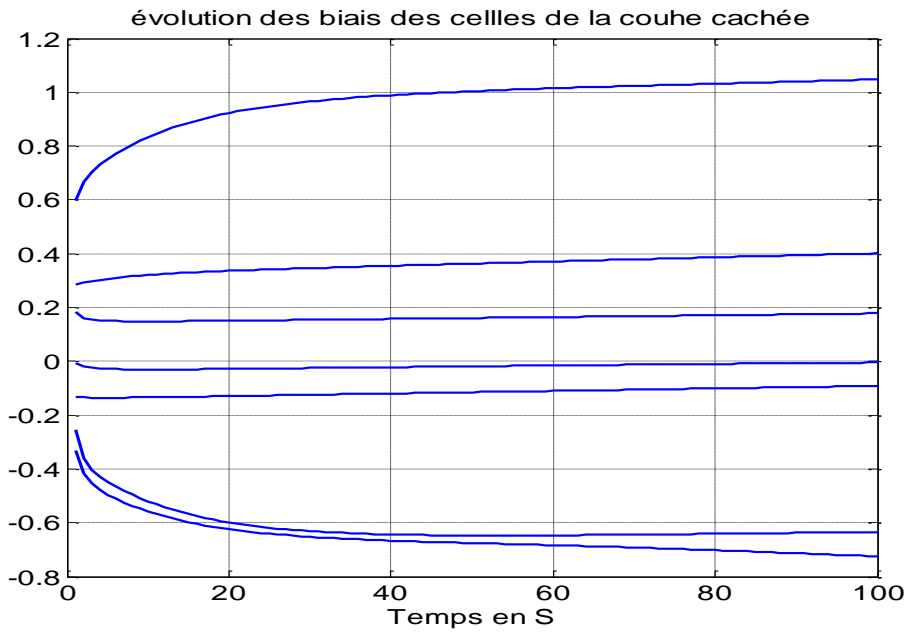


Figure 3.16: évolution des biais des cellules de couche cachée

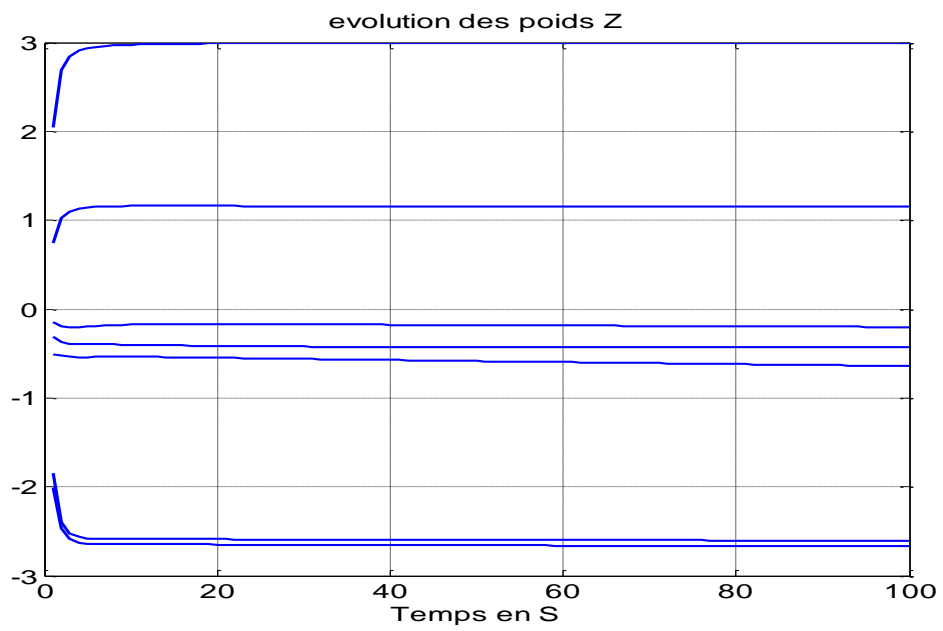


Figure 3.17: évolution des poids Z

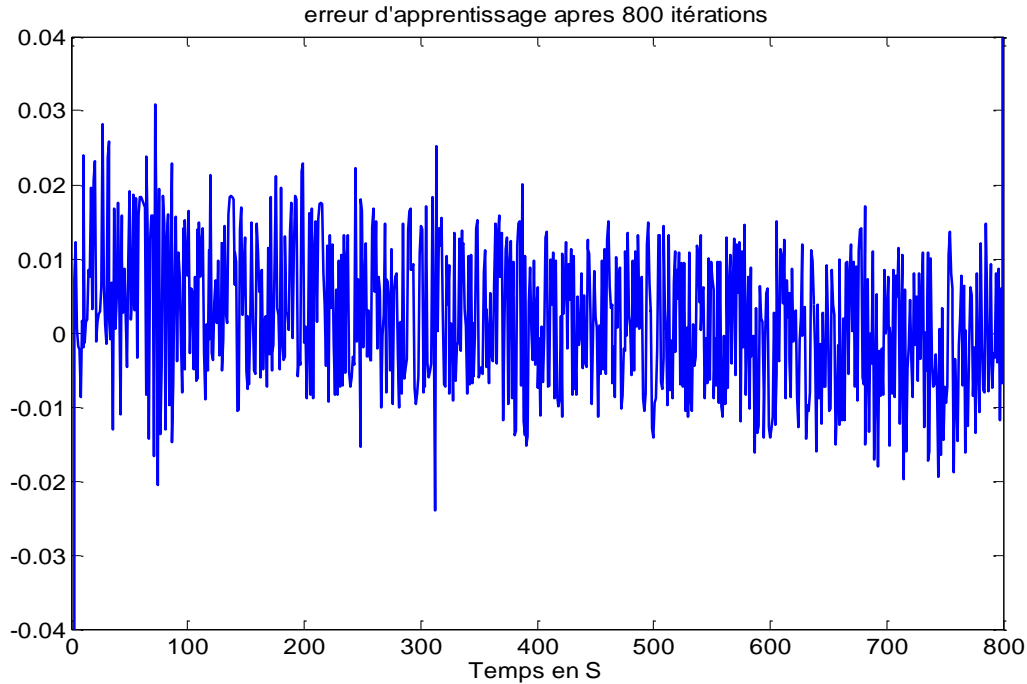


Figure 3.18: Evolution de l'erreur lors de l'apprentissage

3.7.9 Interprétation des résultats

L'évolution des poids et du biais à chaque itération de l'apprentissage est donnée par la figure (3.14), figure (3.15), figure (3.16), figure (3.17) et figure (3.18). Au bout de la 45^{ème} itération, on a trouvé une bonne convergence des poids et du biais.

L'erreur entre la sortie réelle et désiré du réseau est inférieure en valeur absolue à 0,02 figure (3.18).

3.7.10 Commande avec modèle inverse neuronal du four à résistance

Pour réaliser un système de commande avec modèle inverse neuronal, la première cellule de la couche d'entrée recevra la valeur normaliser de l'écart entre la valeur future $r(t+1)$ de la consigne et la valeur courante de la sortie $y(t)$, du processus [22], [23], [26].

Le signal issu de la cellule de sortie du réseau, après sa dé normalisation, multiplier par un gain k , est ajouter à la commande appliquer au processus à l'instant d'échantillonnage précédent. la valeur du gain k influe sur la stabilité du système bouclé

Le modèle inverse est utilisé directement comme contrôleur, il commande le processus en boucle fermée. Le schéma de la commande neuronale est représenté par la figure (3.19).

3.7.11 Schéma global de la simulation

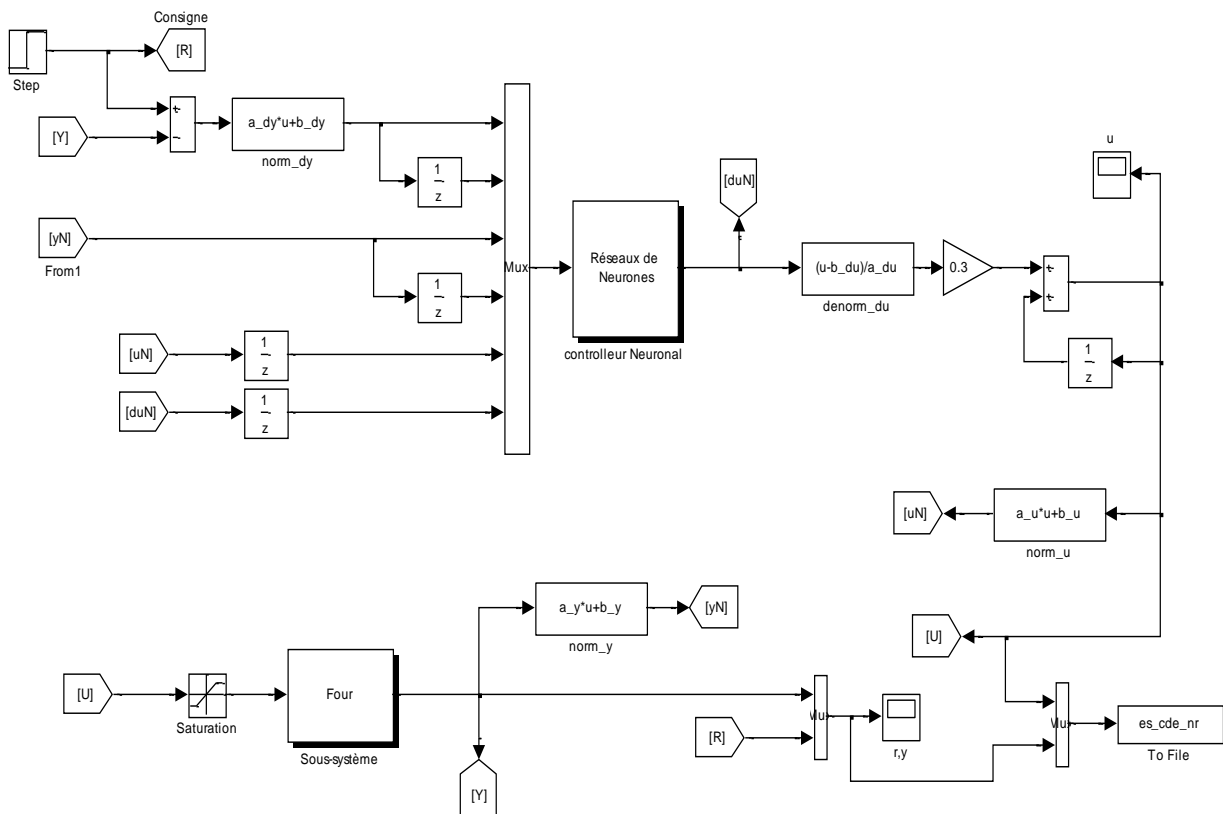


Figure 3.19: Schéma global de la simulation

3.7.12 Résultat de la simulation

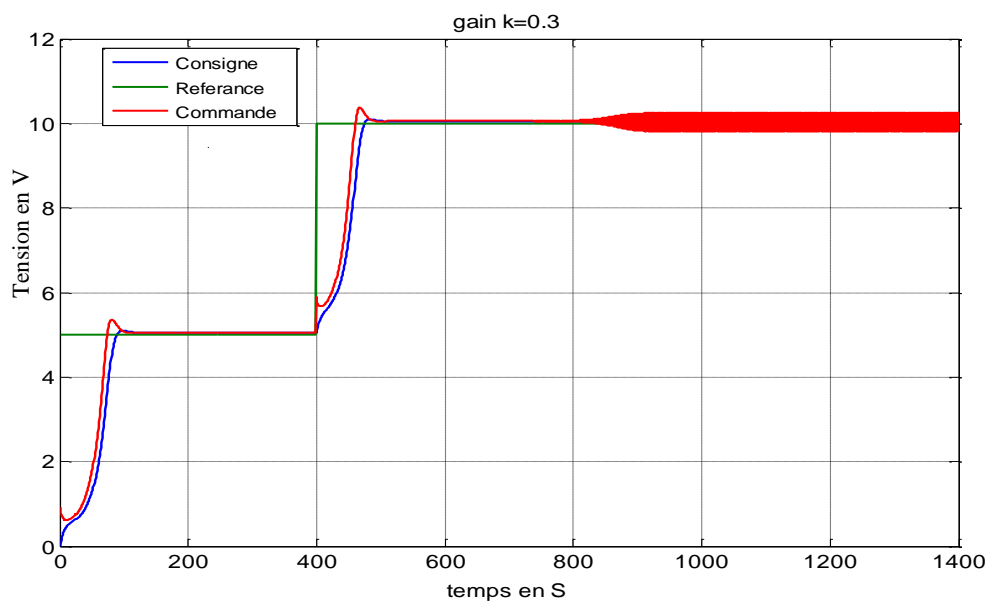


Figure 3.20: Sortie du système avec un gain $k = 0.3$

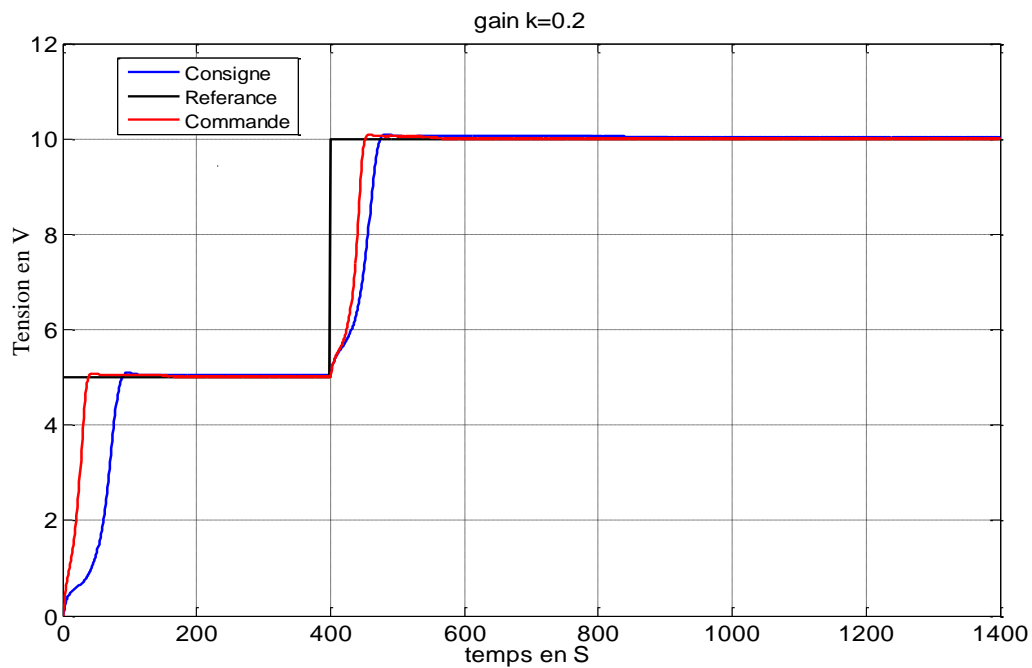


Figure 3.21: Sortie du système avec un gain $k = 0.2$.

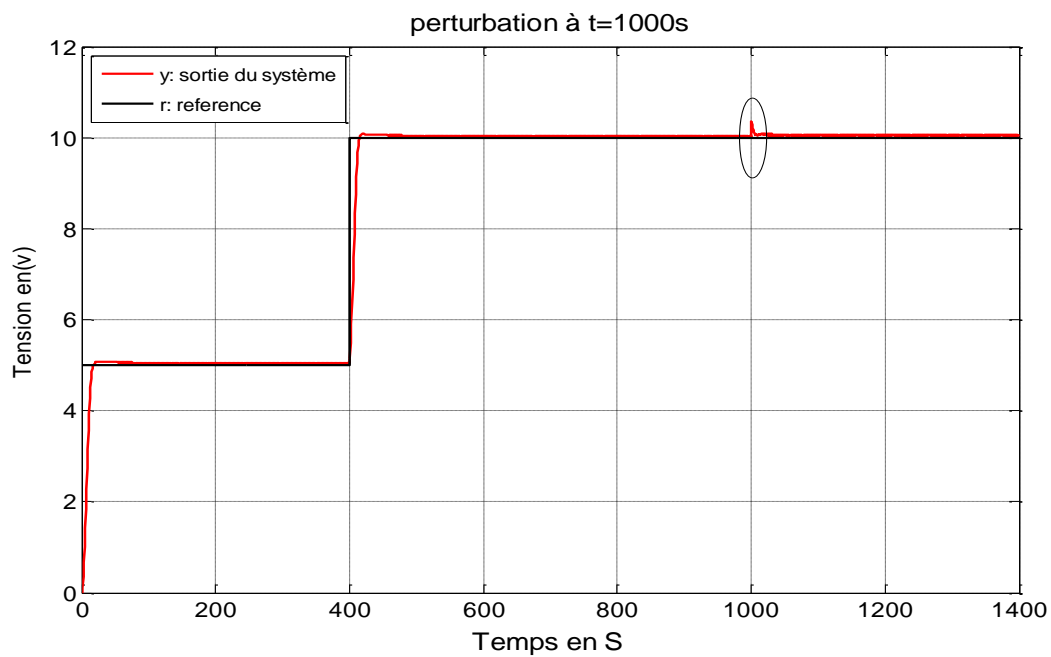


Figure 3.22: La réponse du système en présence d'une perturbation externe $t=1000s$

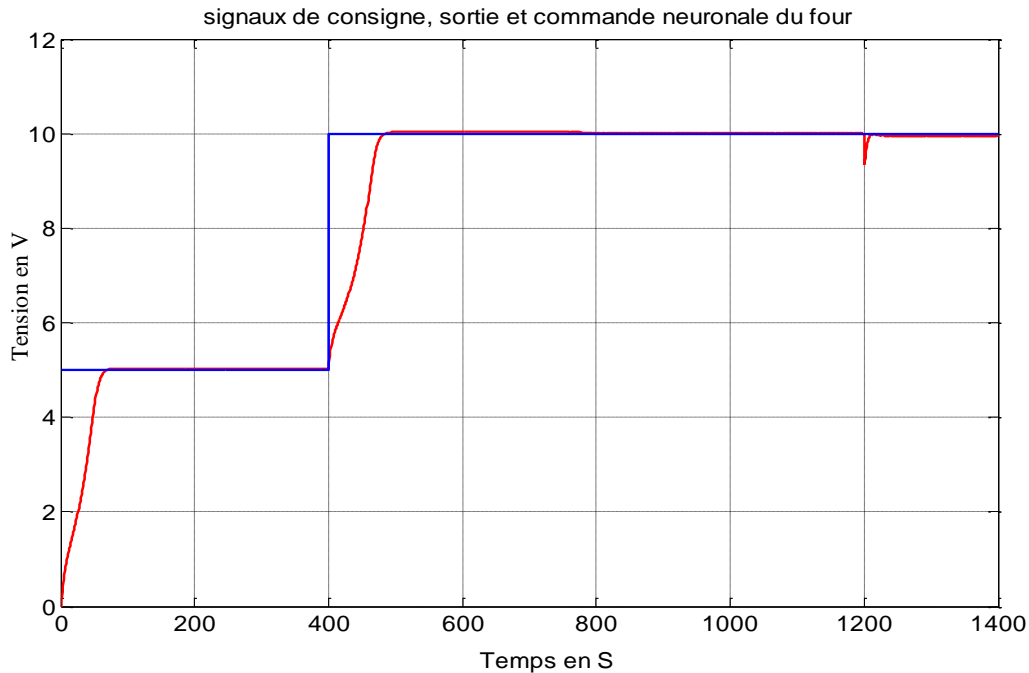


Figure 3.23: La réponse du système en présence d'une perturbation externe a t=1200s

3.7.13 Interprétation des résultats

Du fait que le réseau fournit la variation de commande, l'erreur statique est nulle. Le temps de réponse est nettement meilleur avec une diminution remarquable du dépassement dans le régime transitoire. Il y a juste des oscillations dans le régime permanent comme le montre la figure (3.20), [93] [94].

En jouant sur le réglage grâce à un gain k introduit à la sortie du réseau nous sommes parvenus à éliminer ces oscillations figure (3.21) et à atteindre un régime permanent presque parfait puisque l'erreur statique est tellement petite qu'on peut la considérer comme nulle. Pour vérifier la caractéristique anti-perturbation du four à résistance, lorsque le système atteint l'état d'équilibre, nous ajoutons une valeur de perturbation constante de 10% perturbation à t=1000s à la sortie du processus. La figure (3.22) montre que le système peut rapidement revenir à la consigne qui est une autre explication de sa capacité anti-forte perturbation.

Bien que les paramètres du modèle soient changés (d'une diminution de 10%), ce qui correspond à une modification importante des caractéristiques physiques du processus et sa fonction de transfert, le contrôle basé sur modèle inverse arrive à garder de bonnes performances statique et dynamique. On constate sur la figure (3.23) que la perturbation à t=1200s est rejetée de façon satisfaisante et assez rapidement [59] [94] [95].

3.7.14 Conclusion

Le régulateur analogique ainsi que la commande intégrale avec compensation des pôles et des zéros pouvaient être des commandes idéales pour le four si les facteurs non -linéaires du système n'ont pas affecté ses performances. L'implantation d'algorithmes de commande, comparée à une réalisation purement analogique offre de nombreux atouts.

Après avoir présenté les différentes étapes de la commande neuronale avec modèle inverse, nous avons évalué les performances de cette commande neuronale en effectuant deux test : sans et avec perturbations. Nous constatons que le système a bien suivi la consigne et qu'il a montré de bonnes performances face aux perturbations.

Grâce à l'apprentissage en ligne, les algorithmes d'identification et de réglage dans le cas de la commande par modèle inverse neuronal peuvent détecter toute perturbation extérieure au système, de plus, le régulateur qui n'est autre que l'inverse du modèle est très facile à déterminer.

4 Chapitre 4 commande adaptative

4.1 Historique

L'adaptation d'un système à son environnement réside dans la possibilité de réagir face aux variations que peut subir cet environnement. La commande adaptative est une commande dont le but est de réagir à tout instant dans le sens désiré (en générale minimisation de l'erreur entre la consigne et la sortie) face aux variations que subit le système

- ✓ L'origine de la commande adaptative remonte au début des années 50
- ✓ contrôleurs par feedback à gains constant n'était pas capables de garantir les performances désirées lors du changement de point de fonctionnement
- ✓ commande adaptative à modèle de référence a été proposée par Whitaker pour résoudre le problème de commande d'autopilotes
- ✓ Méthode de placement de pôles adaptatif basée sur le problème linéaire quadratique optimal a été proposée par Kalman
- ✓ Commande adaptative robuste (les années 80) Ioanno, Sun, Praly, Jiang, Tsakalis, Tao, Datta, Middleton, Basar, etc.
- ✓ Commande adaptative non linéaire (les années 90) Kokotovic, Ioannou, Narendra, Krstic, Xu, Wang, Anderson, Safonov, Bernstein, etc.

4.2 Introduction

Dans la littérature de la commande non linéaire, plusieurs approches ont été utilisées: commande par apprentissage, commande à structure variable, ...etc. Dans ce contexte, la technique de la linéarisation entrée-sortie L.E.S est spécialement utilisée dans le cadre des systèmes non linéaires.

Une classe de systèmes non linéaires peut être transformée en une classe de systèmes linéaires à travers la technique de la linéarisation entrée-sortie L.E.S. Dans ce cas, le système linéaire transformé peut être commandé par des méthodes classiques de l'automatique linéaire. Une telle transformation n'existe pas toujours, mais lorsqu'elle existe, elle permet de stabiliser le système exactement comme s'il s'agissait d'un système linéaire avec l'utilisation des méthodes courantes (placement de pôles, synthèse quadratique, synthèse robuste, ...etc). Dans ce cas, on suppose que cette transformation L.E.S existe et qu'elle est capable de conduire

l'erreur entre la sortie du système et une trajectoire désirée vers zéro (le système peut suivre physiquement la trajectoire désirée ou encore la trajectoire de référence est reproductible par le système non-linéaire).

Dans ce chapitre on présente des commandes RST adaptative et des contrôleurs adaptatifs directs et indirects qui utilisent le contrôleur des réseaux de neurones pour fournir la poursuite asymptotique d'un signal de référence pour une classe de système non-linéaire de temps continu en dynamique mal comprise, le contrôle adaptatif indirect tient compte de l'inclusion de la connaissance a priori au sujet de la dynamique du système en termes d'équations mathématiques exactes ou de la linguistique tandis que la commande adaptative directe tient compte de l'incorporation d'une telle connaissance a priori en indiquant le contrôleur.

Nous montrons qu'avec ou sans une telle connaissance comment les deux contrôleurs adaptatifs peuvent "apprendre à faire" contrôler le système, qu'ils réalisent une poursuite asymptotiquement stable des signaux de référence.

4.3 Commande RST adaptative basée sur le placement des pôles :

La commande adaptative est définie comme une commande permettant au régulateur de s'adapter de lui-même aux changements du processus. L'objectif de la commande adaptative est l'ajustement automatique en ligne et de régulateur des boucles de commande, afin de réaliser ou maintenir de façon identique un certain niveau de performances, quand les paramètres du procédé à commander varient dans le temps (en générale minimisation de l'erreur entre la consigne et la sortie). [68] [69]

4.3.1 Régulateur polynomial RST

Les boucles de régulation et asservissement continuent à utiliser des régulateurs, de type *PID* classique, car il est relativement facile à ajuster. Il n'est pas toujours évident d'assurer de bonnes performances sur le processus commandé du fait que ses caractéristiques dynamiques varient en cours de fonctionnement [68].

Le régulateur *RS*, est exploité dans une représentation « fonction de transfert » pour permettre la commande d'un système dont la fonction de transfert en boucle fermée sera modifiée par l'implantation de trois polynômes $R(s)$, $S(s)$ et $T(s)$ disposés dans une boucle

d'asservissement, pour aboutir à une loi de commande qui tient compte des coefficients de ces polynômes et satisfait les performances souhaitées. Ainsi le système commande peut-il :

- Gérer la dynamique de poursuite (asservissement) et la dynamique de réjection de perturbation (régulation) d'une manière indépendante ;
- Spécifier indépendamment le temps de montée et le dépassement sur la consigne ;
- Tenir compte du retard pur du processus ;
- Assurer une régulation robuste vis à vis des variations du processus et des changements des points de consigne.

4.3.2 Commande polynomiale de type RST

La synthèse d'un régulateur RST se fait directement par une méthode de déplacement de pôles algébriques et univoque à partir du modèle discret du système. Contrairement à la méthode de synthèse dans le diagramme de Bode, ou en utilisant un modèle fréquentiel du système à commande, le régulateur RST utilise un modèle paramétrique du système.

La structure d'un régulateur RST est donnée par la figure (4.1) où R, S et T sont des polynômes en z^{-1} [68].

4.3.3 Principe de régulateur RST

Un régulateur de type *RST* est un régulateur polynomiale qui se présente comme une alternative intéressante aux régulateurs de type *PID*. Il permet de mieux gérer le compromis rapidité et performances. Les polynômes $R(s)$, $S(s)$ et $T(s)$ ont leur degré respectif fixé suivant le degré des fonctions de transfert de poursuite et de régulation en boucle ouverte. Ils sont calculés à l'aide d'une stratégie de placement de pôles robustes. Cette stratégie permet le réglage des performances de l'asservissement à l'aide de deux paramètres de synthèses seulement. Ces paramètres sont, respectivement, des horizons de commande et de filtrage à partir desquels sera définie, la région où les pôles de la boucle fermée seront placés [68] [69].

Un régulateur RST permet d'imposer les pôles du système en boucle fermée. Dans un formalisme discret, les blocs du régulateur RST sont disposés selon le schéma de la figure (4.1) suivante:

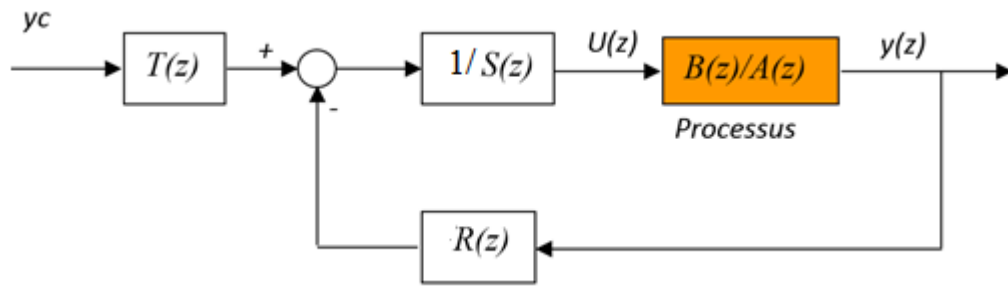


Figure 4.1: Structure d'un régulateur RST

Soit $H(z^{-1}) = \frac{B(z^{-1})}{A(z^{-1})}$ la fonction de transfert du modèle discret du système à commander

avec A et B sont deux polynômes premiers entre eux :

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + \dots + b_{n_B} z^{-n_B} \quad 4.1$$

$$A(z^{-1}) = a_0 + a_1 z^{-1} + \dots + a_{n_A} z^{-n_A} \quad 4.2$$

Avec n_A et n_B étant les degrés des polynômes A et B, et z est l'opérateur d'avance. Le choix des R, S et T permet de résoudre les problèmes de régulation que ceux de poursuite.

Les polynômes R,S et T sont donnés par :

$$R(z^{-1}) = r_0 + r_1 z^{-1} + \dots + r_{n_R} z^{-n_R} \quad 4.3$$

$$S(z^{-1}) = s_0 + s_1 z^{-1} + \dots + s_{n_S} z^{-n_S} \quad 4.4$$

$$T(z^{-1}) = t_0 + t_1 z^{-1} + \dots + t_{n_T} z^{-n_T} \quad 4.5$$

Où $n_R = \deg(R)$, $n_S = \deg(S)$ et $n_T = \deg(T)$

La fonction de transfert du système en boucle fermée de la figure (4.1) est donnée par :

$$H_{BF}(z^{-1}) = \frac{T(z^{-1})B(z^{-1})}{A(z^{-1})S(z^{-1}) + B(z^{-1})R(z^{-1})} \quad 4.6$$

4.3.4 Calcul des polynômes R et S

Le choix du dénominateur de la fonction de transfert du système en boucle fermée impose à l'opérateur R et S de vérifier l'équation diophantienne suivante :

$$P(z^{-1}) = A(z^{-1})S(z^{-1}) + B(z^{-1})R(z^{-1}) \quad 4.7$$

L'équation (4.7) est dite régulière si $\deg(P) < \deg(A) + \deg(B)$. Les polynômes A, B et P sont connus alors que R et S peuvent déterminer.

Pour résoudre cette équation, on a plusieurs cas peuvent être considérés.

- Si l'équation (4.7) est régulière, les solutions minimales S_0 et R_0 sont alors de degrés respectifs :

$$\begin{cases} \deg(S_0) = \deg(B) - 1 \\ \deg(R_0) = \deg(A) - 1 \end{cases} \quad 4.8$$

- Si l'équation (4.7) est non régulière, elle a deux solutions minimales :

- Une solution minimale en S : (S_0, R_1) telle que

$$\begin{cases} \deg(S_0) = \deg(B) - 1 \\ \deg(R_1) = \deg(P) - \deg(B) \end{cases} \quad 4.9$$

- Une solution minimale en R : (S_1, R_0) telle que

$$\begin{cases} \deg(S_1) = \deg(P) - \deg(A) \\ \deg(R_0) = \deg(A) - 1 \end{cases} \quad 4.10$$

Si l'équation 3.26 est régulière, alors elle peut s'écrire sous forme matricielle suivante :

$$\underbrace{\begin{pmatrix} a_0 & 0 & \dots & 0 & b_0 & 0 & \dots & 0 \\ a_1 & a_0 & \ddots & \vdots & b_1 & b_0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 & \vdots & \ddots & \ddots & 0 \\ a_{n_A} & \vdots & \ddots & a_0 & b_{n_B} & \vdots & \ddots & b_0 \\ 0 & \ddots & \vdots & a_1 & 0 & \ddots & \vdots & b_1 \\ \vdots & \ddots & \ddots & \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & a_{n_A} & 0 & \dots & 0 & b_{n_B} \end{pmatrix}}_M \underbrace{\begin{pmatrix} s_0 \\ \vdots \\ s_{n_s} \\ r_0 \\ \vdots \\ r_{n_r} \end{pmatrix}}_x = \underbrace{\begin{pmatrix} p_0 \\ p_1 \\ \vdots \\ p_{n_p} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{pmatrix}}_P \quad 4.11$$

Les coefficients des polynômes $R(z^{-1})$ et $S(z^{-1})$ contenus dans le vecteur x , sont donnés par :

$$x = M^{-1}P \quad 4.12$$

4.3.5 Calcul du polynôme T :

Il existe deux cas pour déterminer le coefficient du polynôme

- Cas de la régulation

La référence y_k^i est constante, pour avoir $y_i = y_k^i$ en régime permanent il faut avoir un gain statique en boucle fermée égal à 1 c'est-à-dire $H_{BF}(1) = 1$.

Il vient alors :

$$T(z^{-1}) = \frac{P(1)}{B(1)} \quad 4.13$$

- Cas de poursuite

Ici on impose au système une trajectoire désirée y_k^i correspond à un modèle de référence

$$H(z^{-1}) = \frac{B_m(z^{-1})}{A_m(z^{-1})} \quad 4.14$$

En choisissant $T(z^{-1}) = \beta P(z^{-1})$ on obtient :

$$H_{BF}(z^{-1}) = \beta \frac{B(z^{-1})B_m(z^{-1})}{A_m(z^{-1})} \quad 4.15$$

En posant $\beta = \frac{1}{\beta(1)}$, un gain statique égal à 1.

Pour calculer R et S il faut résoudre l'équation polynomiale (4.7), connue sous le nom d'identité de BEZOUT ou équation DIOPHANTINE (voir annexe A). La résolution de cette équation donne les degrés de R, S et P.

4.3.6 Equation Diophantine :

La fonction de transfert (3.25) du système en boucle fermée peut s'écrire :

$$H_{BF}(z^{-1}) = \frac{T(z^{-1})B(z^{-1})}{P(z^{-1})} \quad 4.16$$

Avec :

$$P(z^{-1}) = A(z^{-1})S(z^{-1}) + B(z^{-1})R(z^{-1}) \quad 4.17$$

Cette technique permet de calculer le régulateur numérique RST. On spécifie un polynôme $P(z^{-1})$ qui définit les pôles en boucle fermée à partir d'un modèle du deuxième ordre de pulsation et amortissement désiré.

$A(z^{-1})$ et $B(z^{-1})$ soit premier entre eux, l'équation 4.17 admet une solution si

$$\deg\{P(z^{-1})\} = \text{Max}\{\deg[A(z^{-1})(1 - z^{-1})Sz^{-1}], \deg[z^{-1}B(z^{-1})R(z^{-1})]\} \quad 4.18$$

$$\deg[P(z^{-1})] = \text{Max}[n + p + 1, m + z + d] \quad 4.19$$

Pour avoir une solution minimale il faut imposer la condition suivante :

$$n + p + 1 = m + z + d \quad 4.20$$

Soit R et S les paramètres à déterminer

$$S = [s_0 s_1 \dots s_p]^T \quad R = [r_0 r_1 \dots r_q]^T \quad 4$$

Le vecteur P est donné par la formule suivante :

$$P = [p_0 p_1 \dots p_x] \quad 4.21$$

on pose

$$C(z^{-1}) = A(z^{-1})(1 - z^{-1}) = C_0 + C_1 z^{-1} + \dots + C_{n+1} z^{-(n+1)} \quad 4$$

La résolution de l'équation de Diophantine vient de résoudre le système suivant :

$$[Matrice] \begin{bmatrix} S \\ R \end{bmatrix} = P \quad 4.22$$

avec Matrice est donnée par :

$$Matrice = \begin{bmatrix} c_0 & 0 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & 0 \\ c_1 & c_0 & 0 & \dots & 0 & 0 & \dots & \dots \\ \dots & c_1 & c_0 & \dots & b_1 & 0 & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & b_2 & b_1 & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & c_0 & \dots & \dots & \dots & \dots \\ c_{n+1} & \dots & \dots & c_1 & \dots & \dots & b_1 & \dots \\ 0 & \dots & \dots & \dots & b_m & \dots & b_2 & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & 0 & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \dots & 0 & c_{n+1} & 0 & \dots & b_m & \dots \end{bmatrix} \quad 4.23$$

et

$$\begin{cases} p = m + d - 1 \\ q = n \\ x = p + q + 1 \end{cases} \quad 4.24$$

En utilisant les équations 4.19, 4.20 et 4.26 on trouve les degrés de R, S et P.

Le correcteur numérique *RST* est bien adapté à ces types de systèmes. Il permet:

- de gérer, sans module complémentaire, le retard pur,
- de commander des systèmes possédant jusqu'à 5 modes vibratoires,
- de gérer de manières distinctes les dynamiques de suivi de consigne et de rejection de perturbation.

La consigne peut être atteinte selon une trajectoire du 2nd ordre entièrement paramétrable (Dépassement, temps de montée).

En plus, une excellente robustesse du réglage, pour s'affranchir des variations dans la dynamique du système (gain, retard, inertie).

Sa mise en œuvre s'effectue à partir d'un modèle paramétrique de la boucle et des spécifications des performances à atteindre : dépassement et temps de montée en suivi de consigne et réjection de perturbation [70].

4.3.7 Méthode de moindre carrées récursifs

L'objectif est de minimiser un critère quadratique correspondant à la somme des carrés de l'écart entre la sortie réelles du processus à identifier et celle du modèle obtenu à chaque instant d'échantillonnage [71].

$$V(k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^k \lambda^{k-i} [y(i) - \varphi^T(i) \hat{\theta}]^2 \quad 4.25$$

Avec λ compris entre zéro et un, est appelé le facteur d'oubli

Un autre critère peut écrit :

$$V(k) = \lambda V(k-1) + [y(k) - \varphi^T(k) \hat{\theta}]^2 \quad 4.26$$

L'algorithme d'identification des paramètres d'un modèle à partir des valeurs de l'entrée et de la sortie est capable de suivre les évolutions de paramètres des systèmes variant dans le temps.

L'algorithme RLS (Récurives Least Squares) est défini par les équations suivantes :

$$\theta(k) = \theta(k-1) + \frac{P(k-2) \cdot \varphi(k-1) \cdot [y(k) - \varphi(k-1)' \theta(k-1)]}{\lambda + \varphi(k-1)' \cdot P(k-2) \cdot \varphi(k-1)} \quad 4.27$$

Avec

$$P(k-1) = \frac{1}{\lambda} \cdot \left(\frac{P(k-2) \cdot \varphi(k-1) \cdot \varphi(k-1)' \cdot P(k-2)}{\lambda + \varphi(k-1)' \cdot P(k-2) \cdot \varphi(k-1)} \right) \quad 4.28$$

$$y(k) = \varphi^T(k) \hat{\theta} \quad 4.29$$

Estimateur d'erreur : estimateur d'erreur est donné par la relation suivante :

$$e = y(k) - \varphi' \cdot \theta \quad 4.30$$

Nouveau paramètre estimer est donné par

$$\theta_{new} = \theta + P \cdot \varphi \cdot \frac{e}{den} \quad 4.31$$

Avec

$$den = \lambda + \varphi' \cdot P \cdot \varphi \quad 4.32$$

Où P est la matrice de covariance

$$P_{new} = \frac{P - \frac{\varphi \cdot \varphi' \cdot P}{den}}{\lambda} \quad 4.33$$

Où

θ : sont les paramètres à estimer,

φ : est le vecteur d'état (vecteur de régression composée des entrées et des sorties mesurer du modèle),

P : la matrice de covariance,

λ : est le facteur d'oubli exponentielle

Dans la pratique $0.95 < \lambda \leq 1$, pour choisir λ il faut trouver un compromis entre la qualité d'identification et la poursuite rapide au neurone de départ [61].

Avantage de L'identification récursive

L'identification récursive offre les avantages suivants :

- Estimation du modèle en temps réel (au fur et à mesure que le procédé évolue),
- Estimation des systèmes variants dans le temps (suivi en temps réel des paramètres variables dans le temps du modèle), permettant un réajustement des régulateurs pendant le fonctionnement,
- Compression importante des données, car l'algorithme récurrent traite à chaque instant une seule paire entrée/sortie au lieu de l'ensemble des données (permet de ne pas impliquer des calculs avec un grand nombre de données),

4.3.8 Calcul de la loi de Commande RST (application)

L'identification paramétrique par un algorithme récursif permet d'estimer le vecteur des paramètres en ligne (au fur et à mesure de l'acquisition de données ou lors de la lecture d'un fichier de données), à chaque instant d'échantillonnage le vecteur de paramètres est estimé en

fonction du vecteur précédemment trouvé en minimisant un critère quadratique basé sur l'erreur de prédiction. Dans cette méthode, la structure de la boucle de commande est donnée sur la figure 4.1

La loi de commande est donnée par :

$$R \cdot u(z) = T \cdot y_c(k) - S \cdot y(k) \quad 4.34$$

Où

$$R \cdot u(k) = \frac{T}{R} \cdot y_c(k) - \frac{S}{R} \cdot y(k) \quad 4.35$$

Avec: $R(z^{-1})$, $S(z^{-1})$ et $T(z^{-1})$ sont données par les équations (4.3, 4.4, 4.5)

Supposons que le processus est bruité :

$$A \cdot y(k) = B \cdot u(k-1) + C \cdot e(k) \quad 4.36$$

avec $e(k)$: est le bruit

En boucle fermée le modèle s'écrit:

$$(R \cdot A + z^{-1} B \cdot S) \cdot y(k) = z^{-1} \cdot B \cdot T \cdot y_c(k) + C \cdot R \cdot e(k) \quad 4.37$$

Avec $R \cdot A + z^{-1} B \cdot S$ est le polynome caractéristique

Soit le polynôme A_m désiré :

$$A_m(z^{-1}) = 1 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2} + \dots + p_n z^{-n} \quad 4.38$$

Calcul des polynômes R et S :

On utilise l'équation Diaphantine comme suit :

$$R \cdot A + z^{-1} B \cdot S = A_m \cdot C \quad 4.39$$

Pour résoudre cette équation on utilise la théorème de Fermat. L'équation à une unique solution si seulement si :

$$\text{degré}(R) = \text{degré}(S)$$

$$\text{degré}(S) = \text{degré}(A) - 1$$

$$\text{degré}(A_m) = \text{degré}(A) + \text{degré}(B) - \text{degré}(C)$$

Pour notre cas on a un système de deuxième degré

$$A(z^{-1}) = 1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3} \quad 4.40$$

$$B(z^{-1}) = b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2} \quad 4.41$$

$$A_m(z^{-1}) = 1 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2} \quad 4.42$$

Choix de degré(R) et degré(S)

$$nr = nb = 2$$

$$ns = na-1 = 3 - 1 = 2$$

$$nt \leq na + nb - nc = 3 + 2 - 0 = 5$$

donc:

$$(1 + r_1 z^{-1} + r_2 z^{-2})(1 + a_1 z^{-1} + a_2 z^{-2} + a_3 z^{-3}) + z^{-1} \cdot (b_0 + b_1 z^{-1} + b_2 z^{-2}) \cdot (s_0 + s_1 z^{-1} + s_2 z^{-2}) = 1 + p_1 z^{-1} + p_2 z^{-2} \quad 4.43$$

égalisons les coefficients en z^{-i} :

$$\underbrace{\begin{pmatrix} 1 & 0 & b_0 & 0 & 0 \\ a_1 & 1 & b_1 & b_0 & 0 \\ a_2 & a_1 & b_2 & b_1 & b_0 \\ a_3 & a_2 & 0 & b_2 & b_1 \\ 0 & a_3 & 0 & 0 & b_2 \end{pmatrix}}_{Me} \underbrace{\begin{pmatrix} r_1 \\ r_2 \\ s_0 \\ s_1 \\ s_2 \end{pmatrix}}_{RS} = \underbrace{\begin{pmatrix} p_1 - a_1 \\ p_2 - a_2 \\ -a_3 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix}}_{Poly_car}$$

Me a la forme de matrice de Sylvester.

$$RS = Me^{-1} * Poly_car \quad \rightarrow \text{en tire les coefficients de R et S}$$

En régime permanent lorsque $y(z)=yc(z)$ on a donc :

$$y(k) = \frac{B^*T}{Am} * yc(k-1) \quad \rightarrow \quad \frac{B^*T}{Am} = 1$$

$$\rightarrow T = \left. \frac{Am}{B} \right|_{z=1}$$

4.3.9 Résultats de simulation

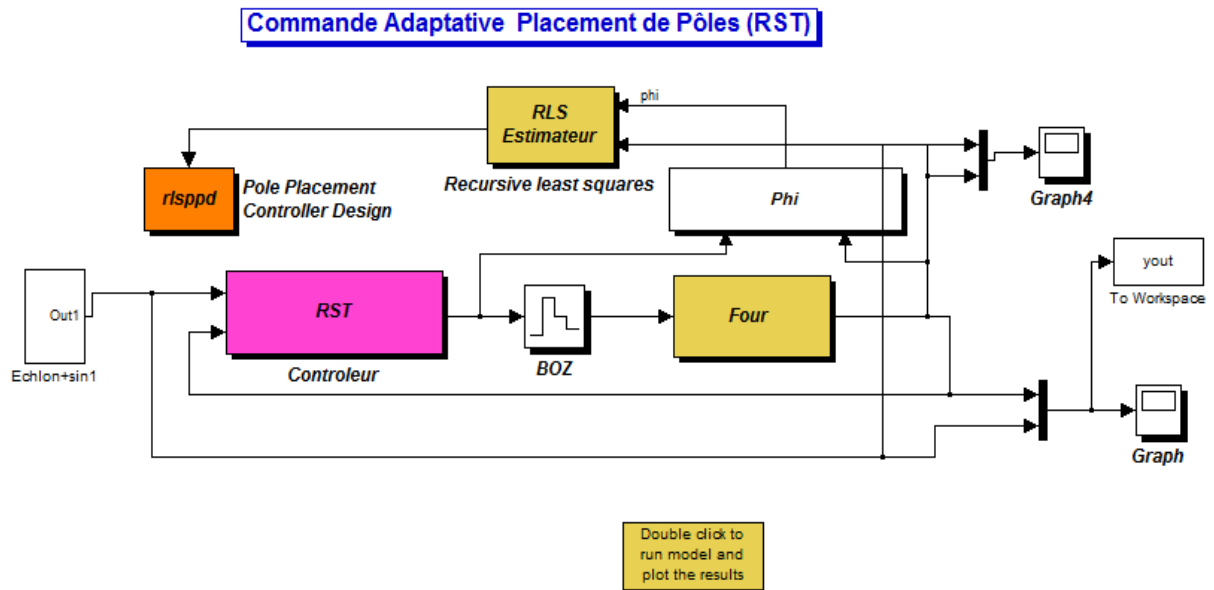


Figure 4.2: commande RST adaptative basé sur placement de pôles

Pour un signal échelon sinusoïdal

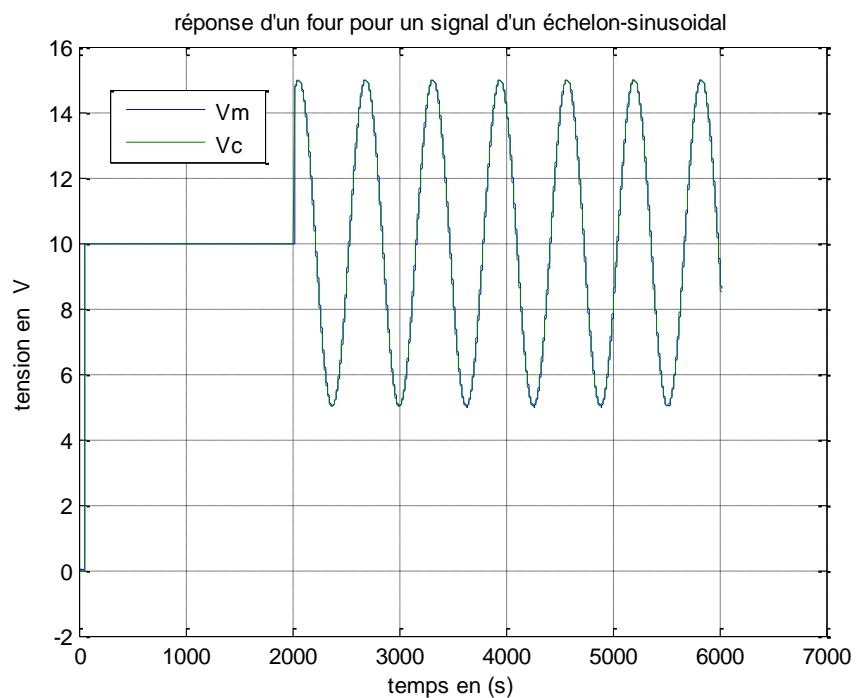


Figure 4.3: réponse pour un signal échelon sinusoïdal

Pour un signal dent de scie

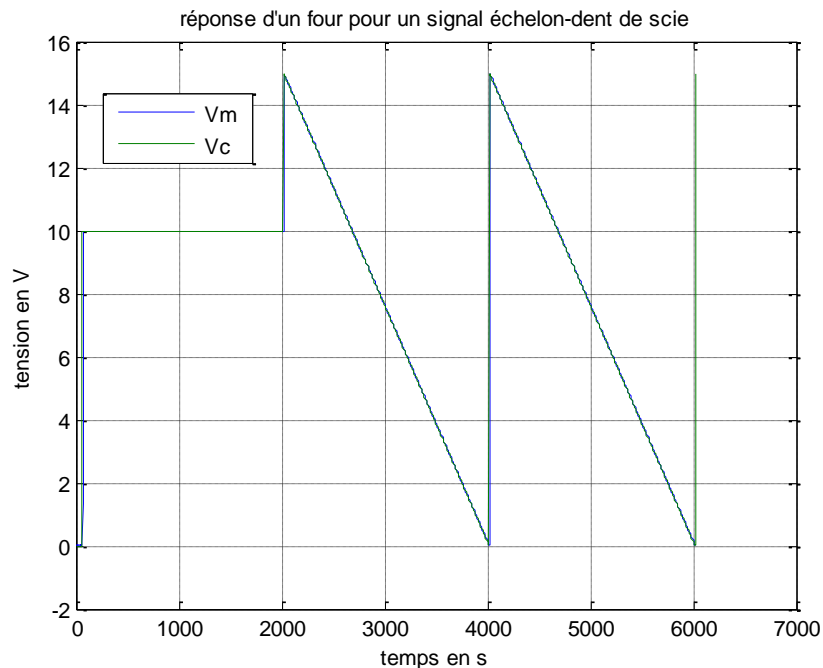


Figure 4.4: réponse d'un signal dent de scie

4.3.10 Interprétation des résultats de simulation

Les simulations sont faites en boucle fermée avec la commande adaptative par placement des pôles (RST) sur le modèle de four.

D'après la réponse échelon sinusoïdale ou échelon dent de scie du système en boucle fermée figure (4.3) et figure (4.4) on remarque que la sortie du système suit la consigne, avec des performances convenables.

Nous avons une bonne régulation dans la commande RST. On voit bien que la commande adaptative nous permet d'avoir une meilleure convergence vers la référence. En effet, nous remarquons que la commande adaptative atteint rapidement la consigne même après changement de la consigne.

4.4 Commande adaptative neuronale directe et indirecte

4.4.1 Introduction:

Dans la littérature de la commande non linéaire, plusieurs approches ont été utilisées : commande par apprentissage, commande à structure variable, ...etc. Dans ce contexte, la

technique de la linéarisation entrée-sortie L.E.S est spécialement utilisée dans le cadre des systèmes non linéaires.

Une classe de systèmes non linéaires peut être transformée en une classe de systèmes linéaires à travers la technique de la linéarisation entrée-sortie L.E.S. Dans ce cas, le système linéaire transformé peut être commandé par des méthodes classiques de l'automatique linéaire. Une telle transformation n'existe pas toujours, mais lorsqu'elle existe, elle permet de stabiliser le système exactement comme s'il s'agissait d'un système linéaire avec l'utilisation des méthodes courantes (placement de pôles, synthèse quadratique, synthèse robuste, ...etc). Dans ce cas, on suppose que cette transformation L.E.S existe et qu'elle est capable de conduire l'erreur entre la sortie du système et une trajectoire désirée vers zéro (le système peut suivre physiquement la trajectoire désirée ou encore la trajectoire de référence est reproductible par le système non-linéaire).

Dans ce cas on présente des contrôleurs adaptatifs directs et indirects qui utilisent le contrôleur des réseaux de neurones pour fournir la poursuite asymptotique d'un signal de référence pour une classe de système non-linéaire de temps continu en dynamique mal comprise, le contrôle adaptatif indirect tient compte de l'inclusion de la connaissance a priori au sujet de la dynamique du système en termes d'équations mathématiques exactes ou de la linguistique tandis que la commande adaptative directe tient compte de l'incorporation d'une telle connaissance a priori en indiquant le contrôleur.

Nous montrons qu'avec ou sans une telle connaissance comment les deux contrôleurs adaptatifs peuvent "apprendre à faire" contrôler le système, qu'ils réalisent une poursuite asymptotiquement stable des signaux de référence.

4.4.2 Classification des schémas de commande neuronale

L'utilisation des réseaux de neurones en commande de processus ne se justifie que dans le cas où il est difficile, de concevoir un système de commande classique. Ces difficultés de conception découlent généralement de la complexité du système dynamique dont il faut assurer la commande: non linéarité, dimensionnalité élevée, objectifs et contraintes de commande multiples, erreurs de modélisation, bruits de mesure, perturbations, pannes [Ronco et *al*, 1997].

Agarwal [Agarwal, 1997], a proposé une classification systématique des différents schémas de commande neuronale proposés dans la littérature. Il divise l'ensemble des schémas

en deux classes: La première utilise les réseaux de neurones comme outil d'aide à l'identification, à la supervision et à l'implémentation des lois de commande. La seconde utilise les réseaux de neurones comme contrôleurs. Il continue à diviser les deux classes en sous-classes qui dépendent du mode d'apprentissage, des stratégies de commande utilisées, etc. La figure 4.5 schématise cette classification.

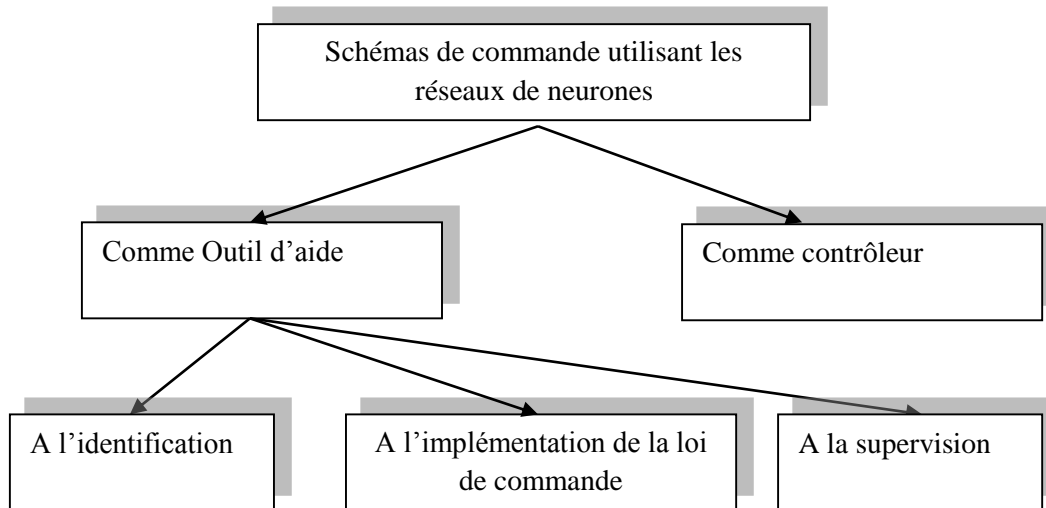


Figure 4.5: Classification des différents schémas de commande neuronale

L'utilisation des réseaux de neurones dans les schémas de commande a été traitée par plusieurs auteurs, par exemple [Antsaklis, 1990], [Levin et al, 1993], [Hunt et al, 1991] et [Psaltis et al, 1987], etc. Les principales méthodes de commande par réseau de neurones sont résumées dans [Harris, 1994] et [Rivals, 1995]. Plusieurs classifications peuvent être établies.

Un système de commande est direct, s'il n'utilise pas de modèle du processus à commander pour estimer les paramètres du régulateur. Il est indirect s'il requiert l'utilisation d'un modèle du processus.

Un système de commande peut être non adaptatif : les paramètres du correcteur sont fixés lors d'une phase de synthèse préalable à son utilisation. Il peut être adaptatif : l'apprentissage des paramètres du correcteur est réalisé en ligne ces paramètres sont ajustés en permanence pendant la commande du système (Figure 4.6).

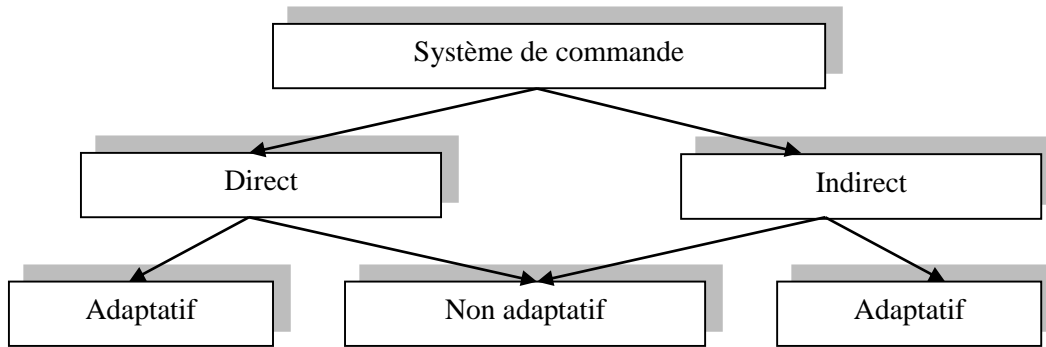


Figure 4.6: Classification des différents schémas de commande

Il existe deux types de commande

a) Méthodes de commande de type direct:

- _ Commande directe avec modèle inverse [Miller et *al*, 1990].
- _ *Commande adaptative directe* [Slotine et Li, 1992].
- _ Commande par anticipation [Harris, 1994].

b) Méthodes de commande de type indirect:

- _ *Commande adaptative indirecte* [Narendra et *al*, 1990].
- _ Commande avec modèle interne [Sbarbaro et *al*. 1993].
- _ Commande adaptative avec modèle de référence [Nerrand *et al*, 1993].

4.4.3 Système de commande adaptative

Un système de commande adaptatif est constitué de deux boucles (Figure 4.7): une boucle de commande à contre-réaction ayant un régulateur à paramètres ajustables, une deuxième boucle (en pointillés) qui agit sur les paramètres du régulateur afin de maintenir les performances du système en présence de variations de paramètres du processus [Astrom, 1989].

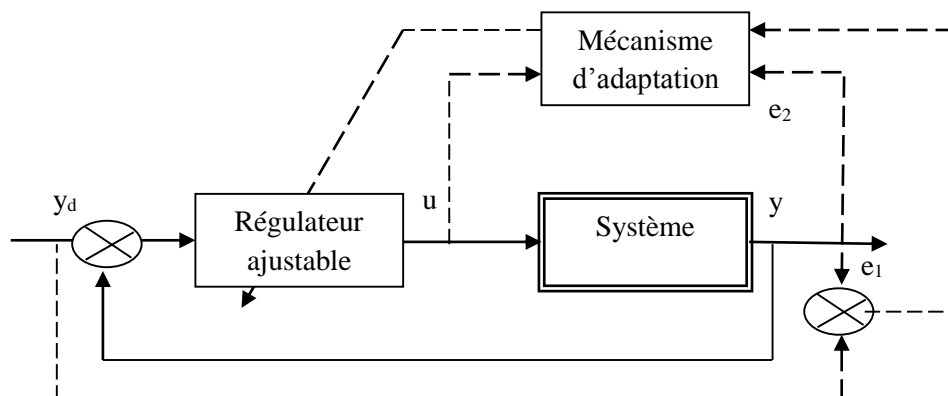


Figure 4.7: Schéma général de la commande adaptative

4.5 Commande adaptative à modèle de référence

4.5.1 Commande adaptative directe

Dans les schémas de la commande adaptative directe (voir Figure 4.8), les paramètres du régulateur sont directement ajustés en temps réel à partir des mesures d'erreur de performances. Ces schémas de commande sont plus faciles à implanter car ils ne demandent pas d'identification des paramètres du processus [Astrom, 1989].

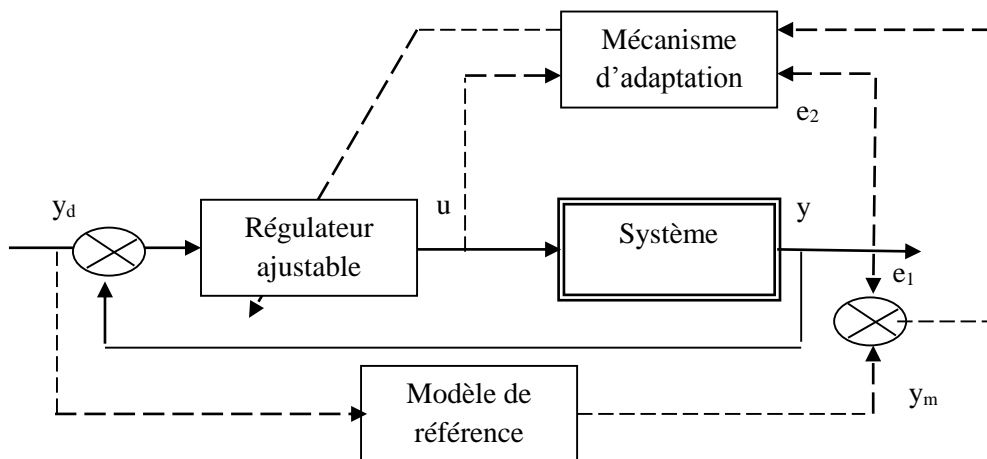


Figure 4.8: Commande adaptative directe

4.5.2 Commande adaptative indirecte

La figure 4.9 représente un schéma de commande adaptative indirecte où l'ajustement des paramètres se fait en deux étapes [Astrom, 1989]:

- Estimation des paramètres du processus.
- Calcul des paramètres du régulateur à partir des paramètres du processus.

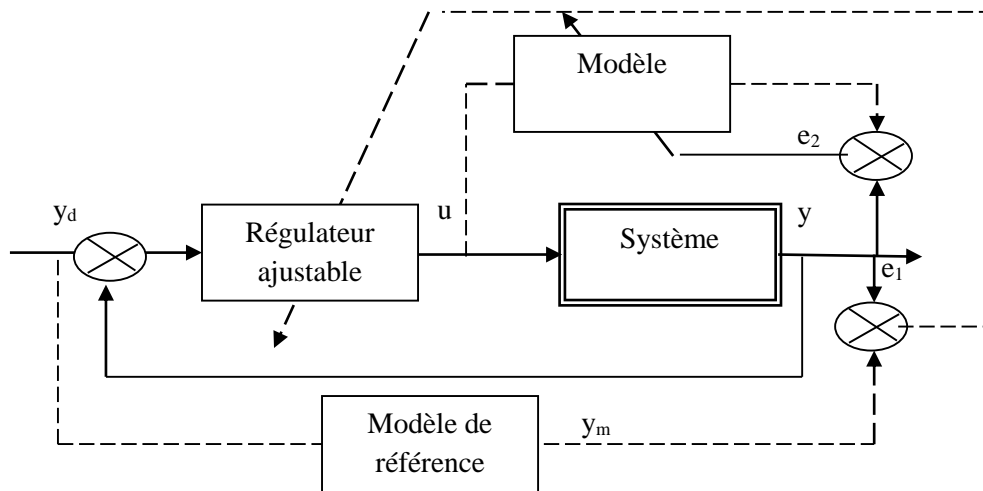


Figure 4.9: Commande adaptative indirecte

Malgré l'attrait de l'approche directe qui est plus simple et l'existence d'un nombre significatif d'applications réussies, son domaine d'application est plus restreint que celui des systèmes de commande adaptative indirecte. Ces restrictions proviennent d'un certain nombre de propriétés que doivent vérifier les modèles de processus (minimum de phase, connaissance de retard, etc. ...).

Le développement de ces deux techniques repose sur l'hypothèse fondamentale suivante:

Pour toutes les valeurs possibles des paramètres du processus, nous supposons qu'il existe un régulateur de structure donnée qui peut assurer les performances désirées.

Le rôle de la boucle d'adaptation se limite uniquement à trouver les bonnes valeurs des paramètres de ce régulateur dans chaque cas.

4.5.3 Commande par réseau de neurones

Notre étude tient compte de l'utilisation des réseaux de neurones dans lesquels une seule ou deux couches cachées de fonctions de base radiale sont utilisées la figure 4.7 montre ces deux cas.

Avec une seule couche cachée de fonction de base radiale, la sortie des réseaux neurones est donné par:

$$\tilde{y} = c^T \zeta \tag{4.44}$$

Où $\zeta \in R^p$ sont des fonctions de base radiale (par exemple, des fonctions caractérisées par fonctions Gaussiennes) et c^T est un vecteur des poids.

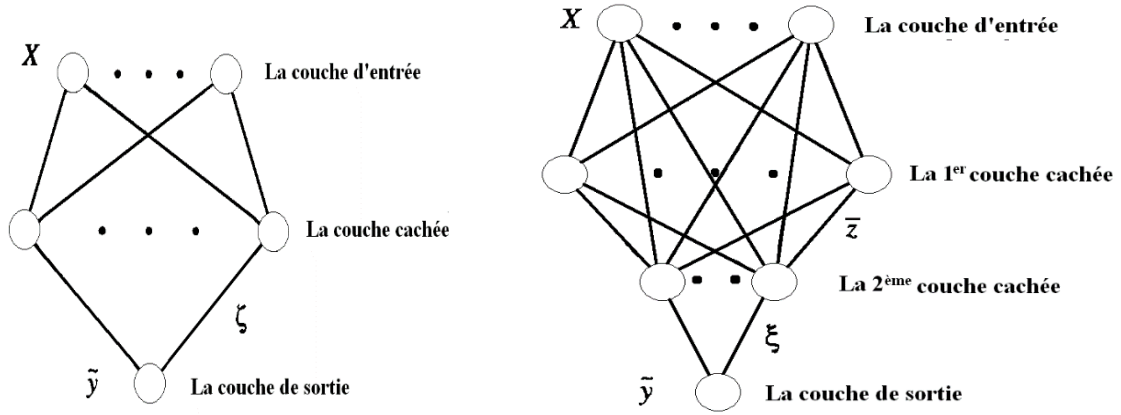


Figure 4.10: Deux types réseaux de neurones qui peuvent être utilisés les techniques adaptatives.

Un deuxième type de réseaux de neurones considéré dans cette étude est un type dans lequel, il y a deux couches cachées, la sortie de la première couche cachée produit un vecteur de fonctions:

$$\bar{z} = [\theta_1 \dots \theta_m] \quad 4.45$$

Les nœuds qui composent la première couche cachée peuvent être des fonctions de base radiale normalisées, ici, chaque sortie de la première couche cachée est l'entrée de $i^{\text{ème}}$ nœud de la deuxième couche cachée qui est donnée par :

$$\xi_i = \zeta_i(\bar{z}, X) \left(b_{i,0} + \sum_{j=1}^m b_{i,j} \theta_j + \sum_{j=1}^n b_{i,j+m} x_j \right) \quad 4.46$$

Où $\zeta_i(\bar{z}, X)$ sont des fonctions de base radiale et $b_{i,0}$ est le biais du nœud i , la sortie des réseaux de neurones est prise comme une combinaison linéaire des sorties de la deuxième couche cachée, de telle sorte :

$$\tilde{y} = \sum_{i=1}^p c_i \xi_i \quad 4.47$$

Nous pouvons combiner 4.48 et 4.49 pour obtenir :

$$\tilde{y} = \sum_{j=1}^p \zeta_j(z, X) \left(a_{j,0} + \sum_{j=1}^m a_{j,j} \theta_j + \sum_{j=1}^n a_{j,j+m} x_j \right) \quad 4.48$$

Qui peut être exprimée sous la forme de l'équation (4-9) avec $z = [1 \ \theta_1 \dots \theta_m \ x_1 \dots x_n]^T$,

$A = [a_{i,j}]$ et $a_{i,j} = c_i b_{i,j}$, notant que z peut ou ne peut pas inclure n'importe quel θ_i ou x_i .

Dans l'étude du contrôle adaptatif qui va se suivre, nous pouvons appliquer n'importe quels des systèmes étudiés ci-dessus à savoir le système de réseaux neurones.

4.6 Commande adaptative neuronale

Dans cette stratégie de contrôle, les réseaux de neurones sont introduits pour construire des systèmes de commande adaptative stable basés sur la théorie de la stabilité de Lyapunov. Deux classes de méthodes ont été développées : directe et indirecte :

4.6.1 Commande adaptative indirecte

Ce type de commande utilise une combinaison de deux réseaux de neurones figure 4.11. Le premier réseau est entraîné pour identifier le modèle dynamique du système. Le deuxième réseau de neurones est entraîné pour générer une commande nécessaire à appliquer au système pour que sa sortie suive celle du modèle de référence [Spooner, 2002].

L'ajustement des paramètres du régulateur neuronal se fait en deux étapes

- Estimation des poids du modèle neuronal M du processus.
- Calcul des poids du réseau régulateur à partir des paramètres estimés du processus

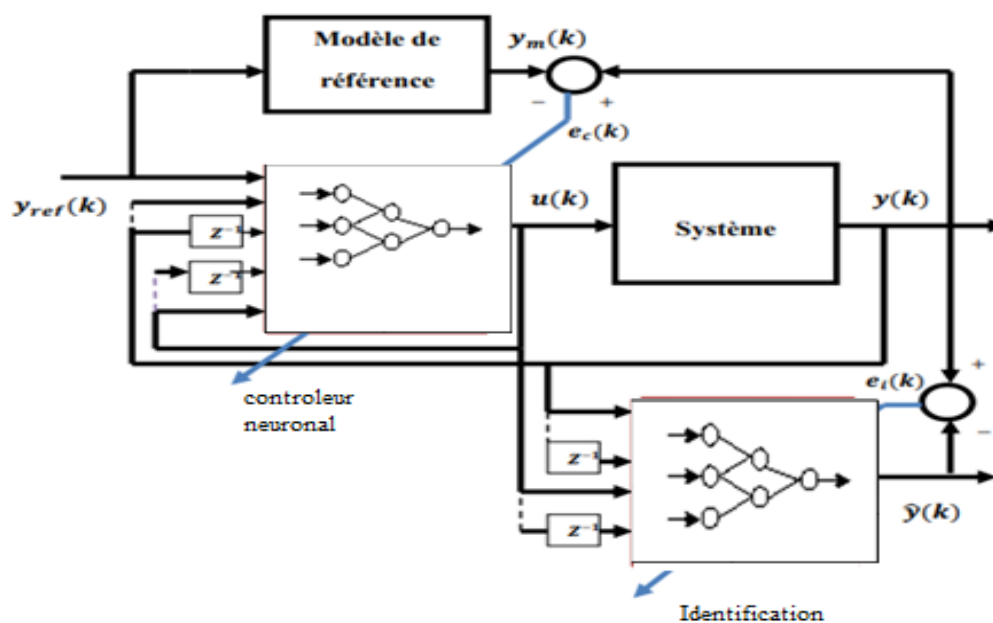


Figure 4.11: Commande adaptative indirecte par réseaux de neurones

Le signal de commande généré par le contrôleur neuronal u_k est utilisé comme une entrée pour le modèle neuronal et le système commandé. L'erreur $e_i(k)$ entre la sortie du système $y(k)$ et celle du modèle $\hat{y}(k)$ sera utilisée pour ajuster les paramètres du modèle neuronal d'une part, et d'autre part, l'erreur $e_c(k)$ entre la sortie du modèle de référence (k) et la sortie du système commandé sera utilisée pour adapter les paramètres du contrôleur neuronal. Ce qui signifie que la qualité de la poursuite dépend largement de la convergence du modèle identifié.

Si on prend un système non linéaire sous la forme :

$$y(k+1) = f(y(k), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m)) \quad 4.49$$

La structure du modèle d'identification neuronal est donnée par:

$$\hat{y}(k+1) = \text{NN}(y(k), \dots, y(k-n), u(k), \dots, u(k-m)) \quad 4.50$$

Avec $\hat{y}(k)$ la sortie du modèle d'identification.

L'adaptation des paramètres du modèle neuronal est basée sur l'erreur d'identification (+1)

Où :

$$e_c(k+1) = y(k+1) - y_m(k+1) \quad 4.51$$

Si le système à commander est inconnu, on utilise le modèle neuronal identifié, donc l'erreur est donné par :

$$e_c(k+1) = \hat{y}(k+1) - y_m(k+1) \quad 4.52$$

4.6.2 Commande adaptative directe

La Figure 4.12 représente une commande adaptative neuronale directe à modèle de référence. Le mécanisme d'adaptation est, dans ce cas, un algorithme d'apprentissage et d'ajustement des poids du réseau contrôleur C [Spooner, 2002].

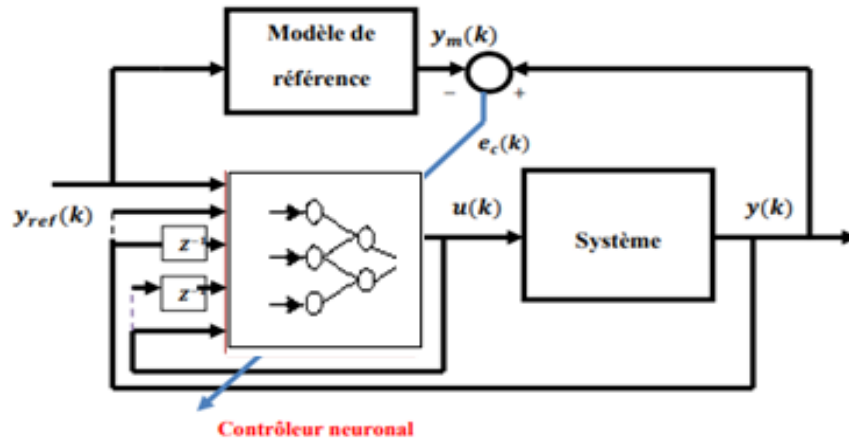


Figure 4.12: Commande adaptative directe par réseaux de neurones

Ce type d'architecture requiert une certaine connaissance a priori du processus (Jacobien du processus) pour pouvoir calculer correctement les modifications à apporter aux poids du réseau correcteur. Le problème de la commande se transforme donc en un problème d'apprentissage et d'optimisation du critère traité dans le paragraphe (chap. 3.6.3)

Chen et al [Chen et al, 1997] ont utilisé un seul neurone pour commander un processus non linéaire. L'entrée du neurone est l'erreur entre la sortie réelle et la sortie désirée du processus. Sa sortie est le signal de commande du processus. Pour l'adaptation des poids et pour le calcul du Jacobien du processus, ils ont approximé le Jacobien par son signe.

Une autre solution consiste à utiliser un modèle direct neuronal du processus pour en déduire le Jacobien (Figure 4.13)

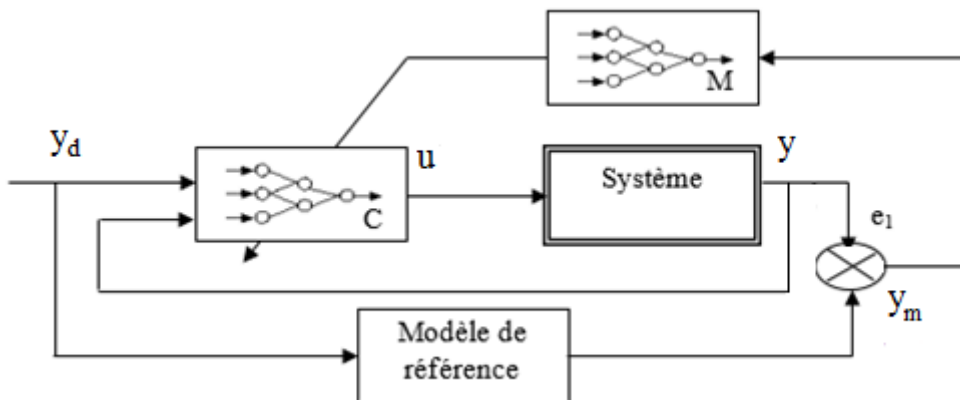


Figure 4.13: Utilisation du modèle du processus pour le calcul du Jacobien

Prenons par exemple un système qu'on veut commander qui s'écrit sous la forme suivante:

$$y(k + 1) = f(y, \dots, y(k - n), u(k), \dots, u(k - m))$$

Avec un modèle de référence: $y_m(k + 1) = (f, r_k)$

La sortie du contrôleur neuronal représente une commande à appliquer à l'entrée du système, celle-ci est donnée par:

$$u(k + 1) = NN(y_m, y_k, u_k) \quad 4.54$$

Les paramètres du contrôleur neuronal sont directement ajustés en se basant sur l'erreur :

$$e_c(k + 1) = y(k + 1) - y_m(k + 1) \quad 4.55$$

Cette méthode de commande présente un inconvénient quand le système à contrôler est inconnu, puisque on ne peut pas calculer les changements des paramètres du contrôleur.

4.7 Application

4.7.1 Commande adaptative neuronale indirect :

D'un point de vue mathématique, la construction d'un approximateur, basé sur des réseaux de neurones, consiste à trouver une relation de correspondance entre l'espace d'entrée et l'espace de sortie à approximer, avec un degré de précision compte tenu de la fonction recherchée.

La théorie de l'approximation universelle permet de modéliser la dynamique d'un système inconnu par des réseaux de neurones. Ceux-ci sont utilisés pour développer des contrôleurs neuronaux [74, 75, 76 et 77]. Nous étudions "un contrôleur neuronal adaptatif" comme le montre la figure 4.14.

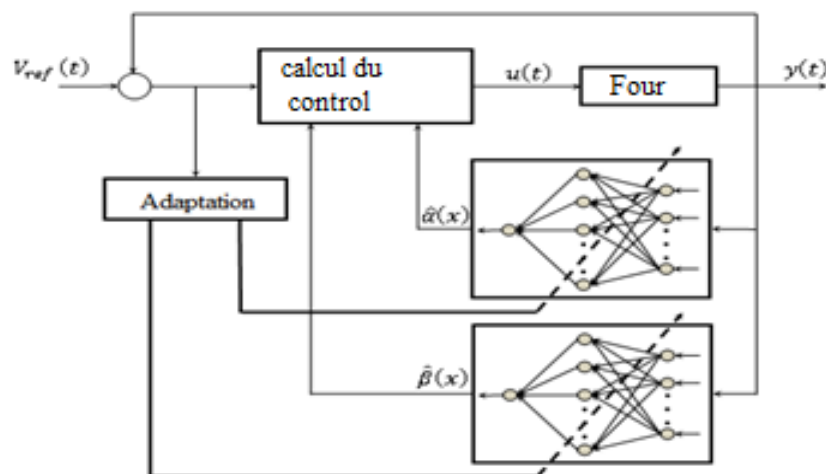


Figure 4.14: Contrôleur neuronal adaptatif

Les approximateurs (identifiants) sont introduits pour approximer la dynamique du système et utilisent cette dynamique pour ajuster les réglages du contrôleur afin que l'erreur de suivi tende vers 0. Dans la conception du contrôleur adaptatif, il est proposé d'estimer les fonctions inconnues en réseaux de neurones et du bon choix de la loi d'adaptation.

L'équation du four s'écrit comme suit [78] [80]:

$$\begin{aligned} \dot{x} &= f(x) + g(x)u \\ y &= h(x) \end{aligned} \quad 4.56$$

Où $f(x)$ et $g(x)$ sont des fonctions qui dépendent des réglages du four. Elles sont supposées inconnues et tiennent compte de toute variation de ces paramètres. Le but du travail est de résoudre le problème de suivi de trajectoire, la loi de commande est dérivée d'un modèle neuronal représentant ces fonctions. La solution proposée est d'utiliser une commande adaptative pour assurer la robustesse des variations paramétriques.

4.7.1.1 Robustesse des variations paramétriques

a. Changement de coordonnées :

Le changement de coordonnées est donnée par :

$$\begin{aligned} y_1 &= h(x) \\ y_2 &= L_f h(x) \end{aligned} \quad 4.57$$

On écrit le système (4.5) de façon 4.6, alors on obtient :

$$\begin{aligned} \dot{y}_1 &= y_2 = L_f h(x) \\ \dot{y}_2 &= L_f^2 h(x) + L_g L_f h(x)u \end{aligned} \quad 4.58$$

Pour simplifier la notation, soit :

$$\begin{aligned} \alpha(x) &= L_f^2 h(x) \\ \beta(x) &= L_g L_f h(x) \end{aligned} \quad 4.59$$

A noter que α et β les fonctions modélisent la partie inconnue du modèle [78] [80], elles dépendent des réglages du four. Dans ce cas, le système (4.60) devient :

$$\begin{aligned} \dot{y}_1 &= y_2 \\ \dot{y}_2 &= \alpha(x) + \beta(x)u \end{aligned} \quad 4.60$$

Les réseaux de neurones sont adoptés pour représenter la dynamique de fonctions inconnues telles que :

$$\begin{aligned}\alpha &= f_\alpha(x) = W_\alpha^T \theta_\alpha \\ \beta &= f_\beta(x) = W_\beta^T \theta_\beta\end{aligned}\tag{4.61}$$

Nous pouvons écrire :

$$\alpha = W_\alpha^T \theta_\alpha^* \tag{4.62}$$

$$\beta = W_\beta^T \theta_\beta^*$$

Où θ_α^* , θ_β^* sont les vecteurs de paramètres optimaux quand est la partie inconnue du modèle de four par les réseaux de neurones.

Supposons que les estimations de fonctions inconnues par les réseaux de neurones soient données par :

$$\hat{\alpha} = W_\alpha^T \theta_\alpha \tag{4.63}$$

$$\hat{\beta} = W_\beta^T \theta_\beta$$

les matrices d'erreur de ces paramètres sont :

$$\Delta\theta_\alpha = \theta_\alpha^* - \theta_\alpha \tag{4.64}$$

$$\Delta\theta_\beta = \theta_\beta^* - \theta_\beta$$

Nous introduisons maintenant les estimations des paramètres $\hat{\alpha}$ et $\hat{\beta}$:

les systèmes (4.62) deviennent :

$$\dot{y}_1 = y_2 \tag{4.65}$$

$$y_2 = \hat{\alpha}(x) + \hat{\beta}(x)u$$

La loi de commande neuronale suivante, comme indiqué dans :

$$u = \frac{v - \hat{\alpha}(x)}{\hat{\beta}(x)} \tag{4.66}$$

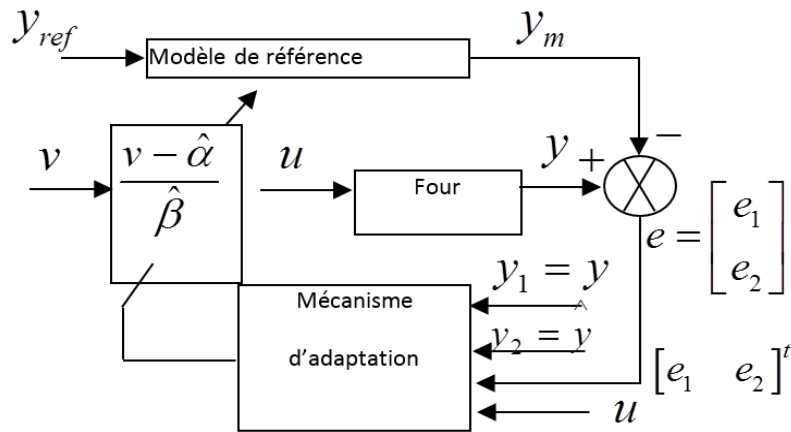


Figure 4.15: Loi de contrôle neuronal

Décalage complet des parties du système, c'est-à-dire

$$\ddot{y}_1 = v \quad 4.67$$

Le nouveau contrôle stabilisant est donné par :

$$\dot{v} = -k_1 y_1 - k_2 y_2 + v_{aref} \quad 4.68$$

Où :

$$v_{ref} = k_1 V_{mref}(t) + k_2 \dot{V}_{mref}(t) + \ddot{V}_{mref}(t) \quad 4.69$$

Les paramètres de contrôle (k_1, k_2) sont sélectionnés de telle sorte que ;

$$K = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -k_1 & -k_2 \end{bmatrix} \quad 4.70$$

Il est asymptotiquement stable.

Nous définissons maintenant le modèle de référence comme suit [82] [83] [84]:

$$\begin{pmatrix} \dot{y}_{1m} \\ \dot{y}_{2m} \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -k_1 & -k_2 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} y_{1m} \\ y_{2m} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 0 \\ v_{ref} \end{pmatrix} \quad 4.71$$

Alors que l'erreur de suivi est donnée par :

$$e = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} y_1 - y_{1m} \\ y_2 - y_{2m} \end{bmatrix} \quad 4.72$$

La dynamique de ces erreurs est calculée comme suit :

$$\begin{aligned} \dot{e}_1 &= \dot{y}_1 - \dot{y}_{1m} = y_2 - y_{2m} \\ &= e_2 \end{aligned}$$

D'où :

$$\dot{e}_1 = e_2$$

Pour la deuxième erreur, nous avons [85] [86]:

$$\begin{aligned} \dot{e}_2 &= \dot{y}_2 - \dot{y}_{2m} \\ &= \alpha(X) + \beta(X)u + K_1 y_{1m} + K_2 y_{2m} - K_1 y_1 - K_2 y_2 - v \end{aligned} \quad 4.73$$

Comme

$$v = \hat{\alpha}(X) + \hat{\beta}(X)u \quad 4.74$$

Nous allons alors :

$$\dot{e}_2 = [\alpha(x) - \hat{\alpha}(x)] + [\beta(x) - \hat{\beta}(x)]u - K_1(y_1 - y_{1m}) - K_2(y_2 - y_{2m})$$

D'où :

$$\dot{e}_2 = -K_1 e_1 - K_2 e_2 + W_\alpha^T \Delta\theta_\alpha + W_\beta^T \Delta\theta_\beta u \quad 4.75$$

On peut regrouper les équations (4.65- 4.67) sous forme matricielle

$$\begin{bmatrix} \dot{e}_1 \\ \dot{e}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ -K_1 & -K_2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ W_\alpha^T \Delta\theta_\alpha + W_\beta^T \Delta\theta_\beta u \end{bmatrix} \quad 4.76$$

b. Adaptation de la loi des poids synaptiques

Considérons la fonction de Lyapunov quadratique (annexe C):

$$V = e^T P e + tr(\Delta\theta_\alpha^T \Gamma_\alpha \Delta\theta_\alpha) + tr(\Delta\theta_\beta^T \Gamma_\beta \Delta\theta_\beta) \quad 4.77$$

P est une matrice symétrique définie positive et c'est la solution de l'équation de Lyapunov [92].

$$K^T P + P K = -Q \quad 4.78$$

Γ_α et Γ_β sont des matrices symétriques définies positives.

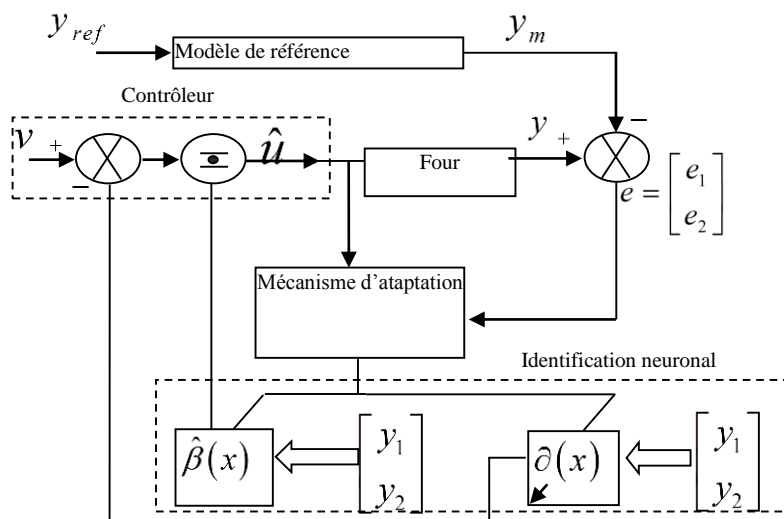


Figure 4.16: Lois d'adaptation des poids synaptiques

La dérivée de la fonction de Lyapunov V est :

$$\begin{aligned} \dot{V} = e^T (K^T P + PK)e & \quad 4.79 \\ + 2tr(\Delta\theta_\alpha^T) (\Gamma_\alpha \Delta\dot{\theta}_\alpha + W_\alpha^T P e) & \\ + 2tr(\Delta\theta_\beta^T) & \\ (\Gamma_\beta \Delta\dot{\theta}_\beta + W_\beta^T P e) & \end{aligned}$$

Si on définit maintenant les lois d'adaptation des poids synaptiques comme suit Figure (4.16)

$$\begin{cases} \Delta\dot{\theta}_\alpha = -\Gamma_\alpha^{-1} W_\alpha^T P e \\ \Delta\dot{\theta}_\beta = -\Gamma_\beta^{-1} W_\beta^T P e \end{cases} \quad 4.80$$

$$\begin{cases} \dot{\hat{\theta}}_\alpha = -\Delta\dot{\theta}_\alpha = \Gamma_\alpha^{-1} W_\alpha^T P e \\ \dot{\hat{\theta}}_\beta = -\Delta\dot{\theta}_\beta = \Gamma_\beta^{-1} W_\beta^T P e \end{cases} \quad 4.81$$

Ces lois d'adaptation (4.83) définissent les poids de mise à jour et pour les réseaux de neurones qui modélisent la dynamique du four.

En remplaçant la loi d'adaptation (4.82) en (4.81) en utilisant (4.80) on trouve :

$$\dot{V} = -e^T Q e \leq 0$$

L'inégalité $\dot{V} \leq 0$ assure la stabilité de la structure de contrôle. Et, d'après le lemme de Barbalat [74], l'erreur de suivi $e(t)$ et les erreurs $\Delta\theta_\alpha$ et $\Delta\theta_\beta$ sur les paramètres estimés tendent vers 0 lorsque $t \rightarrow \infty$

4.7.1.2 Résultats de simulation

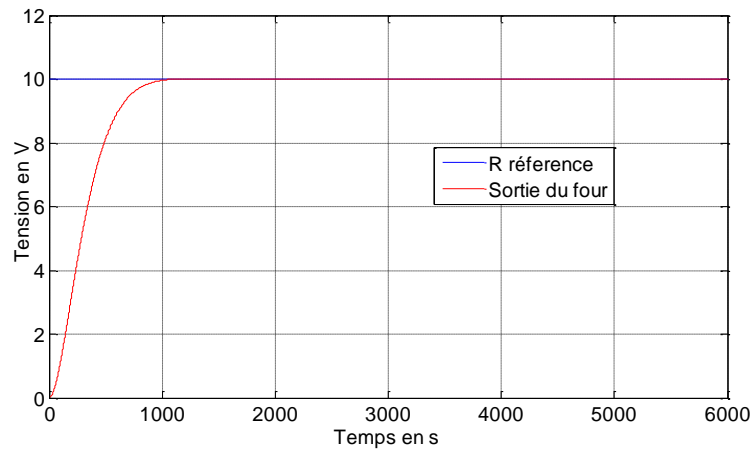


Figure 4.17: Réponse du système de NN-AC

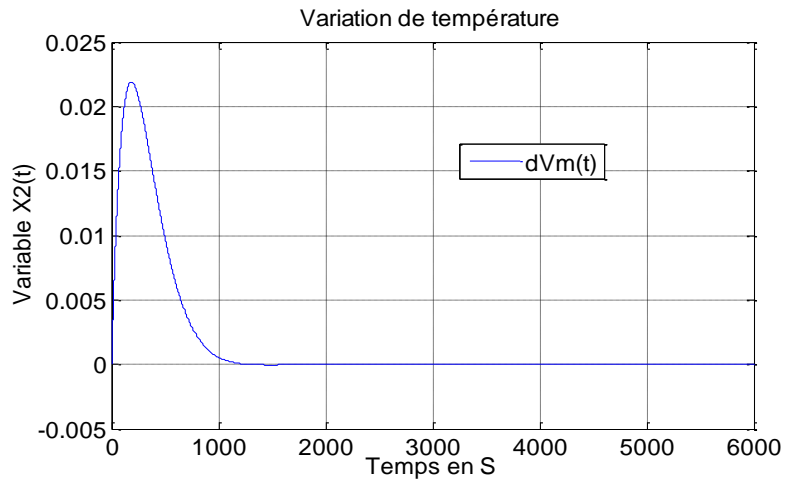


Figure 4.18: variation de la température

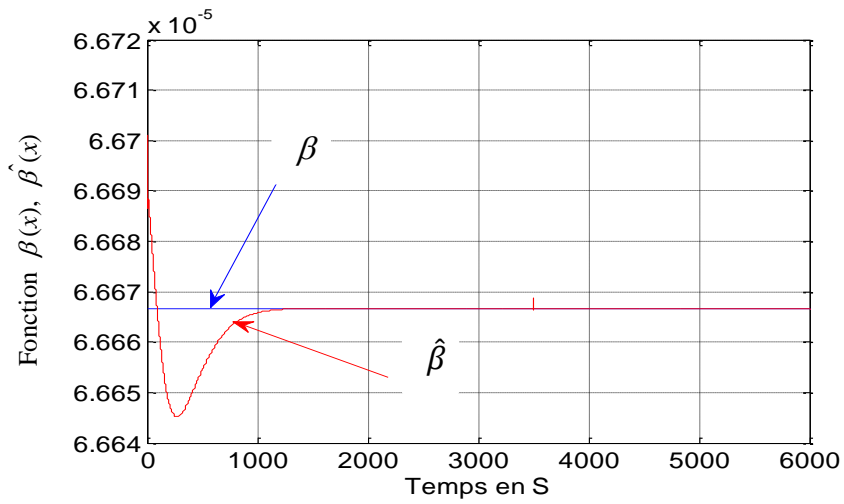


Figure 4.19: fonction réelle $\beta(x)$ et estimé $\hat{\beta}(x)$

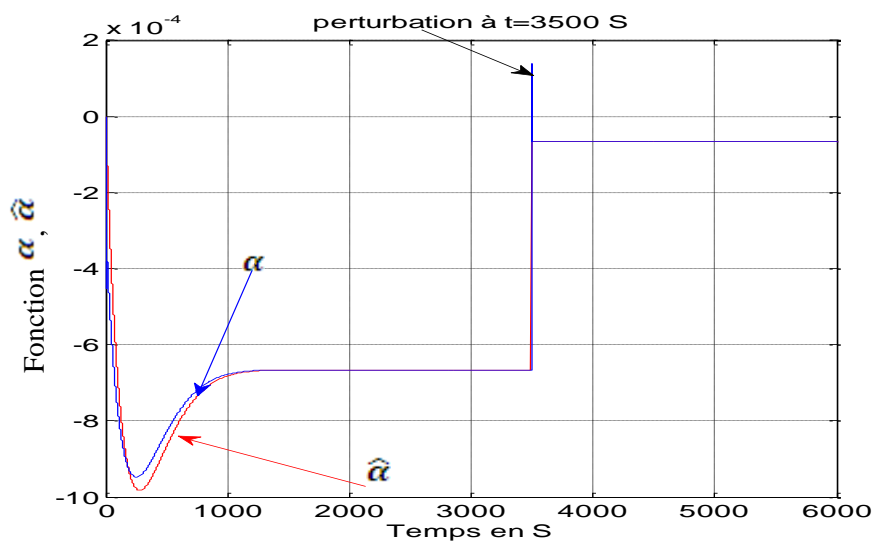


Figure 4.20: fonction réelle et estimé

4.7.1.3 Interprétation des résultats

Les performances de la commande neuronale adaptative appliquée au four à résistance sont évaluées après l'étude de simulation numérique. L'augmentation la résistance de fuite R_f de 50% de sa valeur nominale, à $t = 3500$ s donne une bonne robustesse pour cette technique de contrôle. On constate que la température revient à sa valeur initiale avec une trajectoire nettement améliorée.

Les fonctions d'adaptation de $\hat{\alpha}(x)$ et $\hat{\beta}(x)$ estimées par le réseau de neurones. Renforce la robustesse de la structure de contrôle.

Ces fonctions, qui sont illustrées par les figures (4.19) et (4.20) convergent rapidement vers les valeurs réelles.

4.7.2 Commande adaptative neuronale directe

Cette approche est basée sur la commande neuronale directe avec modèle de référence. Dans ce schéma (figure 4.21), les paramètres du contrôleur neuronal, sont les poids et les biais du réseau de neurones directement ajustés grâce à une erreur calculée entre la sortie du signal de référence et celle du système, $e_k = y_{ref}(k) - y(k)$.

Ce contrôleur neuronal génère une commande $u(k)$ qui sera appliqué au four à résistance [87] [88] .

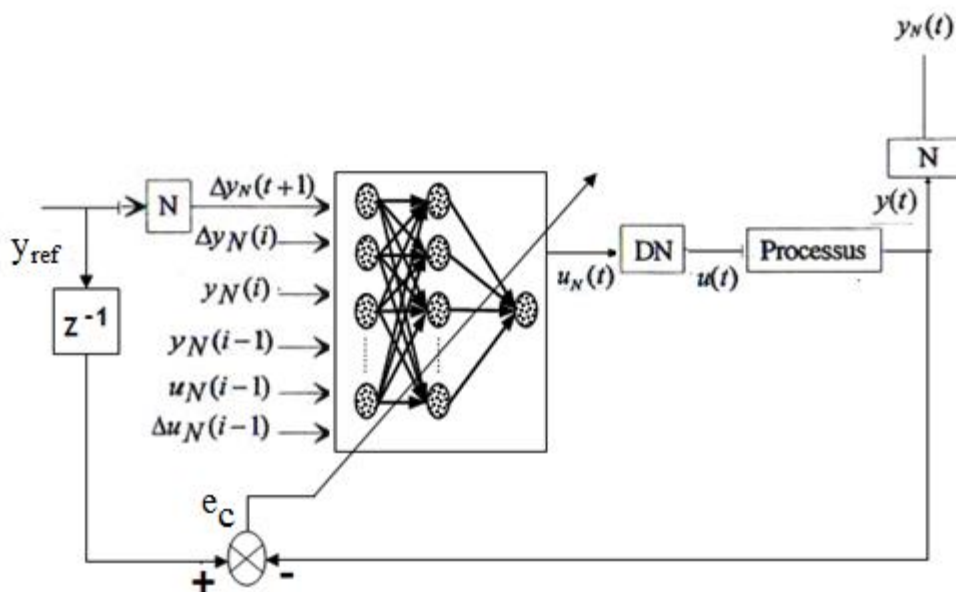


Figure 4.21: Structure de la commande neuronale directe [87]

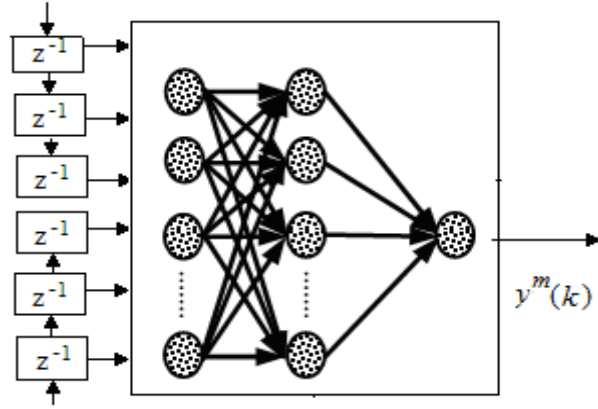


Figure 4.22: structure du contrôleur neuronal

Les connections des poids sont ajustés par les équations suivantes [88] [89]:

$$J(k) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_{ref}(k) - y(k))^2 \quad 4.82$$

$$\Delta W_{ij}(k) = \Delta W_{ij}(k-1) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial W_{ij}} \quad 4.83$$

$$\Delta \dot{W}_{ij}(k) = \Delta \dot{W}_{ij}(k-1) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial \dot{W}_{ij}} \quad 4.84$$

$$\Delta r_{ij}(k) = \Delta r_{ij}(k-1) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial r_{ij}} \quad 4.85$$

$$\Delta \dot{r}_{ij}(k) = \Delta \dot{r}_{ij}(k-1) - \eta \frac{\partial J(k)}{\partial y(k)} \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \frac{\partial u(k)}{\partial \dot{r}_{ij}} \quad 4.86$$

$$\frac{\partial J(k)}{\partial y(k)} = -e_c(k) \text{ avec } \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} = J_c(k) \quad 4.87$$

Donc, les équations (4.84, 4.85-4.89) deviennent: [87] [89]

$$\Delta W_{ij}(k) = \Delta W_{ij}(k-1) - \eta \cdot e_c(k) \cdot J_c(k) \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial W_{ij}} \quad 4.88$$

$$\Delta \dot{W}_{ij}(k) = \Delta \dot{W}_{ij}(k-1) - \eta \cdot e_c(k) \cdot J_c(k) \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial \dot{W}_{ij}} \quad 4.89$$

$$\Delta r_{ij}(k) = \Delta r_{ij}(k-1) - \eta \cdot e_c(k) \cdot J_c(k) \cdot \frac{\partial u(k)}{\partial r_{ij}} \quad 4.90$$

$$\Delta r_{ij}(k) = \Delta r_{ij}(k-1) - \eta \cdot e_c(k) \cdot J_c(k) \frac{\partial u(k)}{\partial r_{ij}} \quad 4.91$$

$$J_c(x) = \frac{\partial f}{\partial x} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f_1}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_n}{\partial x_n} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial f_m}{\partial x_1} & \dots & \frac{\partial f_m}{\partial x_n} \end{bmatrix} \quad 4.92$$

Où f est la sortie et x est l'entrée est au système. Dans notre cas, parce que nous traitons avec une entrée et une sortie le Jacobien est un scalaire. Une façon d'approcher cette durée est en prenant le rapport de la différence entre la sortie (k) et la sortie précédente du système ($k - 1$) par la différence entre l'entrée (k) et l'entrée précédente du système ($k - 1$). Cette approximation devient plus précise, si le temps d'échantillonnage est suffisamment faible.

$$J_c(k) = \frac{\partial y(k)}{\partial u(k)} \approx \frac{y(k) - y(k-1)}{u(k) - u(k-1)} \quad 4.93$$

4.7.2.1 L'algorithme de commande:

L'algorithme de commande utilisé est suivant :

- Initialisation du procédé, $= 1$,
- Acquisition de la sortie (k),
- Calcul du vecteur d'entrée du contrôleur neuronal, $[y_{ref}(k), y(k), y(k-1), u(k-1)]$,
- Calcul de la loi de commande (sortie du contrôleur), $u_c(k)$,
- Application de la commande $u_c(k)$ sur l'entrée du système,
- Calcul de la sortie (k), $k = k + 1$, retour à l'étape deux.

4.7.2.2 Résultats de simulations:

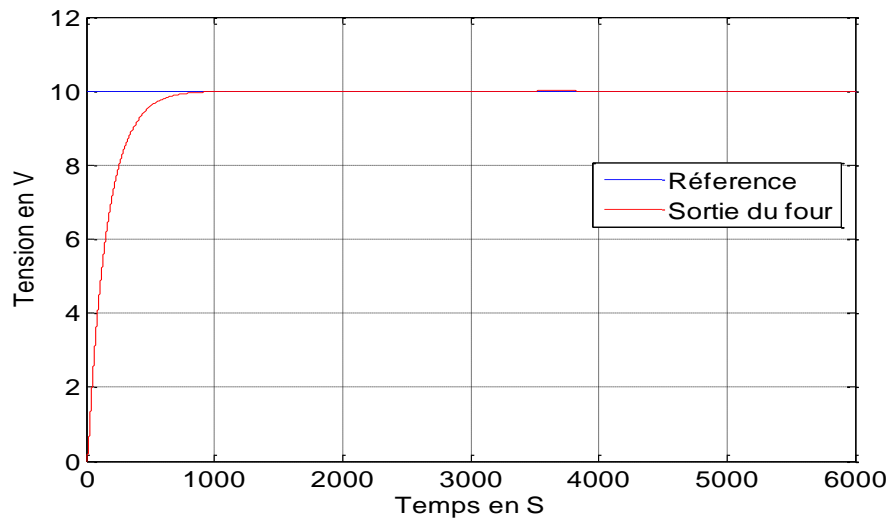


Figure 4.23: Réponse du système de NN-ACD

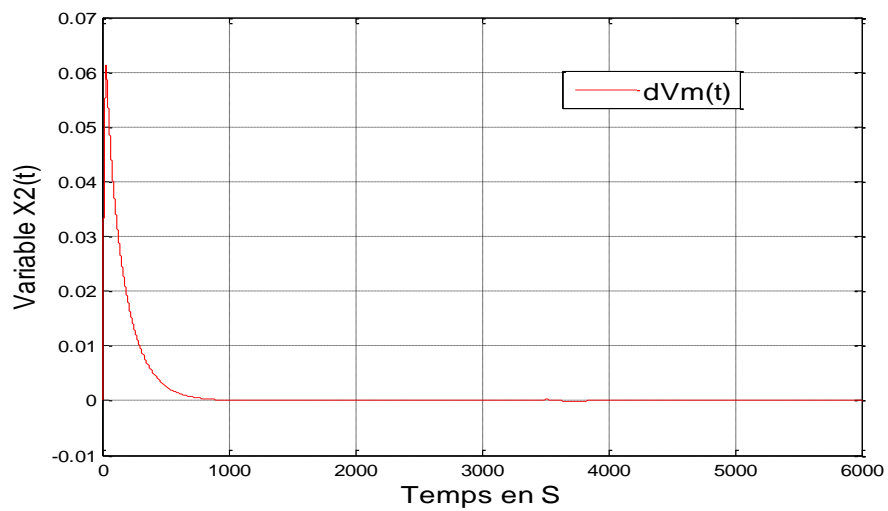


Figure 4.24: variation de la température

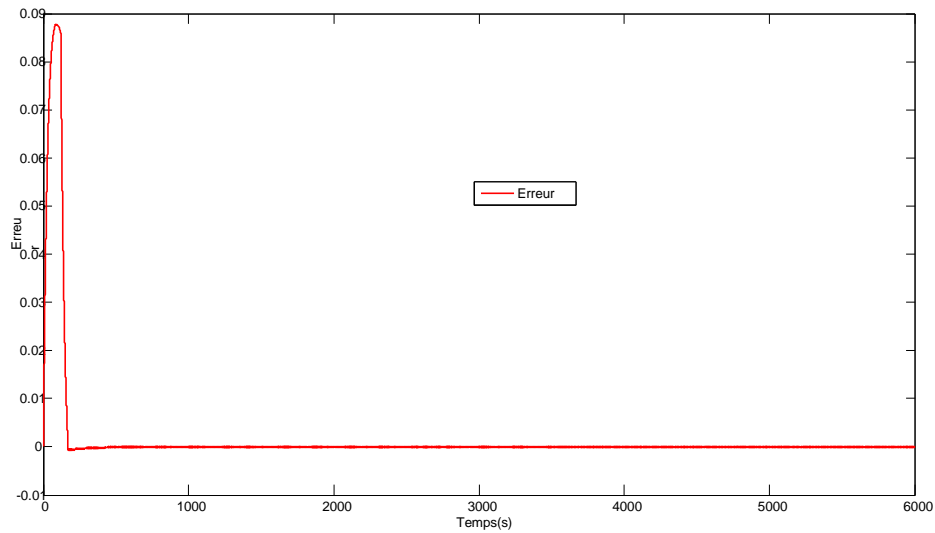


Figure 4.25: erreur

4.7.2.3 Interprétation des résultats

Les résultats de simulation pour le four à résistance sont présentés par les figures (4.23 à 4.25) pour la commande adaptative neuronale directe. La figure (4.23) présente la sortie du système, la sortie désirée et l'erreur de la température. On constate bien que la sortie suit la consigne et l'erreur est presque nulle dans l'intervalle $0 \leq t \leq 800s$ et elle s'annule après 800s, même pour le cas de l'erreur RBF l'erreur est acceptable, (càd la température revient à sa valeur initiale avec une trajectoire nettement améliorée) figure (4.25). Le signal de commande devient lisse rapidement et il est borné.

4.7.3 Comparaison entre la commande adaptative directe et indirecte :

4.7.3.1 Résultats de simulations

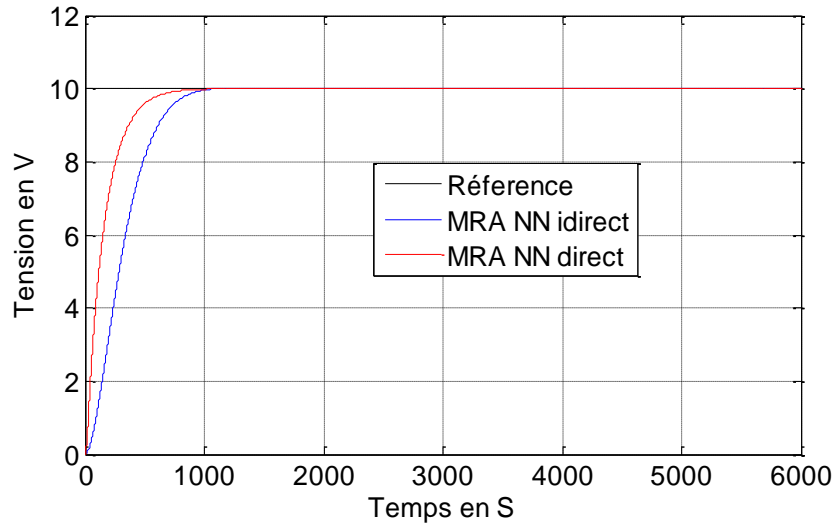


Figure 4.26: Réponse du système dans le cas direct et indirect

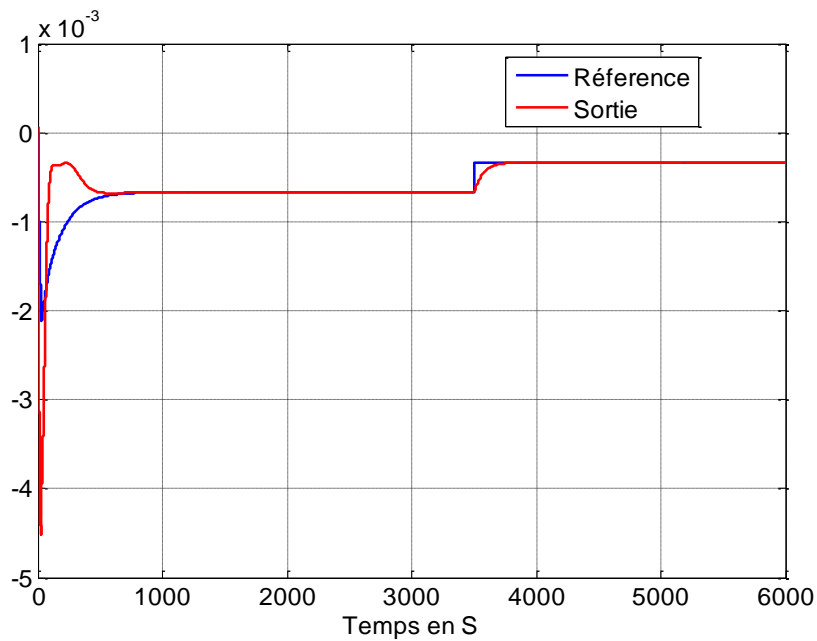


Figure 4.27: réponse du système avec une perturbation a t=3500s

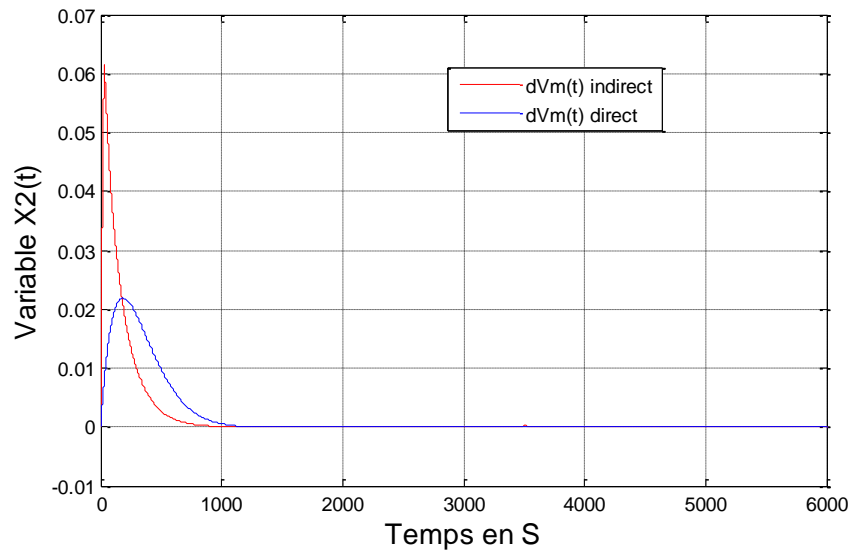


Figure 4.28: variation de la température

4.7.3.2 Interprétation des résultats

La stabilité de la boucle fermée est maintenue dans les deux cas (commande adaptative neuronale direct et indirect), avec un bon niveau de performances.

D'après la figure (4.26), on remarque que le système adaptatif neuronal direct atteint sa valeur finale à $t=800s$ alors que pour la commande neuronale indirect, la valeur finale est atteinte à $t=1000s$. On peut conclure que l'approche directe donne, dans l'ensemble, des résultats légèrement meilleurs que l'approche indirecte figure (4.26). Cependant, la complexité de calcul est en faveur de l'approche directe qui est beaucoup moins exigeante en temps de calcul.

4.7.4 Conclusion

Le travail effectué est présenté dans ce dernier chapitre a pour objectif d'appliquer la technique de la commande neuronale adaptative sur un système non linéaire, comme le four électrique à résistances. La commande neuronale adaptative indirecte permet de résoudre le problème de convergence en exploitant à la fois l'erreur de poursuite et l'erreur de modélisation. Elle assure, également, la stabilisation des paramètres du modèle neuronal tout en garantissant des performances de poursuite satisfaisantes. La synthèse des lois d'adaptation est basée sur la résolution de l'équation de Lyapunov.

La commande neuronale adaptative directe permet une adaptation directe des poids du réseau de neurones. Même si la règle d'adaptation des poids est relativement simple à implémenter, la détermination du nombre de couches et de neurones dans chaque couche d'entrée dépend de la nature et de la complexité du système à traiter, le réglage des paramètres reste toujours très délicat. Après plusieurs tentatives, la meilleure architecture obtenue est celle d'une seule couche cachée, utilisant l'algorithme de rétro propagation du gradient.

Les structures de commande neuronales adaptatives (directe, indirecte et la commande RST adaptative) ont nettement donné des meilleures performances par rapport aux PI classique. Par comparaison des trois structures de commande, on voit bien que la commande adaptative neuronale directe présente de meilleurs résultats.

Conclusion générale et perspectives

Le travail présenté dans cette thèse a pour objectif d'apporter une contribution à l'étude des fours à résistance en présentant une revue claire des différentes problématiques liées à cette thématique et de proposer une amélioration de contrôle de ces systèmes en appliquant des méthodes de control intelligentes avancées .

La première phase de notre étude avait pour objectif de revoir les notions de base nécessaires à toute recherche sur les fours. Nous avons donné un rappel et définitions des termes qui décrivent les différentes parties constituant un four. Cette phase nous a permis d'avoir une vision globale sur le sujet des fours en générale. Les trois points du dernier paragraphe du chapitre donnent une image claire et bien précise sur le choix du mode de chauffage et leur usage en fonction de la température en plus des avantages et de l'intérêt économique.

Le deuxième chapitre est consacré à appliquer les différents régulateurs analogiques ainsi que la commande intégrale avec compensation des pôles et des zéros qui pouvaient être des commandes idéales pour le four si les facteurs non -linéaires du système n'ont pas affecté leurs performances. Il est évident que ce type de système a une dynamique très lente et n'est pas connu avec précision. Pour garantir des mesures de température précises, il est nécessaire d'obtenir des informations sur certains états du système qui ne peuvent pas être obtenus par des mesures directes, ce qui rend le contrôle de la température un problème complexe. Donc, un estimateur de Kalman (KSR) est utilisé pour fournir l'estimation de l'état du système non mesuré sur la base des informations disponibles. Et pour assurer le contrôle de la température, un contrôleur basé sur le placement des pôles est utilisé. Les résultats basés sur la simulation Matlab montrent que le contrôleur PL basé sur KSR est meilleur que la méthode de contrôle PL.

Pour améliorer la robustesse du système bouclé, nous avons proposés dans le troisième chapitre, une commande intelligente basée sur les techniques de l'intelligence artificielle. Nous avons d'abord présenté l'algorithme d'apprentissage et les structures de commande des systèmes non linéaires par réseaux de neurones basées sur le modèle neuronal inverse. L'intérêt de la détermination de l'architecture optimale a été mis en évidence; ensuite nous avons utilisé le modèle retenu après apprentissage dans une structure de commande directe en boucle ouverte. Ceci en supposant que le modèle inverse est presque parfait et que le système est non

bruité, ce qui est loin de la réalité. Pour remédier à ce problème, nous avons utilisé le modèle inverse où nous avons abouti à des résultats très satisfaisant.

La dernière phase du travail consistait à présenter une technique de commande RST. Cette technique a donné de bonnes performances. Lorsque les paramètres du système changent dans le temps, une variation paramétrique conduit à une dégradation des performances du système de contrôle. Il devient donc impératif de maintenir les performances du système de commande, par un réajustement de la loi de commande en fonction des variations de la dynamique du processus. Pour cela, une commande neuronale adaptative indirecte a été utilisée. C'est une commande neuronale par modèle de références basé sur un réseau neurones de type RBF. Cette technique, permet de résoudre le problème de convergence en exploitant à la fois l'erreur de poursuite et l'erreur de modélisation. La synthèse des lois d'adaptation est basée sur la résolution de l'équation de Lyapunov. Elle assure, également, la stabilisation des paramètres du modèle neuronal tout en garantissant des performances de poursuite satisfaisantes et présente l'avantage d'être toujours applicable. Lorsque Les paramètres doivent être modifiés et adaptés en ligne, on utilise la commande neuronale adaptative directe.

La structure de commande neuronale adaptative directe a nettement donné des meilleures performances par rapport à la commande neuronale indirecte.

Comme perspective de notre travail, nous envisageons d'appliquer les commandes détaillées dans cette thèse sur un four réel. En plus, nous projetons l'étude d'autres types de commande intelligente comme la commande neuro-floue, la commande back stepping ...

Références bibliographiques

- [1] Jean- François BOURGEOIS, Alain GIRAULT, Richard JAUME, Marianne LE BOULCH, “ four électrique à résistances. Présentation générale ”, Techniques de l’ingénieur D5910, 2005.
- [2] Jean- François BOURGEOIS, Alain GIRAULT, Richard JAUME, Marianne LE BOULCH, “ four électrique à résistances Technologies de mise en œuvre ”, Techniques de l’ingénieur, D5911, 2005.
- [3] Jean- François BOURGEOIS, Alain GIRAULT, Richard JAUME, Marianne LE BOULCH, “ four électrique à résistances Application industrielle ”, Techniques de l’ingénieur D5912, 2007.
- [4] Jean- François BOURGEOIS, Alain GIRAULT, Richard JAUME, Marianne LE BOULCH, “ four électrique à résistances pour en savoir plus ”, Techniques de l’ingénieur D5913, 2005.
- [5] Jean- François BOURGEOIS, “Automatisme et régulation des équipements thermiques four ”, Techniques de l’ingénieur ,1998.
- [6] Imen DOUIRI, “ Instrumentation d’un four pilote pour la cuisson de génoise ”, Thèse de doctorat, Ecole National Supérieur des Industrie Agricole Alimentaire France, 2007.
- [7] Abdelkader ELKEBIR, “ Commande neuronale adaptative et robuste d’un four électrique à résistance ”, Thèse de doctorat, Ecole Nationale Polytechnique d’Oran, 2014.
- [8] Jean-François BOURGEOIS, GIRAULT, Alain JAUME, Richard LE BOULCH, Marianne, OBERLIN Claude, “ Fours électriques à résistances Présentation générale”, Techniques de l’ingénieur, D5910, 2005.
- [9] René LELEU, “Transfert thermique ”, Techniques de l’ingénieur, J1080, 1992
- [10] Claude OBERLIN, “Electrothermie industrielle”, Techniques de l’ingénieur, D5900 1999.
- [11] B ANDRE, De VRIENDT, “ La transmission de la chaleur”, Edition G.Morin, Québec ,1989.

- [12] Yves JANNOT, Christian MOYNE, “Transfert thermique, Cours et exercices”, Ecole des Mines Nancy, 2012.
- [13] Y V Pavan KUMAR, Arvapalli RAJESH, Sadhu YUGANDHAR, Viswaraju SRIKANTH, “Cascaded PID controller design for heating furnace temperature control”, IOSR journal of electronics and communication engineering, volume 5, 2013, pages 2278-8735.
- [14] Andréa-NOVEL BRIGITTE, Cohen DE LARA MICHEL, “Commande linéaire des systèmes dynamiques”, Masson, Paris, 1983.
- [15] Eric MAGAROTTO, “ Cours de Régulation”, Université de Caen, 2004.
- [16] Jean-Pierre CORRIOU, “ Commande des procédé ”, 3^{ème} Edition, Génie des procédés de l'École de Nancy, 2012.
- [17] Gonzalo CABODEVILA, “Identification des systèmes”, École Nationale Supérieure de Mécanique et des Microtechniques, 2007.
- [18] Mohand MOKHTARI, Michel MARIE, “Application de Matlab 5 et Simulink 2”, Springer, 1998.
- [19] Mekki KSOURI, Pierre BORNE, “ Régulation industrielle problèmes résolus”, Edition Technique, Paris, 2001.
- [20] Dominique Jacob ELLIPSES, “ Régulateur PID en génie électrique”, Editeur Ellips, 2000.
- [21] Mohamed BOUASSIDA, “ Régulation classique en industrie”. Support de cours, Université de Mostaganem Algérie, 2010.
- [22] A. EL KEBIR, A. CHAKER and K. NEGADI, “A Neural Network Controller for a Temperature Control Electrical Furnace”, International Review of Automatic Control Theory and Application (IREACO), volume 6, 2013, pages. 689-694.
- [23] B. KADA, A. ELKEBIR, K. NEGADI, H. BELHADJ and D. E CHAOUCH, “Application of adaptive controller neural network based on radial basis function neural network for temperature control electrical resistance oven”, PRZEGLĄD

ELEKTROTECHNICZNY, volume 96, no 6, 2020, pages 33-38.

[24] M. MICHEL, M. MOHAND, “Applications de MATLAB 5 et SIMULINK 2 : Contrôle de procédés, Logique floue, Réseaux de neurones, Traitement du signal”, Springer, 1998.

[25] B. KADA, A. ELKEBIR, M. BERKA, H. BELHADJ , D.E. CHAOUCH, “ Study of designing regulator for temperature electrical resistance furnace using Kalman stochastic reconstructor”, Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, Volume 24, no 1, 2021, pages 134-143.

[26] A. EL KEBIR, H. BELHADJ, A. CHAKER, K. NEGADI, “Internal Model Control Based on GANN for A Temperature Control Electrical Furnace”, International Review on Modeling and Simulations (I.R.EMOS), volume 7, no 5, 2014, pages 884-892.

[27] Y. ZHANG, L. LIE, Z. L. WANG, T. H. XIAO , J. X. HUANG, “Application and Research of Fuzzy PID Control in Resistance Furnace Temperature Control System”, IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science, volume 186, no 5, 2018, pages 1-6.

[28] F. ZHENG, L. U. YUNDAN, F. U. SHUGUANG, "Research on Temperature Control of heating Furnace With Intelligent Proportional Integral Derivative Control Algorithm”, Thermal Science, volume 24, no 5B, 2020, pages 3069-3077.

[29] A. GÜNEY, M. TEMIZKAN, S. TEKIN, D. C. SAMUK, O. ÇAKIR, “Temperature Control of an Electric Furnace with Intuitive Control Methods”, Turk J Electrom Energ, volume 5, no 1, 2020, pages 3-8.

[30] A. BUDIANTO, W. S. PAMBUDI, S. SUMARI, A. YULIANTO, "PID Control Design for Bio fuel Furnace using Arduino," Telkomnika, Telecommunication Computing Electronics and Control, volume 16, no. 6, 2018, pages 3016-3023.

[31] N. Y. DAHLAN, Aminuddin Idham HALID, T. Juhana HASHIM, S. Z. SAKIMIN, "Temperature Based Control of Ventilation System for Optimum Climate in Tomato Greenhouse," Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, volume 12, no 2, 2018, pages 655-661

- [32] E. PTITSYNA, D. PTITSYN, A. KUVALDIN, "Modeling Automatic Regulation Devices of Temperature in Electrical Resistance Furnaces Powered by Complex Waveform Current in MATLAB Simulink", IEEE, International Multi-Conference on Industrial Engineering and Modern Technologies, 2019.
- [33] J. ZHAO, Z. PENG, D. CUI, Q. LI, J. HE, and J. QIU, "A method for Measuring Tube Metal Temperature of Ethylene Cracking Furnace Tubes Based on Machine Learning and Neural Network," IEEE Access, volume 7, 2019.
- [34] G. LIANG, F. DONG, V. KOLEHMAINEN, M. VAUHKONEN , S. REN, "Non stationary Image Reconstruction in Ultrasonic Transmission Tomography Using Kalman Filter and Dimension Reduction", IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, volume 70, 2021, pages 1-12.
- [35] M. IMANI, E. R. DOUGHERTY , U. BRAGA-NETO," Boolean Kalman filter and smoother under model uncertainty", J. Automatica, volume 111, 2020, pages 108609-108609.
- [36] Y. ZHU , Y. ZHAO, "Hybrid Intelligent Control of Ceramic Shuttle Kiln Firing Temperature", international Conference on Applied Mathematics, Simulation and Modelling, 2016,.2016.
- [37] M. SCHIMMACK, B. HAUS, P. LEUFFERT , P. MERCORELLI, "An Extended Kalman Filter For Temperature Monitoring of A Metal-Polymer Hybrid Fiber Based Heater Structure", IEEE International Conference On Advanced Intelligent Mechatronics, 2017.
- [38] P. MADHAVI, "Research Furnace Temperature Indicator Cum Controller", International Research Journal of Engineering and Technology , volume 06, no 08, 2019.
- [39] L. F. MOUZINHO, J. V. FONSECA NETO, B. A. LUCIANO, R. C. FREIRE, " Indirect measurement of the temperature via kalman filter," XVIII Imeko world congress Metrology for a Sustainable Development", volume 9, 2006.
- [40] D. W. KIM , Cheol-Soo PARK, "Application of Kalman Filter for Estimating a Process Disturbance in a Building Space", Sustainability, volume 9, no 10, 2017, page 1868.

- [41] Z. ZHE, "The Application of Kalman Filter in Boiler Temperature Monitoring System", *Journal of Applied Science and Engineering Innovation*, volume 2, no 10, 2015, pages 393-396.
- [42] S. SURYA, V. MARCIS, S. WILLIAMSON, "Core Temperature Estimation for a Lithium ion 18650 Cell", *Energies*, volume 14, no 1, 2021, page 87.
- [43] X. QIAO, K. GAO, H. HUANG, L. LYU, W. LIN, L. JIN, "Temperature Rise Prediction of GIS Electrical Contact Using an Improved Kalman Filter", *IECON 2019 - 45th Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society*, 2019, pages 167-172.
- [44] Y. WANG, Z. QIU, X. QU, "An Improved Unscented Kalman Filter for Discrete Nonlinear Systems with Random Parameters", *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2017.
- [45] Y. ZHANG, R. WANG, S. LI, S. QI, "Temperature Sensor Denoising Algorithm Based on Curve Fitting and Compound Kalman Filtering", *Sensors*, volume 20, no 7, 2020, page 1959.
- [46] I. IDRISSE, H. CHAFOUK, R. BACHTIRI, M. KHANFARA, "Bank of Extended Kalman Filters for Faults Diagnosis in Wind Turbine Doubly Fed Induction Generator", *TELKOMNIKA (Telecommunication Computing Electronics and Control)*, volume 16, no 6, 2018, pages 2954-2966,
- [47] F. MESA, A. CAMELO, V. CARLOS RAMÍREZ, "Status estimator using Kalman filter for a permanent magnet synchronous machine", *Journal of Physics*, volume 1403, 2019, page 12005.
- [48] N. MARIYAM RAJAN, P. RAJALAKSHMY, "Estimation of Sensor Temperature Drift using Kalman Filter", *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, volume 3, no 2, 2014.
- [49] X. HAIYAN, W. MIMI, L. WENBIN, "On the Application Furnace Temperature Monitoring in Hot Pressing Furnace Based on Kalman Filter Algorithm of Distribution Graphs", *Advances in Social Science, Education and Humanities Research*, volume 2645, 2018.
- [50] Q. ZHANG, "Performance enhanced Kalman filter design for non-Gaussian

stochastic systems with data-based minimum entropy optimization”, AIMS Electronics and Electrical Engineering, volume 3, no 4, 2019, pages 382-396.

[51] X. LI, X. OU, H. WEI, W. ZHOU, Z. LI, ”On-Line Temperature Estimation for Noisy Thermal Sensors Using a Smoothing Filter-Based Kalman Predictor”, Sensors, volume 18, no 2, 2018, page 433.

[52] J. LIAO et al., “FPGA Implementation of a Kalman-Based Motion Estimator for Levitated Nanoparticles”, in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, volume 68, no 7, 2019, pages 2374-2386.

[53] Henri BOURLES, “Système linéaire de la modélisation à la commande”, Hermès Science Publication, Page 279, 2006.

[54] B. ROHINI, H. SANDEEP, “ Study Of Designing Regulator System By Using The Different Observer Approach ”, International IOSR Journal of Electrical and Electronic Engineering , volume1, 2012, pages 01-05.

[55] Djemel-Eddinne CHAOUCH, “Contrôle robuste des systèmes dynamiques non linéaires incertains par des approches de l’intelligence artificielle ”, Thèse de Doctorat en sciences, Université des Sciences et de la Technologie d’Oran Mohamed Boudiaf, 2016

[56] A. AUSSEM, “Théorie et applications des réseaux de Neurones Récurrents et Dynamiques à la Prédiction, à la Modélisation et au Contrôle Adaptatif des Processus dynamiques”, Thèse de doctorat, école paris 5, 1995.

[57] S. CHEKROUN, “Commande Neuro-Floue sans Capteur de Vitesse D’une machine Asynchrone Triphasée”, Mémoire de Magister, Ecole Normale Supérieure d’Enseignement Technologique d’Oran, 2009.

[58] G. DREYFUS, “ Réseaux de neurones: méthodologies et applications”, 2^{ème} Edition, Eyrolles, 2002.

[59] M. SALEM, D.E. CHAOUCH , M.F. KHELFI, “Commande neuronale inverse des systèmes non linéaires”, International Conference on Computer Integrated Manufacturing, CIP’ 2007.

- [60] D. PSALTIS, A. SIDERIS, A. YAMAMURA, “Neural controllers”, In International Neural Networks Conference, volume 4, 1987, pages 551-558.
- [61] C. ELIASMITH, C. H. ANDERSON, “Neural Engineering: Computation, Representation, and Dynamics in Neurobiological Systems”, Ed The MIT Press, 2002.
- [62] L. R. MEDSKER, L.C. JAIN, “Recurrent neural networks Design and applications”, Edition CRC Press, 2001.
- [63] C. J. HARRIS, “Advances in intelligent control”, Edition Taylor, Francis Inc, 1994.
- [64] Hocine Abdelhak AZZEDDINE, “Contribution à l’étude des systèmes photovoltaïques avec stockage connectés au réseau”, Thèse de Doctorat en sciences, Université des Sciences et de la Technologie d’Oran Mohamed Boudiaf, 2019
- [65] A. AUSSEM, F. MURTAGH, M. SARAZIN., “Dynamical recurrent neural networks: Towards environmental time series prediction”, International Journal of Neural Systems, Volume 6, no 2, 1995, pages 145-170.
- [66] N. YADAV, “ An Introduction to Neural Network Methods for differential Equations”, Springer Briefs in Computational Intelligence, 2015
- [67] Fabien MOUTARD, “ introduction aux réseaux de neurones”, Centre de Robotique (CAOR), Ecole des Mines de Paris 2008.
- [68] I.D. LANDAU, “PHD GINIALUCA ZITO, ‘Digital control systems: design and Implementation’”, Springer, 1973.
- [69] B. MÅRTENSSON, “ The order of any stabilizing regulator is sufficient a priori information for adaptive stabilization. Systems & Control Letters”, volume 6, 1985, pages 87–91.
- [70] S. TLIBA, M. JUNGERS, Y. CHITOUR, “Commande des processus, asservissement numériques”, Université Paris-Sud XI , 2005.
- [71] R. LOZANO, I. D. LANDAU, M SAAD, “Direct Adaptive control”, Springer, p. 116

1998.

[72] I.D LANDAU., “Systèmes non linéaires”, Notes de cours, Laboratoire d’Automatique, ENSIEG, Grenoble, 1975.

[73] Ioan Doré LANDAU, “Commande des Systèmes par Calculateur- identification, conception et mise en œuvre”, GIPSA-Lab, 2020

[74] J.T SPOONER, K..M PASSINO, “Stable adaptive control using fuzzy systems and neural networks” IEEE , volume.3, no.4, 1996, pages.339-359.

[75] Jin CHENG, Yi JIANQIANG, Dongbin ZHAO, “Neural Network Based Model Referance Adaptive Control for Ship Steering System ”, Internatoinal Journal of Information Technology, volume 11, no 6, 2005.

[76] Jian-QIANG LI, Ji-ZHEN LI, Yu-GUANG NIU, Cheng-LIN NIU, We Liu LIU, “application of neural network model reference adaptive control in coal-fired boiler combustion system ”, proceedings of the third international conference on machine learning and cybernecus shanghai, 2004

[77] J. T. SPOONER, K. M. PASSINO, “ Stable indirect adaptive control using fuzzy systems and neural networks ”, Decision and Control, Proceedings of the 34th IEEE Conference, volume 1, 1995, pages 243 - 248.

[78] O. DUBOIS, J. NICOLAS, A.BILLAT, “Adaptive Neural Network Control of the Temperature in an Oven. Advance in Neural Networks for Control and Systems”, IEEE , 1994, pages. 81 – 83.

[79] B1. SRILAKSHMI, K2. VENKATARATNAM , “Temperature Control of Electric Furnace using Genetic Algorithm based PID controller”, International Journal of Advanced Engineering and Global Technology volume 03, 2015.

[80] P. KUMAR, A. RAJESH, S. YUGANDHAR, V. SRIKANTH, “Cascaded PID Controller Design for Heating Furnace Temperature Control ”, Journal of Electronics and Communication Engineering (IOSR-JECE), volume 5, 2013, pages 76 – 83.

- [81] A. BERTINHO, Costa I and João M. LEMOS, "Temperature Control of a Heliostat Field Solar Furnace", 5th International Conference on Control, Decision and Information Technologies (CoDIT'18), IEEE , 2018.
- [82] Hongxing LI, Xiangling KONG , Yinong zhang, "Model Reference Adaptive Control Based on GANN for Vertical Electric Furnace" , Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology, pages 1529-1535, 2014.
- [83] L. HONGXING, L. BINZHANG, "Adaptive Control Using Compensatory Fuzzy Neural Network for Vertical Electric Furnace", Proceeding of the 2009 IEEE, International Conference on Information and Automation, pages 1630 – 1633.
- [84] Nam H. NGUYEN , Dat T. TRAN, "Neural Network based Model Reference Control for Electric Heating Furnace with Input Saturation", Fuzzy System, IEEE publications, First International Symposium on Instrumentation Control, Artificial Intelligence and Robotics (ICA-SYMP), volume 3, no 4, 2019, pages.339-359.
- [85] S. ZERKAOUI, F DRUAUX, E. LECLERCQ, "Improving the robustness and stability properties of neural adaptive control for non-linear systems", Emerging Technologies Robotics and Control Systems Salvatore Pennacchio, 2008, pages 248-254.
- [86] S ZERKAOUI, "Commande neuronale adaptative des systèmes non linéaires", Thèse de Doctorat, Université Le Havre, France, 2007.
- [87] Abdallah LEMITA, "Commande adaptative par structure neuronale récurrente pour la conduite d'un procédé de traitement d'eau usée", Thèse de Magister en sciences, Université Ferhat Abbas, Setif 1, 2020.
- [88] Mohamed CHEMACHEMA, "Contribution à la Commande Adaptative Neuronale Floue des Systèmes Non Linéaires", Thèse de Doctorat, Université de Constantine, 2007.
- [89] Hicham CHAOUI, "Implantation sur FPGA d'une loi de commande adaptative neuronale supervisé pour une articulation flexible", Mémoire maitre es science (M.Sc), université du Québec en Outaouais, 2004.
- [90] M. Guitani ISSAM, "Commande adaptative neuronale par retour de sortie des

systèmes non linéaires", Thèse de Magister, université Mentouri de Constantine, 2007.

[91] D. ALAZARD, "Introduction au filtre de Kalman" Notes de cours Exercices corrigés", Sessions Matlab, version 0.2, 2006

[92] M. VIDYASAGAR, "Nonlinear Systems analysis", 2^{ème} edition, Centre for AI and robotics, India, 1993

[93] A. ELKEBIR, A. CHAKER, S. ZEBIRATE, "commande par modèle inverse neuronal d'un four ventilé" , 5^{ème} international conference on Electrical Engineering Batna, 2008

[94] A. ELKEBIR, A. CHAKER, K. NEGADI, " A Neural Network Controller for a Temperature Control Electrical Furnace" , International Review of Automatic Control Theory and Application (IREACO), volume 6, n.6, 2013.

[95] M. BARRAT, Y. LECLUSE, J. BARRAT, S. BARBARO, " Exemple d'Application de la Logique Floue : Commande de la Température d'un Four", Technique de L'ingénieur , 1993.

Communication internationale

Modélisation et simulation numérique d'un four électrique en utilisant les méthodes du transfert thermique,

Benyekhlef KADA, Abdelkader ELKEBIR, Hafida BELHADJ, Djamel Eddine CHAOUCH,

Conférence internationale sur les Sciences et Génie des Matériaux et leurs Impacts sur l'Environnement (ICMSE-19), Sidi Bel-Abbes, 2019

Publications:

Publication 1:

Benyekhlef KADA¹, Abdelkader ELKEBIR¹, KarimNEGADI², Hafida BELHADJ¹, Djamel Eddine CHAOUCH¹, " Application of Adaptive Controller Neural Network Based on RBF NN for Temperature Control Electrical Resistance Furnace", PRZEGLĄD ELEKTROTECHNICZNY, n 6, 2020, pages 33-38.

Publication 2:

Benyekhlef KADA, Abdelkader EL KEBIR, Mohammed BERKA, Hafida BELHADJ, Djamel Eddine CHAOUCH, " Study of designing regulator for temperature electrical resistance furnace using Kalman stochastic reconstructor", Indonesian Journal of Electrical Engineering and Computer Science, volume 24, 2021, pages 134-143

Annexe :

A- Résolution de l'équation Diophantine

A.1 : Définition

Soient des polynômes A , B et C donnés et des polynômes R et S inconnus. L'égalité polynomiale suivante est appelée équation de Diophantine, ou encore identité de Bezout :

$$AR + BS = A_c \quad \text{A.1}$$

$$AR' + B^-S = A_m A_0 \quad \text{A.2}$$

$$A(Z - 1)R' + B^-S = A_m A_0 \quad \text{A.3}$$

Les relations (A.2) et (A.3), dans lesquelles il faut déterminer les polynômes R' et S , sont des équations de diophantine. La question de l'existence d'une solution est réglée dans le théorème suivant :

A.2- Théorème :

Soient A , B et A_c des polynômes dont les coefficients sont des nombres réels. Alors l'équation de Diophantine (1) possède une solution R et S si et seulement si le grand commun diviseur de A et B est un facteur de A_c .

Dénotons R_0 et S_0 une solution de l'équation Diophantine :

$$AR_0 + BS_0 = A_c \quad \text{A.4}$$

Dans ce cas ;

$$R = R_0 + QB \quad \text{et} \quad S = S_0 - QA$$

Où Q est un polynôme quelconque, constitue une solution ; en effet

$$A(R_0 + QB) + B(S_0 - QA) = AR_0 + BS_0 = A_c \quad \text{A.5}$$

S'il existe une solution R_0 et S_0 , une infinité d'autres solutions peuvent être trouvées en lui additionnant et soustrayant des multiples de B et A . parmi toutes ces solutions, il est toujours possible d'en trouver une telle que le degré δS de S soit inférieur au degré δA de A :

$$\delta S < \delta A \tag{A.6}$$

Si : $\delta S_0 \geq \delta A$, divisons S_0 par A

$$S_0 = QA + S \tag{A.7}$$

Q est le quotient de cette division et S son reste qui satisfait $\delta S < \delta A$

L'équation (A.7) donne

$$S = S_0QA \quad \text{et} \quad S = R_0QB \tag{A.8}$$

Les polynômes R et S constituent une solution de l'équation Diophantine vérifiant $\delta S < \delta A$. Une façon de résoudre l'équation diophantienne consiste à évaluer les coefficients des termes de même degré des polynômes $AR+BS$ et A_c . Il en découle un système d'équations algébrique linéaires donnant les coefficients inconnus des polynômes R et S . Dans le contexte de la synthèse du régulateur RST, le système linéaire associé à l'équation diophantienne présente le plus souvent l'allure suivante :

$$\underbrace{\begin{bmatrix} 1 & 0 & \dots & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ a_1 & 1 & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_2 & a_1 & \ddots & 0 & b_0 & 0 & \ddots & 0 \\ \vdots & a_2 & \ddots & 1 & b_1 & b_0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & a_1 & b_2 & b_1 & \ddots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & a_2 & \vdots & b_2 & \ddots & b_0 \\ a_{\delta A} & \vdots & \vdots & \vdots & b_{\delta B} & \vdots & \ddots & b_1 \\ 0 & a_{\delta A} & \ddots & \vdots & 0 & b_{\delta B} & \ddots & b_2 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & a_{\delta A} & 0 & 0 & \dots & b_{\delta B} \end{bmatrix}}_{\delta R \text{ Colonnes}} \underbrace{\begin{bmatrix} r_1 \\ r_2 \\ \vdots \\ r_{\delta R} \\ S_0 \\ S_1 \\ \vdots \\ S_{\delta S} \end{bmatrix}}_{\delta S + 1 \text{ colonnes}} = \begin{bmatrix} C_1 - a_1 \\ C_2 - a_2 \\ \vdots \\ C_{\delta A} - a_{\delta A} \\ C_{\delta A+1} \\ C_{\delta A+2} \\ \vdots \\ C_{\delta R + \delta S + 1} \end{bmatrix} \tag{A.9}$$

La matrice carrée d'ordre $\delta R + \delta S + 1$ de ce système est dite matrice de sylvestre. La résolution de (A.9) peut s'effectuer par élimination gaussienne ou via une factorisation standard de la matrice de sylvestre.

B : Les normes

B1 : Norme de vecteurs

Soit $x = [x_1, \dots, x_n]^T$ un vecteur. On définit :

- La norme l_p du vecteur x par :

$$\|x\|_p = \left[\sum_{i=1}^m (x_i)^p \right]^{1/p} \quad \text{B1.1}$$

- La norme euclidienne

$$\|x\|_2 = \sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i)^2} \quad \text{B1.2}$$

- La norme infinie

$$\|x\|_\infty = \max_i |x_i| \quad \text{B1.3}$$

B2 : Normes de matrices

Soit A une matrice quelconque. On définit :

- La norme 1 de la matrice comme étant la plus grande somme de la valeur absolue des éléments pris colonne par colonne :

$$\|A\|_1 = \max_j \sum_{i=1}^n |a_{ij}| \quad \text{B2.1}$$

- La norme 2 ou la norme euclidienne :

$$\|A\|_2 = \max_i s_i(A) \quad \text{B2.2}$$

B3 : Fonction de classe K

Une fonction f définie de \mathfrak{R}^+ dans \mathfrak{R}^+ est dite de classe K, si elle est continue, strictement croissante et $f(0) = 0$.

B4 : Fonction C^∞

Une fonction $f : [0, \infty) \rightarrow [0, \infty)$ est dite C^∞ si elle est continue, strictement croissante, zéro en zéro et non bornée : $f(t) \rightarrow \infty$ quand $t \rightarrow \infty$.

C - système non linéaire

C1 : Systèmes non linéaire dépend et indépendant du temps

Un système non linéaire est dit indépendant du temps si le second membre ne dépend pas explicitement de t [Vidyasagar 93] :

$$\dot{x} = f(x, u) \quad \text{C1.1}$$

avec $f: \Omega \rightarrow \mathcal{R}^n$ une fonction continue sur un domaine Ω de \mathcal{R}^n .

Si le système dépend du temps, on dit qu'il est non autonome :

$$\dot{x}(t) = f(x(t), u(t)) \quad \text{C1.2}$$

C2 : Fonction de Lyapunov

Soit $V(t, x)$ une fonction définie pour tout $t > a$ et x dans un voisinage Ω de l'origine, telle que $V(t, x) = 0$. On suppose que V admet des dérivées partielles continues [Vidyasagar 93].

On note :

$$\dot{V}(t, x) = \frac{\partial V}{\partial t}(t, x) + \frac{\partial V}{\partial x}(t, x) \cdot f(t, x) = \frac{\partial V}{\partial t}(t, x) + \sum_{i=1}^{i=n} \frac{\partial V}{\partial x_i}(t, x) f_i(t, x) \quad \text{C2.1}$$

On dit que $V(t, x)$ est une fonction de Lyapunov pour le système (C.2.1) en $x = 0$ dans Ω , si pour tout $x \in \Omega$ on a :

$$\bullet \quad V(t, x) > V_0(x) > 0, \quad \text{sauf en } x=0 \text{ ou } V(0) = 0 \quad \text{C2.2}$$

$$\bullet \quad \dot{V}(t, x) \leq W(x) \leq 0 \quad \text{C2.3}$$

C3 : Stabilité

1- Cas des systèmes indépendant du temps

Le point d'équilibre $x=0$ du système (C1.1) est dit stable, si pour tout $\varepsilon > 0$, il existe $\eta > 0$ tel que pour toute solution $x(t)$ de (1.1) on ait [Vidyasagar 93]:

$$\|x(0)\| < \eta \Rightarrow \forall t \geq 0 \quad \|x(t)\| \leq \varepsilon \quad \text{C3.1}$$

Ou bien , s'il existe une fonction de Lyapunov $V(x)$ pour le système en $x = 0$ dans un voisinage Ω de 0 , alors l'équilibre $x = 0$ est stable. Dans le cas contraire, le point $x = 0$ est dit instable.

2- Cas des systèmes dépendant du temps

Le point d'équilibre $x=0$ du système (C1.1) est dit stable, si pour tout $t_0 > a$, et pour tout $\varepsilon > 0$, il existe $\eta > 0$ tel que pour toute solution $x(t)$ de (C1.1) on ait :

$$\|x(t_0)\| < \eta \Rightarrow \forall t \geq t_0 \quad \|x(t)\| \leq \varepsilon \quad \text{C3.2}$$

Ou bien, s'il existe une fonction de Lyapunov $V(t, x)$ pour le système en $x = 0$ dans un voisinage Ω de 0 , alors l'équilibre $x = 0$ est stable. Dans le cas contraire, le point $x = 0$ est dit instable.

C4 Bruit blanc :

Un bruit blanc est un signal aléatoire de variance infinie dont la fonction d'autocorrélation est proportionnelle à un Dirac (c'est-à-dire un spectre complexe constant sur toute la plage des fréquences).

Les bruits blancs gaussiens centrés $w(t)$ et $v(t)$, utilisés dans le cadre du filtre de Kalman sont donc entièrement définis par leur densités spectrales respectives $W(t)$ et $V(t)$:

$$E[w(t)w(t+\mathcal{T})^T] = W(t)\delta(\mathcal{T}), \quad E[v(t)v(t+\mathcal{T})^T] = V(t)\delta(\mathcal{T}) \quad \text{C4.1}$$

Les matrices $W(t)$ et $V(t)$ deviennent constantes dans le cas de bruits blancs stationnaires. Le bruit blanc gaussien normalisé est tel que $W(t) = I_{q,q}$ (q : nombre de composantes dans le bruit).

D. Le Filtre de Kalman discret

D1 : modèle de Kalman

Le modèle de Kalman discret s'écrit :

$$x(k+1) = A_d x(k) + B_d u(k) + M_d w_d(k) \quad \text{équation d'état, } x \in R^n, u \in R^m, w_d \in R^q \quad \text{D1.1}$$

$$y(k) = c_d x(k) + D u(k) + v_d(k) \quad \text{équation de mesure, } y \in R^p, v_d \in R^p \quad \text{D1.2}$$

Hypothèses : nous supposons que :

1. La paire (Ad, Cd) est détectable,
2. les signaux $w_d(k)$ et $v_d(k)$ sont des bruits pseudo-blancs gaussiens centrés de matrices de covariance W_d et V_d respectivement, c'est à dire :

$$E[w_d(k)w_d(k + l)^T] = W_d \delta(l), \quad \text{D1.3}$$

$$E[v_d(k)v_d(k + l)^T] = v_d \delta(l), \quad \text{D1.4}$$

$$E[w_d(k)w_d(k + l)^T] = 0 \quad (\delta(l) = 1 \text{ si } l = 0; \text{ sin,})$$

3. V_d est inversible

D2 : Les équations récurrentes du filtre de Kalman

L'état prédit à l'instant $k+1$ connaissant toutes les mesures jusqu'à l'instant k que l'on note $\hat{x}(k + 1|k)$ et auquel on associe la matrice de covariance de l'erreur de prédiction notée :

$$P(k + 1|k) = E[(x(k + 1) - \hat{x}(k + 1|k))(x(k + 1) - \hat{x}(k + 1|k))^T] \quad \text{D.2.1}$$

L'état estimé connaissant la mesure à l'instant $k+1$ que l'on note $\hat{x}(k + 1|k + 1)$ et auquel on associe la matrice de covariance de l'erreur d'estimation notée :

$$P(k + 1|k + 1) = E[(x(k + 1) - \hat{x}(k + 1|k + 1))(x(k + 1) - \hat{x}(k + 1|k + 1))^T] \quad \text{D2.2}$$

Prédiction: à l'instant k , on connaît $\hat{x}(k|k)$, on prédit l'état à l'instant $k + 1$ en utilisant le modèle déterministe:

$$\hat{x}(k + 1|k) = A_d \hat{x}(k|k) + B_d u(k) \quad \text{D2.3}$$

A l'instant k , l'erreur d'estimation était caractérisé par $P(k|k)$. L'erreur de prédiction à l'instant $k + 1$ sera caractérisée par :

$$P(k + 1|k) = A_d P(k|k) A_d^T + M_d W_d M_d^T \quad \text{D2.4}$$

Avec variance donnée par :

$$\sigma_w^2 = \Phi_{ww}(k)|_{k=0} \quad \text{D2.5}$$

Recalage : à l'instant $k+1$, on recale la prédiction avec l'innovation via le gain du filtre:

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

D2.6

$$= \hat{x}(k+1|k) + K_f(k+1)(y(k+1) - C_d \hat{x}(k+1|k) - Du(k+1))$$

E. Fonctions d'activation :

Il est clair que la fonction d'activation joue un rôle très important dans le comportement du neurone. Cette fonction a comme paramètre la somme pondérée des entrées ainsi que le seuil d'activation la nature de cette fonction diffèrent selon le réseau. On en compte divers types, parmi elles :

E.1 Fonction binaire à seuil

Fonction à seuil montrée par la figure I.3(a) et définie par :

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{E.1}$$

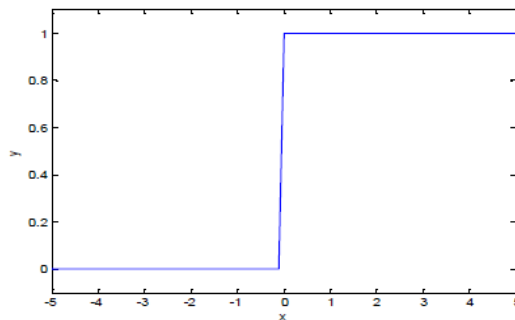


Figure E.1 : Fonction binaire à seuil

E.2 : Fonction signe

La fonction signe, montrée par la figure I.3(b), et définie par :

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ -1 & \text{sinon} \end{cases} \quad \text{E.2}$$

Le seuil introduit une non-linéarité dans le comportement du neurone, cependant, il limite la gamme des réponses possibles à deux valeurs.

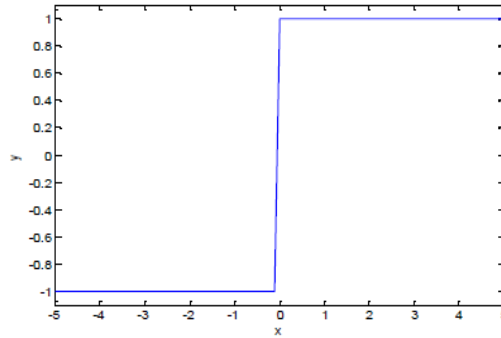


Figure E.2 : Fonction signe

E.3 : Fonction tangente sigmoïde

La fonction tangente sigmoïde est celle montrée par la figure I.3(f). Elle est définie par :

$$tansig(x) = \frac{2}{(e^{-2x} + 1)} - 1 \quad \text{E.3}$$

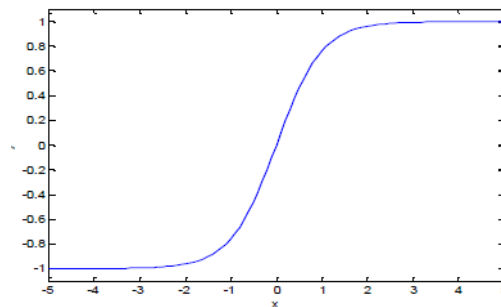


Figure E.3 : Fonction tangente sigmoïde

E.4 Réseaux de neurones à fonctions radiales

Un réseau à fonctions de base radiales est un réseau neurologique artificiel qui utilise des fonctions de bases radiales comme fonction d'activation et dont la sortie est une combinaison linéaire. Leurs propriétés théoriques et pratiques ont été étudiées depuis la fin des années 80 (Moody et Darken, 1995). Ce réseau est employé dans l'approximation de fonction et l'identification de systèmes.

La valeur que prend la sortie du noyau gaussien est d'autant plus importante que l'entrée est plus proche de son centre et tend vers zéro lorsque la distance entrée-centre devient importante.

La sortie du réseau RBF est donnée par (Hagan et al., 1995)

$$\hat{y}_k(x) = \sum_{j=1}^N a_{kj} \phi_j(x) + w_{k0} \quad \text{E.5}$$

Où sa fonction gaussienne est donnée par :

$$\phi_j(x) = \exp\left(-\frac{\|x_i - \mu_j\|^2}{2\sigma_j^2}\right) \quad \text{E.6}$$

$\| \cdot \|$: la norme euclidienne,

X : est le vecteur d'entrée des éléments x_i

μ_j : le vecteur déterminant les centres de la fonction ϕ_j par rapport aux entrées et σ est sa largeur

w_{k0} : est le poids d'un neurone dont l'entrée est toujours 1, appelé le biais.

E.5 Fonction gaussienne du réseau RBF

Une caractéristique des modèles RBF est divisée en trois paramètres :

Le centre μ , la largeur σ et le poids w

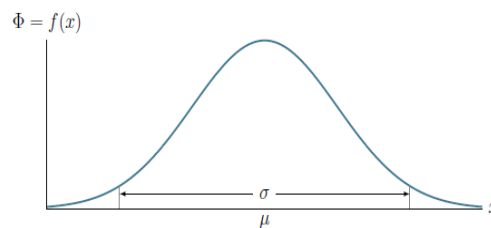


Figure E.4 : fonction gaussienne du réseau RBF

ملخص:

العمل المنجز في هذه الرسالة يدخل في إطار اهتمام جامعتنا بتطبيق تقنيات الذكاء الاصطناعي في التحكم والسيطرة على الأنظمة الصناعية. الأطروحة تبدأ ببحث مفصل عن المبادئ العامة للفرن الكهربائي ذو المقاومة. في المرحلة الثانية، قمنا بالكتابة الرياضية النموذجية لهذا النظام (الفرن الكهربائي ذو المقاومة) ثم المحاكاة باستعمال الماتلاب. ثم عرضنا التحكم الكلاسيكي لدرجة الحرارة للفرن المبني على المصحح التوافقي التكاملي المشتق PID. هذه المرحلة أعقبها المحاكاة باستعمال طريقة التنظيم التكاملي بتعويض للأقطاب و الأصفار. ثم قمنا مرة أخرى بالمحاكاة باستعمال طريقة نموذج الحالة وطريقة مرشح كالمان وجعلنا مقارنة مفصلة بين تلك التقنيات. وأخيراً، اقترحنا تحسين التحكم في درجة الحرارة بناءً على استخدام الشبكات العصبية الاصطناعية وأنظمة التكيف العصبي. **الكلمات المفتاحية:** فرن المقاومة، PID، RST، الشبكات العصبية، التحكم التكيفي

abstract

The work presented in this thesis is part of our university's interest in the application of artificial intelligence techniques in the control of industrial systems. In a first phase, a detailed bibliographical research on electric resistance furnaces is carried out. In a second phase, we modelled and simulated the studied system (indirect heating furnace) on MATLAB SIMULINK.

Then a classic PID-based temperature control is presented, modelled and simulated. This part was followed by the simulation of integral regulation by poles and zeros compensation. We then repeated this control using the state space and then the Kalman filter. A comparison of these different techniques is presented.

Finally, we proposed an improvement in temperature control based on the use of artificial neural networks and neural adaptation systems.

Keywords: resistance furnace, PID, RST, neural networks, adaptive control

Résumé

Le travail présenté dans cette thèse s'inscrit dans l'intérêt que porte notre université à l'application des techniques de l'intelligence artificielle dans le contrôle des systèmes industriels. Dans une première phase, est effectuée une recherche bibliographique détaillée sur les fours électriques à résistance. Dans une deuxième phase, nous avons modélisé et simulé sur MATLAB SIMULINK le système étudié (four à chauffage indirect).

Ensuite un asservissement classique de la température à base de correcteur PID est présenté, modélisé et simulé. Cette partie a été suivie de la simulation d'une régulation intégrale par compensation des pôles et des zéros. Nous avons ensuite refait cet asservissement en utilisant l'espace d'état puis la commande par le filtre de Kalman. Une comparaison de ces différentes techniques est présentée.

Finalement, nous avons proposé une amélioration du contrôle de la température basée sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels et des systèmes adaptation neuronales.

Mots clé : four à résistance, PID, RST, réseaux de neurones, commande adaptative