

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE

MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA-BOUMERDES



Faculté des Hydrocarbures et de la Chimie

Thèse de Doctorat

Présentée par

HADDOUCHE Rezki

Filière : Génie Electrique

Option : Automatisation et Electrification des Procédés Industriels

Contribution à la modélisation et au contrôle de la tour de conditionnement des gaz d'une cimenterie

Devant le jury :

BOUCHERIT	Mohamed Seghir	Prof	ENP	Président
CHETATE	Boukhemis	Prof	UMBB	Rapporteur
TADJINE	Monamed	Prof	ENP	Examineur
BEN SIDHOUM	Mohand Outahar	Prof	UMMTO	Examineur
BOUSHAKI	Razika	Prof	UMBB	Examineur

Année Universitaire : 2018/2019

Remerciements

Je tiens à remercier le Professeur Boukhemis CHETATE de non seulement m'avoir accueilli au sein de son laboratoire et de m'avoir donné l'opportunité d'élargir mes expériences dans la recherche, mais aussi pour m'avoir proposé ce sujet, d'avoir cru en moi et m'avoir encouragé.

J'adresse également mes sincères remerciements à Mr. S. BOUCHERIT, Professeurs à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de cette thèse, et Mr. Mohamed TADJINE, Professeurs à l'Ecole Nationale Polytechnique d'Alger, Mr Mohand Outahar BEN SIDHOUM, Professeur à l'Université Mouloud MAMMARI de Tizi-Ouzou et à Mme Razika BOUSHAKI, Professeur à l'institut de génie électrique et électronique, Uuniversité M'hamed BOUGARA de Boumerdès, pour avoir accepté d'être rapporteurs de cette thèse et m'avoir fait l'honneur de leur présence dans ce jury.

Finalement, Je remercie Mr. Mohand Said BOUMEDINE, Maître de conférence à l'université M'hamed Bougara de Boumerdès, qui a aussi su m'encourager et m'aider quand j'en avais besoin.

Table des matières

Table des matières

Nomenclature

Liste des figures

Liste des tableaux

Introduction Générale **1**

Chapitre I: Analyse des circuits des fumées du processus de fabrication du ciment.....6

1. Introduction.....	6
2. Le processus de fabrication du ciment.....	6
2.1 Principe de fabrication du ciment par la voie sèche.....	8
2.2 Sources de pollution dans l'industrie du ciment.....	9
2.2.1 Les émissions gaz du système de cuisson.....	10
2.2.2 Les émissions de poussières.....	11
3. Les circuits des fumées dans le processus de fabrication du ciment.....	12
4. Les équipements de conditionnement et de récupération des poussières.....	15
4.1 La tour de conditionnement des fumées.....	15
4.2 Le précipitateur électrostatique.....	16
5. Analyse du fonctionnement des circuits de fumées et position du problème à résoudre.....	17
5.1 Analyse du fonctionnement des circuits de fumées	17
5.2 Position du problème à résoudre.....	18
6. Conclusion.....	18

Chapitre II: Analyse et étude du fonctionnement de la tour de conditionnement des gaz

1. Introduction.....	19
2. Principe de fonctionnement de la tour de conditionnement des gaz.....	19
3. Etude statique de la tour de conditionnement des gaz.....	22
3.1 Les données de base de fonctionnement de la GCT.....	23
3.2 Bilan matière et bilan énergétique de la GCT.....	23
3.2.1 Bilan matière de la GCT	24
3.2.2 Bilan énergétique de la GCT.....	24
3.3 La caractéristique statique de la GCT.....	29
4. Stratégies de contrôle de la température des gaz à la sortie de la GCT.....	32
4.1 Stratégie de contrôle basée seulement sur la température à la sortie de la GCT.....	32

4.2 Stratégie de contrôle basé sur les températures à l'entrée et à la sortie de la GCT.....	34
4.3 Stratégie de contrôle basée sur la température des fumées à la sortie de la GCT et sur la température et le débit des fumées à son entrée.....	37
5. Conclusion.....	39

Chapitre III: Modélisation et identification des processus par les réseaux de neurones artificiels

1. Introduction.....	40
2. Structures des neurones artificiels.....	40
2.1. Les modèles de neurones artificiels.....	41
2.2. Représentation mathématique d'un modèle de neurones artificiels.....	41
3. Architectures des réseaux de neurones artificiels.....	42
4. Apprentissage des réseaux de neurones.....	43
4.1. Rétropropagation du gradient.....	44
4.1.1 Résumé de l'algorithme de rétropropagation.....	46
4.1.2 Considérations pratiques.....	47
4.1.3 Accélération de l'algorithme de rétropropagation.....	47
4.2 Méthodes d'optimisation du second ordre.....	47
4.2.1 Algorithme de Newton.....	48
4.2.2 Méthode de Gauss-Newton.....	49
4.2.3 Algorithme de Levenberg-Marquardt.....	49
4.3 Résumé de l'algorithme de Levenberg-Marquardt.....	49
5. Stratégies d'identification des processus industriels.....	50
5.1 La procédure d'identification.....	50
5.2 Choix de la période d'échantillonnage.....	51
5.3 Acquisition des données entrées/sorties.....	51
5.4 Sélection de la structure du réseau de neurones.....	52
5.5 Composition du vecteur d'entrées du réseau de neurone artificiel.....	53
5.6 Choix de l'algorithme d'apprentissage.....	53
5.7 Exécution de l'opération d'apprentissage du réseau de neurones.....	54
5.8 Elagage de la structure du modèle.....	54
5.9 Validation du modèle obtenu.....	55
6. Les structures des modèles neuronales NNARX, NNARMAX et NNOE.....	57
6.1 Description du modèle linéaire autorégressif	57
6.2 Description du modèle non linéaire autorégressif.....	58

6.2.1 Modèle neuronale NNARX.....	59
6.2.2 Modèle non linéaire autorégressif à moyenne ajustée et partie exogène NNARMAX.....	59
6.2.3 Modèle non linéaire à erreur de sortie NNOE.....	60
7. Conclusion.....	61

Chapitre IV: Modélisation à base des RNA et proposition d'une stratégie de contrôle de la GCT

1. Introduction.....	62
2. Acquisition des données entrées / sorties.....	62
2.2 Données collectées dans la salle de contrôle.....	63
2.2 Données collectées par action sur la vanne manuelle.....	64
3. Structure et ordre des modèles réseaux de neurones artificiels.....	65
3.1 Choix de la structure des modèles RNA.....	66
3.2 L'ordre des modèles réseaux de neurones.....	66
4. Application à l'identification de la tour de conditionnement des gaz.....	66
4.1 Le modèle NNOE.....	67
4.1.1 Modèle NNOE de deuxième ordre.....	68
4.2 Le modèle NNARMAX.....	69
4.2.1 Modèle NNARMAX de premier ordre.....	70
4.3 Le modèle NNARX.....	71
4.3.1 Modèle NNARX de premier ordre.....	72
4.3.2 Modèle NNARX de deuxième ordre.....	75
4.3.3 Modèle NNARX de troisième ordre.....	78
5. Proposition d'une nouvelle stratégie de contrôle de la GCT.....	81
6. Conclusion.....	83

Conclusion Générale .84

Annexes

Annexe 1 : Résultats de simulation des méthodes NNARMAX et NNOE

Annexe 2 : Tableaux des chaleurs spécifiques

Bibliographie

Nomenclature

Nomenclature

AGH	: Akademia Górniczo-Hutnicza
CEM	: Cement
C_g	: Chaleur spécifique des gaz
C_p	: Chaleur spécifique des poussières
C_{pp}	: Chaleur spécifique des poussières précipitées
C_w	: Chaleur spécifique de l'eau
ECDE	: Entreprise des Ciments et de ces Dérivés de l'Est
ESP	: Electro-Static Precipitator
GCT	: Gas Conditioning Tower
G_w	: Débit d'eau
NARX	: Non linear Auto Regressive with eXternal input
NARMAX	: Non linear Auto Regressive Moving Average with eXternal input
NNARX	: Neural Network Auto Regressive with eXternal input
NNARMAX	: Neural Network Auto Regressive Moving Average with eXternal input
NNOE	: Neural Network Output Error
NOE	: Non linear Output Error
OBD	: Optimal Brain Damage
OBS	: Optimal Brain Surgeon
Q_{fe}	: Débit des fumées à l'entrée de la GCT
Q_{pe}	: Quantité totale de la poussière contenue dans les fumées à l'entrée de la GCT
Q_{pp}	: Quantité de poussière précipitée dans la GCT
Q_{pps}	: Quantité des poussières précipitées dans la GCT
Q_{ps}	: Quantité totale de la poussière contenue dans les fumées à la sortie de la GCT
r	: Chaleur latente de l'eau à 0 °C
RAS	: Random Amplitude Signal
RNA	: Réseau de Neurone Artificiel
T_{fe}	: Température de fumées à l'entrée de la GCT
T_{fr}	: Température, de rosé, des fumées à la sortie de la GCT
T_{fs}	: Température des fumées à la sortie de la GCT
T_{pp}	: Température des poussières précipitée dans la tour
T_w	: Température de l'eau
T_r	: Température de rosé maximale
U_g	: Teneur en humidité des fumées

V_w	: Volume d'eau
τ_{pe}	: Taux de poussière dans les fumées
τ_{ps}	: Taux de poussière dans les fumées

Liste des figures

Liste des figures

- Figure 1.1** Etapes de fabrication du ciment pour différentes voies
- Figure 1.2** Schéma synoptique des phases de fabrication du ciment
- Figure 1.3** Etapes de fabrication du ciment par la voie sèche
- Figure 1.4** Circulation des gaz et de la matière dans la tour échangeur à quatre cyclones
- Figure 1.5** Emission gaz dans un four de cimenterie
- Figure 1.6** Ventilateur de tirage dans le circuit des fumées
- Figure 1.7** Circuits des fumées dans une installation de production du ciment
- Figure 1.8** Circuit de fumées en mode: système cuisson - GCT - broyeur cru - ESP
- Figure 1.9** Circuit de fumées en mode: système cuisson - GCT - ESP
- Figure 1.11** Tour de conditionnement des gaz
- Figure 1.12** Précipitateur électrostatique
- Figure 1.13** Principe de fonctionnement du précipitateur électrostatique
- Figure 2.1** GCT dans le circuit des fumées du processus de fabrication du ciment
- Figure 2.2** Image réelle de la GCT dans une ligne de fabrication du ciment
- Figure 2.3** Différents parties de la GCT
- Figure 2.4** Position des buses à l'intérieur de la GCT
- Figure 2.5** Variables d'entrées et de sorties de la GCT
- Figure 2.6** Caractéristiques statique de la GCT pour différents débits d'entrée de fumées
- Figure 2.7** Caractéristique statique de la GCT pour différentes températures des fumées
- Figure 2.8** Schéma de principe de contrôle basé sur la température de sortie de la GCT
- Figure 2.9** Schéma de la stratégie de contrôle proposé par Schwab et al. BIPROMET
- Figure 2.10** Schéma de la stratégie de contrôle implémenté par de la société BIPROMET
- Figure 2.11** Schéma détaillé de la stratégie basée sur les températures d'entrée et de sortie
- Figure 2.12** Schéma de contrôle de la stratégie proposé par Reigel et al.
- Figure 2.13** Schéma de contrôle implémenté par la société EnviroCare
- Figure 2.14** Schéma de la stratégie de contrôle basée sur la températures en sortie, la température et le débit des fumées à l'entrée
- Figure 2.15** Schéma de la stratégie de contrôle proposé par Schioth
- Figure 3.1** Structure du perceptron et de l'adaline
- Figure 3.2** Neurone standard avec biais
- Figure 3.3** Réseau de neurones multicouches (a), récurrent (b) et à connexions partielles (c)
- Figure 3.4** Réseau de neurones à deux couches
- Figure 3.5** Mécanisme de rétropropagation
- Figure 3.6** Organigramme résumant la méthode de la rétropropagation du gradient
- Figure 3.7** Etapes essentielles de la procédure d'identification
- Figure 3.8** Signal à amplitude aléatoire RAS
- Figure 3.9** Structure générale d'un réseau de neurones artificiel
- Figure 3.10** Modèle neuronal autorégressif à partie exogène NNARX
- Figure 3.11** Modèle neuronale autorégressif à moyenne ajustée et partie exogène
- Figure 3.12** Modèle neuronal à erreur de sortie NNOE
- Figure 4.1** Schéma illustrant la procédure d'acquisition des données entrées/sorties sur la GCT

Figure 4.2 Variation de débit d'eau à l'entrée de la GCT appliqué à partir de la salle de contrôle

Figure 4.3 Variation de la température à la sortie de la GCT pour le premier essai

Figure 4.4 Variation du débit d'eau à l'entrée de la GCT appliqué par action manuelle

Figure 4.5 Variation de la température à la sortie de la GCT pour le second essai

Figure 4.6 Réseau de neurones à une seule couche cachée

Figure 4.7 Schéma fonctionnel de l'identification de la GCT par un modèle NNOE

Figure 4.8 Résultats d'apprentissage du modèle NNOE de deuxième ordre

Figure 4.9 Résultats de test validation du modèle NNOE de deuxième ordre

Figure 4.10 Schéma fonctionnel de l'identification de la GCT par un modèle NNARMAX

Figure 4.11 Résultats d'apprentissage du modèle NNARMAX de premier ordre

Figure 4.12 Résultats de validation du modèle sans optimisation de la structure du modèle

Figure 4.13 Schéma fonctionnel de l'identification de la GCT par un modèle NNARX

Figure 4.14 Résultats d'apprentissage du modèle NNARX de premier ordre

Figure 4.15 Résultats de validation du modèle avant optimisation de sa structure

Figure 4.16 Résultats de test du modèle avant optimisation de sa structure

Figure 4.17 Optimisation de la structure du réseau de neurones - modèle de 1^{er} ordre

Figure 4.18 Résultats de validation du modèle après optimisation de sa structure

Figure 4.19 Résultats de test du modèle après optimisation de sa structure

Figure 4.20 Résultats d'apprentissage du modèle NNARX de deuxième ordre

Figure 4.21 Résultats de test validation du modèle NNARX de deuxième ordre

Figure 4.22 Test du modèle de 2^{ème} ordre avant optimisation de sa structure

Figure 4.23 Optimisation de la structure du réseau de neurones - modèle de 2^{ème} ordre

Figure 4.24 Résultats de validation du modèle après optimisation de sa structure

Figure 4.25 Résultats de test du modèle après optimisation de sa structure

Figure 4.26 Résultats d'apprentissage du modèle NNARX de troisième ordre

Figure 4.27 Résultats de validation du modèle NNARX de troisième ordre

Figure 4.28 Test du modèle avant optimisation de la structure du modèle de 3^{ème} ordre

Figure 4.29 Optimisation de la structure du réseau de neurones - modèle de 3^{ème} ordre

Figure 4.30 Résultats de validation du modèle après optimisation de sa structure

Figure 4.31 Résultats de test du modèle après optimisation de sa structure

Figure 4.32 Schéma de principe de la nouvelle stratégie de contrôle de la GCT

Figure 4.33 Schéma structurel détaillé de la nouvelle stratégie de contrôle proposée

Figure 4.34 Boucle de régulation cascade permettant de tenir compte du bouchage des buses

Liste des tableaux

Liste des Tableaux

Tableau 2.1 Bilan énergétique pour différents débit de fumées

Tableau 2.2 Bilan énergétique pour différentes températures des fumées

Tableau 3.3 Comparaison des algorithmes d'apprentissage

Introduction Générale

Introduction générale

Le ciment est le plus important matériau de construction de notre temps. Les ciments sont actuellement classés sous la dénomination « CEM » suivi d'un chiffre romain allant de I à V suivi d'une lettre majuscule en fonction de leur teneur en clinker et d'autres composants additifs.

Le processus de production du ciment est très complexe. Il nécessite la maîtrise de toutes les phases de production pour obtenir un produit de qualité. Quoique, ce processus est accompagné d'effets non désirés très considérables que se soit sur le plan sanitaire ou sur le plan environnementale. Il consiste en une émission, dans l'atmosphère, des fumées (poussières et gaz odorants, toxiques ou corrosifs) susceptibles d'incommoder le voisinage, de compromettre la santé ou la sécurité publique, de nuire à la production agricole, à la conservation des constructions et monuments.

Par ailleurs, les informations disponibles dans la littérature à propos des cimenteries en Algérie montrent que les émissions de poussière et de gaz sont loin d'être maîtrisés et que les effets des rejets dans l'atmosphère sont très nuisibles sur l'environnement dans les alentours des cimenteries. Egalement, la pollution de l'air a été la cause principale des maladies respiratoires des employés et des habitants. [1-3].

Cette thèse s'inscrit dans le cadre de l'analyse, de la modélisation et de contrôle d'un système de dépoussiérage et de conditionnement des gaz générés au sein du processus de fabrication du ciment.

La particularité des recherches réalisées dans la présente thèse sont caractérisés par leur contexte exclusivement industriel, à savoir:

- L'étude approfondie des principes de fonctionnement des processus industriels de la fabrication des différents types de ciment;
- L'analyse des différentes problématiques empêchant la rationalisation des processus de fabrication du ciment: Extraction et acheminement des matières premières, dosage et contrôle de la qualité de la farine crue, broyage, homogénéisation, cuisson et refroidissement, dépoussiérage et conditionnement;
- Problématiques liées à la consommation intense de l'énergie par des équipements;

- Fonctionnement dans les conditions dures (extrêmes). A cet effet, il est à signaler qu'une cimenterie de cent million de tonnes par an contient plus de mille moteurs électriques de différentes puissances (jusqu'à 4 MW, 5.5 KV) et nécessitant un réglage de vitesse en temps réel (système de dosage, four, ventilateurs de tirage pour le contrôle de débit des fumées, etc.);
- Problématiques liées à l'optimisation des différents systèmes de contrôle centralisés, chose qui a fait que les cimenteries sont parmi les premières types d'industries où les techniques d'intelligence artificielle et d'automates programmables ont été installés;
- Problématique liées à la pollution ravageuse de l'environnement.

Pour résoudre les problèmes suscités, les chercheurs, de par le monde, ont consacré d'innombrables travaux de recherche depuis l'avènement de la révolution industrielle des cimenteries.

Le traitement de tels problèmes nécessite la collecte de données expérimentales qui est une étape indispensable pour la réalisation des travaux de la thèse. Au début, nous avons commencé nos investigations au niveau de la cimenterie de Meftah (Boumerdès - Algérie), caractérisée par une production d'un million de tonnes par an. Nous avons pu se familiariser avec la majorité des équipements des installations de concassage, de dosage, de broyage, de cuisson et de conditionnement. Ensuite, notre intérêt s'est orienté vers les circuits de traitement des fumées en raison, d'une part, de son importance pour la protection de l'environnement et de la santé humaine et, d'autre part, à cause de son rendement non satisfaisant. Néanmoins, notre démarche, en 2007 et 2008, n'a pas abouti faute de possibilité d'effectuer des essais sur ce système de traitement des fumées.

Notre deuxième expérience de contact avec le monde de production du ciment s'est passé à la cimenterie OZAROV (Pologne) lors d'un stage effectué à l'université de AGH à Cracovie en 2008 (Cimenterie OZAROV produit deux millions de tonnes par an). La visite de cette cimenterie, et le stage effectué à l'université AGH, nous a permis, d'une part, d'approfondir nos connaissances dans le domaine de l'industrie de ciment et, d'autre part, de découvrir un système de traitement de fumées très performant au point de ne trouver aucune trace de poussières dans les environs des installations, chose qui nous a motivé d'avantage pour pousser nos recherches sur le dit système.

Par la suite, nous avons collaboré avec la cimenterie de Chlef (ECDE - Chlef - Algérie), d'une capacité de deux millions de tonnes par an, et nous avons approfondi d'avantage notre analyse et

études sur les installations de production de ciment. Durant les visites effectuées dans cette cimenterie et avec le concours de ses responsables (techniques et gestionnaires), nous avons pu effectuer des essais sur le système de conditionnement des fumées opérant au sein de ECDE.

A cet effet et dans le but de contrôler les émissions et de diminuer les rejets de poussières dans l'atmosphère, il est nécessaire de traiter les gaz et les poussières, générées par le processus de fabrication de ciment, caractérisés par une température élevée, avant de les introduire dans les dispositifs de récupération des poussières, tels que: les précipitateurs électrostatiques et les filtres à manche, chose qui permet d'optimiser leur efficacité et d'éviter les risques pour le matériel. Par ailleurs, le processus de fabrication du ciment génère des fumées (poussières et gaz) à une température avoisinant les 360 °C à la sortie de la tour échangeur. Cette température doit être ramenée à une valeur comprise entre 120 °C - 150 °C et rarement jusqu'à 180 °C (qui correspond au point de résistivité maximale) à l'entrée du dispositif de dépoussiérage [4-6]. Les tours de conditionnement des gaz sont les installations employées pour faire baisser cette température et donc conditionner les dites fumées [4,7-10]. Subséquemment, les performances des précipitateurs électrostatiques dépendent totalement des conditions de fonctionnement de ces tours de conditionnement.

Les systèmes de contrôle-commande des installations de conditionnement des gaz a suscité l'intérêt de pas mal de chercheurs. Plusieurs travaux ont fait l'objet de contrôle de tels dispositifs. Schioth a étudié l'optimisation du contrôle de l'injection d'eau dans les tours de refroidissement tout en mettant en évidence un système de contrôle - commande conventionnels [4]. Raring a présenté une nouvelle vision sur la tour de conditionnement [6]. Bapat a présenté l'application des précipitateurs électrostatiques dans les cimenteries en Inde [5]. Dans le même contexte, nous pouvons cité aussi les contributions de Reyes qui a proposé une méthode de régulation de la température du flux des fumées pour une usine de fabrication du ciment [12] et de Reigel qui a analysé l'influence du mécanisme des buses d'injection d'eau sur l'efficacité de la tour [13]. En outre, Reigel a proposé une boucle de réglage en cascade en vu d'améliorer la rapidité de réaction du système de réglage.

Il est à souligner que les travaux suscités ont aidé à améliorer l'efficacité de fonctionnement non seulement des tours de conditionnement mais également celle des précipitateurs électrostatiques. Toutefois, l'analyse des travaux existants révèle que, d'une part, les auteurs n'ont pas pris en compte l'influence du bouchage des buses, ce qui fait augmenter la pression d'injection d'eau, par conséquent, provoque la diminution de la quantité d'eau injectée dans la tour de

conditionnement et, d'autre part, l'absence de système de régulation de la température à l'entrée du précipitateur électrostatique, chose qui permet d'obtenir des températures dans l'intervalle 120-150 °C [4,14], en vue d'améliorer sensiblement les performances des précipitateurs électrostatiques. Plus loin, les solutions de commande développées dans les travaux analysés ne reposent pas sur des études des systèmes à contrôler, en l'occurrence, les tours de conditionnement des gaz. Les paramètres des solutions de commande appliquées sont déterminés d'une façon empirique.

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des modèles informatiques inspirés par le cerveau humain. Ils peuvent être formés pour produire des sorties souhaitées à partir des entrées fournies. Dans le domaine de l'étude, de l'analyse et de contrôle des processus industriels, on parle d'application des RNA pour l'identification, modélisation et le contrôle des systèmes. La littérature présente plusieurs applications à cet égard. Les travaux qui peuvent être notés dans ce domaine et qui se concentrent sur l'application des RNA pour apprendre le comportement de systèmes dynamiques, sont ceux de Ghoch [15] et Nirmaladevi [16]. Dans le même domaine particulier, les travaux de Jani [17-19] sur les applications des RNA pour l'identification et la prédiction des performances des systèmes sont remarquables.

L'analyse des travaux antérieurs montre que beaucoup de développements ont été accomplis dans le domaine de contrôle de la tour de conditionnement des gaz. Intuitivement, il est possible de croire qu'une étude plus approfondie du système en question permettra d'accroître les performances de sa solution de commande.

Par conséquent, nous pensons que l'utilisation des RNA pour identifier le comportement dynamique de la tour de conditionnement des gaz, sur la base de données expérimentales recueillies directement sur le processus réel, permettra de construire un modèle pour le système. Ce modèle sera essentiel pour concevoir des stratégies de contrôle et d'effectuer le paramétrage des régulateurs afin d'optimiser le fonctionnement de la tour de conditionnement des gaz.

La présente thèse est organisée en une introduction générale, quatre chapitres, une conclusion générale et références bibliographiques.

Le premier chapitre décrit les circuits des fumées dans le processus de fabrication du ciment. Dans ce chapitre nous nous sommes intéressés aux sources des gaz et de poussières engendrées par la phase de cuisson. Nous avons, également, décrits les équipements qui permettent le traitement des fumées générées, que ce soit la tour de conditionnement des gaz ou le précipitateur électrostatique. La tour de conditionnement a pour rôle de refroidir les fumées, de

recupérer une partie des poussières contenues dans les dites fumées et de conditionner le reste pour qu'il soit récupéré par le précipitateur électrostatique.

Le deuxième chapitre est consacré à une étude approfondie de la tour de conditionnement des gaz. L'étude statique consiste aux calculs des bilans matière et énergie du système en question. Cette étude est importante du fait qu'elle nous renseigne sur le type du dit système, chose qui est utile pour la suite du travail. Dans ce chapitre nous avons, également, étalé les différentes stratégies de contrôle adoptées par les concepteurs de la GCT.

Dans le troisième chapitre on s'est intéressé aux techniques de modélisation et d'identification basées sur les réseaux de neurones artificielles. Nous avons commencé par la théorie de base des RNA, à savoir: les éléments d'un réseau de neurones et les algorithmes d'apprentissage. Ensuite, Nous avons abordés les étapes de la procédure d'identification, à base des RNA, et les structures des modèles à construire.

Le quatrième chapitre traite d'une part, de l'application des réseaux de neurones artificiels à la modélisation de la tour de conditionnement des gaz. L'application consiste à construire trois modèles RNA non linéaires, a savoir; NNOE, NNARMAX et NNARX. Une étude comparative entre les modèle obtenus permettra d'évaluer l'exactitude des résultats par rapport à la dynamique du système étudié. Et d'autre part, de développement d'une nouvelle stratégie de contrôle de la tour de conditionnement des gaz. Dans cette partie nous proposons une modification sur les stratégies de contrôle suscités en considérant une nouvelle mesure sur le système. La mesure consiste à ajouté un nouveau capteur sur la conduite des fumées à l'entrée du précipitateur électrostatique.

Chapitre I

Analyse des circuits des fumées dans le processus de fabrication du ciment

1. Introduction

Le ciment est fabriqué en chauffant un mélange précis et finement broyé de calcaire, d'argile et de sable dans un four rotatif à des températures atteignant 1500 °C pour un maximum de rendement. Il en résulte la production de clinker de ciment, un produit intermédiaire dans la fabrication du ciment. Le clinker sortant du four est refroidi, puis mélangé à des ajouts (plâtre, calcaire, ...), pour obtenir la qualité désirée, et ensuite finement broyé pour produire la poudre que nous appelons ciment [1,2,7,8,5,20].

Par, ailleurs, il existe quatre différentes techniques de fabrication du ciment : la voie sèche, semi-sèche, semi-humide et humide. Le choix du procédé dépend dans une large mesure de l'état des matières premières (sèches ou humides). Suivant les statistiques de 2007, environ 70 % de la production mondiale est fabriquée en voie sèche en raison de la disponibilité de matières premières sèches [21].

Cependant, les techniques suscitées engendrent une pollution atmosphérique importante, qui est caractérisée par des émissions de poussière et de gaz. Les poussières parviennent de l'ensemble des matières premières et les gaz parviennent des combustibles brûlés pour chauffer le four.

Dans ce chapitre on s'intéresse à l'étude de la technique de fabrication du ciment par la voie sèche. c'est la méthode appliquée, pas seulement, dans toutes les cimenterie d'Algérie, exceptée celle de Zahana (Mascara), mais également dans la plus part des cimenteries à travers le monde. Cette étude sera consacrée, en particulier, aux méthodes de traitement des poussières et des gaz générés durant le processus de production du ciment.

2. Le processus de fabrication du ciment

La fabrication de ciment se réduit schématiquement aux trois opérations suivantes:

- ✚ Préparation du cru (concassage, broyage des matières premières, et homogénéisation).
- ✚ Cuisson et refroidissement
- ✚ Broyage et conditionnement

Les méthodes de fabrication du ciment dépendent essentiellement du matériau:

- ✚ Fabrication du ciment par voie humide: la plus ancienne.
- ✚ Fabrication du ciment par voie semi-humide: en partant de la voie humide.
- ✚ Fabrication du ciment par voie sèche: la plus utilisée.
- ✚ Fabrication du ciment par voie semi-sèche: en partant de la voie sèche.

Le schéma de la figure 1.1 résume les différentes étapes de chaque technique de production.

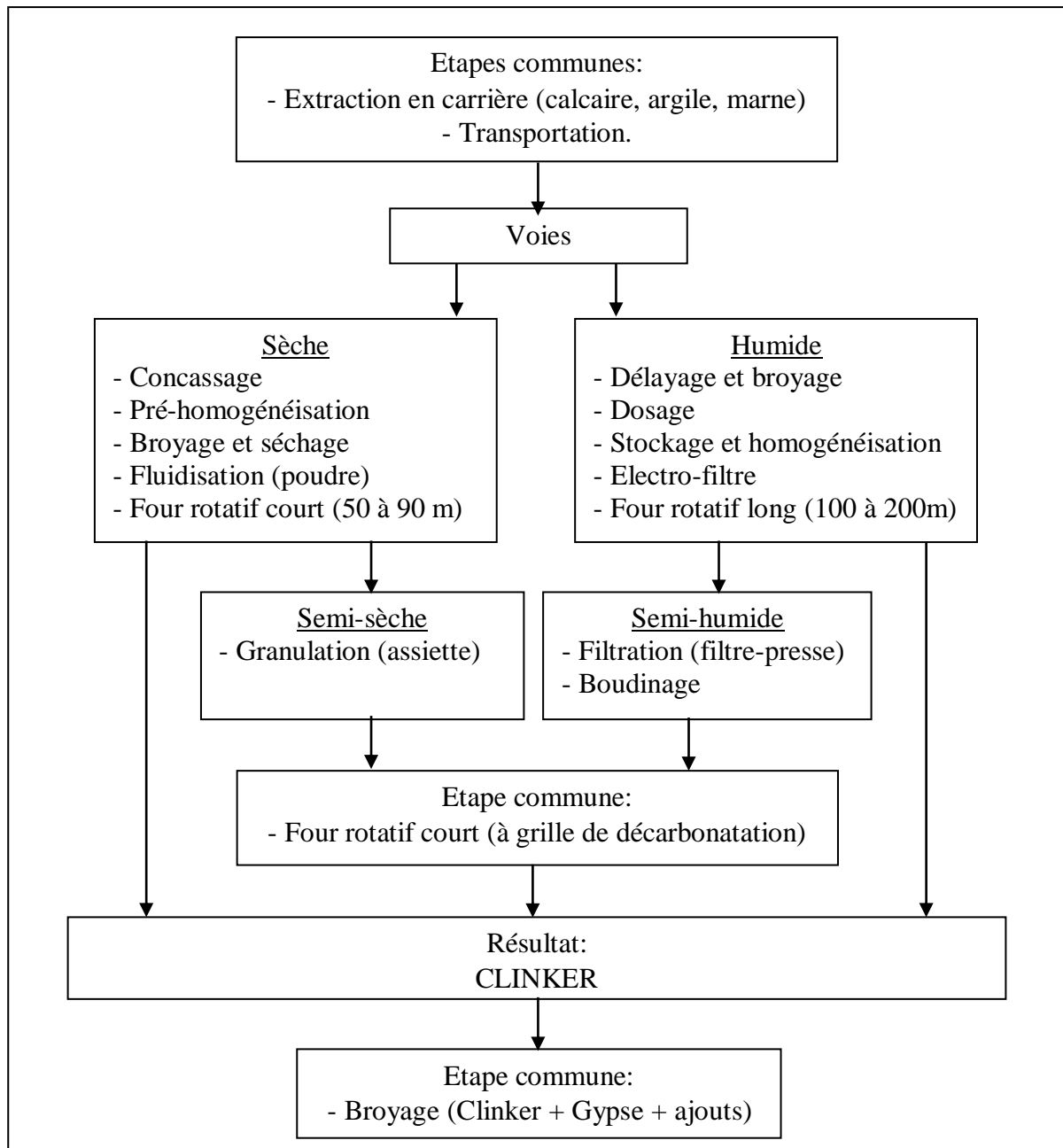


Figure 1.1 Etapes de fabrication du ciment pour différentes voies

Le principe de fabrication du ciment est le suivant: calcaires et argiles sont extraits des carrières, puis transportées par tapis ou camions, concassés, homogénéisés et portés à haute température

(1500 °C) dans un four. Le produit obtenu après refroidissement rapide (la trempe) est le clinker. La figure 1.2 présente un schéma synoptique des phases de production du ciment.

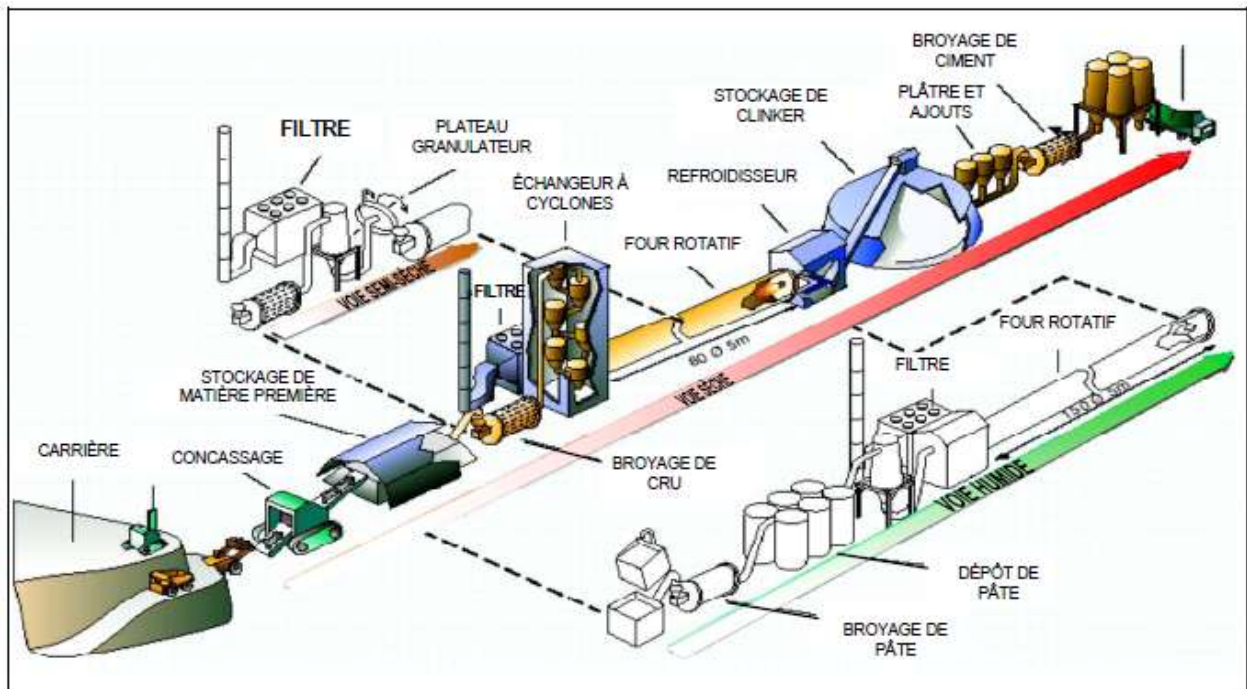


Figure 1.2 Schéma synoptique des phases de fabrication du ciment

2.1 Principe de fabrication du ciment par la voie sèche

Les ciments usuels sont fabriqués à partir d'un mélange de calcaire (CaCO_3) environ de 80% et d'argile ($\text{SiO}_2 - \text{Al}_2\text{O}_3$) environ de 20%. Selon l'origine des matières premières, ce mélange peut être corrigé par un rapport de bauxite, oxyde de fer ou autres matériaux fournissant le complément d'alumine et de silice requis [23-24].

Après avoir finement broyé, la poudre est transportée depuis le silo homogénéisateur jusqu'au four, soit par pompe, soit par aéroglisseur.

Les fours sont constitués de deux parties:

- Un four vertical fixe, préchauffeur (cyclones échangeurs de chaleur).
- Un four rotatif.

Les gaz réchauffent la poudre crue qui circule dans les cyclones en sens inverse, par gravité. La poudre s'échauffe ainsi jusqu'à 800 °C environ et perd son gaz carbonique (CO_2) et son eau qui s'évapore. La poudre pénètre ensuite dans un four rotatif court, c'est l'étape de cuisson. Le clinker obtenu est refroidi puis stocké, après avoir ajouté d'autres additifs. En fin, le clinker est broyé pour obtenir le ciment. La figure 3. illustre les étapes de cette technique de fabrication du ciment [23].

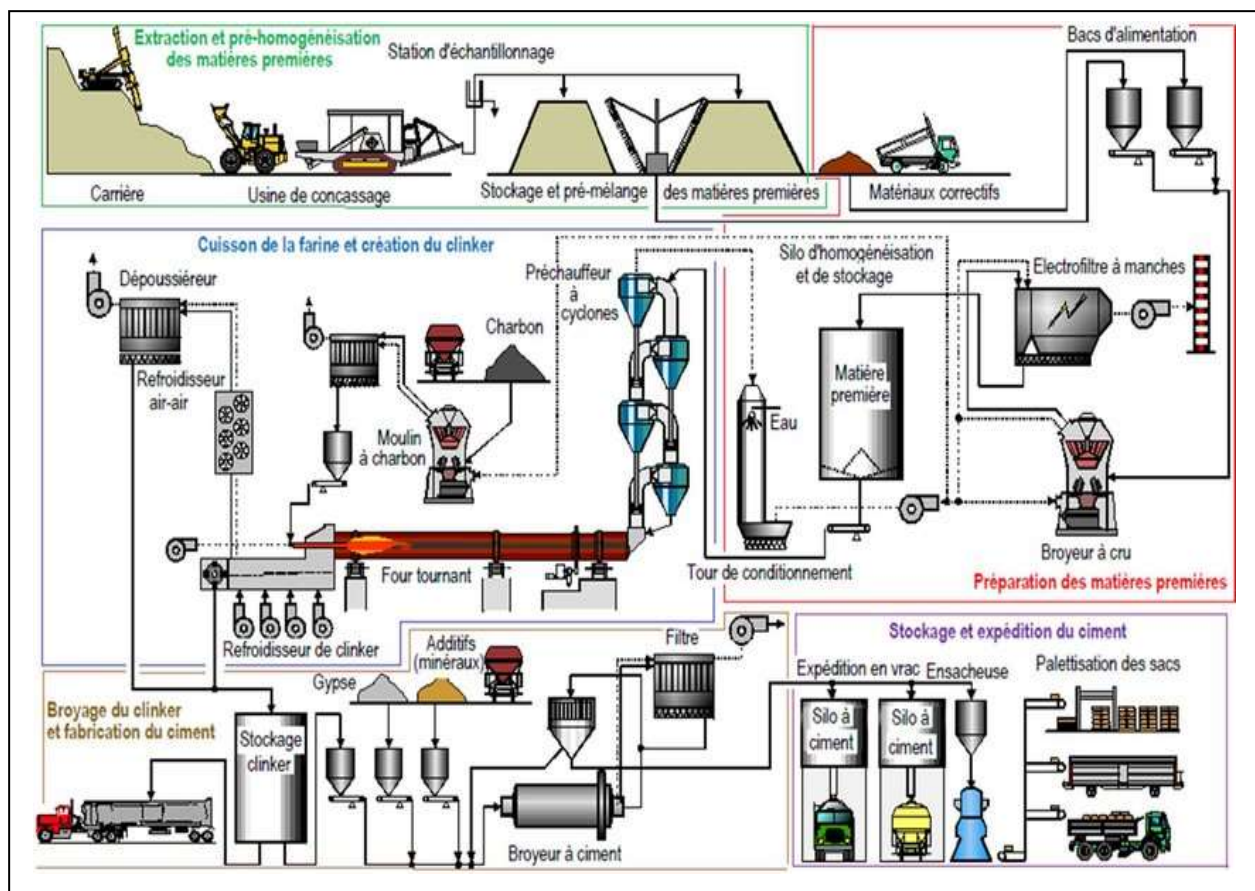


Figure 1.3 Les étapes de fabrication du ciment par la voie sèche

La méthode de fabrication par voie sèche pose aux fabricants d'importants problèmes d'homogénéité de la farine crue et d'émission de poussière.

Le problème des poussières est rendu d'autant plus aigu, que les pouvoirs publics, très sensibilisés par les problèmes de pollution grave et les impacts sur la santé des populations, imposent des conditions draconiennes. Ceci oblige les fabricants à installer des Tours de conditionnement et des dépoussiéreurs, ce qui augmente considérablement les investissements de la cimenterie et, par conséquent, le prix de revient du ciment.

2.2 Sources de pollution dans l'industrie du ciment

L'industrie du ciment émet dans l'atmosphère une série de polluants qui peuvent provenir de sources ponctuelles ou diffuses. Les émissions provenant de sources ponctuelles sont générées pendant tout le processus de production (combustion, broyage et séchage) et se caractérisent par le fait d'être canalisées à travers les conduites et les cheminées. Les émissions provenant de sources diffuses, en revanche, ne sont pas canalisées et ne sont pas associées à des processus de combustion, ni de broyage ni de séchage, mais liées simplement aux opérations comme le

chargement ponctuel des camions, l'empilement du calcaire, etc. Les émissions consistent à des gaz résultants de la combustion dans le four et à des poussières dû aux courant crée par les ventilateurs de tirage dans le sens inverse de circulation de la farine crue.

2.2.1 Les émissions gaz du système de cuisson

Le système de cuisson est constitué d'un four et d'une tour échangeur (préchauffage à cyclones). La tour échangeur est constituée de quatre à six étages à cyclones (Figure 1.4). La farine crue qui provienne des silos d'homogénéisation est déversée dans le cyclone supérieur et elle progresse, à travers les autres cyclones, jusqu'à l'entrée du four. Elle se réchauffe au contact des gaz chauds sortant de ce four et se décarbonate en partie. Une décarbonatation plus complète peut être obtenue par l'ajout d'un foyer complémentaire situé dans le cyclone inférieur (précalcination). La poudre est ainsi portée d'environ 800 à 1000 °C en un temps très court [25]. Par la suite, la farine crue pénètre à l'amont d'un four où s'achève la décarbonatation et progresse jusqu'à la zone de clinkérisation (1500 °C) [9,23,25].

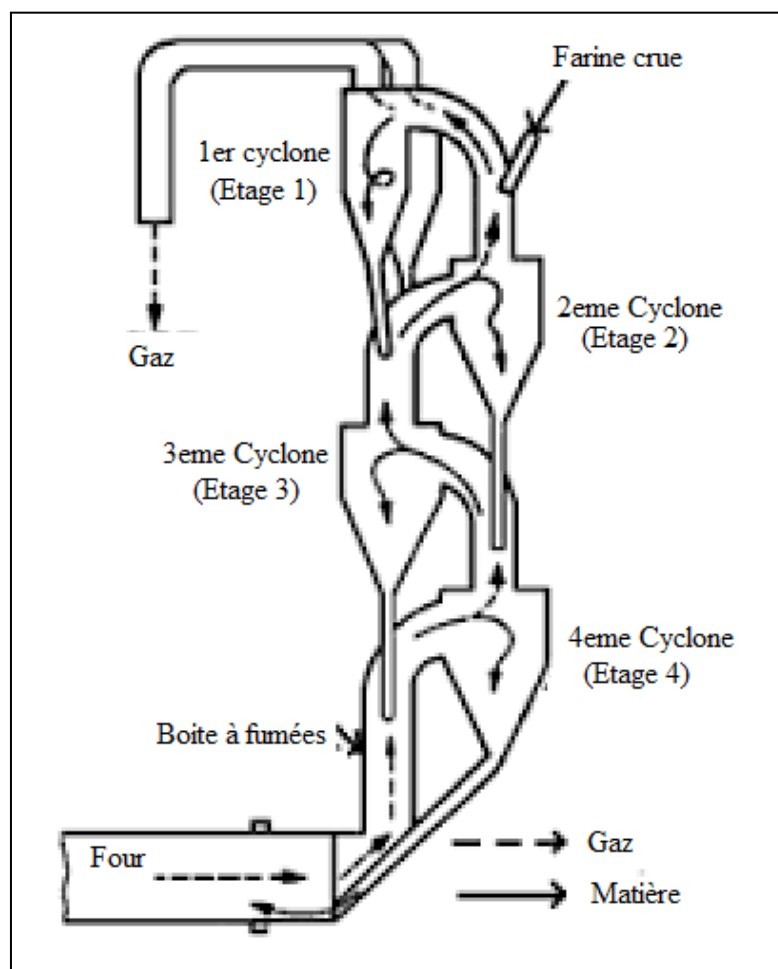


Figure 1.4 Circulation des gaz et de la matière dans la tour échangeur à quatre cyclones

Le four est rotatif dont le diamètre varie entre 3 et 5 mètres et la longueur entre 50 et 90 mètres. Il se compose d'une enveloppe en tôle d'acier, d'une épaisseur de 25 mm, garni d'éléments réfractaires, et présente une inclinaison de 3.5 %, vers la sortie (figure 1.5) [20,21,26,27].

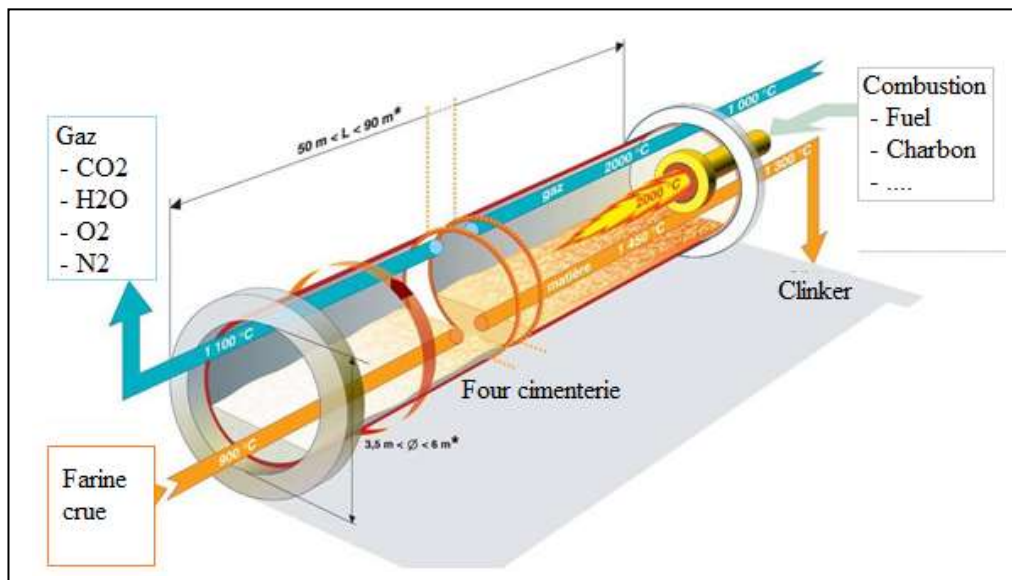


Figure 1.5 Emission gaz dans un four de cimenterie [10]

Les combustibles brûlés pour chauffer le four (fuel, charbon, ...) comptent pour environ 40 % des émissions de gaz à effet de serre (CO₂, NO_x et SO₂) liées à la fabrication du ciment. Les 60 % restants sont des émissions de procédé, c'est à-dire que lorsque le calcaire est chauffé, il libère ses atomes de carbone et forme du CO₂ dans le four [28].

Par ailleurs, certaines sources bibliographiques indiquent que la production du clinker est responsable de 5% des émissions de gaz à effet de serre dans le monde [29,30]. Chose qui engendre le réchauffement climatique.

2.2.2 Les émissions de poussières

Les gazes générés dans le four sont évacués à l'extérieur à l'aide de ventilateur installé en amont du système de cuisson comme le montre la figure 1.6. L'opération de tirage exercé par le ventilateur engendre l'aspiration des poussières, de la farine crue, qui se mélange aux gaz et forme les fumées. Cependant, les ventilateurs de tirage sont des équipements qui jouent un rôle important dans l'acheminement des gaz du four vers les cheminées mais leur inconvénient est loin d'être négligeable à cause des poussières qui s'ajoute aux gaz.

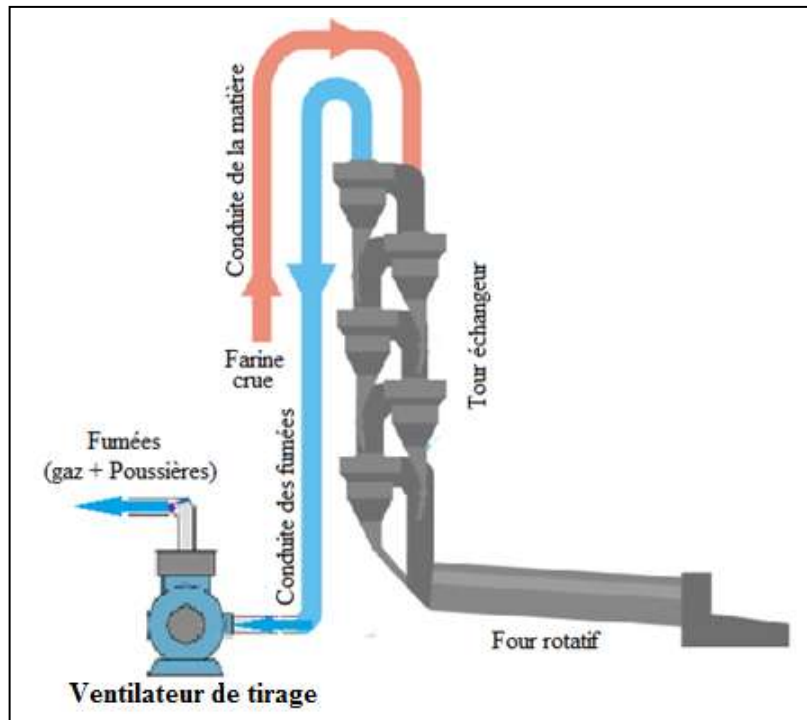


Figure 1.6 Ventilateur de tirage dans le circuit des fumées

3. Les circuits des fumées dans le processus de fabrication du ciment

Contrairement aux autres installations à combustion, telles que les centrales électriques ou les installations d'incinération des déchets, les installations de production de ciment et en particulier celles équipées de tours échangeurs sont caractérisées par une importante émission de fumées. Les circuits qui acheminent ces fumées de la source jusqu'à la cheminée, en passant par les installations de conditionnement et de récupération, est présenté par la figure 1.7.

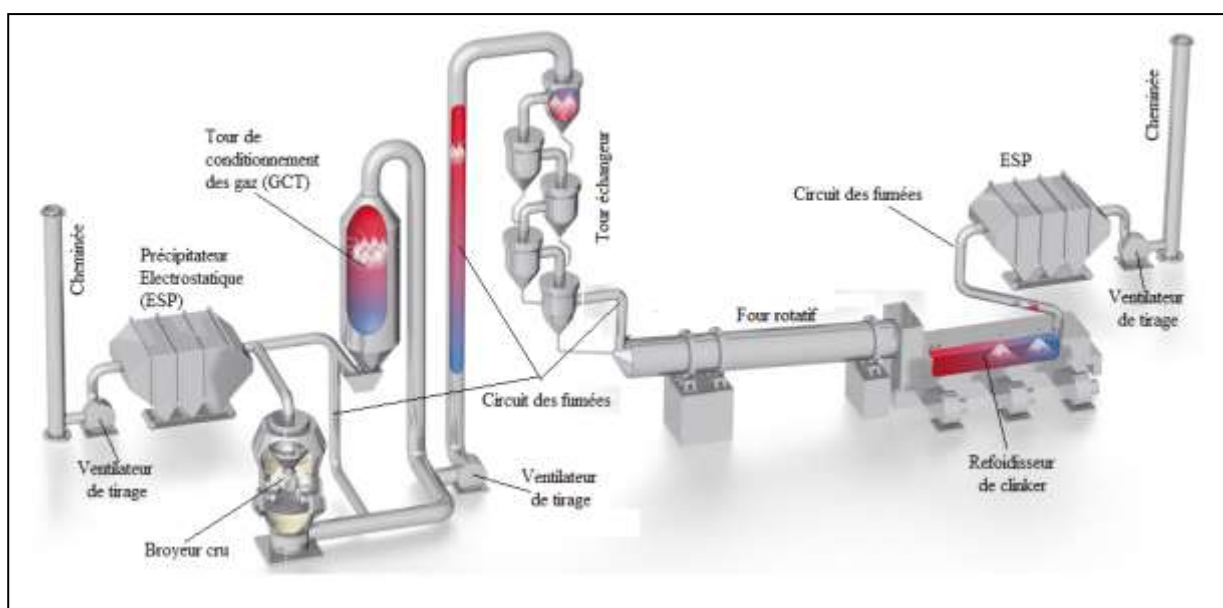


Figure 1.7 Circuits des fumées dans une installation de production du ciment [36]

Les installations de conditionnement et de récupération des poussières sont, essentiellement, la tour de conditionnement des gaz (GCT) et le précipitateur électrostatique (ESP). La tour de conditionnement des gaz se situe entre la tour échangeur et le précipitateur électrostatique. Ce dernier se situe entre la GCT et la cheminée.

Le circuit des fumées, en amont du four, comprend également deux ventilateurs de tirage. Le premier ventilateur est installé juste après la tour échangeur pour aspirer les gaz qui sont générés dans le four et les envoyer vers la GCT et/ou le broyeur cru. Le deuxième ventilateur, situé en aval de l'ESP, permet l'évacuation des gaz à travers la cheminée.

Le circuit des fumées qui se situe à la sortie du four est composé d'un ESP, d'un ventilateur de tirage et d'une cheminée. son rôle est de traiter et d'évacuer les fumées générées durant l'opération de refroidissement du clinker.

Le circuit des fumées des cimenteries à voie sèche est caractérisé par trois modes de marche possibles, à savoir [8,31]:

- Fonctionnement en mode combiné: Tour échangeur et four - GCT - broyeur cru - ESP;
- Fonctionnement en mode direct: Tour échangeur et four - GCT - ESP;
- Fonctionnement en mode mixte.

Dans ce contexte, le fonctionnement en mode combiné et en mode direct représentés par les figure 1.8 et 1.9 ont une importance majeure. En mode de fonctionnement normal, ces modes sont exécutés alternativement, en fonction des besoins. Pendant le mode combiné, illustré par la figure 1.8, les fumées dégagés sont utilisés pour le séchage de la farine crue dans le broyeur cru. Dans ce mode, le refroidissement des fumées s'effectue lors de leur passage dans le broyeur cru qui joue donc le rôle de la tour de conditionnement des gaz. Les poussières précipitées dans le broyeur son mélangées à la farine crue et transportée dans les silos d'homogénéisation.

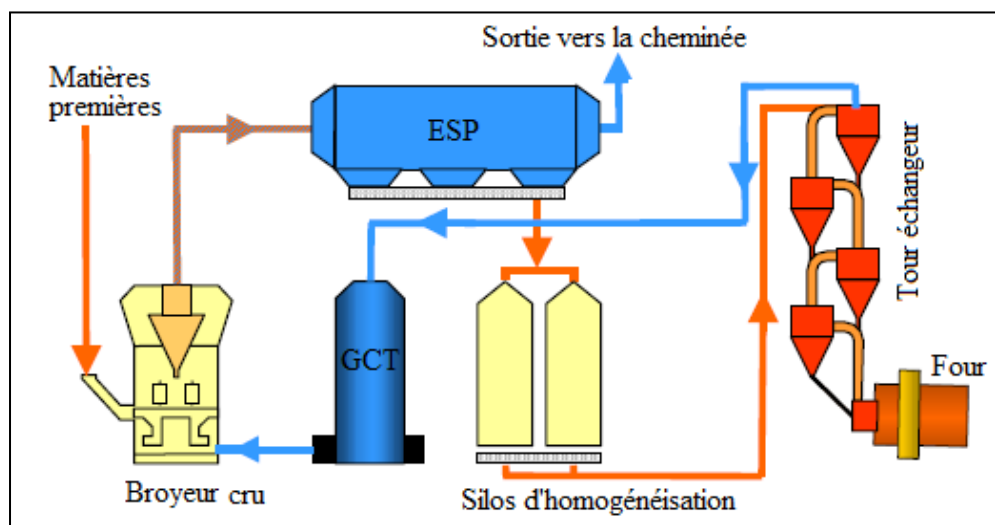


Figure 1.8 Circuit de fumées en mode: système cuisson - GCT - broyeur cru - ESP

Pendant le fonctionnement en mode direct (figure 1.9), le broyeur cru n'est pas fonctionnel. La farine crue est introduite dans le four depuis le silo. Les fumées dégagés du four et de la tour échangeur sont conditionnées et dépoussiérées par injection d'eau dans la tour de conditionnement des gaz et soumises à un autre dépoussiérage ultérieur dans le précipitateur électrostatique. Les poussières récupérées et, par conséquent, les oligo-éléments qu'elle contient sont en partie réinjectés dans le processus de fabrication du ciment lors du broyage du ciment et en partie ajoutés à la farine crue.

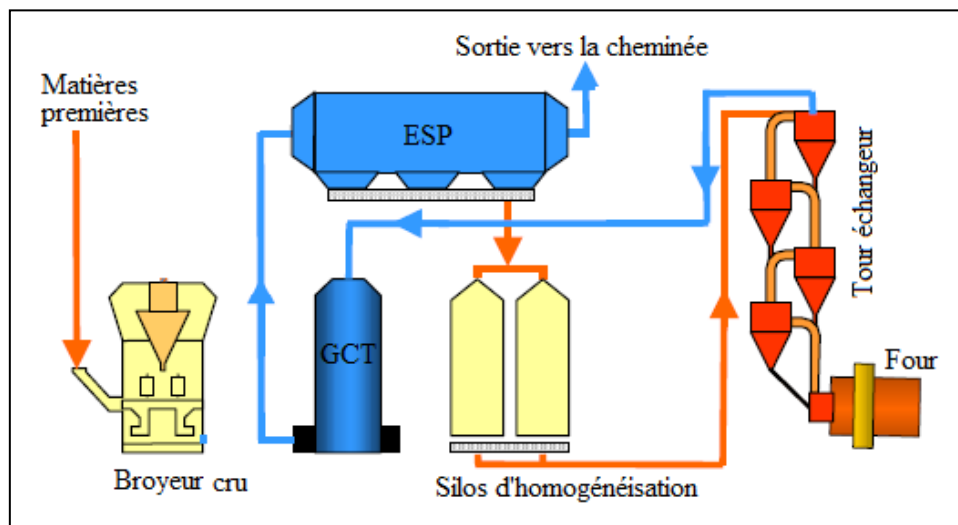


Figure 1.9 Circuit de fumées en mode: système cuisson - GCT - ESP

Dans le fonctionnement mixte (Figure 1.10), une partie des fumées qui vient du four passe à travers la tour de conditionnement des gaz, tandis que l'autre partie est dirigée vers le broyeur cru. Après leurs traitements, toutes les fumées sont envoyées vers le précipitateur électrostatique dans le but de récupérer les poussières.

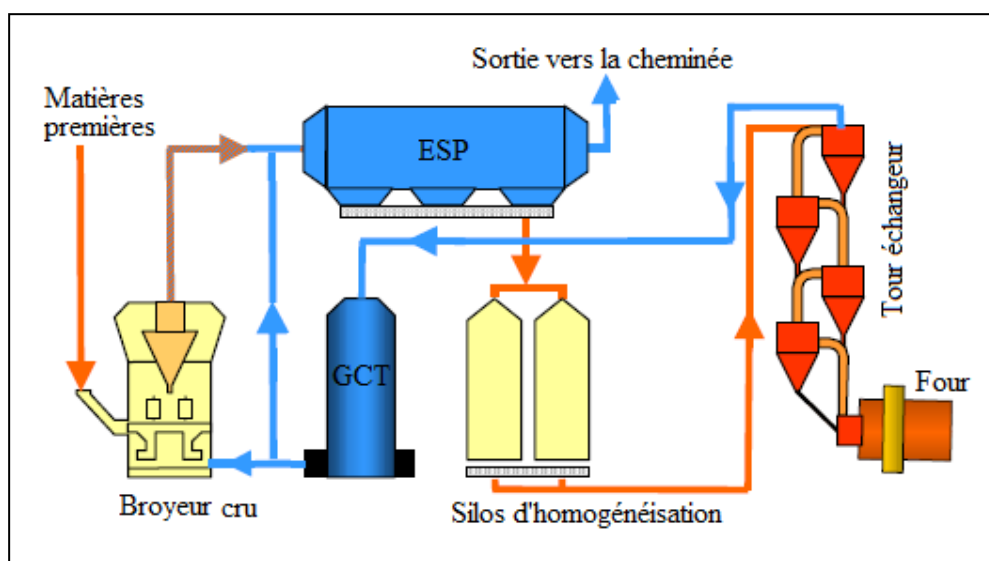


Figure 1.10 Circuit de fumées en mode mixte

Ces différents modes de fonctionnement ont une influence considérable sur la température et les flux de matières entre le broyeur cru, la GCT et le précipitateur électrostatique. Ces modifications affectent également les flux massiques d'oligo-éléments. L'augmentation des températures des gaz pendant le fonctionnement direct entraîne des niveaux d'émission de mercure supérieurs à ceux du mode composé [8,31].

4. Les équipements de conditionnement et de récupération des poussières

4.1 La tour de conditionnement des fumées

La tour de conditionnement des gaz permet de traiter les fumées tirées du four et de la tour échangeur par le premier ventilateur de tirage. Ainsi, les fumées entrent dans la GCT par le haut à une température comprise entre 350 et 400 °C, et sort par le bas à une température comprise entre 150 et 190 °C (Figure 1.11). La chute de la température des fumées est obtenue par l'injection d'eau en haut de la GCT. l'injection d'eau entraîne également une précipitation d'une partie des poussières au fond de la GCT [32-34].

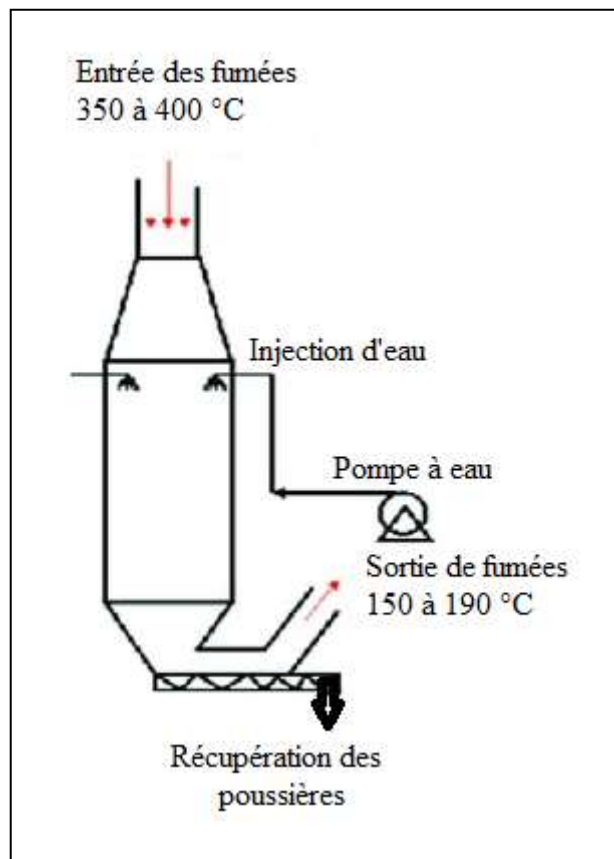


Figure 1.11 Tour de conditionnement des gaz

4. Le précipitateur électrostatique

Le précipitateur électrostatique (ESP: Electrostatic Precipitator), connu aussi sous le nom de filtre électrostatique ou électro-filtre, est un équipement électrique. Il utilise les forces électriques pour séparer les particules solides (poussière, voire la fumée) d'un gaz. Il a une forme cubique avec une entrée de fumée sur un côté, une sortie des gaz sur le côté en face de l'entrée et une sortie des poussières en bas (Figure 1.12) [35].

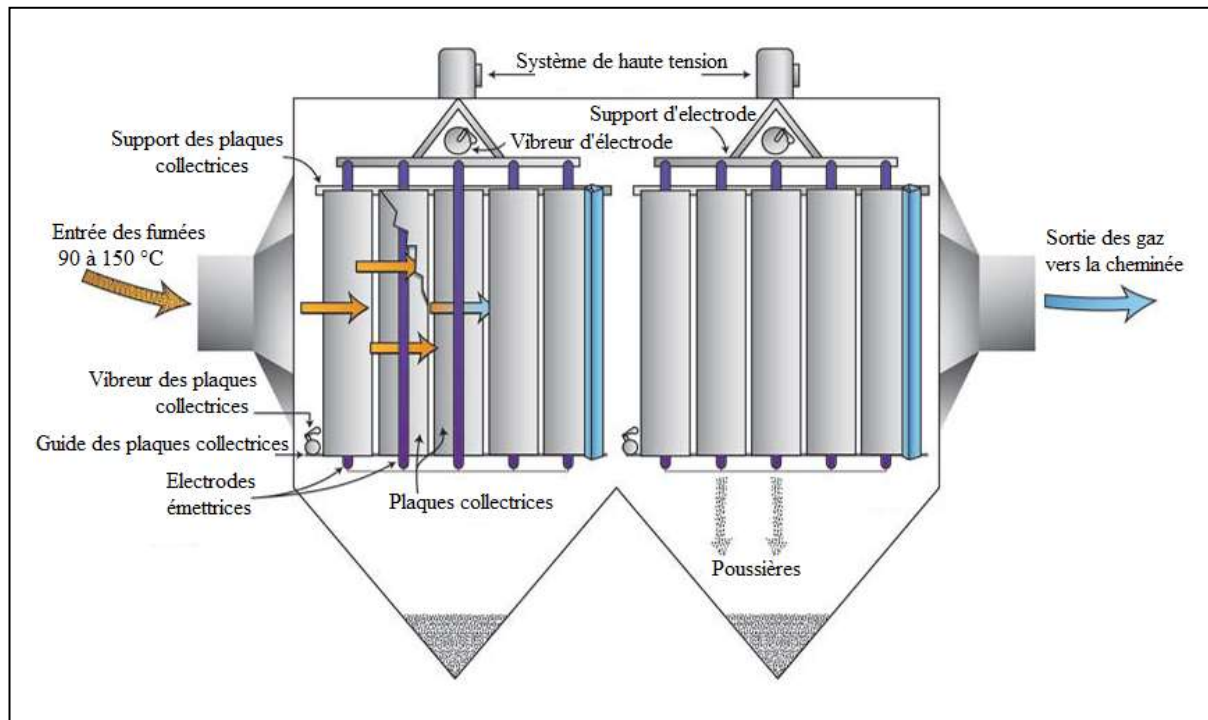


Figure 1.12 Précipitateur électrostatique

L'ESP est constitué de grilles de plaques métalliques, suspendues verticalement, portés à une haute tension (plaques collectrices) et des tiges métalliques (électrodes de décharge) placées entre les plaques. L'ensemble des plaques et des tiges est relié à un système de vibration qui permet de les secouer. Les électrodes de décharge sont portées à une haute tension à charge négative (supérieure à -50 kV) placées entre des électrodes de collecte et mises à la terre. Sous l'influence de la couronne, générée par une tension négative élevée, les particules de poussière se chargent négativement (ionisées), migrent vers les électrodes de collecte. La trajectoire des particules en migration est normale au flux de gaz. Les forces agissant sur la particule en migration, à savoir électriques, visqueuses, inertielles et gravitationnelles sont indiquées sur la figure 1.13. Lors de la collecte, les particules de poussière déchargent leur charge sur l'électrode collectrice. La couche de poussière formée sur les plaques collectrices est délogée par frappe (vibration) et récupérée dans des trémies situées au bas de l'ESP [17].

Les caractéristiques des gaz et des poussières affectent l'efficacité de la collecte des poussières de l'ESP. Le choix de la conception ESP appropriée et d'autres équipements dans le processus de dépolluissage, en occurrence la GCT, dépend de ces caractéristiques [5].

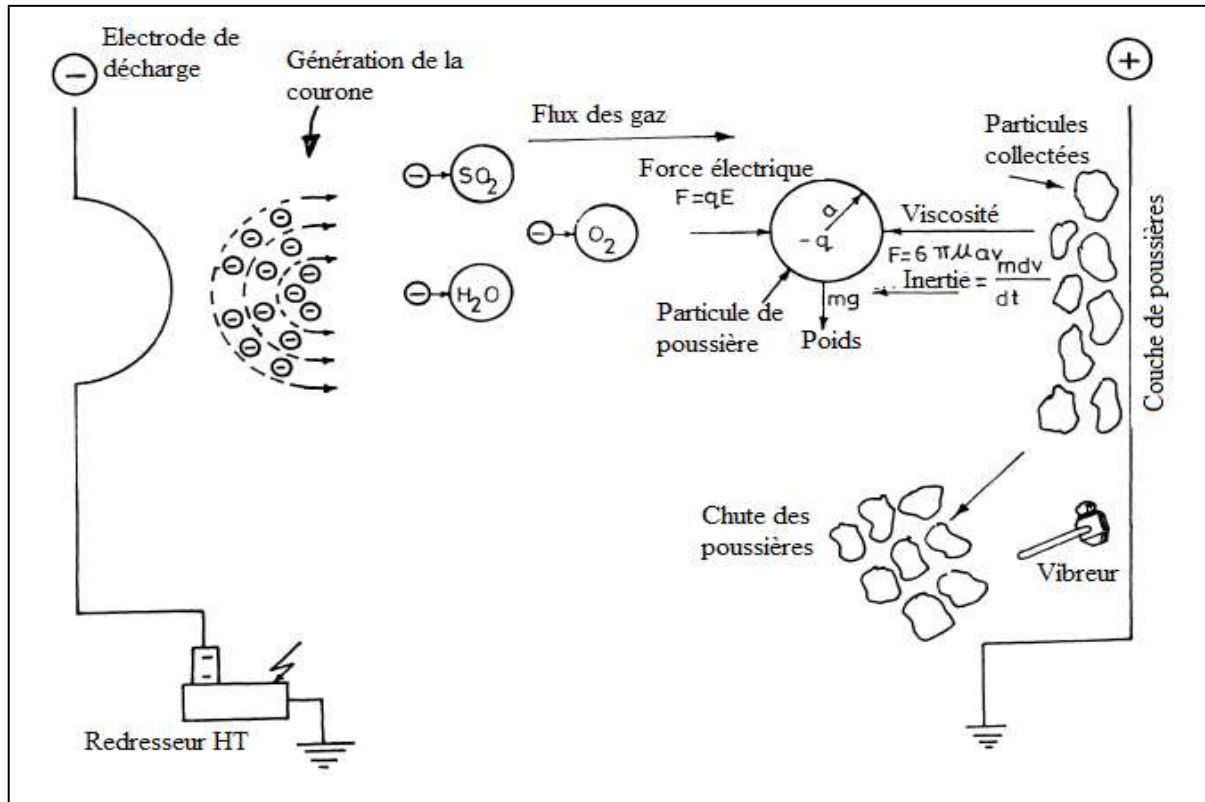


Figure 1.13 Principe de fonctionnement du précipitateur électrostatique

5. Analyse du fonctionnement des circuits de fumées et position du problème à résoudre

5.1 Analyse du fonctionnement des circuits de fumées

A la lumière de l'analyse de l'état de l'art sur les circuits des fumées des cimenteries et de l'études des différents équipements de traitement des fumées et de récupération des poussières nous pouvons constater les anomalies suivantes:

- Emission des poussières dans l'atmosphère dépasse le taux accepté, chose qui nuit à la santé humaine et provoque la pollution de l'environnement;
- Fumées mal conditionnées à l'entrée du précipitateur électrostatique provoque une diminution du rendement de ce dernier;
- Fonctionnement sous-optimal de la GCT du au mauvais contrôle de son système d'injection d'eau;
- formation de la boue au font de la GCT;
- Bouchage des buses des systèmes d'injection d'eau dans la GCT.

5.2 Position du problème à résoudre

De ce qui précède, le présent travail sera dédié à la modélisation et au contrôle de la tour de conditionnement des gaz d'une cimenterie.

Pour ce faire, les objectifs à atteindre sont les suivants:

- Le premier objectif consiste en l'analyse des circuits des fumées ainsi que des différents équipements le formants. Les travaux sont accentués sur un équipement jouant un rôle très important dont le rendement des autres équipements de l'installation en l'occurrence la tour de conditionnement des gaz.
- Le deuxième objectif portera sur l'étude des différentes stratégies de contrôle appliquées par les constructeurs de la GCT. Ensuite, le développement d'une nouvelle stratégie de contrôle de la tour de conditionnement des gaz, en tenant compte de toutes les informations disponibles sur l'installation, afin d'optimiser son fonctionnement.
- Ensuite, le troisième sujet sous jacent à l'aspect précédent est le développement d'un modèle de conduite de la tour de conditionnement des gaz en s'appuyant sur l'intelligence artificielle. Le modèle ainsi obtenu sera à la base de tout développement de solution de commande de ce système.
- Enfin, l'objectif global de cette thèse est de répondre à un besoin fondamental qui est l'amélioration du rendement des systèmes de dépoussiérage et de conditionnement des gaz employés dans l'industrie du ciment. Cet objectif sous entend la mise en œuvre des outils et des informations pertinentes pour le choix des régulateurs et le calcul des paramètres de réglage pour le contrôle de la tour de conditionnement des gaz.

6. Conclusion

Les poussières générées au cours du processus de fabrication du ciment sont dues, principalement, à l'utilisation des ventilateurs de tirage. Toutefois, ces derniers ont pour rôle d'évacuer les gaz, générés dans le système de cuisson, vers les cheminées. Le traitement des fumées, ainsi créées, revient à séparer les poussières des gaz. Les poussières sont recyclées et réinjectées dans le processus de production du ciment et les gaz sont envoyés dans l'atmosphère à travers les cheminées.

Pour ce faire, des équipements nécessaires sont installés sur le circuit des fumées, à savoir: la tour de conditionnement des gaz et le précipitateur électrostatique. L'étude du principe de fonctionnement de la tour de conditionnement des gaz fera l'objet du chapitre suivant.

Chapitre II

Etude et analyse du fonctionnement de la tour de conditionnement des gaz

1. Introduction

Le processus de fabrication du ciment engendre des émissions de fumées, composées de poussières et de gaz, à tous les niveaux de la production. Nonobstant que le dit processus ne cesse d'être amélioré avec des technologies nouvelles afin de réduire ces impacts sur l'environnement, l'adoption des technologies de filtration telles que les filtres et les tours de conditionnement des gaz pour capter les poussières générées reste la meilleure solution pour protéger l'environnement des effets néfastes de ces fumées [1,2].

La tour de conditionnement des gaz GCT (Gas Conditioning Tower) est un équipement essentiel du système de traitement des fumées. Son rôle est de conditionner et de refroidir les gaz du four afin d'assurer leur dépoussiérage dans un précipitateur électrostatique (ESP). Le refroidissement du gaz protège, d'une part, l'ESP des températures élevées et permet d'autre part, de réduire le taux d'humidité, chose qui augmente les performances de l'ESP. De plus, une partie importante des poussières est séparée du gaz par gravité dans la GCT [37].

Ce chapitre sera consacré à une présentation de la GCT, à une étude statique de son fonctionnement, ainsi qu'à une analyse des différentes stratégies de contrôle qui sont déjà implémentées sur ce système.

2. Principe de fonctionnement de la tour de conditionnement des gaz

La tour de conditionnement des gaz est installée entre la source des fumées (four et tour échangeur) et le précipitateur électrostatique (Figure 2.1) [1,2,38]. Elle a pour rôle de conditionner les fumées avant qu'elles passent dans le précipitateur électrostatique (ESP) et de récupérer une partie importante des poussières contenus dans ces fumées. Son principe de fonctionnement est basé sur l'injection de l'eau sous pression (à la température ambiante) à l'entrée, l'eau est vaporisée et circule en courant parallèle avec les fumées. L'interaction de l'eau vaporisée (sous une pression à 33 bars) avec les fumées permet de baisser la température de ces dernières et donc de diminuer la résistivité des poussières qu'elles contiennent. A cet effet, le débit de l'eau injectée doit être régulé en fonction de la valeur souhaitée de la température des fumées à la sortie de la tour de conditionnement.

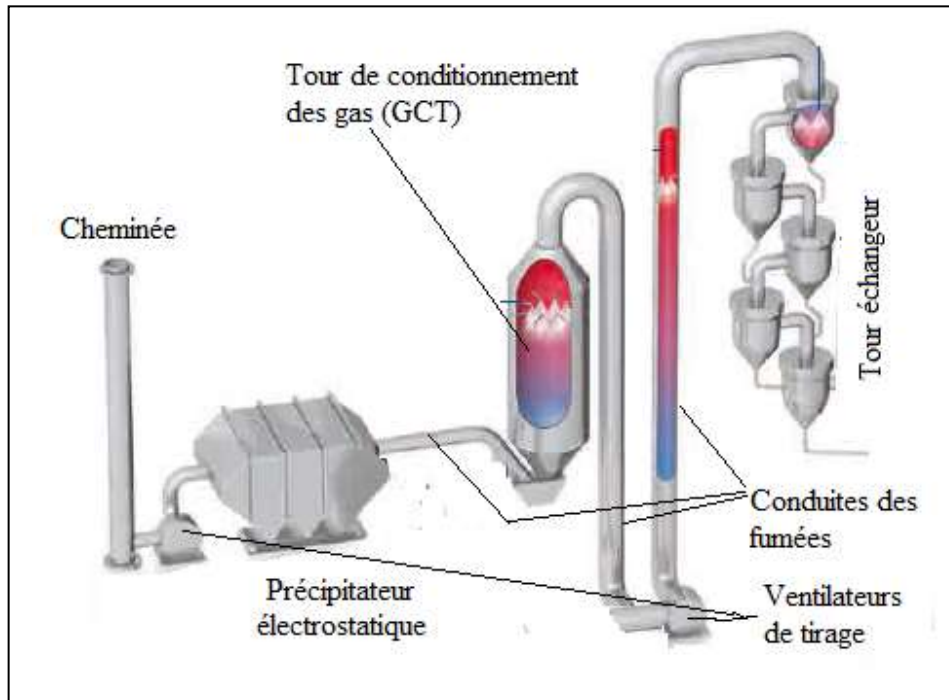


Figure 2.1 GCT dans le circuit des fumées du processus de fabrication du ciment [36]

La figure 2.2 montre la position de la GCT dans une installation réelle de fabrication de ciment. Dans cette installation, la GCT est montée sur le côté de la tour échangeur.

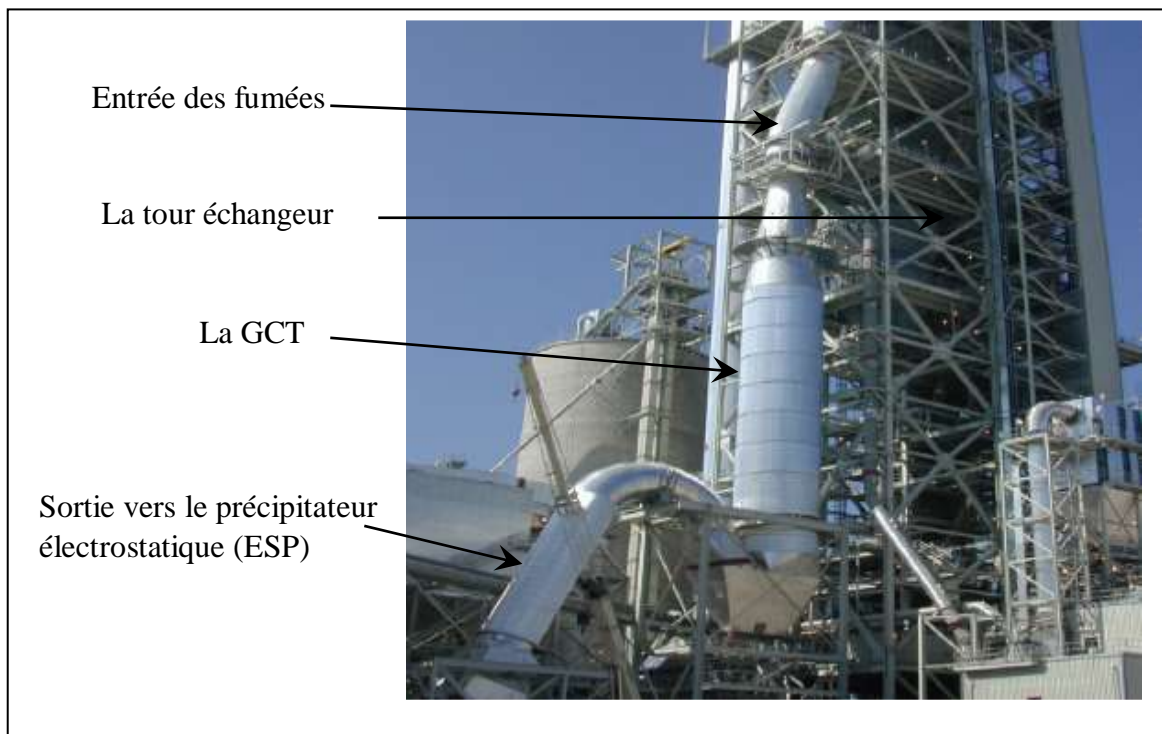


Figure 2.2 Image réelle de la GCT dans une ligne de fabrication du ciment [33]

Une tour de conditionnement conventionnelle est de forme cylindrique verticale, de 28 m de hauteur et 6.3 m de diamètre. Elle est composée d'une ouverture du côté haut pour l'entrée des fumées, d'une ouverture du côté bas pour la sortie des fumées, d'un fond avec une vis sans fin pour la récupération des poussières précipitées, d'un système d'injection d'eau (pulvérisateurs) et d'une plateforme d'accès aux pulvérisateurs (figure 2.3).

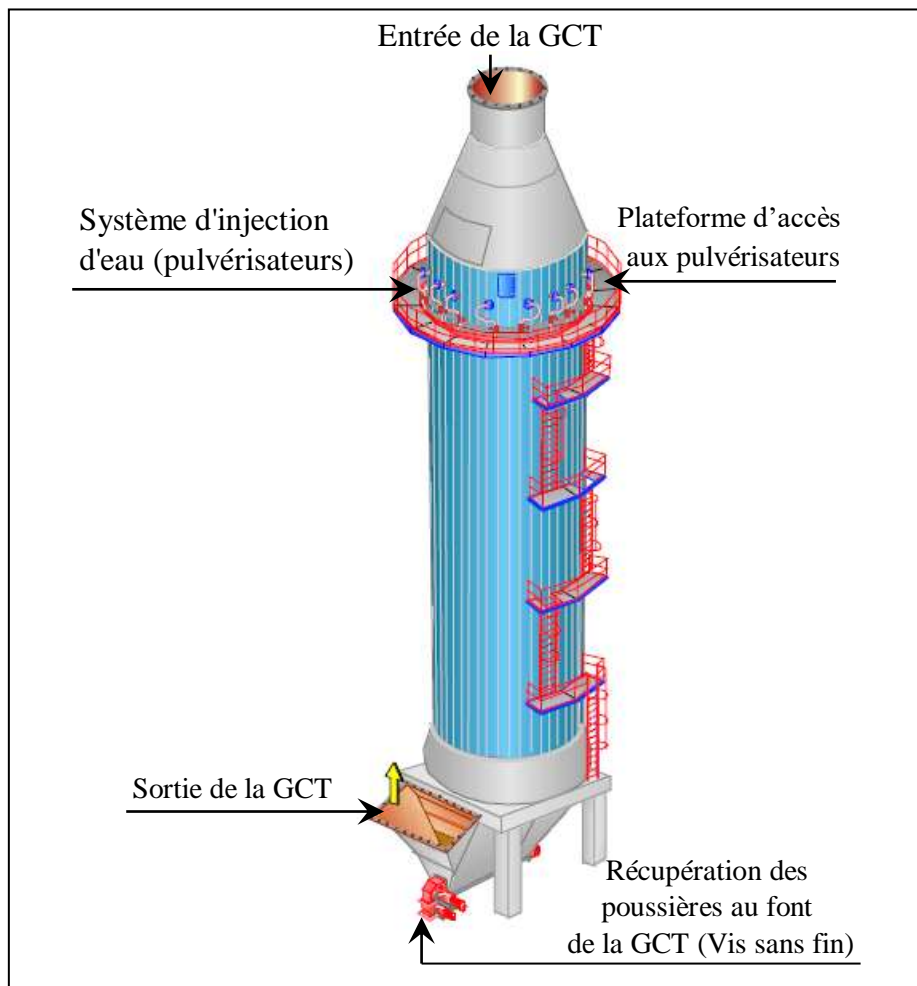


Figure 2.3 Les différents parties de la GCT [39]

Le système de pulvérisation de la GCT est constitué de lances équipées de buses d'injection d'eau (une quinzaine en général). installer pour couvrir tout l'espace interne de la GCT par de l'eau pulvérisé (figure 2.4). Elles sont alimentées en eau par des pompes centrifuges avec une pression de 30 à 35 bars. Pour éviter le retour des fluides, la tour dispose d'un clapet anti-retour de 1,1 KW. Les poussières sont récupérées sur une trémie située au fond de la tour équipée d'un moteur-réducteur d'une puissance de 5,5 KW et d'un convoyeur assurant leur acheminement vers le broyeur pour qu'elles soient réutilisées.



Figure 2.4 Position des buses à l'intérieur de la GCT

3. Etude statique de la tour de conditionnement des gaz

L'étude de la caractéristique statique d'un système renseigne sur la linéarité du procédé autour du point de fonctionnement. Plus cette évolution est linéaire, plus il est aisé d'envisager un contrôle automatique simple du procédé [40].

L'étude statique de la tour de conditionnement des gaz (GCT), consiste à déterminer le débit d'eau nécessaire (G_w) pour obtenir une température des gaz à la sortie de la tour de conditionnement des gaz (T_s) avoisinant les 150°C (point de fonctionnement). Ce calcul sera effectué pour de différentes valeurs de débit de fumées (Q_e), ainsi que pour différentes valeurs de température (T_e) des fumées à l'entrée de la GCT. Les fumées entrent par le haut de la GCT et sortent par le bas de la GCT (figure 2.5).

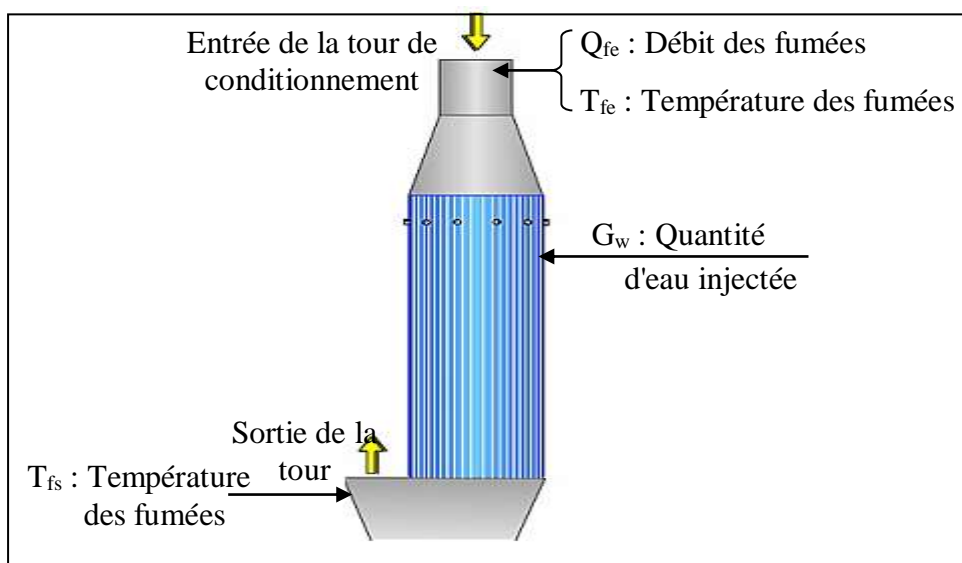


Figure 2.5 Variables d'entrées et de sorties de la GCT [39]

3.1 Les données de base de fonctionnement de la GCT

Les données de base concernent le débit des fumées (Q_{fe}) à l'entrée de la GCT, la température des fumées (T_{fe}) à l'entrée de la GCT, la température des fumées (T_{fs}) à la sortie de la GCT et la température, de rosé, des fumées (T_r) à la sortie de la GCT.

La température de rosée ou point de rosée est la température la plus basse à laquelle une masse d'air peut être soumise, à pression et humidité données, sans qu'il se produise une formation d'eau liquide par saturation.

➤ Les caractéristiques des fumées à l'entrée de la tour de conditionnement sont:

- ✓ Le débit des fumées: $Q_{fe} = 160\ 000\ \text{nm}^3/\text{h}$
- ✓ Température des fumées: $T_{fe} = 360\ \text{°C}$
- ✓ Composition des gaz contenue dans les fumées:

CO ₂	27.91	% volume
H ₂ O	4.75	% volume
O ₂	4.94	% volume
N ₂	62.40	% volume

- ✓ Taux de poussière dans les fumées: $\tau_{pe} = 40\ \text{g}/\text{nm}^3$

➤ La quantité d'eau nécessaire à injecter pour obtenir une température (T_{fs}) à la sortie de la tour.

- ✓ Température à la sortie de la GCT: T_{fs} (ex: $T_{fs} = 150\ \text{°C}$ est le point de fonctionnement du système)
- ✓ La quantité d'eau: G_w (Kg/h)
- ✓ Température de l'eau: $T_w = 20\ \text{°C}$
- ✓ Température de rosé, maximale, des fumées à la sortie de la GCT: $T_r = 120\ \text{°C}$

➤ Les caractéristiques des fumées à la sortie de la tour de conditionnement sont:

- ✓ Taux de poussière dans les fumées : $\tau_{ps} = 25\ \text{g}/\text{nm}^3$
- ✓ Température des poussières précipitées dans la tour : $T_{pp} = 130\ \text{°C}$

3.2 Bilan matière et bilan énergétique de la GCT [22]

Pour tracer la caractéristique statique de la GCT, il est nécessaire de calculer les différents débits d'eau à injecter dans la GCT pour obtenir une gamme de températures en sortie. Pour ce faire, nous faisons d'abord le bilan matière de la GCT pour déterminer la quantité de poussières précipitées dans la tour. Ensuite, nous établirons le bilan énergétique de la GCT, qui permet de

calculer la quantité d'eau nécessaire à injecter dans la GCT pour obtenir une température donnée en sa sortie.

3.2.1 Bilan matière de la GCT

✚ Caractéristique des poussières à l'entrée de la GCT :

- Quantité totale de la poussière contenue dans les fumées (Q_{pe}) :

$$Q_{pe} = Q_{fe} \cdot \tau_{ps} \quad (2.1)$$

Q_{fe} : Débit des fumées

τ_{ps} : Taux de poussières dans les fumées

$$Q_{pe} = 1.6 \cdot 10^5 \times 40 \cdot 10^{-3} = 64 \cdot 10^2$$

$$Q_{pe} = 64 \cdot 10^2 \text{ Kg/h}$$

- Température des poussières (T_{pe}) : Elle est la même que la température des fumées.

$$T_{pe} = 360 \text{ °C}$$

- Quantité d'eau nécessaire à injecter (G_w) : Au départ, le calcul sera effectué, par exemple, pour une température à la sortie de la GCT : $T_{fs} = 150 \text{ °C}$:

✚ Les poussières à l'intérieur et à la sortie de la GCT

- Quantité totale de la poussière contenue dans les fumées (Q_{ps}) :

$$Q_{ps} = Q_{fe} \cdot \tau_{ps} \quad (2.2)$$

$$Q_{ps} = 1.6 \cdot 10^5 \times 25 \cdot 10^{-3} = 40 \cdot 10^2$$

$$Q_{ps} = 40 \cdot 10^2 \text{ Kg/h.}$$

- Quantité de poussière précipitée dans la tour (Q_{pp}) :

$$Q_{pp} = Q_{pe} - Q_{ps} \quad (2.3)$$

$$Q_{pp} = 64 \cdot 10^2 - 40 \cdot 10^2 = 24 \cdot 10^2$$

$$Q_{pp} = 24 \cdot 10^2 \text{ Kg/h.}$$

3.2.2 Bilan énergétique de la GCT

Le bilan énergétique de la GCT permet d'estimer la chaleur à son entrée et à sa sortie. En considérant que le flux de chaleur est constant, nous déterminons la quantité d'eau correspondante

a. Calcul du flux total de chaleur à l'entrée de la GCT

Le calcul du flux total de chaleur à l'entrée de la GCT nécessite le calcul préalable des flux de chaleur des différents composants à l'entrée, à savoir: le flux de chaleur des gaz, le flux de chaleur des poussières et le flux de chaleur de l'eau.

- Flux de chaleur des gaz à l'entrée de la GCT:

$$Q_1^e = Q_{fe} C_g T_{fe} \tag{2.4}$$

Avec :

Q_{fe} : Débit de fumée à l'entrée de la GCT,

T_{fe} : Température des fumées à l'entrée de la GCT,

C_g : Chaleur spécifique des gaz (Voir Annexe 2 - Tableau 1).

- ✓ Calcul de la chaleur spécifique des gaz à $T_{fe} = 360 \text{ }^\circ\text{C}$.

$$C_g^{360} = C_g^{300} + \left(\frac{360-300}{400-300} \right) (C_g^{400} - C_g^{300}) \tag{2.5}$$

Pour une température multiple de 100°C donnée T_x :

$$C_g^{T_x} = \frac{(\%CO_2 \cdot C_p^{T_x} CO_2) + (\%H_2O \cdot C_p^{T_x} H_2O) + (\%O_2 \cdot C_p^{T_x} O_2) + (\%N_2 \cdot C_p^{T_x} N_2)}{100} \tag{2.6}$$

$$C_g^{300} = \frac{((27.91)(0.4469) + ((4.75)(0.3684)) + ((4.94)(0.3240)) + ((62.40)(0.3122))}{100} \cong 0.353 \text{ Kcal/nm}^3.\text{C}$$

$$C_g^{400} = \frac{((27.91)(0.4628) + ((4.75)(0.3739)) + ((4.94)(0.3291)) + ((62.40)(0.3146))}{100} \cong 0.360 \text{ Kcal/nm}^3.\text{C}$$

Alors :

$$C_g^{360} = 0.353 + \left(\frac{360-300}{400-300} \right) (0.360 - 0.353) = 0.357 \text{ Kcal/nm}^3.\text{C}$$

Donc:

$$Q_1^e = (1.6 \cdot 10^5)(0.357)(360) = 20563200 \text{ Kcal/h}$$

- Flux de chaleur des poussières à l'entrée de la GCT:

$$Q_2^e = Q_{pe} C_p T_{pe} \tag{2.7}$$

Avec :

Q_{pe} : Débit de fumée à l'entrée de la GCT,

T_{pe} : Température des poussières à l'entrées de la GCT,

C_p : Chaleur spécifique des poussières (Voir Annexe 2 - Tableau 2).

✓ Calcul de la chaleur spécifique des poussières à $T_{pe} = 360$ °C.

$$C_p^{360} = C_p^{300} + \left(\frac{360-300}{400-300} \right) (C_p^{400} - C_p^{300}) \quad (2.8)$$

$$C_p^{360} = 0.234 + \left(\frac{360-300}{400-300} \right) (0.244 - 0.234) = 0.240 \text{ Kcal/Kg.}^\circ\text{C}$$

Donc:

$$Q_2^e = (64 \cdot 10^2)(0.240)(360) = 552960 \text{ Kcal/h}$$

▪ Flux de chaleur de l'eau à l'entrée de la GCT:

$$Q_3^e = G_w C_w T_w \quad (2.9)$$

Avec :

G_w : Débit d'eau à l'entrée de la GCT,

T_w : Température de l'eau à l'entrées de la GCT,

C_w : Chaleur spécifique de l'eau à 20 °C, tel que:

$$C_w^{20} = 1 \text{ Kcal/Kg.}^\circ\text{C}$$

Donc:

$$Q_3^e = (G_w)(1)(20) = 20 G_w \text{ Kcal/h}$$

En fin, le flux total de chaleur à l'entrée de la GCT est donnée comme suit:

$$Q^e = Q_1^e + Q_2^e + Q_3^e = 20 G_w + 21116160 \text{ Kcal/h}$$

b. Calcul du flux total de chaleur à la sortie de la GCT

Le calcul du flux total de chaleur à la sortie de la GCT passe par le calcul du flux de chaleur des différents composants à la sortie. A savoir: le flux de chaleur des gaz, le flux de chaleur des poussières et le flux de chaleur de l'eau.

▪ Flux de chaleur des gaz à la sortie de la GCT:

$$Q^s = Q_{fs} \cdot C_{gs} \cdot T_{fs} \quad (2.10)$$

Avec :

Q_{fs} : Débit de fumée à la sortie de la GCT,

T_{fs} : Température des fumées à la sortie de la GCT,

C_g : Chaleur spécifique des gaz (Voir Annexe 2 - Tableau 1).

✓ Calcul de la chaleur spécifique à $T_{fs} = 150 \text{ }^\circ\text{C}$:

$$C_g^{150} = C_g^{100} + \left(\frac{150-100}{200-100} \right) (C_g^{200} - C_g^{100}) \quad (2.11)$$

Pour une température multiple de 100°C donnée T_x et en se basant sur l'équation (2.6), nous pouvons écrire :

$$C_g^{100} = \frac{((27.91)(0.4092)) + ((4.75)(0.3596)) + ((4.94)(0.3145)) + ((62.40)(0.3096))}{100} \cong 0.340 \text{ Kcal/nm}^3 \cdot ^\circ\text{C}$$

$$C_g^{200} = \frac{((27.91)(0.4240)) + ((4.75)(0.3635)) + ((4.94)(0.3190)) + ((62.40)(0.3106))}{100} \cong 0.345 \text{ Kcal/nm}^3 \cdot ^\circ\text{C}$$

Alors :

$$C_g^{360} = 0.340 + \left(\frac{150-100}{200-100} \right) (0.345 - 0.340) = 0.325 \text{ Kcal/nm}^3 \cdot ^\circ\text{C}$$

Donc:

$$Q_1^s = (1.6 \cdot 10^5)(0.3425)(150) = 8220000 \text{ Kcal/h}$$

▪ Flux de chaleur des poussières à la sortie de la GCT:

$$Q_2^s = Q_{ps} C_p T_{ps} \quad (2.12)$$

Avec :

Q_{ps} : Débit de fumée à la sortie de la GCT,

T_{ps} : Température des poussières à la sortie de la GCT,

C_p : Chaleur spécifique des poussières (Voir Annexe 2 - Tableau 2).

✓ Calcul de la chaleur spécifique des poussières pour $T_{ps} = 150 \text{ }^\circ\text{C}$.

$$C_p^{150} = C_p^{100} + \left(\frac{150-100}{200-100} \right) (C_p^{200} - C_p^{100}) \quad (2.13)$$

$$C_p^{150} = 0.209 + \left(\frac{150-100}{200-100} \right) (0.220 - 0.209) = 0.2145 \text{ Kcal/Kg} \cdot ^\circ\text{C}$$

Donc:

$$Q_2^s = (40 \cdot 10^2)(0.2145)(150) = 128700 \text{ Kcal/h}$$

- Flux de chaleur des poussières précipitées dans la GCT:

$$Q_3^s = Q_{pps} C_{pp} T_{pp} \quad (2.14)$$

Avec :

Q_{pps} : Quantité des poussières précipitées dans la GCT,

T_{pp} : Température des poussières précipitées dans la GCT,

C_{pp} : Chaleur spécifique des poussières précipitées (Voir Annexe 2 - Tableau 2).

- ✓ Calcul de la chaleur spécifique des poussières précipitées pour $T_{pp} = 130 \text{ }^\circ\text{C}$.

$$C_{pp}^{130} = 0.209 + \left(\frac{130-100}{200-100} \right) (0.220 - 0.209) = 0.2123 \text{ Kcal/Kg.}^\circ\text{C}$$

Donc:

$$Q_3^s = (24 \cdot 10^2)(0.2123)(130) = 66237.6 \text{ Kcal/h}$$

- Flux de chaleur d'évaporation de l'eau dans la GCT:

$$Q_4^s = G_w [r + C_w T_w] \quad (2.15)$$

Avec :

G_w : Quantité d'eau injectée dans la GCT,

T_w : Température de l'eau évaporée à la sortie de la GCT,

r : Chaleur latente de l'eau à $0 \text{ }^\circ\text{C}$, $r = 597.7 \text{ Kcal/kg}$

C_w : Chaleur spécifique de l'eau évaporée.

- ✓ Calcul de la chaleur spécifique de la vapeur à $T_w = 150 \text{ }^\circ\text{C}$

$$C_w^{150} = 0.360 + \left(\frac{150-100}{200-100} \right) (0.364 - 0.360) = 0.362 \text{ Kcal/Nm}^3 \cdot ^\circ\text{C}$$

$$C_w^{150} = \frac{0.362}{0.805} = 0.445 \text{ Kcal/Kg.}^\circ\text{C}$$

Donc:

$$Q_4^s = G_w [(597.7) + (0.445)(150)] = 665 G_w \text{ Kcal/h}$$

En fin, le flux total de chaleur à l'entrée de la GCT est donnée comme suit:

$$Q^s = Q_1^s + Q_2^s + Q_3^s + Q_4^s = 665 G_w + 8414937.6 \text{ Kcal/h}$$

c. La quantité d'eau nécessaire à injecter dans la GCT

Le bilan énergétique de la GCT implique que le flux total de chaleur à l'entrée de la GCT égal au flux total de chaleur à la sortie, c'est-à-dire:

$$Q^s = Q^e \quad (2.16)$$

Alors: $665 G_w + 8414937.6 = 20 G_w + 21116160$

d'où: $G_w = 19691.81 \text{ Kg/h}$

d. Vérification et validation des résultats

Pour préserver l'ESP et garantir son efficacité, il faut que la température de rosée à la sortie de la GCT (T_{rs}) soit sensiblement inférieure à la température de rosé maximale T_r .

$$T_{rs} < T_r \quad (2.17)$$

- Teneur en humidité des fumées à la sortie de la GCT

$$U_g = \frac{\left[\frac{\% H_2O \cdot Q_{fe} + V_w}{100} \right] \cdot \rho_{H_2O}}{Q_{fe} + V_w} \quad (2.18)$$

Avec:

$\rho_{H_2O} = 0.805 \text{ Kg/Nm}^3$: Masse volumique de l'eau;

$V_w = \frac{G_w}{\rho_{H_2O}}$: Volume d'eau à injecter dans la GCT.

Donc:

$$U_g = 0.140 \frac{\text{Kg}}{\text{Nm}^3} = 140 \frac{\text{g}}{\text{Nm}^3}$$

- Température de point de rosé à la sortie de la GCT

L'humidité de l'air saturé (humidité relative 100%) est obtenu à partir d'un tableau (voir annexe A), telle que :

- l'humidité à 60 °C est 130 g/Nm³;
- l'humidité à 70 °C est 198 g/Nm³;

Alors la teneur en humidité de 140 g/Nm³ est pour une température de point de rosé T_{rs} telle que:

$$T_{rs} = 60 + \left[\frac{140-130}{198-130} \right] [70 - 60] = 61.5 \text{ °C}$$

En fin : ($T_{rs} = 61.5 \text{ °C}$) < ($T_r = 120 \text{ °C}$) donc la condition (2.17) est vérifiée.

3.3 La caractéristique statique de la GCT

La détermination du bilan énergétique de la GCT, pour différents débits de fumées et différentes températures à son entrée, permettra de tracer la caractéristique statique de la GCT.

La première caractéristique étudiée est l'évolution de la température de sortie de la GCT en fonction du débit d'eau injecté pour différents débits de fumées et à température constante ($T_{fe} = 360 \text{ °C}$) à l'entrée de la GCT. Les résultats sont donnés dans le tableau.1. La figure 2.6 présente le tracé de cette caractéristique statique.

Tableau 2.1 Bilan énergétique pour différents débit de fumées

T_{fs} (°C)	G_w (Kg/h)		
	$Q_{fe} = 110000 \text{ Nm}^3/\text{h}$	$Q_{fe} = 160000 \text{ Nm}^3/\text{h}$	$Q_{fe} = 200000 \text{ Nm}^3/\text{h}$
80	21620,2	27753,69	34460,47
90	19463,86	25511,09	31680,65
100	17721,77	24035,36	29812,56
110	16754,27	22871,68	28030,96
120	15921,77	21946,87	26795,95
130	15310,82	20749,06	25689,31
140	14551,66	20299,61	24617,66
150	14038,12	19691,81	23851,28
160	13569,98	18780,64	23169,16
170	13411,75	18412,41	22707,78
180	12991,97	18121,72	22045,52
190	12671,9	17738,87	21654,92

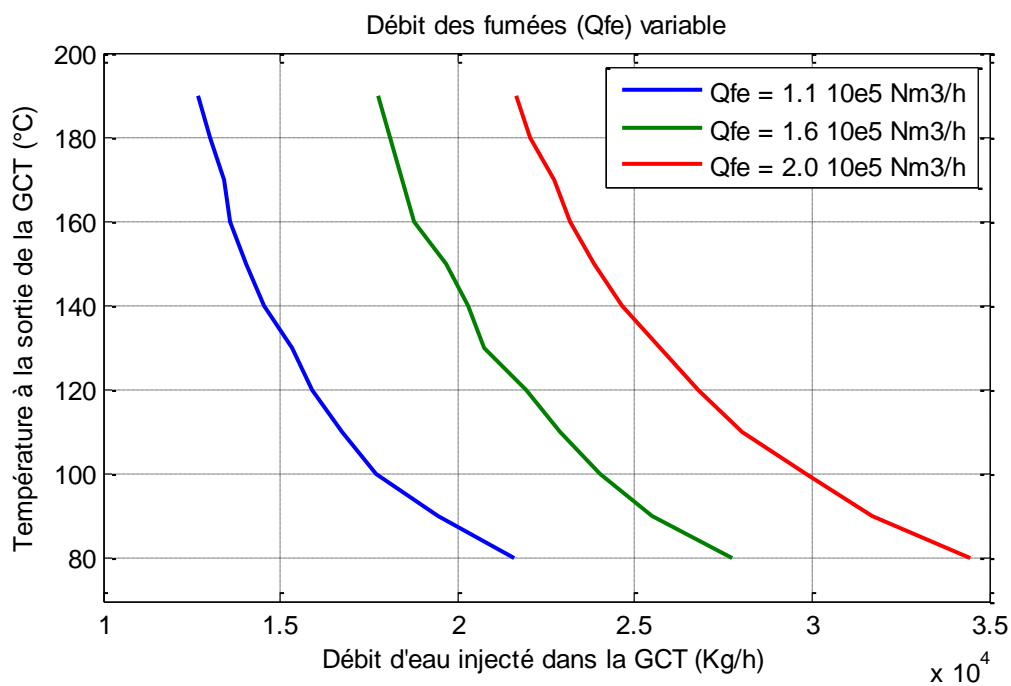


Figure 2.6 Caractéristiques statiques de la GCT pour différents débits d'entrée de

La seconde caractéristique étudiée concerne l'évolution de la température de sortie de la GCT en fonction du débit d'eau injecté pour différentes températures des fumées à l'entrée de la GCT avec un débit de fumées constant ($Q_{fe} = 1.6 \cdot 10^5 \text{ Nm}^3/\text{h}$). Les résultats sont résumés dans le tableau 2.1. La figure 2.7 présente le tracé de cette caractéristique statique.

Tableau 2.2 Bilan énergétique pour différentes température des fumées

T _{fs} (°C)	G _w (Kg/h)		
	T _{fe} = 300 °C	T _{fe} = 350 °C	T _{fe} = 380 °C
80	19693.13	24202.05	28195.88
90	17550.22	22563.20	26287.41
100	16265.66	21250.44	24874.85
110	15027.73	20531.50	23955.17
120	14911.91	19228.43	22754.36
130	13148.82	18552.65	21872.82
140	12426.33	17758.40	21135.28
150	11705.45	17145.66	20245.32
160	11258.38	16588.30	19551.60
170	10658.75	16117.92	19086.42
180	10684.42	15552.58	18529.89
190	10177.50	15256.08	18311.30

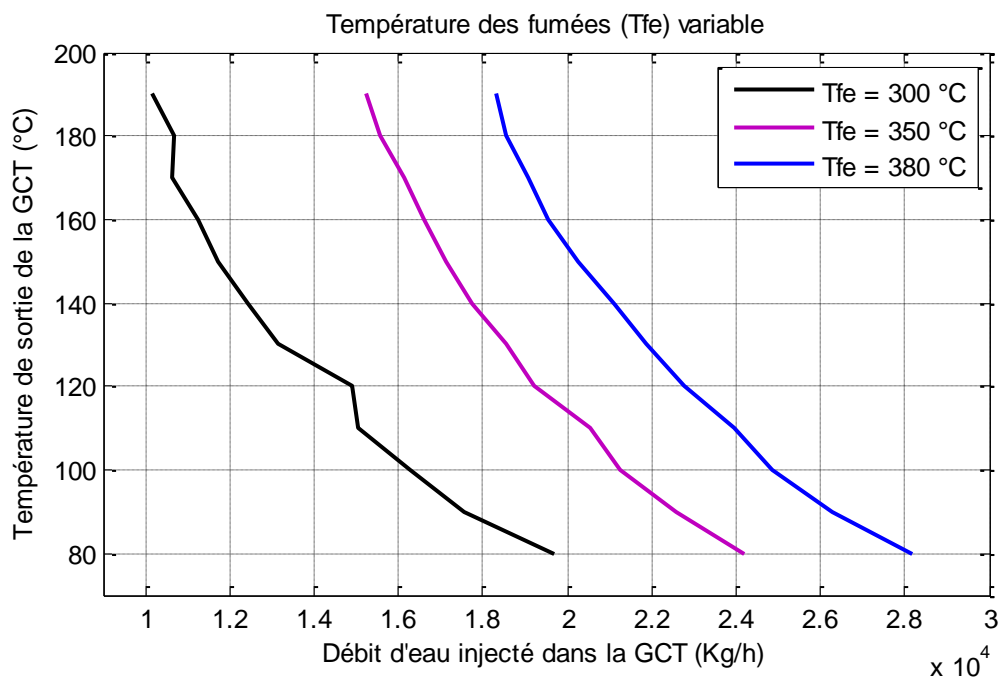


Figure 2.7 Caractéristiques statiques de la GCT pour différentes températures des fumées

L'analyse des courbes des figures 2.6 et 2.7 montre, clairement et dans tous les cas de figures, que la variation du débit d'eau (entrée du système) n'est pas proportionnelle à la variation de la température (sortie du système), car ces dites courbes ne sont pas des droites.

Ce résultat d'analyse nous permet de conclure que le système étudié, à savoir la tour de conditionnement des gaz GCT, est un système non linéaire.

4. Stratégies de contrôle de la température des gaz à la sortie de la GCT

Le contrôle du fonctionnement de la GCT se traduit par le contrôle de la température des fumées à la sortie de cette dernière par action sur le débit d'eau. A cet effet, les informations utilisées pour atteindre cet objectif sont: la température et le débit des fumées à l'entrée de la GCT.

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

4.1 Stratégie de contrôle basée seulement sur la température à la sortie de la GCT

Dans cette solution de contrôle, le contrôleur permet de réguler la température à la sortie de la tour (T_{fs}) en agissant sur une vanne d'eau et n'utilise comme information que cette température et la température de référence T_{fr} (Figure 2.8). Dans ce cas, généralement, le contrôleur est de type logique floue (basé sur les systèmes flous) [34].

On remarque sur le schéma de la figure 2.8 que les fumées entrent par le haut de la tour et sortent par le bas pour se diriger vers l'ESP. L'eau utilisée est injectée en haut de la tour à partir d'un réservoir par le biais d'une pompe centrifuge. Le contrôleur agit sur la vanne de contrôle de telle sorte que:

- Si la température T_{fs} à la sortie de la GCT augmente au dessus de la température de référence T_{fr} , le contrôleur agit par diminution de la course de la vanne, avec un certain pourcentage, alors une quantité d'eau supplémentaire est injectée dans la GCT, chose qui permet de diminuer la valeur de la température T_{fs} ;
- Si la valeur de la température T_{fs} à la sortie de la GCT diminue au dessous de la température de référence T_{fr} , le contrôleur ouvre la vanne, avec un certain pourcentage, et la quantité d'eau injectée dans la CGT diminue, ce qui permet de faire augmenter la valeur de la température T_{fs} à la sortie de cette dernière.

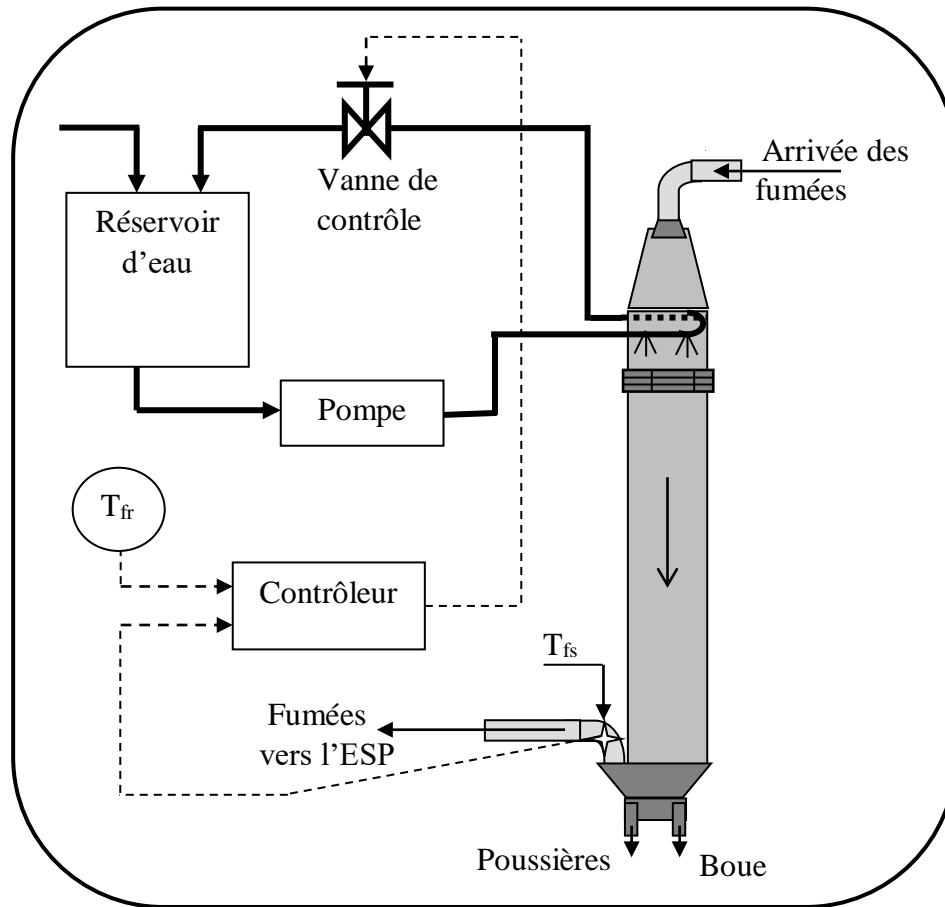


Figure 2.8 Schéma de principe de contrôle basé sur la température de sortie de la GCT

La stratégie de contrôle basée, uniquement, sur la température à la sortie de la tour a été l'œuvre d'un brevet de Schwab et al qui ont proposé une technique de régulation de température dont la totalité des fumées passe par la GCT (Figure 2.9) [41].

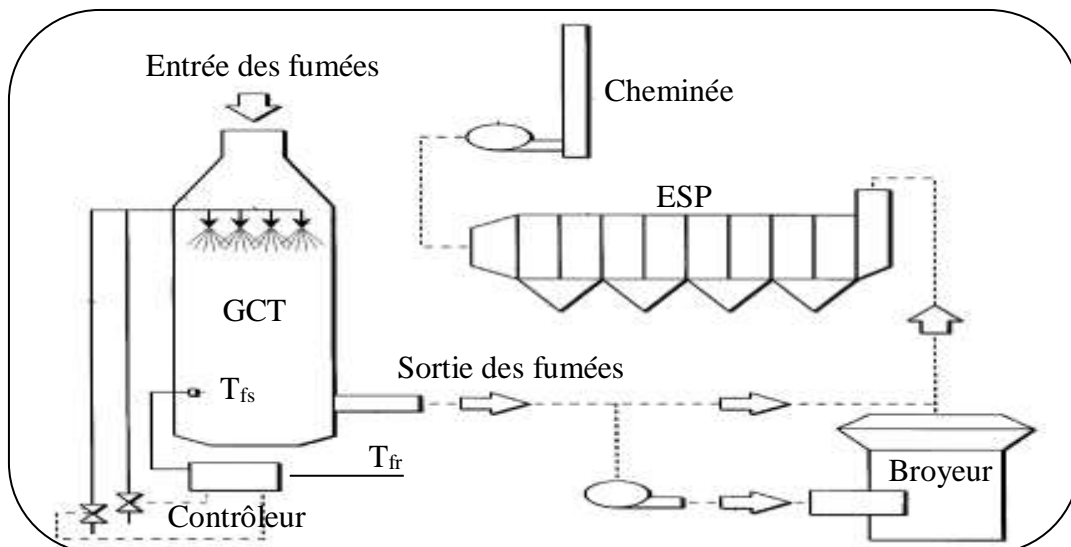


Figure 2.9 Schéma de la stratégie de contrôle proposé par Schwab et al.

Cette stratégie a été, également, adoptée et implémentée par la société BIPROMET [34]. La figure 2.10 présente le schéma de contrôle conçu par cette société qui est spécialisé dans la construction et le contrôle des équipements destinés pour l'industrie du ciment.

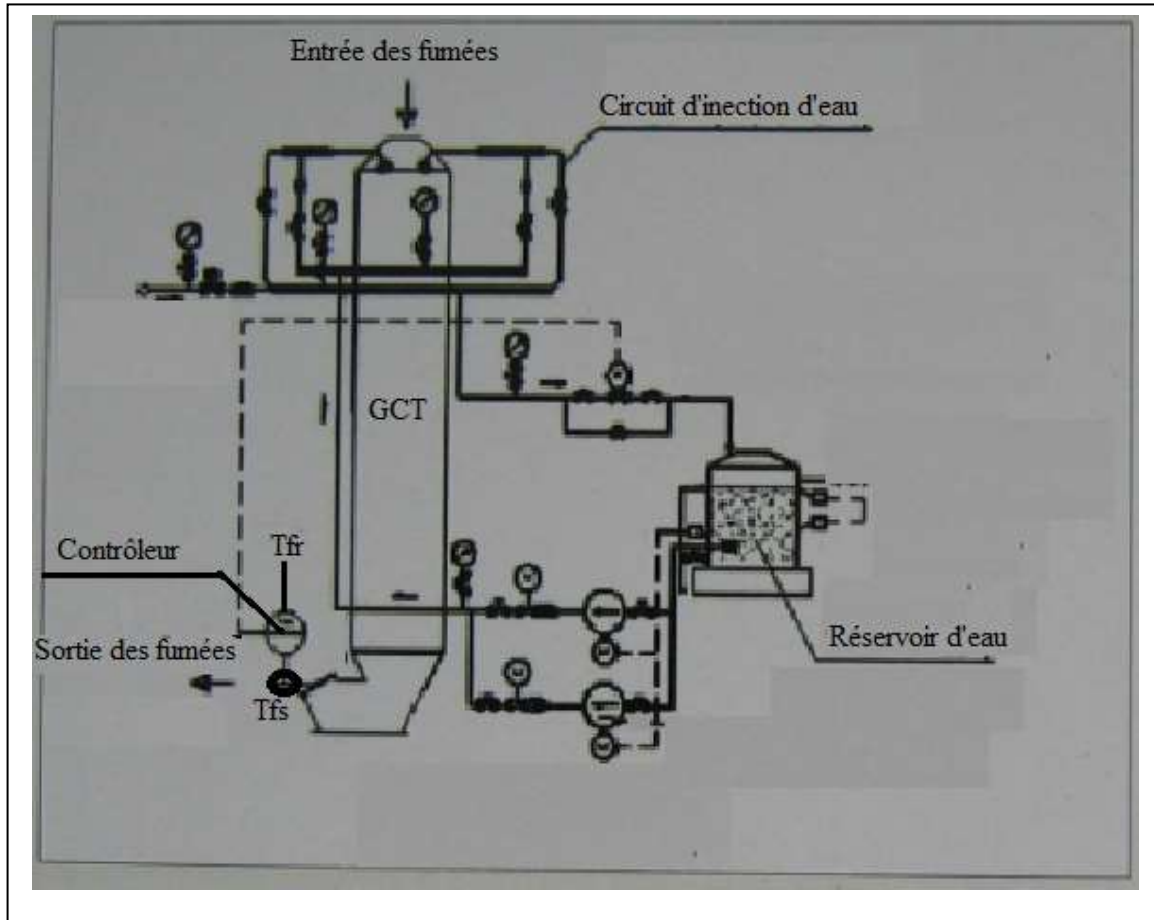


Figure 2.10 Schéma de la stratégie de contrôle implémenté par de la société BIPROMET

4.2 Stratégie de contrôle basé sur les températures à l'entrée et à la sortie de la GCT

Etant donné que la variation de la température (T_{fe}) à l'entrée de la GCT perturbe la stabilité du fonctionnement de cette dernière, une autre stratégie de contrôle a été mise en évidence.

Dans cette stratégie, le contrôleur agit sur la vanne de contrôle du débit d'eau injectée dans la GCT en tenant compte des valeurs des températures à la sortie (T_{fs}) et à l'entrée (T_{fe}) de la GCT. Le signal de commande de la vanne d'injection d'eau est calculé, d'abord par rapport à la température des fumées à la sortie (T_{fs}), puis il est corrigé en fonction de la variation de la température des fumées à l'entrée.

Le schéma détaillé de cette stratégie est présenté dans la figure 2.11.

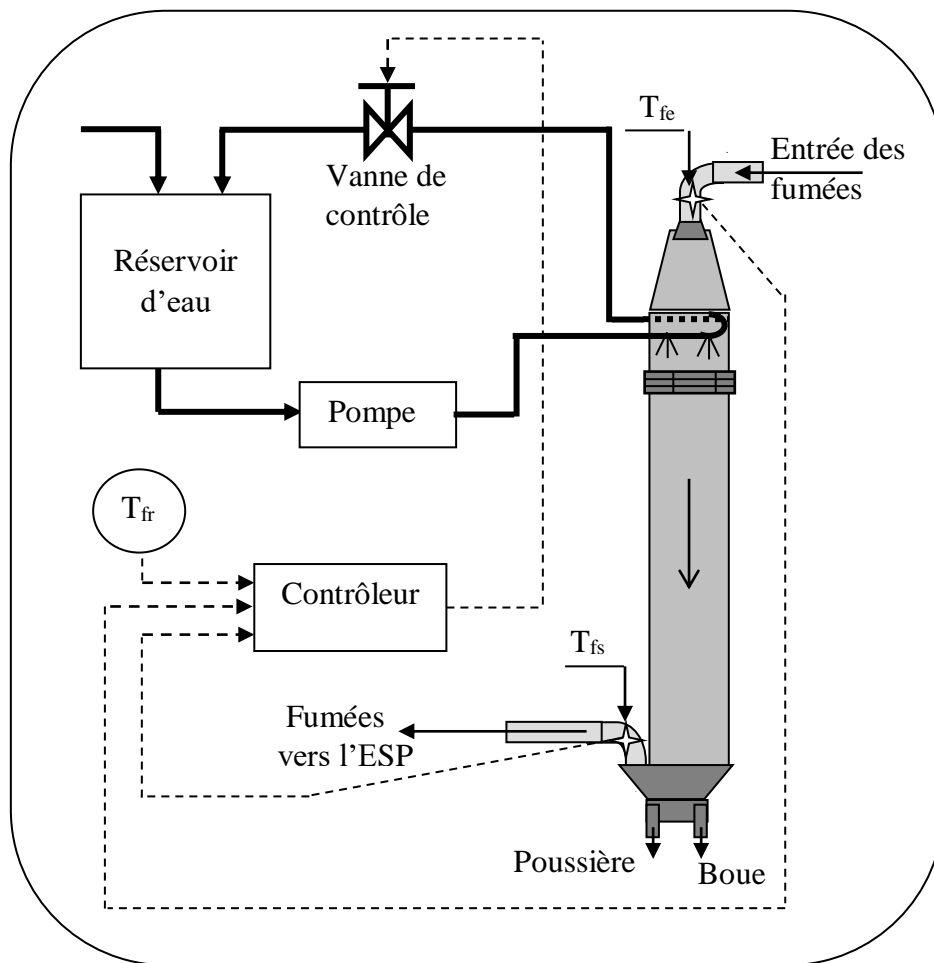


Figure 2.11 Schéma détaillé de la stratégie basée sur les températures d'entrée et de sortie

La stratégie de contrôle basé sur les deux températures a été proposée par Reigel et al [11]. Reigel a mit l'accent, en particulier, sur la technique d'injection d'eau et sur l'orientation des buses. Il a proposé une boucle de régulation en cascade (Figure 2.12). Cette boucle de régulation en cascade prend en considération les deux températures à l'entrée et à la sortie de GCT. La boucle de réglage interne réagit pour des variations sur la température T_{fe} et la boucle externe réagit pour des variations de la température de T_{fs} .

Par ailleurs, la société EnviroCare [33] a implémenté une stratégie de réglage similaire à la méthode décrite ci dessus et le schéma fonctionnel détaillé de ce circuit de régulation est présenté sur la figure 2.13. Dans une installation type, les signaux des thermocouples sont comparés à une température de référence et un signal est transmis à la vanne de contrôle du débit d'eau. La vanne de contrôle de la circulation d'air est alors modulée pour contrôler le rapport air-eau approprié.

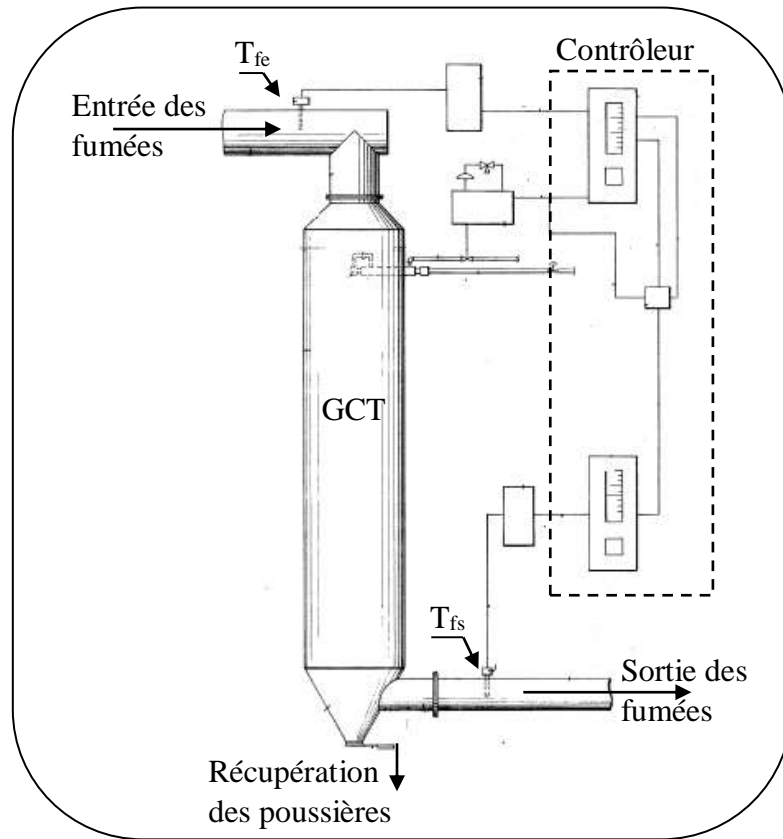


Figure 2.12 Schéma de contrôle de la stratégie proposé par Reigel et al.

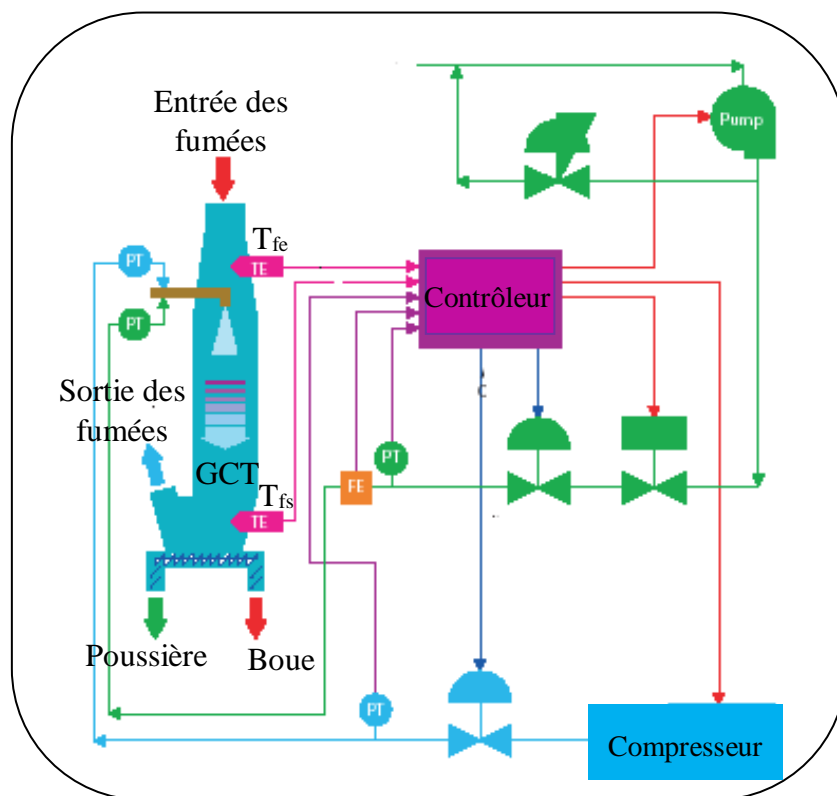


Figure 2.13 Schéma de contrôle implémenté par la société EnviroCare

4.3 Stratégie de contrôle basée sur la température des fumées à la sortie de la GCT et sur la température et le débit des fumées à son entrée.

L'autre variable qui est prise en considération dans cette stratégie est le débit des fumées Q_{fe} à l'entrée de la GCT. En tenant compte de cette variable, nous pouvons contrôler avec plus de précision la température T_{fs} .

En effet, étant donné, que les variables, température (T_{fe}) et le débit (Q_{fe}), des fumées sont deux grandeurs perturbatrices, la compensation de leurs actions permet de stabiliser d'avantage et d'optimiser la conduite de la GCT.

Le schéma de principe dans ce cas est illustré par la figure 2.14.

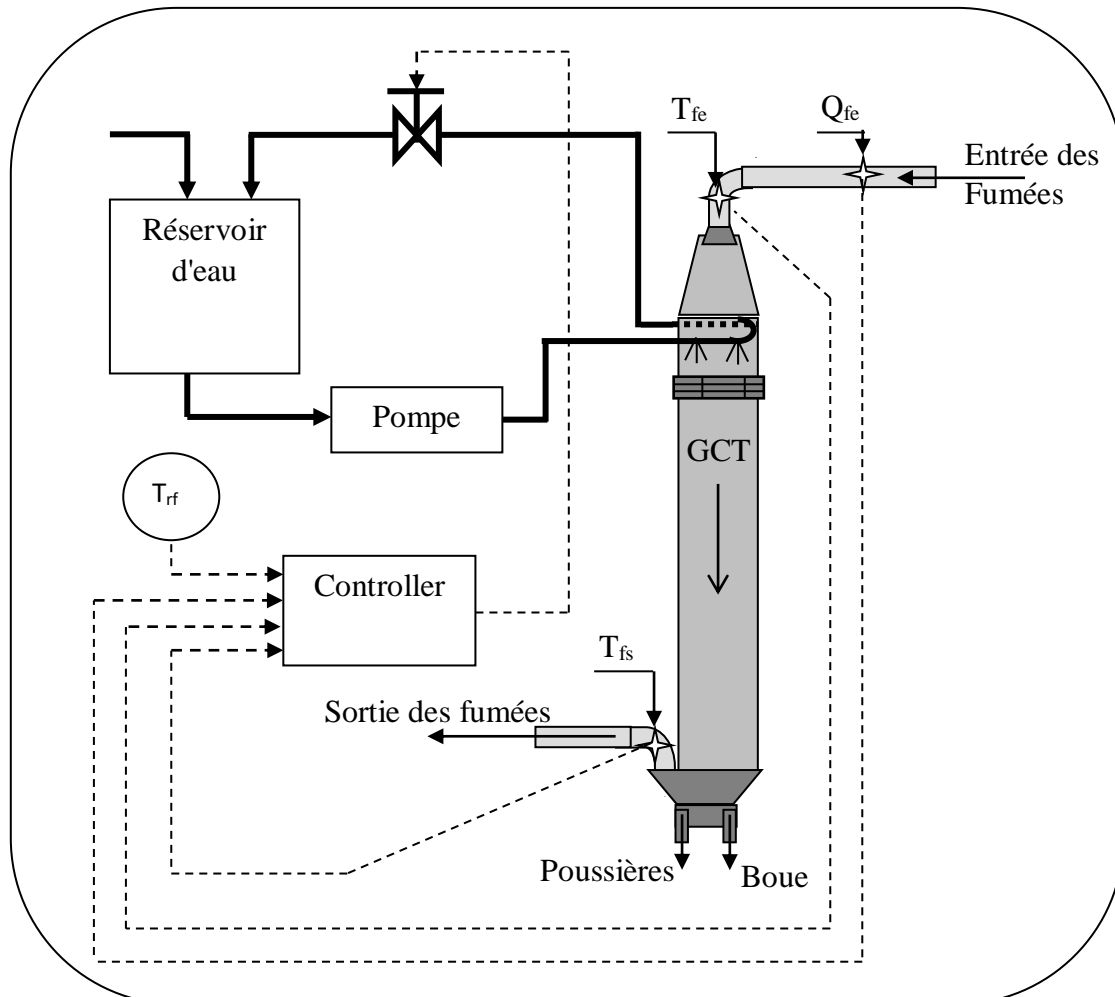


Figure 2.14 Schéma de la stratégie de contrôle basée sur la températures en sortie, la température et le débit des fumées à l'entrée

Cette stratégie de contrôle a été proposée par Schioth [4]. Ce dernier a développé un régulateur basé sur les principes de la thermodynamique en vue d'obtenir une réactivité supérieure des poussières à la sortie de la GCT. Chose qui permet d'améliorer les performances du précipitateur électrostatique (ESP), qui se situe juste en aval de la GCT. Le schéma détaillé de cette implémentation est présenté dans la figure 2.15.

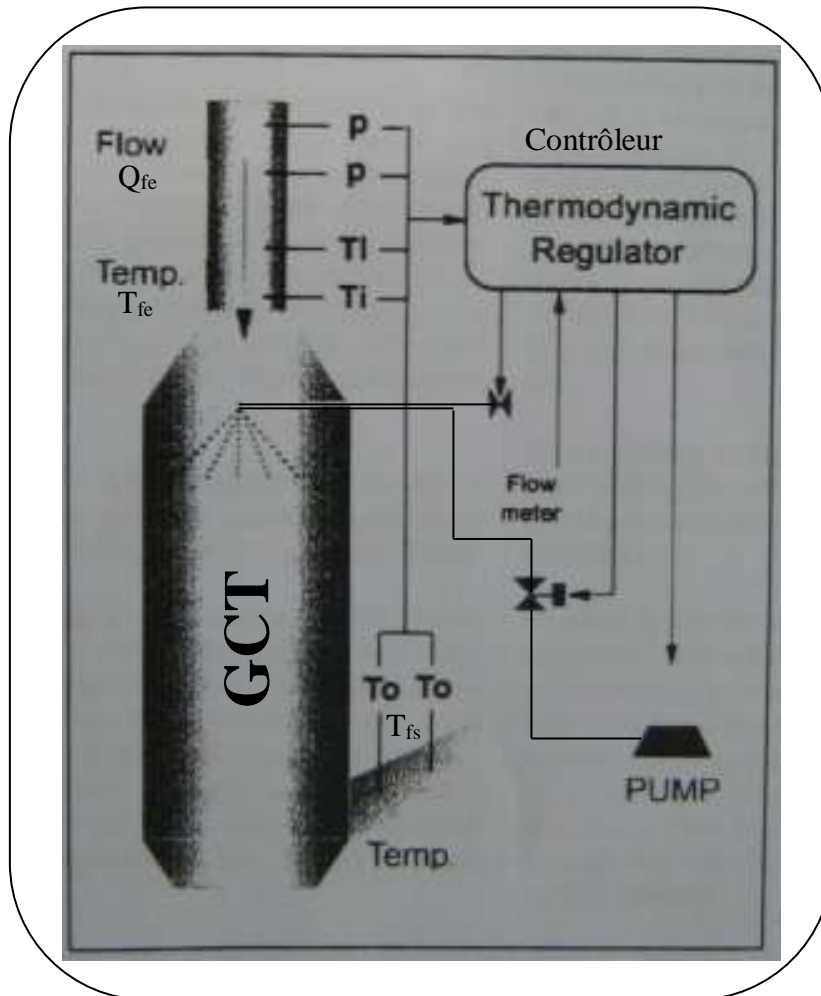


Figure 2.15 Schéma de la stratégie de contrôle proposé par Schioth

Dans cette stratégie, le contrôle de la température à la sortie de la GCT est ramené au contrôle de la quantité de chaleur véhiculée par les fumées. La mesure de débit et de la température des fumées à l'entrée de la GCT, avant que ces dernières n'entrent dans la zone d'évaporation de l'eau, permet de calculer la quantité de chaleur dégagée par ces dernières. Les mesures sont transmises au contrôleur qui calcule le débit d'injection d'eau requis pour éliminer la quantité de chaleur excédentaire.

5. Conclusion

L'étude statique de la tour de conditionnement des gaz nous a permis de constater que ce système est non linéaire. Par conséquent, l'étude de la GCT sera effectuée en faisant référence à la théorie des systèmes non linéaires.

L'utilisation d'une tour de conditionnement dans une chaîne de production de ciment est indispensable pour améliorer les performances du précipitateur électrostatique. Même si le réglage de la température des fumées à la sortie de cette dernière a fait l'objet de plusieurs travaux de recherche, le développement d'une méthode de réglage qui prend en compte le bouchage des buses permettra d'améliorer les performances de la GCT.

En outre, étant donné que les performances du précipitateur électrostatique dépendent de la température des fumées à leur entrée, une nouvelle stratégie de contrôle sera proposée dans le dernier chapitre.

Par ailleurs, en vue d'élaborer le système de réglage du processus de conditionnement des fumées, qui est un processus parmi les plus complexes, nous proposons de baser l'étude sur le modèle de fonctionnement, A cet effet, nous avons procédé à des tests expérimentaux.

Dans l'objectif de développer la stratégie suscitée, il est nécessaire, en premier lieu, de modéliser la tour de conditionnement des gaz, chose qui fera objet des chapitres suivants.

Chapitre III

Modélisation et identification des processus par les réseaux de neurones artificiels

1. Introduction

Les réseaux de neurones artificiels constituent aujourd'hui une technique de traitement de données bien comprise et bien maîtrisée. Ces techniques s'intègrent parfaitement dans les stratégies de commande. En effet, elles réalisent des fonctionnalités d'identification, de contrôle, de diagnostic et de filtrage, et prolongent les techniques classiques de l'automatique non linéaire pour aboutir à des solutions efficaces et robustes [42].

L'objectif de ce chapitre est de présenter les fondements des travaux en identification neuronale. Cette étude permet d'analyser les mécanismes du processus d'apprentissage inséré dans un schéma d'identification. Nous montrons que l'application des méthodes d'identification neuronales fait appel à des connaissances sur le système étudié. Nous commençons par la présentation des structures des neurones artificiels et des différentes architectures des réseaux de neurones. Ensuite, nous étudions les méthodes d'apprentissage des réseaux de neurones. Et nous terminons par l'exposition des différentes stratégies d'identification des processus.

2. Structures des neurones artificiels

L'évolution des modèles des neurones, depuis leur inspiration des neurones biologiques, à passer de la première conceptualisation d'un neurone artificiel (McCulloch et Pitts, 1943) à la formulation de l'approche mathématique du modèle de neurones (Widrow et Lehr, 1990; Widrow et Walach, 1996) en passant par la mise en œuvre des principes d'apprentissage (Heb, 1949; Rosenblatt, 1958, 1962) [42].

Tout l'intérêt d'un neurone formel réside dans ses poids synaptiques. Ces poids doivent être correctement ajustés pour imiter un comportement, pour reproduire le lien entre l'espace des entrées et l'espace des sorties. La détermination des poids, suivant des règles d'apprentissage, est appelée " processus d'apprentissage ". Lorsque les poids sont adaptés de manière itérative, il sont mis à jour régulièrement et le neurone peut de ce fait prendre en compte l'aspect dynamique d'un processus [42].

2.1. Les modèles de neurones artificiels

L'adaline et le perceptron sont les deux modèles de neurones artificiels les plus utilisés (Figure 3.1). Ils sont composés des mêmes éléments de base, à avoir des dendrites, un soma et un axone. Ceci se traduit dans le langage du traitement du signal par des entrées pondérées par des poids, une fonction de sommation, ainsi qu'une sortie issue d'une fonction d'activation.

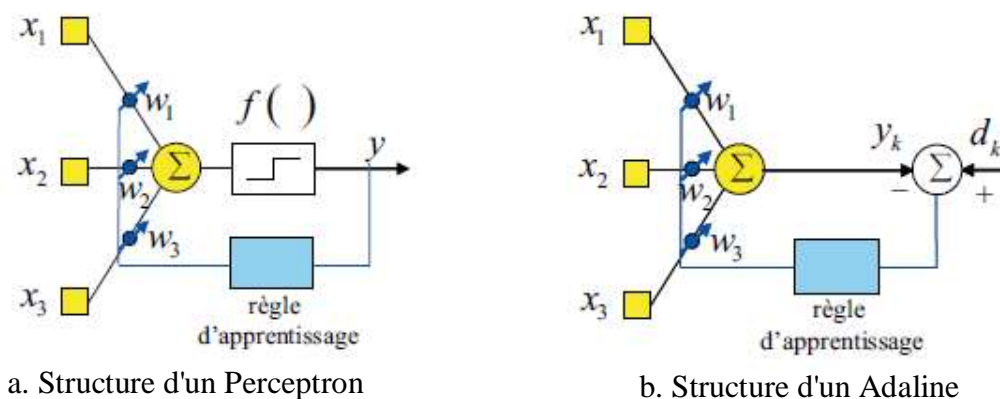


Figure 3.1 Les structure du perceptron et de l'adaline [42]

2.2. Représentation mathématique d'un modèle de neurones artificiels

Le perceptron prend comme entrée un vecteur x_k . Ses poids sont notés w_k et sa fonction d'activation est appelée $f(\cdot)$. Sa sortie \hat{y}_k est calculée à des instants discrets comme suit:

$$\hat{y}_k = f\left(\sum_{i=1}^n x_{ki} w_{ki}\right) \quad (3.1)$$

Un terme unitaire supplémentaire, associé à un poids (w_b), appelé biais (b), est ajouté aux entrées. Ce terme permet d'ajuster la somme pondérée des entrées par rapport à la fonction d'activation (Figure 3.2).

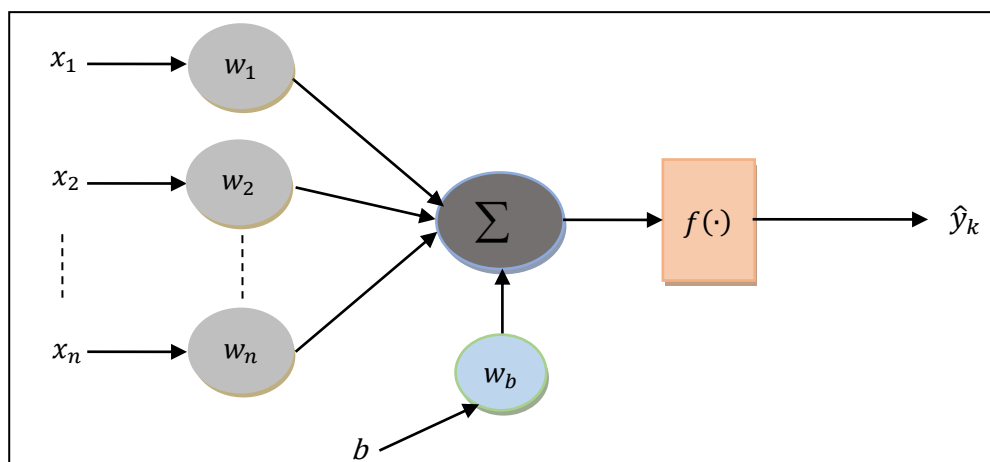


Figure 3.2 Le neurone standard avec biais

Avec le terme biais, l'équation 3.1 devient:

$$\hat{y}_k = f(\sum_{i=1}^n x_{ki}w_{ki} + w_b) \quad (3.2)$$

Les fonctions d'activation peuvent être diverses, les fonctions d'allure sigmoïde ou les fonctions de type échelon sont très utilisées. On choisit cette fonction selon l'application. On la choisit généralement avec des valeurs comprises entre -1 et +1 ou entre 0 et 1 [42].

L'ajustement des poids obéit à une règle d'apprentissage. La plus part de ces règles sont fondées sur un ajustement progressif des poids des connexions. On parle alors d'apprentissage itératif, ainsi d'une itération à l'autre on a:

$$w_{k+1} = w_k + \Delta w_k \quad (3.3)$$

avec:

$$\Delta w_k = \alpha y_k x_k \quad (3.4)$$

où α représente un coefficient d'apprentissage. Il peut être choisi fixe ou variable dans le temps. Dans ce cas, il est alors souvent décroissant pour permettre un apprentissage plus rapide au départ.

3. Architectures des réseaux de neurones artificiels

Les perceptrons multicouches ou réseaux de neurones multicouches sont les algorithmes connexionnistes les plus utilisés. Dans ces architectures les neurones sont regroupés dans des couches. A l'intérieur d'une couche ou entre deux couches successives, les connexions entre les neurones sont partielles ou totales (figure 3.3). Dans la succession des couches, on peut définir le sens de propagation de l'information. Ainsi, on considère que les informations circulent depuis l'espace des entrées vers l'espace des sorties. Les connexions qui font circuler l'information dans le sens opposé sont qualifiées de connexions récurrentes. On parle également de réseaux de neurones récurrents [42].

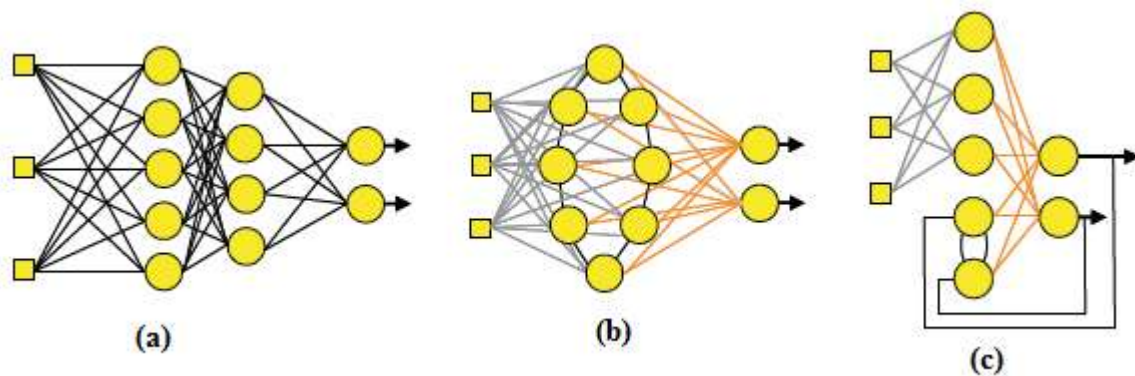


Figure 3.3 Réseau de neurones multicouches (a), récurrent (b) et à connexions partielles (c)

Il existe d'autres topologies de réseaux qui sont destinées à des applications diverses. Le réseau de neurones multicouches, complètement connecté, est probablement le type le plus souvent considéré de la famille des réseaux de neurones, principalement en raison de sa capacité à modéliser des relations fonctionnelles simples et très complexes. Cela a été prouvé par un grand nombre d'applications pratiques [43].

La figure 3.4 représente un réseau de neurones entièrement connectés, à deux couches, avec n neurones dans la couche cachée à r entrées (couche j) et deux neurones dans la couche de sortie (couche k). Les informations sont acheminées depuis les entrées jusqu'aux sorties, les résultantes de chaque couche sont pondérées par des poids. La matrice des poids de la couche cachée est ici de dimension $n \times r$, et $2 \times n$ pour la couche de sortie.

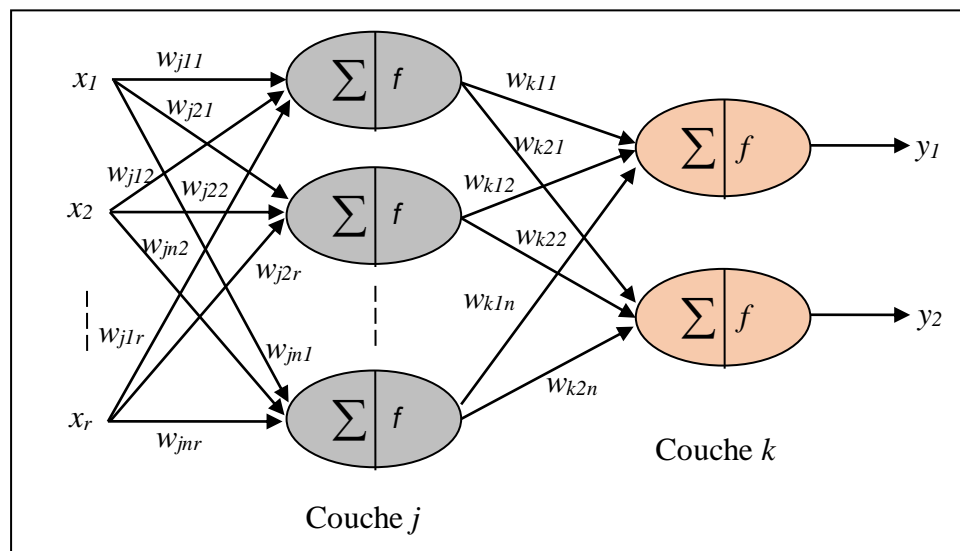


Figure 3.4 Réseau de neurones à deux couches

4. Apprentissage des réseaux de neurones

Dans l'apprentissage supervisé on adapte les différents poids w_{ij} pour que la sortie du réseau suive une sortie désirée avec une certaine erreur prédéfinie. Parmi les différentes approches possibles, la méthode de rétropropagation est l'algorithme d'entraînement le plus répandu. Cet algorithme a été développé en particulier par Parker et LeCun (1985) puis Rumelhart (1986) [44]. Il repose sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties calculées et celles souhaitées. Le mécanisme de la méthode de rétropropagation est présenté par la figure 3.3. Au lieu d'un réseau de neurones entier, seulement un neurone simple est montré dans la figure pour une visualisation plus facile du concept.

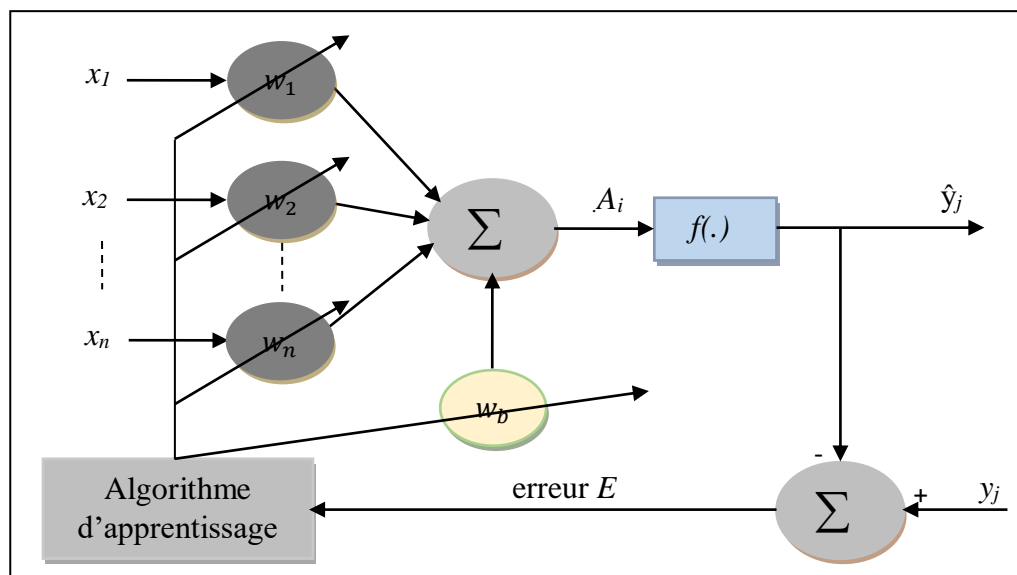


Figure 3.5 Le mécanisme de rétropropagation

4.1. Rétropropagation du gradient

Le terme rétropropagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est retransmise en sens inverse vers l'entrée par le calcul des différents gradients.

Considérons le réseau de neurones multicouches de la figure 3.4. Mathématiquement, la dynamique d'un neurone j dans la première couche peut être représentée par les équations suivantes :

Entrée du neurone :

$$A_j = w_{bj} + \sum_{i=1}^n w_{ij} x_i \quad (3.5)$$

Sortie du neurone :

$$\hat{y}_j = f(A_j) \quad (3.6)$$

où n est le nombre d'entrées, w_{ij} est le poids associé à l'entrée i et au neurone j , x_i est la $i^{\text{ème}}$ entrée du neurone, f est la fonction d'activation du neurone et \hat{y}_j est la sortie du neurone, pour chaque instant t .

La somme quadratique des erreurs de sortie du neurone j de la couche de sortie est définie par :

$$E = \frac{1}{2} (y_j - \hat{y}_j)^2 \quad (3.7)$$

où y_j est la sortie désirée et \hat{y}_j est la sortie actuelle du neurone j .

Afin de mener la méthode de la descente du gradient à réduire l'erreur donnée par l'équation (3.7), les différents poids du réseau doivent être ajustés selon leur contribution à l'erreur totale, la variation d'un poids est donc proportionnelle à sa contribution à l'erreur totale. La mise à jour des différents poids est basée sur l'équation suivante :

$$\Delta w_{ij} = -\alpha \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (3.8)$$

où, $\alpha > 0$, est un pas d'apprentissage. Pour la simplicité, il est choisit égal pour tous les poids mais il peut être également variable.

Le gradient de l'erreur de sortie dû au poids w_{ij} , $\frac{\partial E}{\partial w_{ij}}$, peut être modifié comme suit :

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial A_j} \frac{\partial A_j}{\partial w_{ij}} \quad (3.9)$$

La variation pour le poids w_{ij} est :

$$\Delta w_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad (3.10)$$

avec : $\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial A_j}$, et $x_i = \frac{\partial A_j}{\partial w_{ij}}$

A l'itération k , les poids sont adaptés comme suit :

$$w_{ijk} = w_{ij(k-1)} + \alpha \delta_j(k) x_i(k) \quad (3.11)$$

Le calcul du terme δ_j s'effectue de la manière suivante :

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial A_j} = -\frac{\partial E}{\partial \hat{y}_j} \frac{\partial \hat{y}_j}{\partial A_j} \quad (3.12)$$

Mais de l'équation 3.6, $\frac{\partial \hat{y}_j}{\partial A_j} = f'_j(A_j)$, où f_j est la fonction d'activation du neurone j et f'_j représente la dérivée de f_j . Donc l'équation 3.12 devient :

$$\delta_j = -\frac{\partial E}{\partial y_j} f'_j(A_j) \quad (3.13)$$

➤ Si le neurone j est dans la couche de sortie, de l'équation 3.7, on a :

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = -(y_j - \hat{y}_j) \quad (3.14)$$

Par conséquent, la variation pour le $j^{\text{ème}}$ neurone dans la couche de sortie est :

$$\delta_j = (y_j - \hat{y}_j) f'_j(A_j) \quad (3.15)$$

➤ Si le neurone est dans une couche cachée alors,

$$\frac{\partial E}{\partial \hat{y}_j} = \sum_{l=1}^L \frac{\partial E}{\partial A_l} \frac{\partial A_l}{\partial \hat{y}_j} = - \sum_{l=1}^L \delta_l w_{jl} \quad (3.16)$$

ou, L est le nombre de neurones dans la couche en amont qui sont connectés au neurone j de la couche cachée, alors la variation pour un neurone dans une telle couche est :

$$\delta_j = f'_j(A_j) \sum_{l=1}^L \delta_l w_{jl} \quad (3.17)$$

4.1.1 Résumé de l'algorithme de rétropropagation

L'organigramme de la figure 3.6 résume les étapes d'exécution de l'algorithme du gradient.

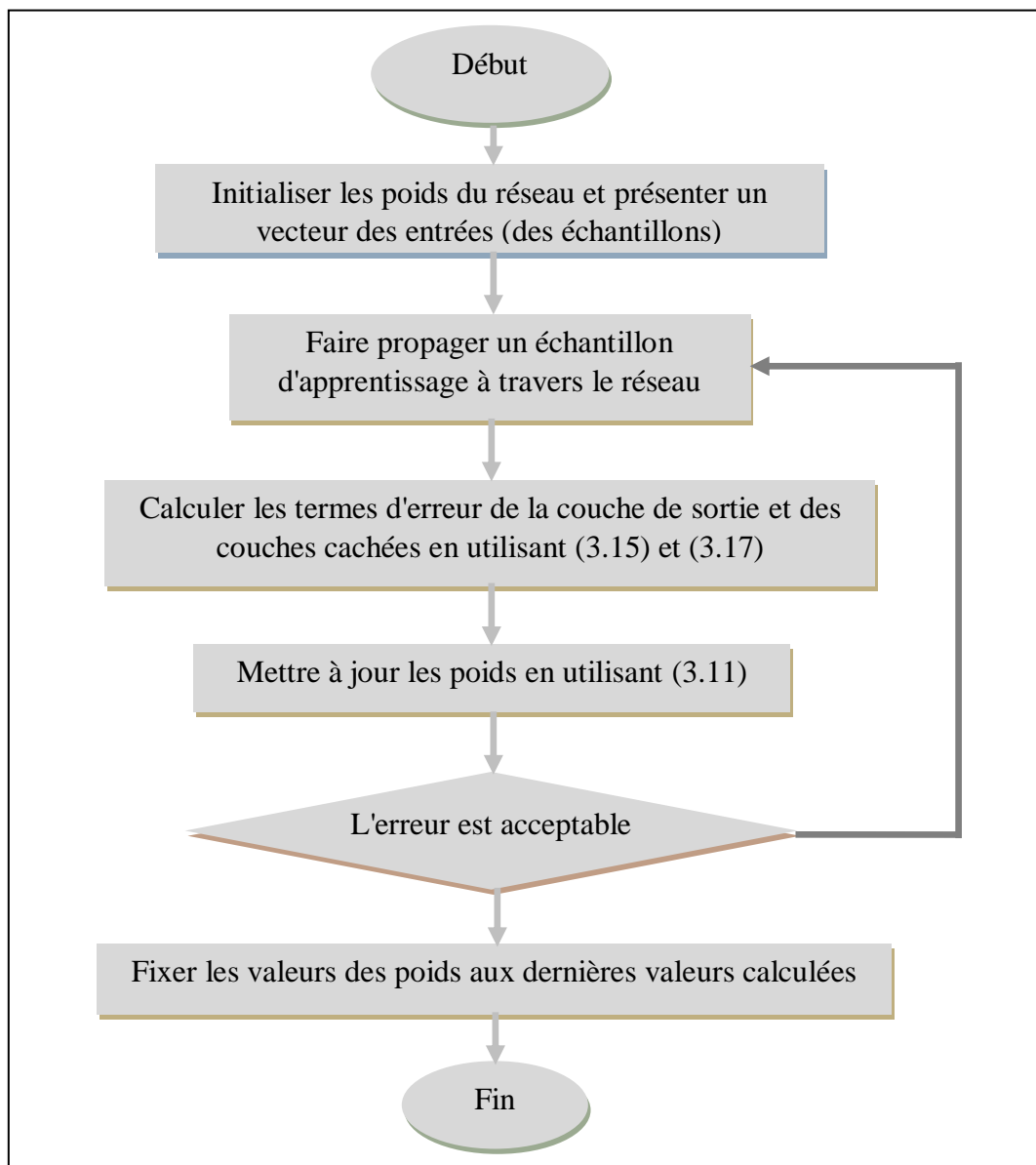


Figure 3.6 organigramme résumant la méthode de la rétropropagation du gradient

4.1.2 Considérations pratiques

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

4.1.3 Accélération de l'algorithme de rétropropagation

La convergence du réseau par rétropropagation est un problème crucial car il requiert de nombreuses itérations. Pour pallier à ce problème, un terme est rajouté pour accélérer la convergence. Ce terme appelé "momentum" est : $\gamma \Delta w_{ij(k-1)}$.

Le momentum est un moyen efficace pour accélérer l'apprentissage et aussi pour pouvoir sortir des minimums locaux [45].

La règle de mise à jour des poids devient alors :

$$\Delta w_{ijk} = \alpha \delta_j(k) x_i(k) + \gamma \Delta w_{ij(k-1)} \quad (3.18)$$

γ est la constante du momentum, comprise entre 0.8 et 0.9.

4.2 Méthodes d'optimisation du second ordre

Pour les méthodes du seconde ordre, l'erreur quadratique moyenne en fonction des poids du réseaux de neurones est donnée comme suit [46,47]:

$$V(w) = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N e_j^2 = \frac{1}{2N} \sum_{j=1}^N (y_j - \hat{y}_j)^2 \quad (3.19)$$

Les méthodes d'optimisation du second ordre sont des méthodes itératives de descente du gradient qui consistent à remplacer la fonction de coût (équation 3.19) par son approximation quadratique au voisinage de point courant [46-48] :

$$V(w) = V(w_k) + g(w_k)^T h_k + 1/2 h_k^T H(w_k) h_k \quad (3.20)$$

Où: $h_k = w - w_k$ est la variation sur les poids à l'itération k et $g(w_k)$ est un gradient tel que:

$$g(w_k) = \nabla_k V = J^T(w_k) e(w_k) \quad (3.21)$$

$H(w_k)$ est un Hessian donné comme suit:

$$H(w_k) = \nabla_k^2 V(w_k) = J^T(w_k) J(w_k) + S(w_k) \quad (3.22)$$

où J est la matrice Jacobienne telle que :

$$J(w) = \begin{bmatrix} \frac{\partial e_1(w)}{\partial w_1} & \frac{\partial e_1(w)}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_1(w)}{\partial w_n} \\ \frac{\partial e_2(w)}{\partial w_1} & \frac{\partial e_2(w)}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_2(w)}{\partial w_n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \frac{\partial e_N(w)}{\partial w_1} & \frac{\partial e_N(w)}{\partial w_2} & \dots & \frac{\partial e_N(w)}{\partial w_n} \end{bmatrix} \quad (3.23)$$

et

$$S(w) = \sum_{i=0}^N e_i(w) \nabla^2 e_i(w) \quad (3.24)$$

Remarque : w désigne la matrice de l'ensemble des poids des couches du réseau et la variable k désigne la k^{ieme} itération.

4.2.1 Algorithme de Newton

La méthode de Newton consiste à calculer w_{k+1} de manière à minimiser $Q(h_k)$ de l'équation (3.19). On déduit la formule itérative,

$$w_{k+1} = w_k - [H(w_k)]^{-1} g(w_k) \quad (3.25)$$

Le minimum existe si le Hessian $G(w_k)$ est défini positif .La méthode de Newton nécessite le calcul du vecteur gradient et de l'inverse du Hessian de la fonction de coût.

Pour une fonction non linéaire quelconque, cette méthode ne converge pas nécessairement vers un minimum global .De plus, si le poids de départ w_0 est initié trop loin du minimum, la méthode ne converge pas [49].

4.2.2 Méthode de Gauss-Newton

A partir de l'approximation du gradient par la matrice jacobéenne J et en supposant que $S(w_k)$ très petit devant $J^T(w_k)J(w_k)$, la correction des poids sera donnée comme suit :

$$w_{k+1} = w_k - [J^T(w_k)J(w_k)]^{-1}J^T(w_k)e(w_k) \quad (3.26)$$

4.2.3 Algorithme de Levenberg-Marquardt

Parmi les algorithmes de la famille quasi-Newton, la méthode de Levenberg-Marquardt est un standard pour l'optimisation de l'erreur quadratique due à ses propriétés de convergence rapide et de robustesse ; Elle s'appuie sur les techniques de l'algorithme de Gauss-Newton [50] et consiste à approximer $S(w_k)$ de la manière suivante :

$$S(w_k) \approx \mu_k I_n \quad (3.27)$$

où : I_n est la matrice identité. on aura donc :

$$w_{k+1} = w_k - [J^T(w_k)J(w_k) + \mu_k I_n]^{-1}J^T(w_k)e(w_k) \quad (3.28)$$

La variable μ_k est contrôlée par le ratio

$$R_k = \frac{\Delta V_k}{\Delta Q_k} \quad (3.29)$$

avec:

$\Delta V_k = V(w_k) - V(w_k + h_k)$ est la prédiction actuelle, dénommée « actuel reduction ».

et $\Delta Q_k = Q(0) - Q(h_k)$ est la prédiction prévue, dénommée « predicted reduction »

L'apprentissage s'arrête lorsqu'un minimum est atteint, soit en fonction d'un critère d'arrêt sur la fonction de coût, soit sur la valeur minimale de la norme du gradient.

4.3 Résumé de l'algorithme de Levenberg-Marquardt

Initialisation des poids w_0 par une distribution uniforme et $\mu_0 > 0$

La solution est donnée par l'algorithme suivant la $k^{\text{ème}}$ itération :

- 1- Déduire w_k et μ_k , calculer $g(w_k)$ et $H(w_k)$ suivant les équations (3.21) (3.22) et (3.27),
- 2- Résoudre $-g(w_k) = [J^T(w_k)J(w_k) + \mu_k I_n]h_k$
- 3- Evaluer $V(w_k + h_k)$ et R_x

Calcul du paramètre μ_k

4- Si $R_x \leq 0.25$ alors $\mu_{k+1} = 4 \mu_k$

5- Si $R_x \geq 0.75$ alors $\mu_{k+1} = \frac{1}{2} \mu_k$ si non $\mu_{k+1} = \mu_k$

Calcul de la correction des poids w_k

6- Si $R_x \leq 0$ alors $w_{k+1} = w_k$ si non $w_{k+1} = w_k + h_k$

Les constantes pour les valeurs seuils de R_x sont empiriques.

5. Stratégies d'identification des processus industriels

Le problème des structures des modèles d'identification, basée sur les réseaux de neurones, des systèmes non linéaires a retenu l'attention de pas mal de chercheurs. En particulier pour les modèles polynomiaux NARX, NARMAX et NOE. Plusieurs méthodes et algorithmes ont été introduits dans le but de trouver la meilleure structure dans une famille de modèles donnée sans avoir à effectuer une estimation paramétrique pour toutes les structures possibles [43].

Les modèles basés sur les réseaux de neurones récurrents sont les plus utilisés pour ce type d'application. Et de point de vue structure, les modèles neuronales autorégressif avec entrée exogène NNARX, autorégressif à moyenne ajustée avec entrée exogène NNARMAX et le modèle avec erreur de sortie NNOE sont les plus adaptés aux systèmes non linéaires [2].

5.1 La procédure d'identification

La méthodologie de l'identification classique a été adaptée aux réseaux de neurone artificiels. Elle passe par plusieurs étapes essentielles (figure 3.7). La plupart de ces étapes nécessitent une bonne connaissance de la dynamique du processus à identifier.

La figure 3.7 illustrant la procédure d'identification montre quelques chemins de «retour» de la validation aux blocs précédents. Le passage de la validation à la formation est dû au critère des minima locaux. Comme il est très probable que l'on aboutisse à un mauvais minimum local, le réseau doit être entraîné de nouveau, à partir de poids initiaux différents. Les minima locaux restent toutefois l'un des problèmes majeurs des régressions non linéaires, et il n'existe pas de moyen simple pour les éviter.

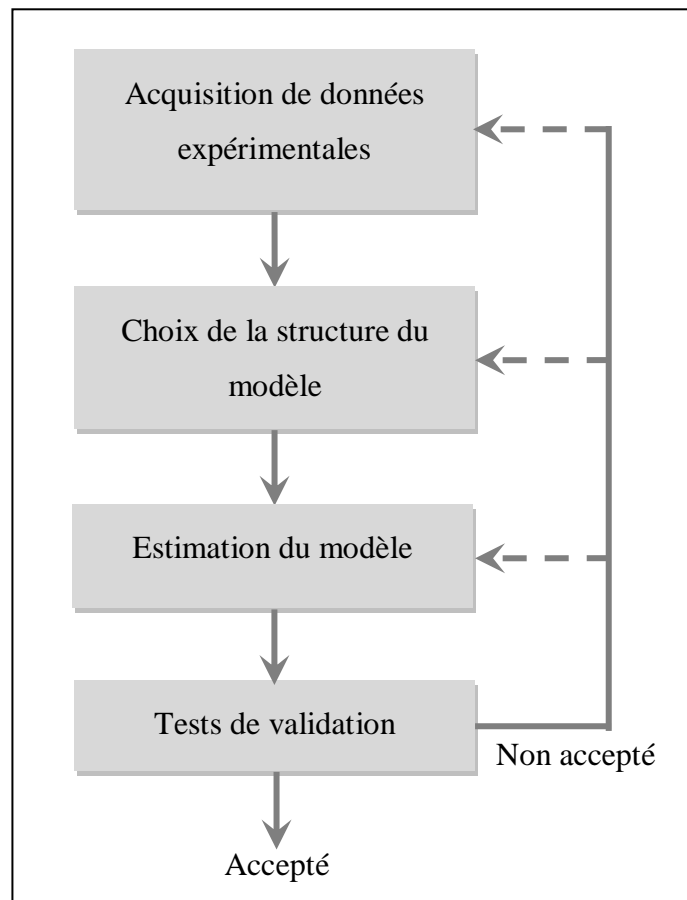


Figure 3.7 Les étapes essentielles de la procédure d'identification

5.2 Choix de la période d'échantillonnage

La période d'échantillonnage doit être choisie pour être bien adaptée à la dynamique du processus à identifier.

5.3 Acquisition des données entrées/sorties

La deuxième étape d'identification hors ligne par réseaux de neurones artificiels est la génération des données d'apprentissage et cela requiert le choix du signal d'excitation du processus. Les données d'apprentissage doivent représenter les plus fidèlement possible la situation que nous voulons apprendre.

En effet, ce dernier doit exciter le processus sur la totalité de sa région de fonctionnement. Un signal généralement utilisé, dans le cas des processus non linéaires, est le signal à amplitude aléatoire RAS [51-55].

Le signal RAS consiste en une succession de créneaux d'amplitude variable aléatoirement sur le domaine de fonctionnement du processus à identifier. La figure 3.8 illustre un exemple de ce type de signaux.

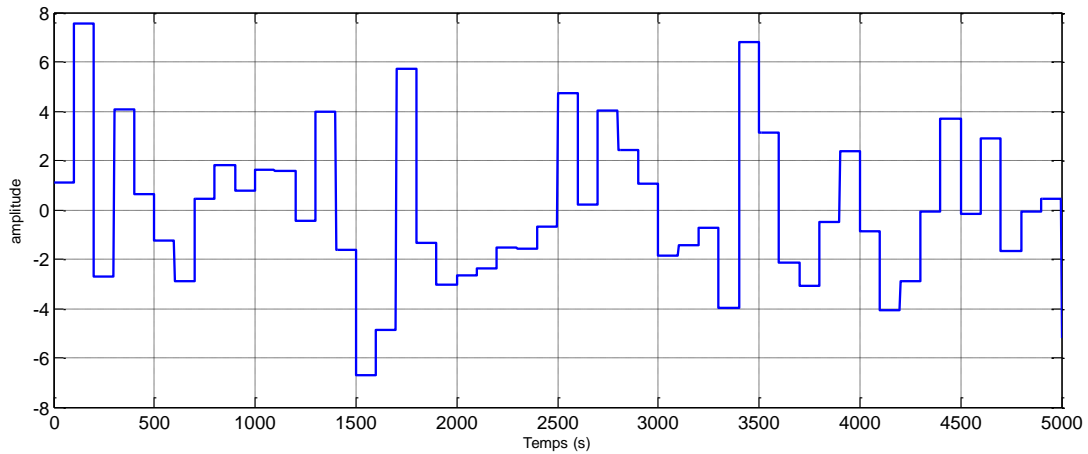


Figure 3.8 Signal à amplitude aléatoire RAS

5.4 Sélection de la structure du réseau de neurones

Le réglage structurel consiste à définir le nombre d'entrées du réseau modélisateur, de fixer le nombre de couches ainsi que le nombre de neurones dans chaque couche et de définir les fonctions d'activation des neurones. Cependant, même si la détermination de la structure reste un problème crucial lors de la phase de modélisation, certains travaux ont montré qu'une seule couche cachée utilisant des fonctions d'activation du type sigmoïdal était suffisante pour pouvoir approximer toute fonction non linéaire [56, 57].

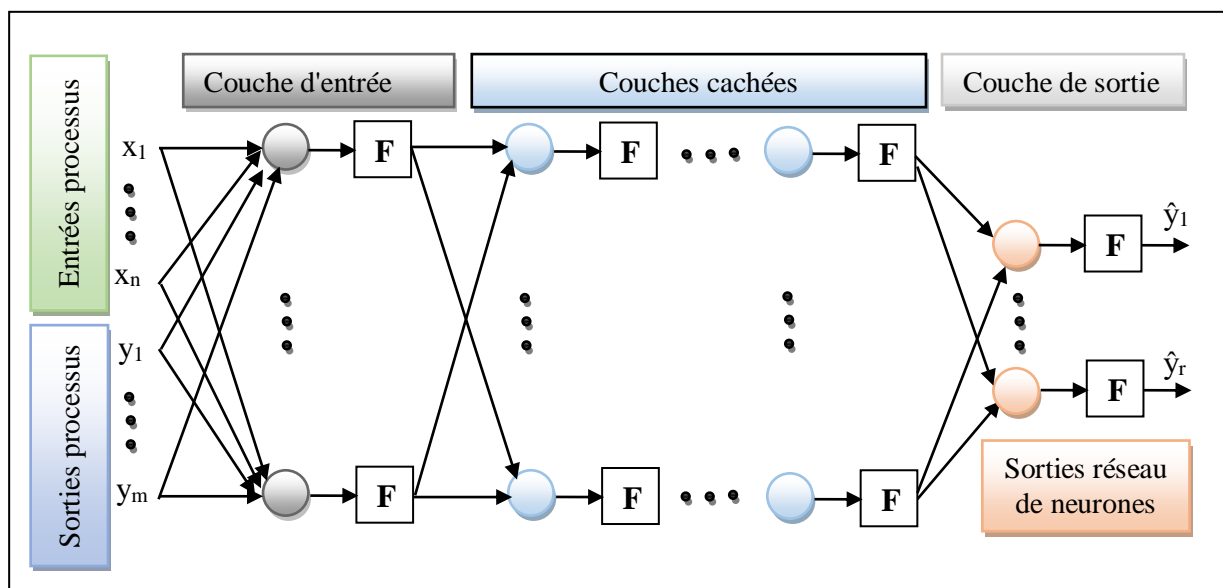


Figure 3.9 Structure générale d'un réseau de neurones artificiel

5.5 Composition du vecteur d'entrées du réseau de neurone artificiel

Le vecteur d'entrées constitué des données d'apprentissage du réseau de neurones est caractérisé par sa taille et par le type des données. La taille du vecteur correspond au nombre d'entrées du réseaux de neurones. les données peuvent être des entrées retardées du processus ou des entrées et des sorties (Figure 3.9). Le contenu de ce vecteur change d'une itération à l'autre. Cependant, la taille de ce vecteur et le type des données sont les mêmes pour chaque itération.

5.6 Choix de l'algorithme d'apprentissage

Il existe trois grands groupes de méthodes d'apprentissage des réseaux de neurones provenant des domaines différents [58].

- Le premier groupe comprend les méthodes provenant de l'optimisation classique d'un problème de moindres carrés. Il comprend des méthodes, telles que: la descente du gradient, les méthodes quadratiques (Gauss-Newton et Levenberg-Marquardt), les méthodes de Quasi-Newton, les méthodes des gradients conjugués et d'autres variantes. Ces méthodes sont généralement utilisées hors-ligne ou en temps différé à cause du temps de calcul nécessaire. De plus, certains de ces algorithmes ont besoin d'une quantité de mémoire considérable. La rétro propagation entre aussi dans cette catégorie. Cependant plus qu'une méthode d'apprentissage, la rétro propagation est un algorithme performant de calcul du gradient des réseaux de neurones.
- Le deuxième groupe comprend les méthodes provenant des méthodes d'identification récursive ou des méthodes d'observation d'état. Ces méthodes sont des extensions au cas non linéaire des méthodes linéaires (par exemple, le filtre de Kalman Etendu et ses variantes). Ces méthodes sont généralement utilisées en ligne.
- Le troisième groupe comprend les méthodes dites "évolutionnistes" reposant sur l'évolution des espèces vivantes et qui comprend entre autres le recuit simulé et les algorithmes génétiques. Ces algorithmes sont ceux qui ont été conçus pour rechercher l'optimum global.

Nous devons noter que la vitesse de convergence est fortement influencée par les limitations et les méthodes de généralisation. Le tableau 3.1 montre certains algorithmes qui sont couramment utilisés pour l'apprentissage d'un réseau de neurones [58].

Tableau 3.1 Comparaison des algorithmes d'apprentissage [6]

Méthode	Itérations	Opération	Mémoire
Taux d'apprentissage variable	980	2.50	$\approx 3n + 4$
Resilient Propagation (RPROP)	185	0.56	$\approx 6n + 2$
Gradient Conjugué	74	0.59	$\approx 6n + 8$
Quasi-Newton	44	1.02	$\approx n^2 + 5n + 4$
Levenberg Marquardt	6	0.46	$\approx n^2 + 2n + n n_e$

Avec: n : nombre de paramètres;
 n_e : nombre d'échantillons d'entrées.

Les données que nous pouvons consulter sont le nombre d'itérations, le nombre d'opérations en virgule flottante (en millions) et la mémoire approximative requise par l'algorithme. Les résultats ont été obtenus en faisant une moyenne sur vingt séances d'apprentissage pour un réseau de neurones 1-10-1 (un neurone dans la couche d'entrée, dix neurones dans la couche cachée et un neurone dans la couche de sortie) et 41 échantillons dans le jeu de données d'apprentissage ($n=31$, $n_e =41$) jusqu'à l'obtention d'une erreur au carré moyenne inférieure à 0,01. Les algorithmes ont été ordonnés par ordre croissant selon les contraintes de mémoire.

5.7 Exécution de l'opération d'apprentissage du réseau de neurones

Cette phase d'apprentissage est assimilable à l'estimation des paramètres du modèle dans le cas de l'identification des systèmes linéaires. Il s'agit de déterminer les poids synaptiques et les biais optimaux permettant au réseau modélisateur de reproduire le comportement du système identifié. Cela revient à résoudre un problème d'optimisation paramétrique du critère d'erreur par rapport aux paramètres du réseau.

5.8 Elagage de la structure du modèle

L'élagage est une méthode qui permet de simplifier les structures complexes des réseaux de neurones. Elle consiste à supprimer des connexions (poids), des entrées ou des neurones du réseau une fois l'apprentissage terminé. En pratique, les connexions qui ont une influence nulle ou négligeable sur l'erreur de sortie du réseau sont supprimés. Plusieurs algorithmes d'élagage ont été élaborés. Parmi ces algorithmes, nous citons l'algorithme OBD (Optimal Brain Damage) de Yann Le Cun et l'algorithme OBS (Optimal Brain Surgeon) de Babak Hassibi [46,59-62].

L'idée de base de l'algorithme OBS est de réajuster les poids du réseau de neurones après chaque suppression d'un poids qui n'a pas une importance pour la cartographie d'entrée-sortie du réseau. Les connexions correspondantes aux poids supprimés sont également supprimées.

La pertinence d'un poids w_{ij} peut être calculé à partir de la matrice Hessienne introduite par les méthodes d'apprentissages de Newton et Levenberg-Marquardt [47], tel que:

$$H_{ij} = \frac{\partial^2 V(w)}{\partial w_i \partial w_j} \quad (3.31)$$

Après une transformation de la matrice Hessienne en matrice diagonale, la pertinence (P) d'un poids w_j est définie suivant la formule suivante [47]:

$$P(w_j) = \frac{1}{2} H_{jj} w_j^2 = \frac{\partial^2 V(w)}{\partial w_j^2} w_j^2 \quad (3.32)$$

Où le Hessien de la fonction de coût est utilisé pour calculer la dépendance du modèle réseau de neurones par rapport aux poids. Il désigne les éléments diagonaux de la matrice Hessienne, qui contient le carré de la dérivée de l'erreur du réseau par rapport à chacun des poids individuels w_j . Pour utiliser cette mesure de pertinence d'une connexion comme critère de sélection d'une variable, il faut calculer la pertinence d'un neurone de la couche d'entrée suivant l'approximation suivante [47] :

$$P(x_r) = \sum_{j \in l(r)} P(w_j) \quad (3.33)$$

Où $l(r)$ représente l'ensemble des poids partants de la variable x_r .

5.9 Validation du modèle obtenu

La validation du modèle neuronal obtenu après apprentissage est la dernière étape du cycle d'identification, où est décidé l'adéquation du modèle ou pas. Pour ce faire, il existe plusieurs méthodes parmi lesquelles on peut citer les suivantes :

Test de généralisation

L'exactitude du modèle sur l'ensemble des données d'apprentissage n'est pas une évidence fiable de la validité du modèle tant que des indications de la capacité de généralisation ne sont pas données. Par conséquent, une méthode commune de validation du modèle neuronal est de diviser l'ensemble des données en deux ensembles: données d'apprentissage et données de validation et de généralisation [51, 63].

Quant au choix entre deux ou plusieurs modèles ayant été excités avec plusieurs signaux de test, on utilise l'indice de performance (PI) défini par :

$$PI_m = \sum_{i=0}^L FP_i^m \quad m = 1, \dots, M \quad (34)$$

où : m est l'indice du modèle et M le nombre de modèles à comparer.

L est le nombre de signaux d'excitation.

FP_i^m : est la fonction de perte ($FP_i^m = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N (y_k - \hat{y}_k)^2$) relative au signal d'excitation i .

Cependant, la simple sommation ne prend pas en compte le rapport des amplitudes des fonctions de perte d'un modèle avec celles des autres. Une alternative peut être formulée comme suit :

$$NPI_m = \sum_{i=1}^L \left(\frac{FP_i^m}{\sum_{m=1}^M FP_i^m} \right) \quad (35)$$

NPI_m indice de performance normalisé

Notons qu'il est souhaitable de valider le modèle en utilisant des signaux test différents qui doivent exciter le modèle sur une variété de points d'opération et/ou de fréquences.

✚ Test de corrélation

Un ensemble de tests statistiques ont été proposés comme alternative pour vérifier l'adéquation d'un modèle. Ces tests ont été introduites par Billings et Voon (1986) pour les modèles non linéaires et appliquées sur les réseaux de neurones par Chen et al, (1990a) . Ils reposent sur le principe de perfection du modèle. En effet, l'erreur de prédiction du modèle ne doit pas être corrélée avec les combinaisons linéaires et non linéaires de ses valeurs passées et de celles des entrées du modèle [65].

Ainsi, on distingue l'autocorrélation des résidus (les erreurs de prédiction) et l'intercorrélation des erreurs de prédiction avec les entrés.

L'hypothèse de non corrélation des résidus est une condition nécessaire pour la validation du modèle estimé. Le test consiste à étudier l'autocorrélation des résidus présenté par la fonction d'autocorrélation F_a de l'équation (3.36). Ceci permet la vérification et la détection de la dépendance des erreurs de prédiction.

$$F_a(\tau) = \frac{\sum_{k=1}^{N-\tau} (V(w_k) - \bar{V})(V(w_{k-\tau}) - \bar{V})}{\sum_{k=1}^{N-\tau} (V(w_k) - \bar{V})^2} \quad (3.36)$$

Où $\bar{V} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N V_k$ est la fonction moyenne des erreurs quadratiques.

L'intercorrélation entre les erreurs de prédiction et les entrées est un test complémentaire de la non corrélation des résidus. L'étude des coefficients d'intercorrélation qui découle sur une forte corrélation décroissante vers zéro des deux cotés confirme l'hypothèse précédente.

La fonction d'intercorrélation entre les résidus et les entrées précédentes est défini comme suit:

$$F_i(\tau) = \frac{\sum_{k=1}^{N-\tau} (X_k - \bar{X})(V(w_{k-\tau}) - \bar{V})}{\sqrt{\sum_{k=1}^N (X_k - \bar{X})^2} \sqrt{\sum_{k=1}^N (V(w_k) - \bar{V})^2}} \quad (3.37)$$

Où $\bar{X} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N X_k$ est la fonction moyenne des entrées du réseau de neurones.

Idéalement, si le modèle est valable, les résultats de ces tests de corrélations conduisent aux résultats suivants :

$$F_a(\tau) = \begin{cases} 1 & \text{si } \tau = 0 \\ 0 & \text{si } \tau \neq 0 \end{cases} ; \quad (3.38)$$

$$F_i(\tau) = 0 \quad \forall \tau . \quad (3.39)$$

6. Les structures des modèles neuronales NNARX, NNARMAX et NNOE

6.1 Description du modèle linéaire autorégressif

La nomenclature d'un modèle dynamique non linéaire est basée sur la terminologie utilisée pour catégoriser les modèles d'entrées-sorties linéaires. Les structures de modèle empiriques linéaires peuvent être résumées par la famille générale [66-70].

$$A(q) y(k) = \frac{B(q)}{F(q)} u(q) + \frac{C(q)}{D(q)} e(q) \quad (3.40)$$

Où q désigne l'opérateur de décalage. Par exemple, $A(q)$ est un polynôme en q^{-1} . Ce modèle peut être donné sous une forme de régression pseudo-linéaire:

$$\hat{y} = Q^T X(k) \quad (3.41)$$

Avec: $X(k) = [u(k-i), y(k-i), \hat{y}(k-i), e(k-i), e_u(k-i)]$ (3.42)

où les régresseurs, c'est-à-dire les composants de $X(k)$ peuvent être donnés par:

- $u(k-i)$, $i = 1, \dots, n_b$: signal de commande associé avec le polynôme B .
- $y(k-i)$, $i = 1, \dots, n_a$: mesures de sorties du processus associées au polynôme A .
- $\hat{y}(k-i)$: Sorties simulées pour des $u(k)$ passées associées avec le polynôme F .
- $e(k-i) = y(k-i) - \hat{y}(k-i)$: erreurs de prédiction associées avec le polynôme C .

- $e_u(k - i) = y(k - i) - y_u(k - i)$: erreurs simulées associées avec le polynôme D .

Sur la base de ces régresseurs, différents types de structures de modèle peuvent être construits.

Pour $A = 1$, le modèle de l'équation (3.40) est appelé Box-Jenkins (BJ).

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)} u(q) + \frac{C(q)}{D(q)} e(q) \quad (3.43)$$

Pour $F = D = 1$, le modèle de l'équation (3.40) est appelé autorégressif à moyenne ajustée et partie exogène (ARMAX).

$$A(q) y(k) = B(q) u(q) + C(q) e(q) \quad (3.44)$$

Pour $A = C = D = 1$, le modèle de l'équation (3.40) est appelé à erreur de sortie (OE).

$$y(k) = \frac{B(q)}{F(q)} u(q) + e(q) \quad (3.45)$$

Pour $F = C = D = 1$, le modèle de l'équation (3.40) est appelé autorégressif à partie exogène.

$$A(q) y(k) = B(q) u(q) + e(q) \quad (3.46)$$

À partir de cette nomenclature de modèles linéaires, des modèles non linéaires peuvent être construits.

6.2 Description du modèle non linéaire autorégressif

En ce qui concerne l'identification des systèmes non linéaires, le modèle non linéaire autorégressif à partie exogène (NNARX) est appelé le modèle série parallèle. Tandis que le modèle à erreur de sortie (NNOE) est appelé modèle parallèle. Les modèles autorégressifs, à moyenne ajustée et partie exogène (NNARMAX) et à erreur de sortie (NNOE) sont des modèles récurrents, car ils utilisent la sortie estimée comme entrée. Cela rend difficile l'identification de ces modèles. La structure du modèle NNARX étant non récursive, ses paramètres sont faciles à estimer [43,66-70].

Pour présenter un système dynamique, après quelques hypothèses modérées, il a été prouvé que tout système non linéaire, discret et invariant dans le temps peut toujours être représenté par un modèle NNARX [64].

6.2.1 Modèle neuronale NNARX

Les modèles autorégressifs à entrée exogène NNARX utilisent un vecteur de régresseurs $X(k)$, tel que [43,66-70]:

$$X(k) = [y(k - 1), \dots, y(k - n_a), u(k - 1), \dots, u(k - n_b)] \quad (3.47)$$

Le schéma bloc du modèle NNARX est illustré sur la figure 3.10.

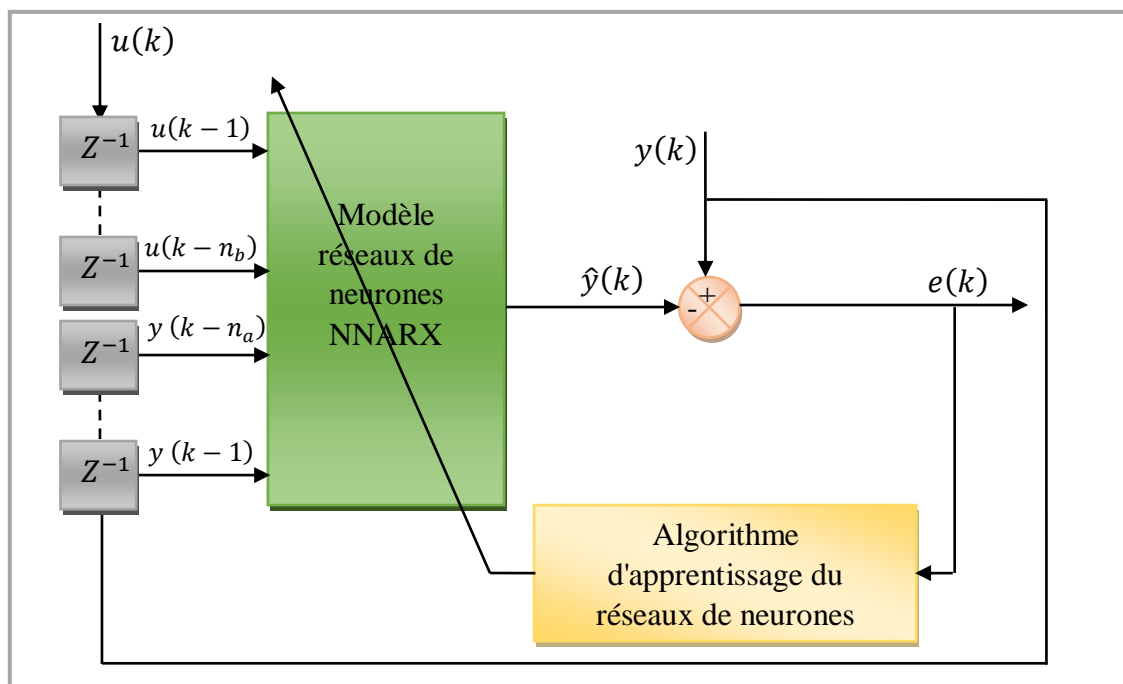


Figure 3.10 Modèle neuronal autorégressif à partie exogène NNARX

6.2.2 Modèle non linéaire autorégressif à moyenne ajustée et partie exogène NNARMAX

Les modèles neuronales autorégressifs à moyenne ajustée et entrée exogène NNARMAX utilisent un vecteur de régresseurs $X(k)$ [43,66-70], tel que :

$$X(k) = [y(k - 1), \dots, y(k - n_a), u(k - 1), \dots, u(k - n_b), e(k - 1), \dots, e(k - n_c)] \quad (3.48)$$

Le schéma bloc du modèle NNARMAX est présenté sur la figure 3.11.

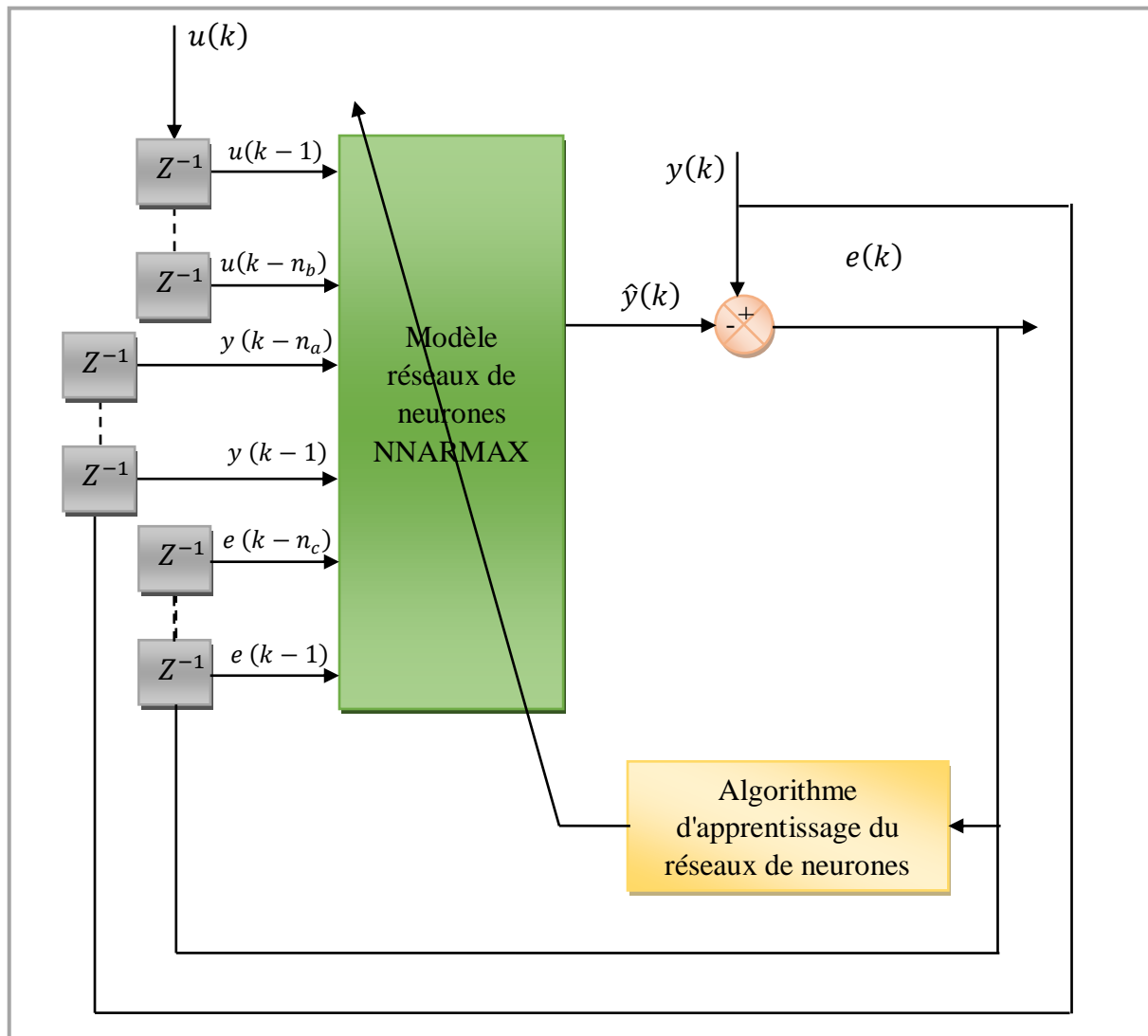


Figure 3.11 Modèle neuronale autorégressif à moyenne ajustée et partie exogène

6.2.3 Modèle non linéaire à erreur de sortie NNOE

Les modèles neuronaux à erreur de sortie NNOE utilisent un vecteur de régresseurs $X(k)$ [43,66-70], tel que :

$$X(k) = [\hat{y}(k-1), \dots, \hat{y}(k-n_a), u(k-1), \dots, u(k-n_b)] \quad (3.49)$$

Le schéma bloc du modèle NNOE est illustré sur la figure 3.12.

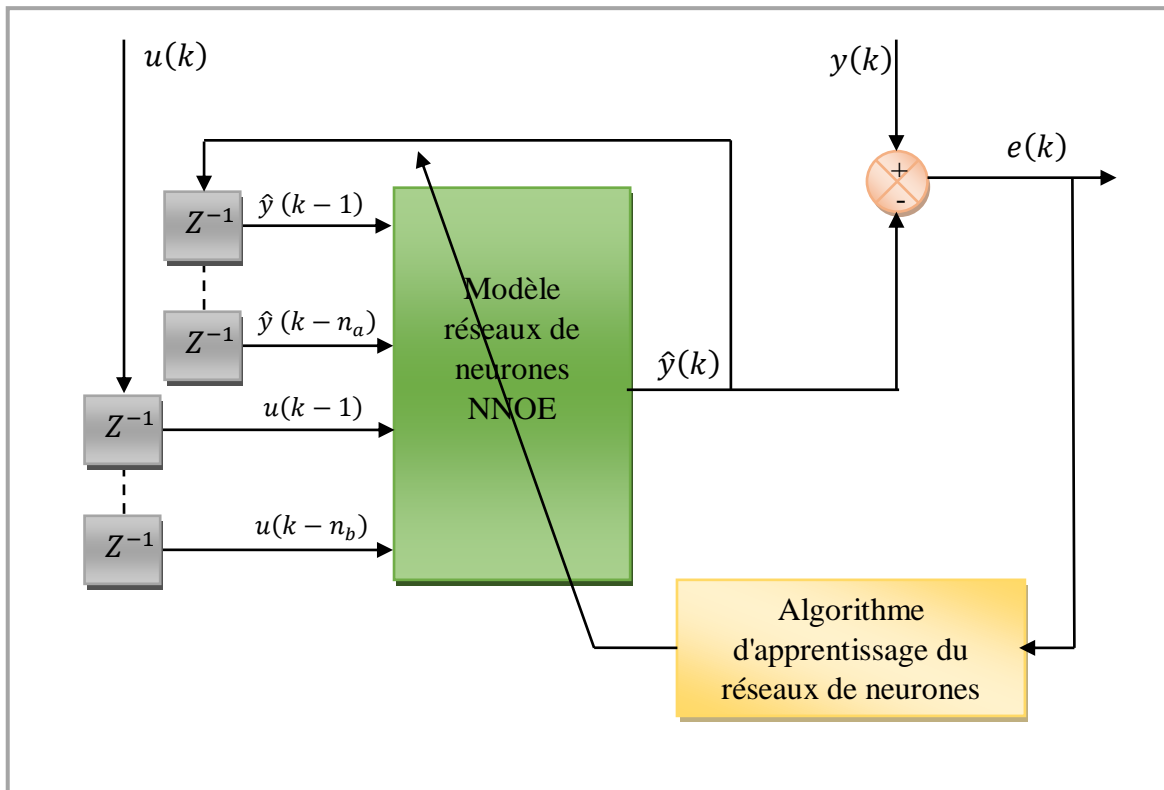


Figure 3.12 Modèle neuronal à erreur de sortie NNOE

7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté les différents aspects liés à la théorie des réseaux de neurones artificiels. Différentes structures de réseaux de neurones ainsi que différents algorithmes d'apprentissage permettant l'adaptation des poids de ces réseaux ont également été considérés par la suite. Les modèles neuronaux paramétriques les plus fréquemment utilisés ont aussi été présentés.

Par ailleurs, les étapes d'identification et le principe de la sélection des modèles, basés sur les tests de généralisation ou les tests de corrélation, ont également été abordés.

L'identification, d'un système opérant au sein de la chaîne de production du ciment, en l'occurrence la tour de conditionnement des gaz, permettra la mise en œuvre des modèles neuronaux non linéaires dans le chapitre suivant.

Chapitre IV

Modélisation à base des RNA et proposition d'une stratégie de contrôle de la GCT

1. Introduction

Ce chapitre présente une étude de cas qui examine les effets des considérations de conception, présentées au chapitre 3, dans une application des modèles RNA à l'identification de la dynamique non linéaire de la tour de conditionnement des gaz (GCT). La procédure d'acquisition des données entrées/sorties et le choix de l'ordre et de la structure des modèles neuronaux appropriés, ainsi que la validation des modèles obtenus sont appliqués.

Le choix du signal d'excitation, de temps d'échantillonnage de données et de structure de modèle neuronal contribuent tous au succès ou à l'échec de la capacité d'un réseau neuronal à approcher de manière fiable le comportement dynamique d'un processus [51].

Différents types de modèle réseaux de neurones artificiels NNARX, NNARMAX est NNOE sont développés. Les résultats obtenus sont validés et une étude comparative entre les différents types de modèles est effectuée.

Par la suite, une nouvelle stratégie de contrôle de la GCT est proposée.

2. Acquisition des données entrées / sorties

L'acquisition des données expérimentales a été effectuée à la cimenterie de Chlef (ECDE). La collection de ces données sur la GCT est obtenue en appliquant des variations sur le débit d'eau Q (m^3 / h) injecté à l'entrée de la GCT et d'enregistrer les variations de la température T ($^{\circ} C$) à sa sortie (Figure 4.1). La GCT étant un système à comportement lent (variation de la température en fonction de la variation du débit d'eau), les données expérimentales sont collectées avec une période d'échantillonnage égale à 6 s.

Pour obtenir le fichier de données (entrées / sorties), l'intervention sur le système a été effectuée dans les conditions suivantes:

- La variation du débit d'eau est comprise entre $14 m^3 / h$ et $30 m^3 / h$ car, d'une part, si le débit d'eau est inférieur à $14 m^3 / h$, la température du gaz est très élevée et le dépoussiéreur électrostatique perd en efficacité, d'autre part, si le débit d'eau est supérieur à $30 m^3 / h$, des boues se formeront au fond de la GCT [4];

- La longueur des créneaux du signal d'entrée (débit d'eau) doit être suffisamment grande car la GCT est un système lent.

Deux différents ensembles de données sont collectés. Le premier ensemble de données est collecté dans la salle de contrôle en mettant le système de contrôle de la GCT en mode manuel et par action sur la vanne proportionnelle (P). Cet ensemble de données sera utilisé pour entraîner les modèles RNA car le signal d'excitation est un signal d'amplitude aléatoire (RAS).

Le second ensemble de données est collecté manuellement via la vanne d'injection d'eau (V1). Cette action est possible en fermant les deux vannes manuelles V2 et V3 et en agissant sur la vanne manuelle V1. Cet ensemble de données sera utilisé pour valider les modèles obtenus.

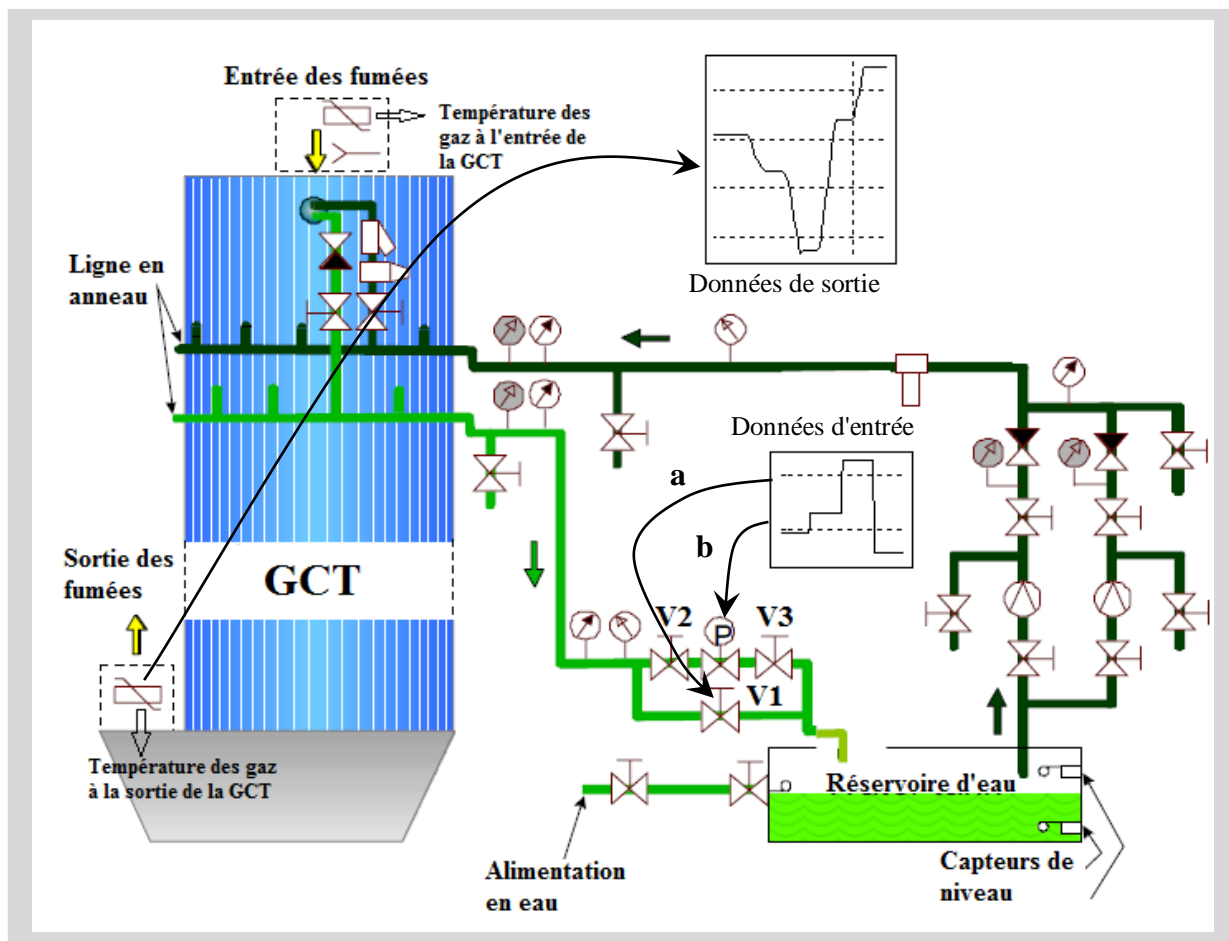


Figure 4.1 Schéma illustrant la procédure d'acquisition des données entrées/sorties sur la GCT

2.1 Données collectées dans la salle de contrôle

Le premier essai est effectué depuis la salle de contrôle. Le signal d'excitation appliqué au processus est un signal d'amplitude aléatoire (RAS). L'amplitude du signal est variable de façon

aléatoire et la largeur des créneaux est réglée à 125 s. L'application de ce signal permet la variation de débit d'eau injecté à l'entrée de la GCT par action sur la vanne proportionnelle (P) (Figure 4.1). Le signal de la figure 4.2 présente les variations appliquées.

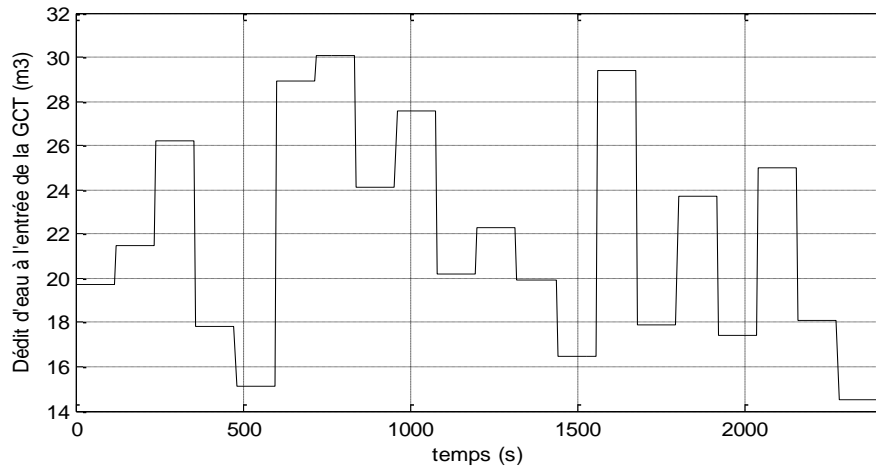


Figure 4.2 Variation de débit d'eau à l'entrée de la GCT appliqué à partir de la salle de contrôle

L'enregistrement de la variation de la température à la sortie de la tour de conditionnement des gaz est présenté sur la figure 4.3.

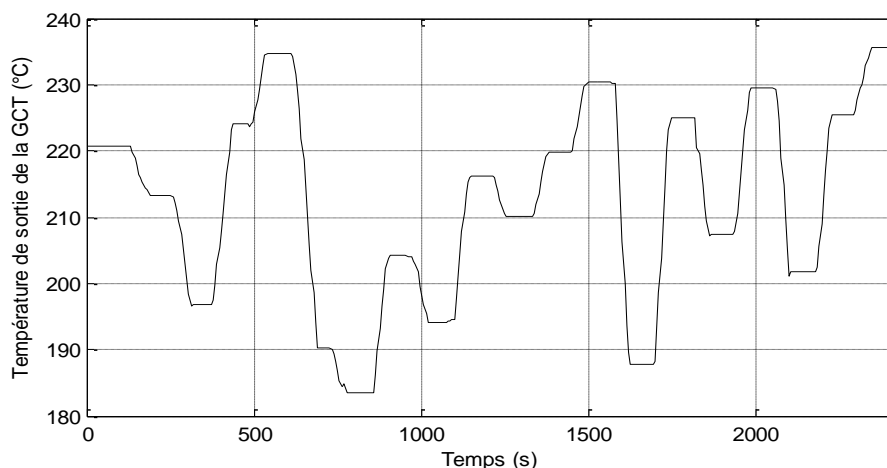


Figure 4.3 Variation de la température à la sortie de la GCT pour le premier essai

2.2 Données collectées par action sur la vanne manuelle

Le second essai est effectué directement sur le système. Le système de contrôle de la GCT est mis en mode manuel par isolation de la vanne proportionnelle P en fermant les vannes V2 et V3. Ensuite, par action sur la vanne manuelle V1 (figure 4.1), le débit d'eau à l'entrée de la GCT est varié d'une manière aléatoire. Les signaux indiquant les variations du débit d'eau et de la température en sortie de la GCT sont présentés sur les figures 4.4 et 4.5.

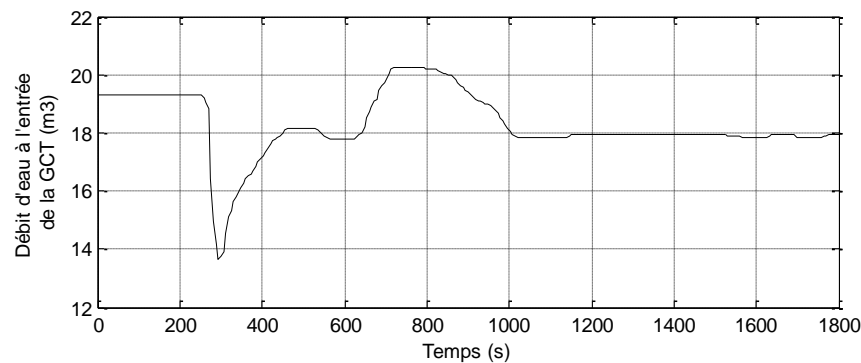


Figure 4.4 Variation du débit d'eau à l'entrée de la GCT appliqué par action manuelle

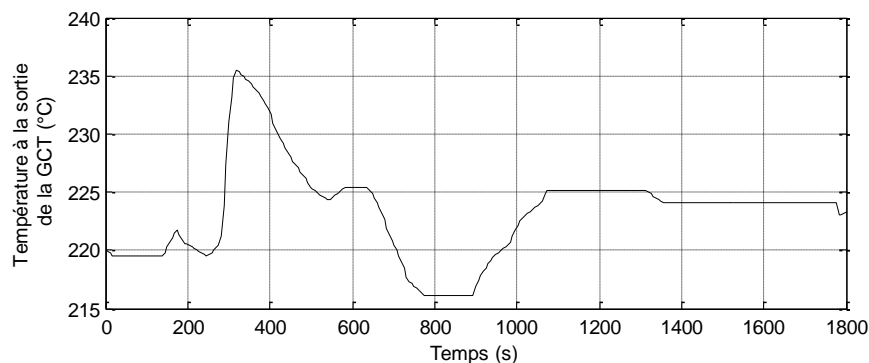


Figure 4.5 Variation de la température à la sortie de la GCT pour le second essai

3. Structure et ordre des modèles réseaux de neurones artificiels

Le choix de la structure du modèle RNA consiste à définir le nombre de couches du réseau (couches cachées) ainsi que le nombre de neurones dans chaque couche. Un modèle avec une seule couche cachée contenant suffisamment de neurones est une structure adéquate pour modéliser les systèmes dynamiques. L'amélioration de la précision du modèle réseau de neurones, par augmentation du nombre de couches cachées ou du nombre de neurones dans la couche cachée, est insignifiante [51].

L'ordre d'un modèle RNA est défini en fonction du nombre de neurones dans la couche d'entrée. Avec deux entrées on obtient le premier ordre. A chaque fois qu'on ajoute deux autres entrées, l'ordre du modèle augmente d'une unité.

La fonction d'activation sert à convertir le résultat de la somme pondérée des entrées d'un neurone en une sortie. Il y'a plusieurs types de fonctions d'activations utilisées dans les RNA. Les fonctions linéaires comme la fonction identité (rampe) et les fonctions non linéaires comme la fonction sigmoïde, la tangente hyperbolique, etc. La fonction d'activation de type sigmoïde est fréquemment utilisée pour modéliser des dynamiques non linéaires [65]

3.1 Choix de la structure des modèles RNA

Le réseau modélisateur utilisé se compose d'une seule couche cachée (Figure 4.6): la couche de sortie contient un seul neurone et calcule la sortie du réseau \hat{y} , la couche cachée contient huit neurones quant à celle d'entrée elle reçoit les différents types d'entrées selon le type de modèle ARX, ARMAX ou OE et en fonction de l'ordre choisi.

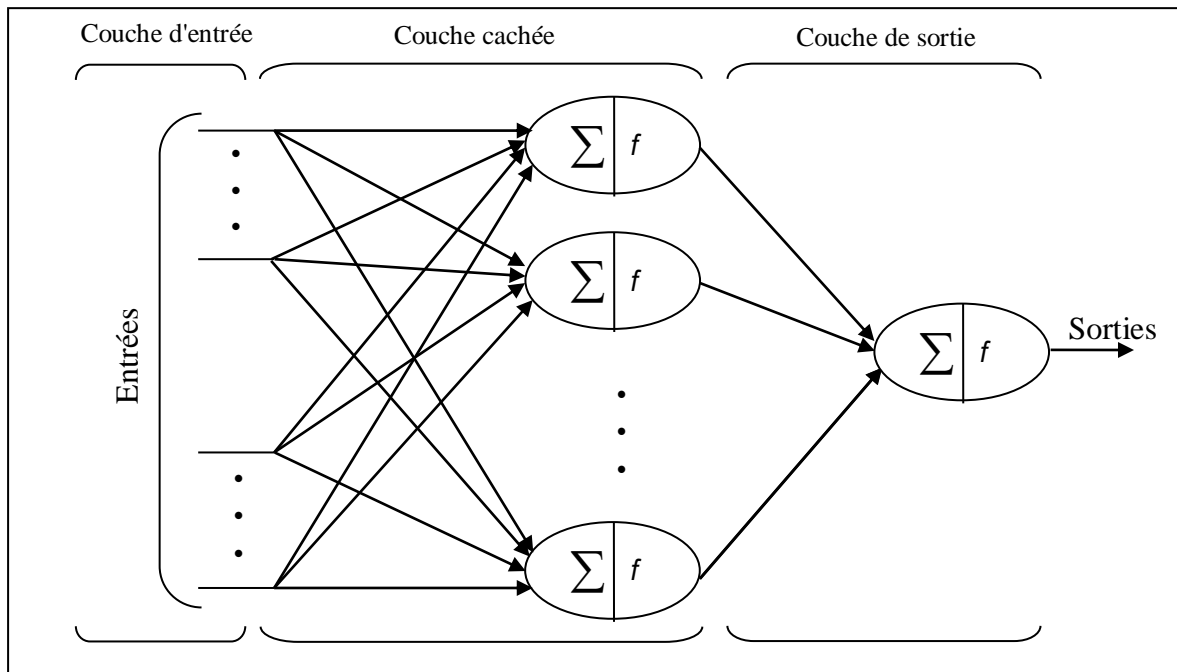


Figure 4.6 Réseau de neurones à une seule couche cachée

3.2 l'ordre des modèles réseaux de neurones

Etant donné que l'ordre du processus (r) est inconnu et qu'il est lié au nombre d'entrées du réseau, nous avons fait varier la topologie de la couche d'entrée telle, que $n = 1, 2, 3, \dots$

- $n = 1$: modèle de premier ordre (Une entrée pour chaque variable);
- $n = 2$: modèle de deuxième ordre (Deux entrées pour chaque variable);
- $n = 3$: modèle de troisième ordre (Trois entrées pour chaque variable);
-
- $n = i$: modèle de $i^{\text{ème}}$ ordre (i entrées pour chaque variable).

4. Application à l'identification de la tour de conditionnement des gaz

Trois différents modèles sont élaborés pour la GCT. Le modèle réseau de neurones NNARX, le NNARMAX et le NNOE. Chaque type des modèles suscités est considéré sous trois formes: forme de premier ordre, forme de deuxième ordre et forme de troisième ordre.

4.1 Le modèle NNOE

La stratégie d'élaboration du modèle NNOE est illustrée sur la figure 4.7. Le signal d'entrée (RAS) appliqué à la GCT est appliqué également au modèle. L'erreur entre les sorties de la GCT et les sorties du modèle est utilisée pour entraîner le modèle NNOE.

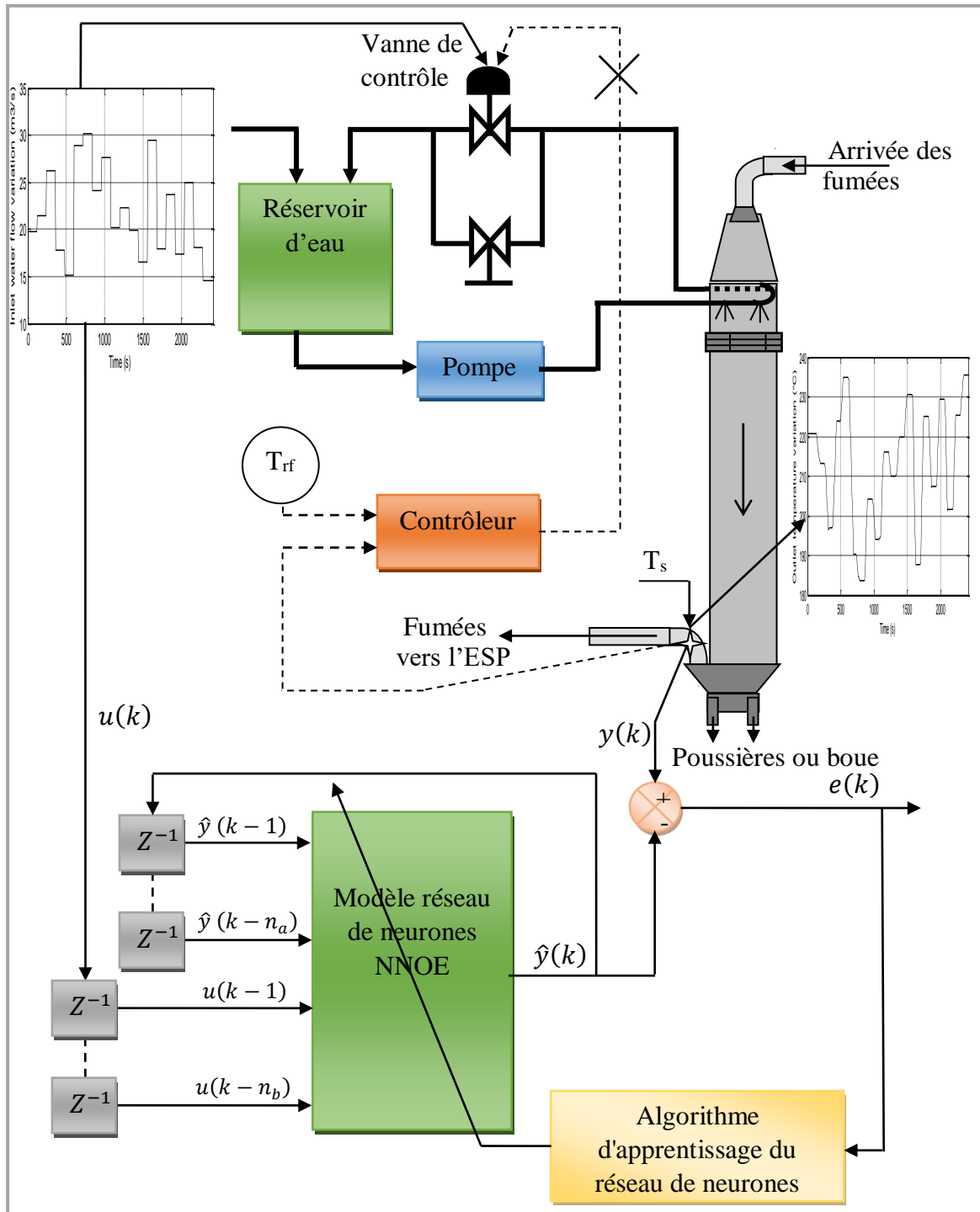


Figure 4.7 Schéma fonctionnel de l'identification de la GCT par un modèle NNOE

4.1.1 Modèle NNOE de deuxième ordre

Dans ce cas, les meilleurs résultats sont obtenus en utilisant le modèle NNOE de deuxième ordre. Le RNA correspondant est à quatre entrées: $u(k-1)$, $u(k-2)$, $\hat{y}(k-1)$ et $\hat{y}(k-2)$. les résultats sont présentés sur les figures 4.8 et 4.9. La figure 4.8 présente les résultats d'entraînement du modèle NNOE et la figure 4.9 présente les résultats de validation du modèle obtenu. Les autres résultats obtenus en utilisant les modèles NNOE de premier et de troisième ordre sont présentés en Annexe 1.

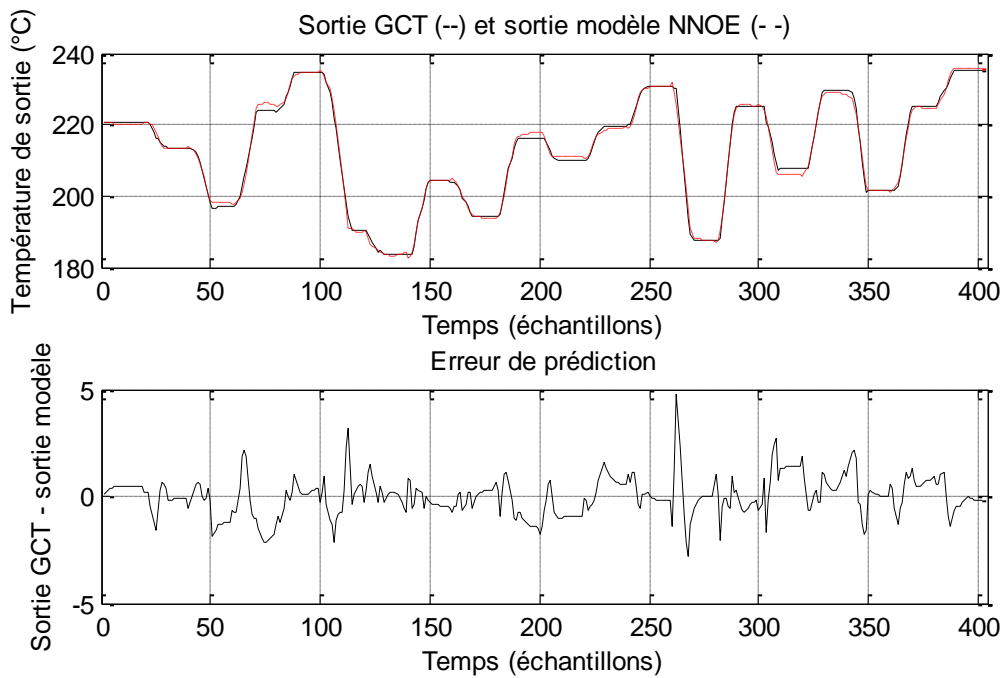


Figure 4.8 Résultats d'apprentissage du modèle NNOE de deuxième ordre

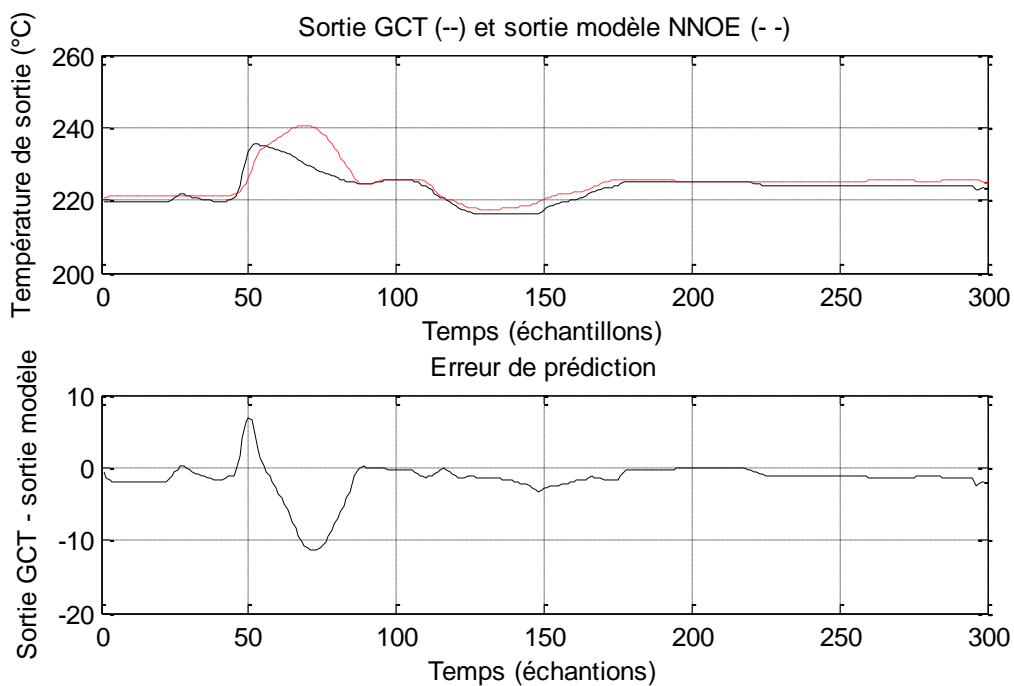


Figure 4.9 Résultats de test validation du modèle NNOE de deuxième ordre

On remarque sur la figure 4.8 que la sortie du modèle RNA suit bien la sortie de la GCT sur l'ensemble du premier ensemble de données expérimentales. Le test de validation du modèle obtenu sur le deuxième ensemble de données expérimentales (figure 4.9) montre une superposition de la sortie du modèle sur la sortie de la GCT.

4.2 Le modèle NNARMAX

La stratégie d'élaboration du modèle NNARMAX est illustrée sur la figure 4.10. Le signal d'entrée (RAS) appliqué à la GCT est appliqué également au modèle. L'erreur entre les sorties de la GCT et les sorties du modèle est utilisée pour entraîner le modèle NNARMAX.

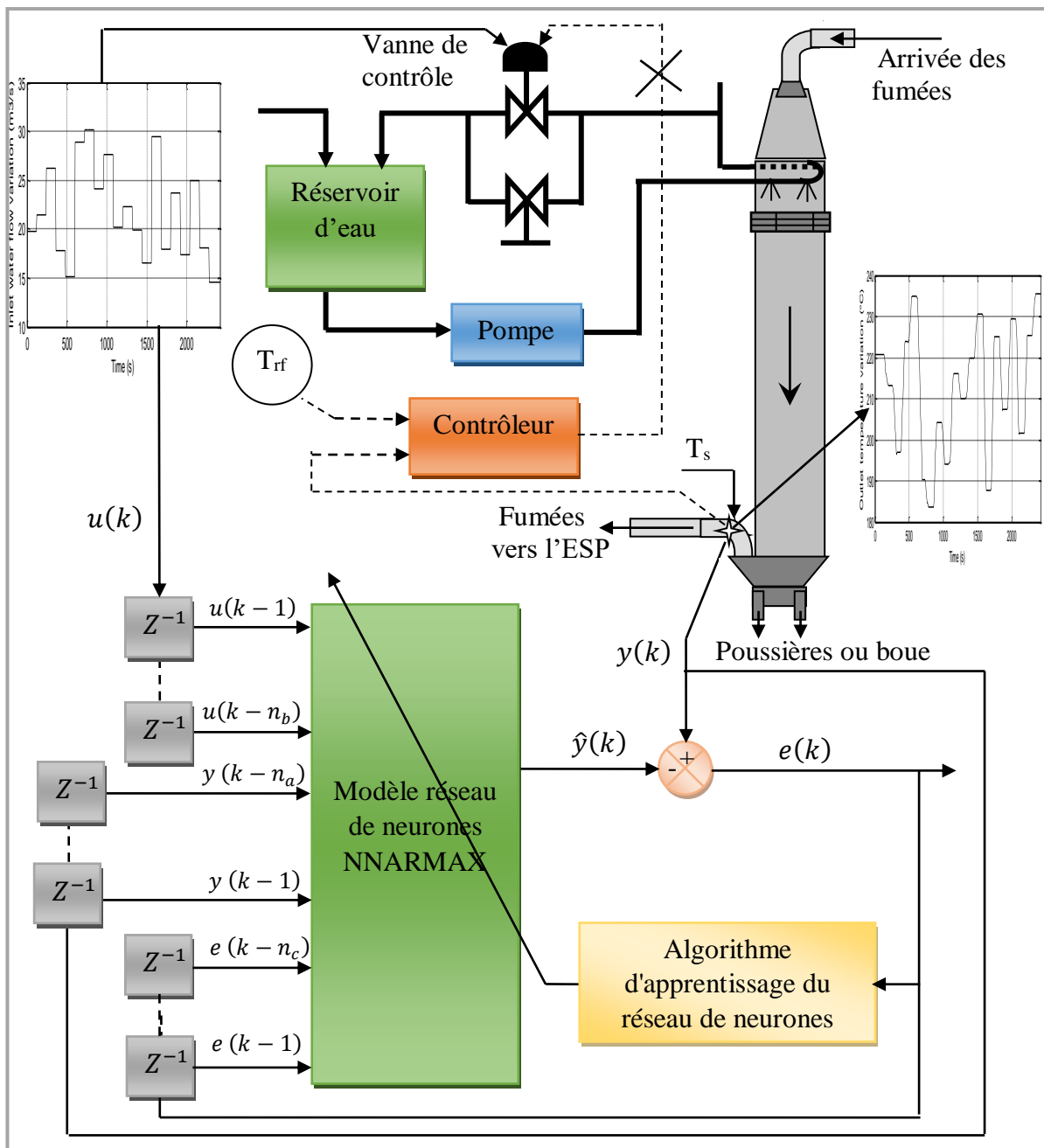


Figure 4.10 Schéma fonctionnel de l'identification de la GCT par un modèle NNARMAX

4.2.1 Modèle NNARMAX de premier ordre

Pour ce cas, les résultats obtenus pour le modèle de premier ordre, en choisissant un réseau de neurones à une entrée pour chaque variable $u(k - 1)$, $y(k - 1)$ et $e(k - 1)$, sont les meilleurs. Ces résultats sont présentés sur les figures 4.11 et 4.12. La figure 4.11 présente le résultat d'entraînement du modèle NNARMAX et la figure 4.12 présente le résultat de test du modèle obtenu. Les autres résultats obtenus en utilisant les modèles NNARMAX de deuxième et troisième ordres sont présentés en Annexe 1.

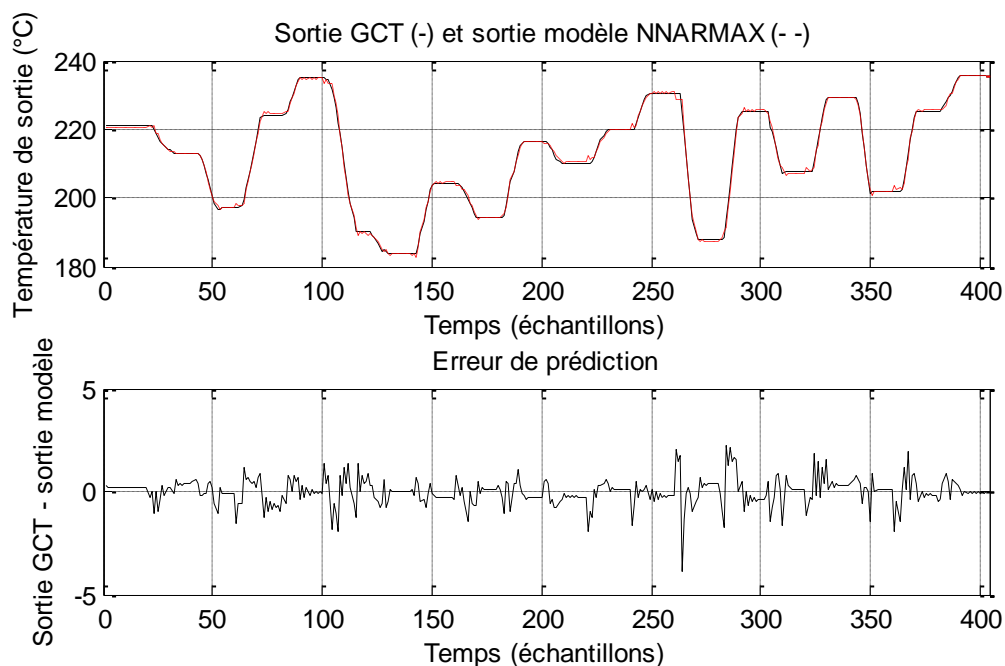


Figure 4.11 Résultats d'apprentissage du modèle NNARMAX de premier ordre

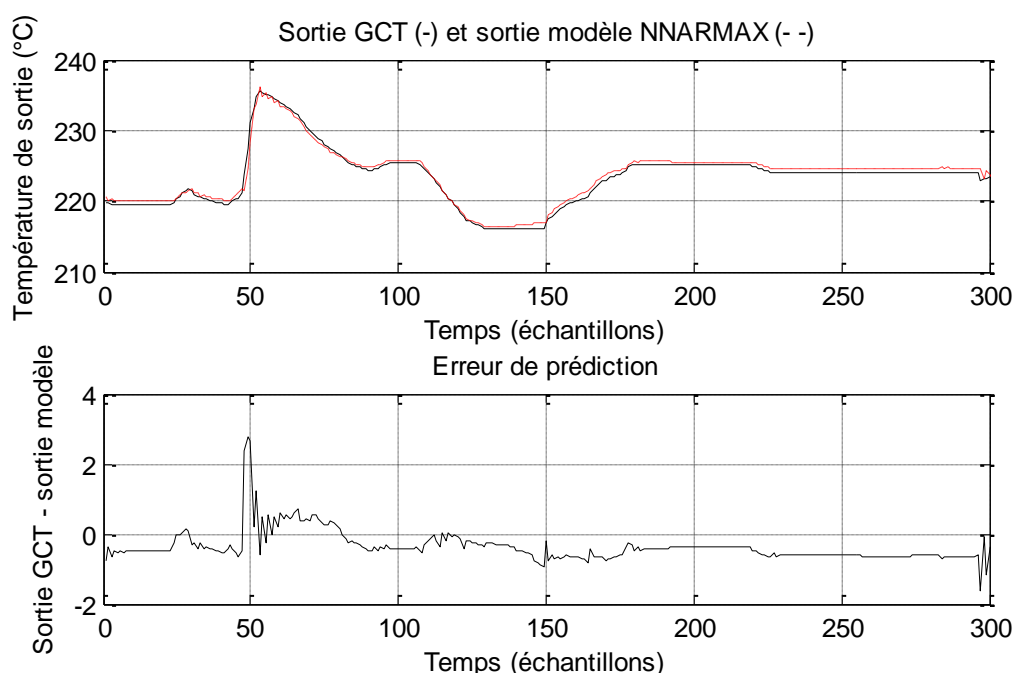


Figure 4.12 Résultats de validation du modèle sans optimisation de la structure du modèle

On remarque sur la figure 4.11 que la sortie du modèle réseau de neurones est proche des valeurs de la sortie de la GCT pour le premier ensemble de données expérimentales. Le test de validation du modèle obtenu sur le deuxième ensemble de données expérimentales (figure 4.12) montre un léger écart entre les valeurs de la sortie du modèle et les valeurs de la sortie de la GCT.

4.3 Le modèle NNARX

La stratégie d'élaboration du modèle NNARX est illustrée sur la figure 4.13. Le signal d'entrée (RAS) appliqué à la GCT est appliqué également au modèle. L'erreur entre les sorties de la GCT et les sorties du modèle est utilisée pour entraîner le modèle NNARX.

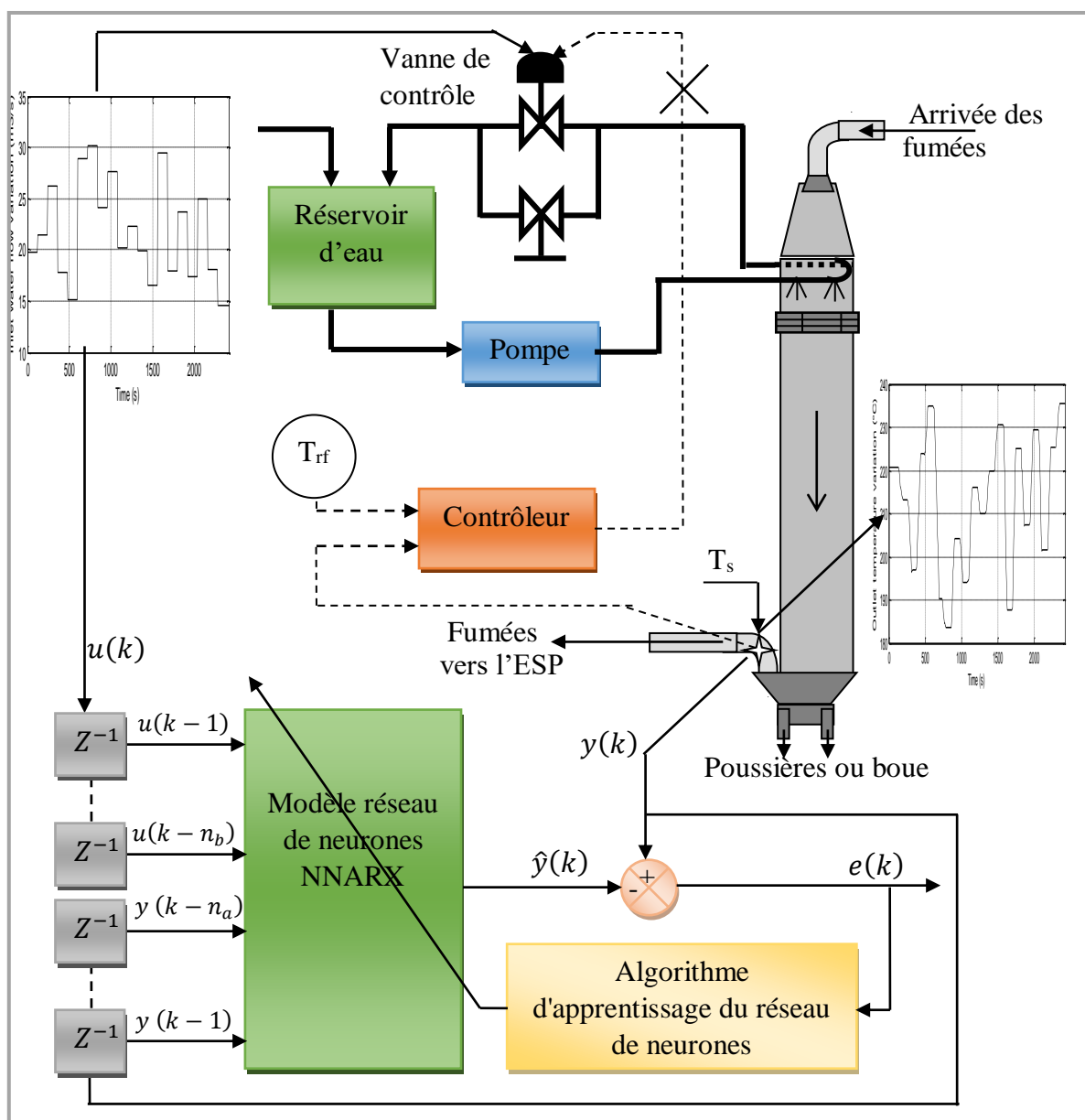


Figure 4.13 Schéma fonctionnel de l'identification de la GCT par un modèle NNARX

4.3.1 Modèle NNARX de premier ordre

Etant donné que le modèle NNARX a donné les meilleurs performances, il sera présenté pour les trois ordres. Les résultats pour le modèle de premier ordre obtenu en choisissant un réseau de neurones à deux entrées $u(k - 1)$ et $y(k - 1)$ sont présentés sur les figures 4.14 et 4.15. La figure 4.14 présente les résultats d'entraînement du modèle NNARX et la figure 4.15 présente les résultats de test du modèle obtenu.

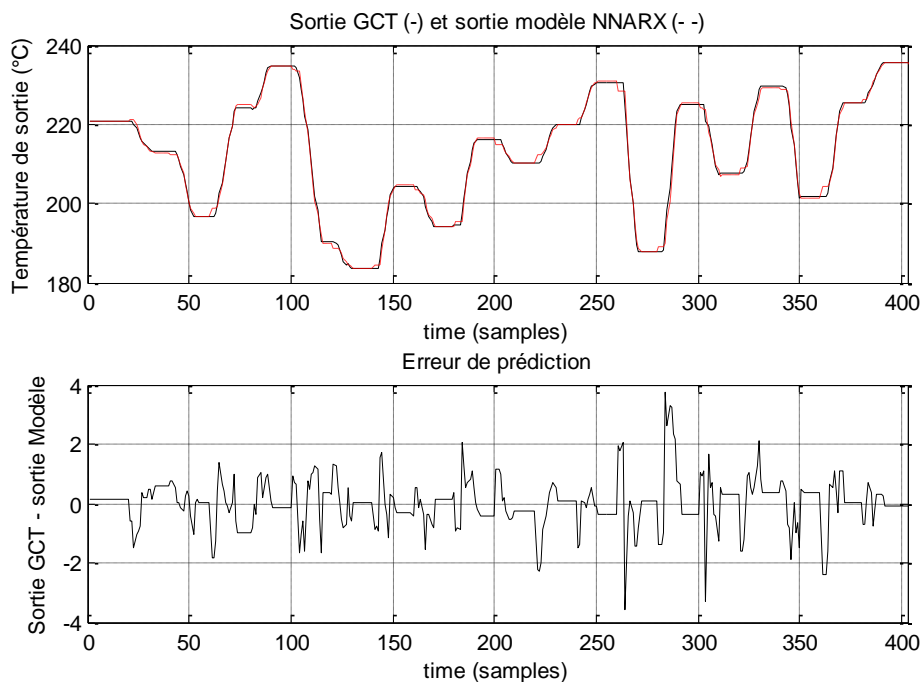


Figure 4.14 Résultats d'apprentissage du modèle NNARX de premier ordre

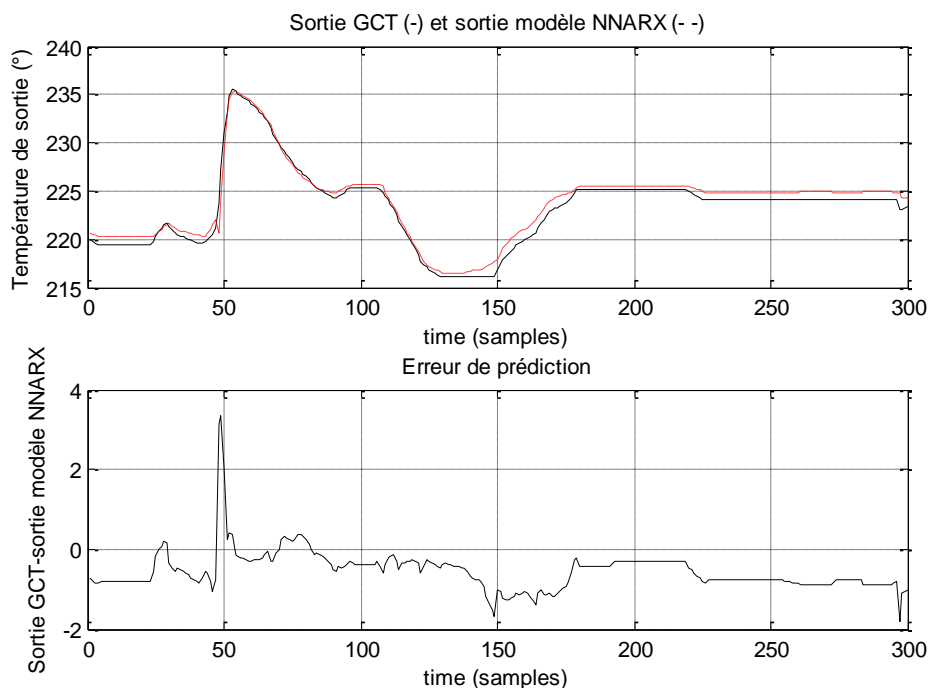


Figure 4.15 Résultats de validation du modèle avant optimisation de sa structure

La figure 4.14 montre que les valeurs de la sortie du modèle RNA sont proches des valeurs de sortie de la GCT pour le premier ensemble de données. Le test de validation du modèle obtenu sur le deuxième ensemble de données expérimentales (figure 4.15) montre un léger écart entre les valeurs de la sortie du modèle et les valeurs de la sortie de la GCT.

Le calcul de la fonction d'autocorrélation de l'erreur de prédiction et de la fonction de d'intercorrélation entre les entrées et les résidus a permis de tracer les courbes de la figure 4.16. Les résultats montrent que la fonction d'autocorrélation et le coefficient d'intercorrélation sont en dehors de la zone admissible délimitée par les deux lignes discontinues.

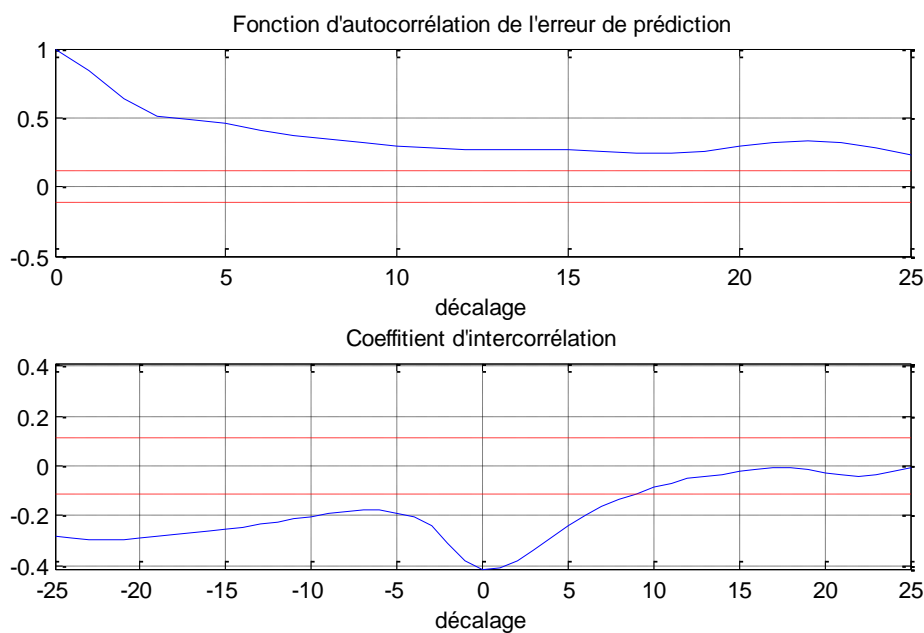


Figure 4.16 Résultats de test du modèle avant optimisation de sa structure

L'optimisation de la structure du RNA, qui consiste à supprimer les poids superflus, a permis de tracer l'erreur d'entraînement, l'erreur finale de prédiction (FPE) et l'erreur de test de validation (figure 4.17) en fonction des poids du réseau de neurones.

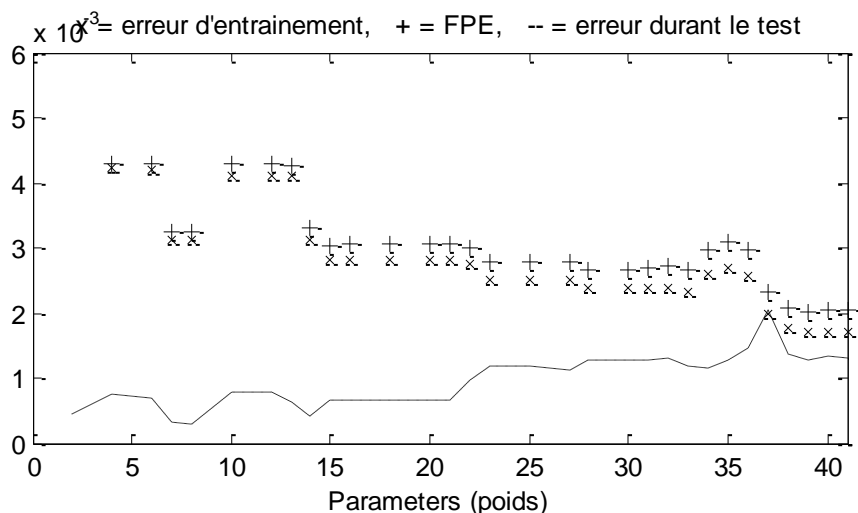


Figure 4.17 Optimisation de la structure du réseau de neurones - modèle de 1^{er} ordre

Le graphe de la figure 4.17 montre que l'erreur de test de validation est minimale pour un nombre de poids égale à 8 sur l'ensemble des 41 poids du réseau de départ.

Le résultat de test de validation, sur le deuxième ensemble de données expérimentales, en utilisant la structure optimale du réseau de neurones, est illustré par la figure 4.18. le graphe de la figure montre une diminution de l'écart entre la sortie de la GCT et la sortie du modèle. La figure 4.19 confirme cette amélioration car les courbes de la fonction d'autocorrélation et du coefficient d'intercorrélation sont plus proche de la zone admissible par rapport au modèle avant optimisation de la structure du modèle.

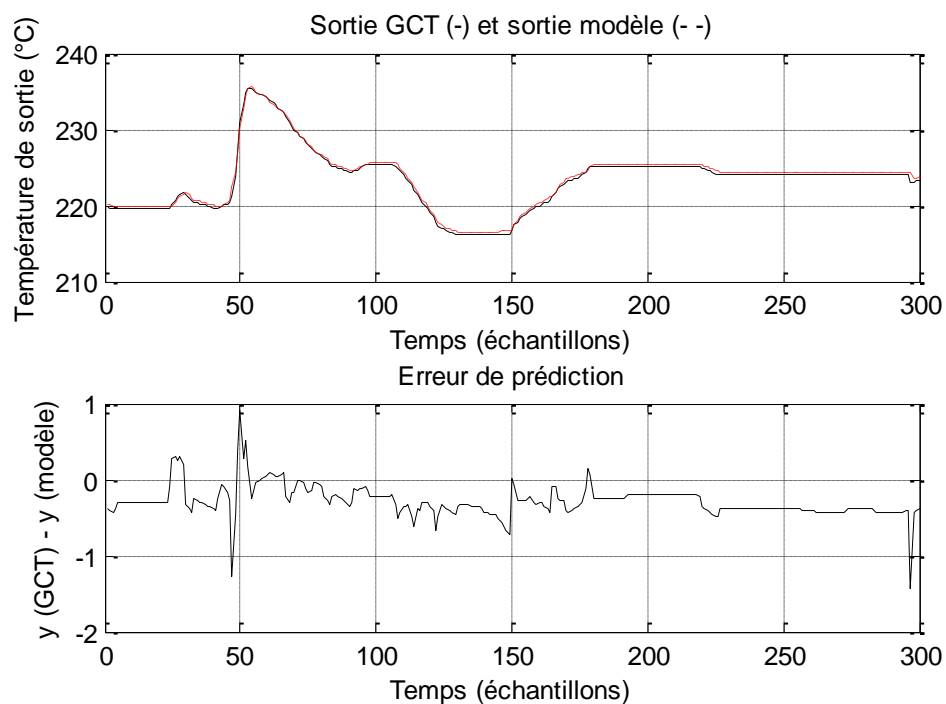


Figure 4.18 Résultats de validation du modèle après optimisation de sa structure

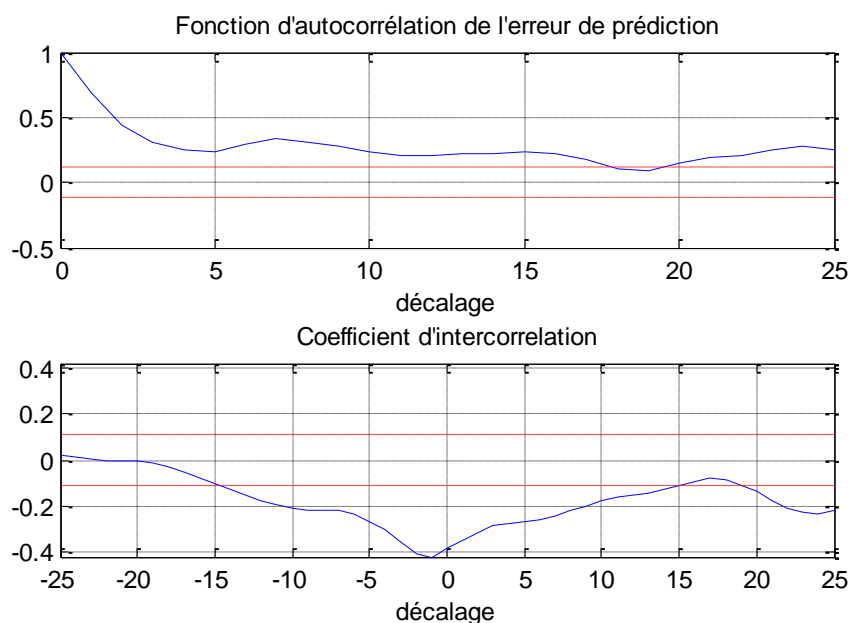


Figure 4.19 Résultats de test du modèle après optimisation de sa structure

4.3.2 Modèle NNARX de deuxième ordre

Les résultats du modèle de deuxième ordre obtenu en choisissant un RNA à quatre entrées $u(k-1), u(k-2), y(k-1)$ et $y(k-2)$ sont présentés sur les figures 4.20 et 4.21. Sur la figure 4.20 sont présentés les résultats d'entraînement du modèle NNARX et sur la figure 4.21 sont présentés les résultats de validation du modèle obtenu.

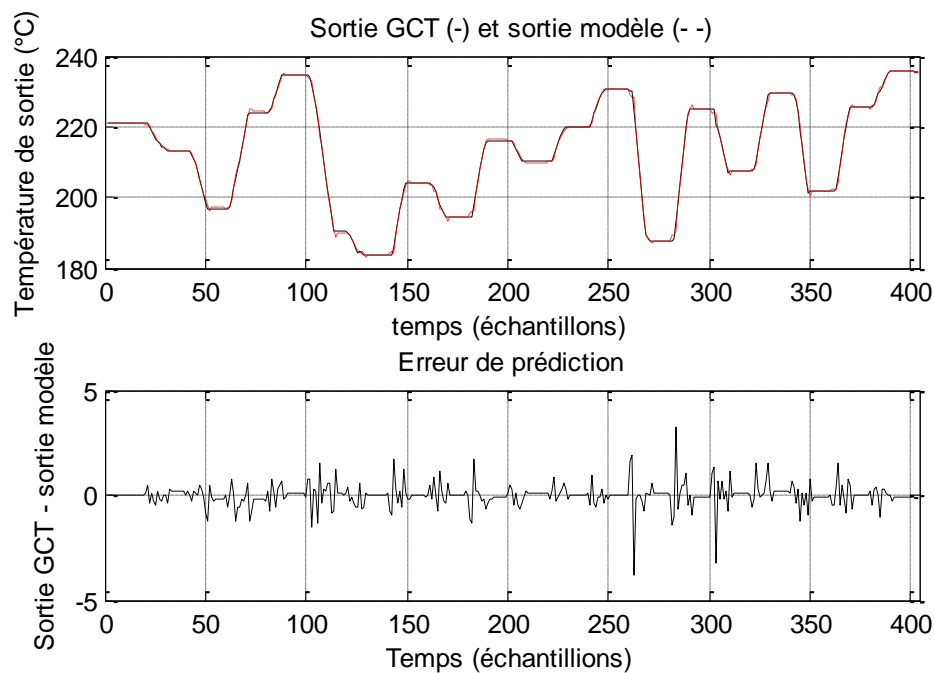


Figure 4.20 Résultats d'apprentissage du modèle NNARX de deuxième ordre

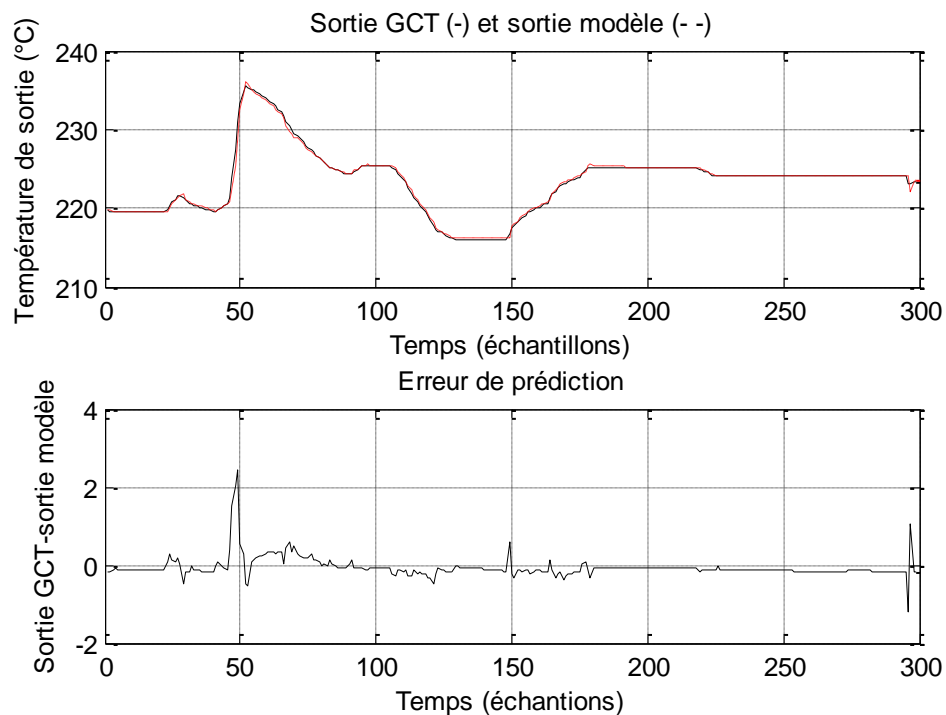


Figure 4.21 Résultats de test validation du modèle NNARX de deuxième ordre

On remarque dans la figure 4.20 que la sortie du modèle RNA suit bien la sortie de la GCT pour le premier ensemble de données expérimentales. Le test de validation du modèle obtenu, sur le deuxième ensemble de données expérimentales (figure 4.21), montre une superposition de la sortie du modèle sur la sortie de la GCT.

Le calcul de la fonction d'autocorrélation de l'erreur de prédiction et de la fonction de d'intercorrélation entre les entrées et les résidus a permis de tracer les courbes de la figure 4.22. Les résultats montrent que la fonction d'autocorrélation et le coefficient d'intercorrélation sont en dors de la zone admissible délimitée par les deux lignes discontinues.

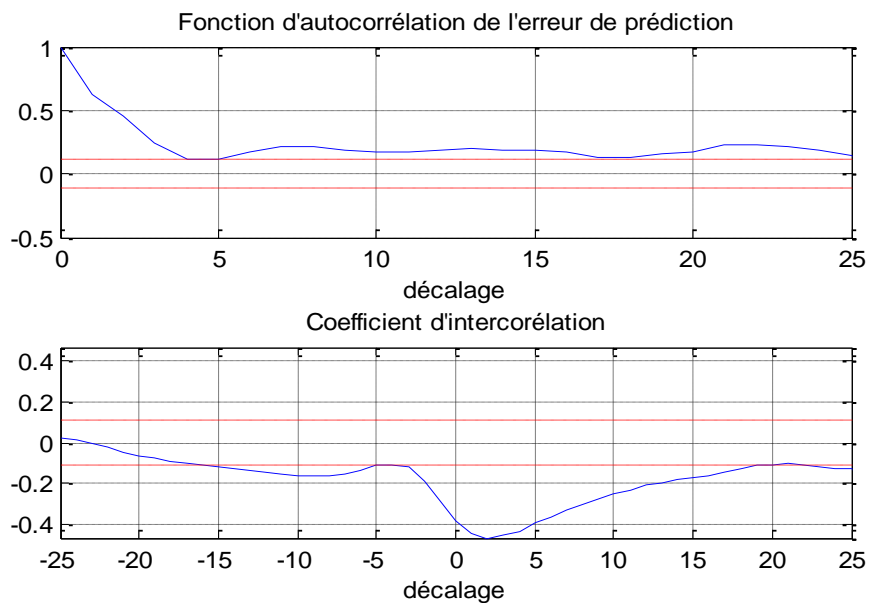


Figure 4.22 Test du modèle de 2^{ème} ordre avant optimisation de sa structure

L'optimisation de la structure du RNA, qui consiste à supprimer les poids superflus, a permis de tracer l'erreur d'entraînement, l'erreur finale de prédiction (FPE) et l'erreur de test de validation (figure 4.23) en fonction des poids du RNA.

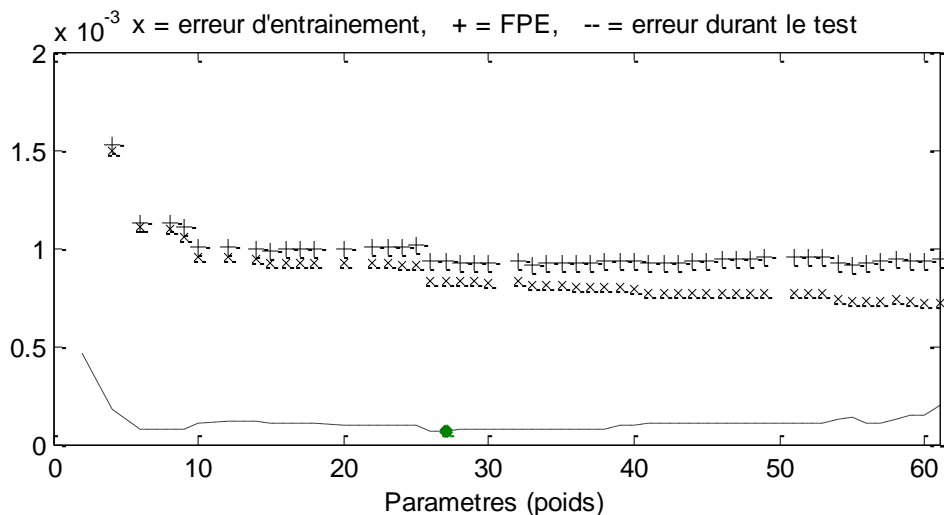


Figure 4.23 Optimisation de la structure du réseau de neurones - modèle de 2^{ème} ordre

Le graphe de la figure 4.23 montre que l'erreur de test de validation est minimale pour un nombre de poids égal à 27 sur l'ensemble des 61 poids du réseau de départ.

Le résultat de test de validation, sur le deuxième ensemble de données expérimentales, en utilisant la structure optimale du réseau de neurones, est illustré par la courbe de la figure 4.24. le graphe de la figure montre une diminution de l'écart entre la sortie de la GCT et la sortie du modèle. La figure 4.25 confirme cette amélioration car les courbes de la fonction d'autocorrélation et du coefficient d'intercorrélacion sont à l'intérieur de la zone admissible par rapport au modèle avant optimisation de sa structure.

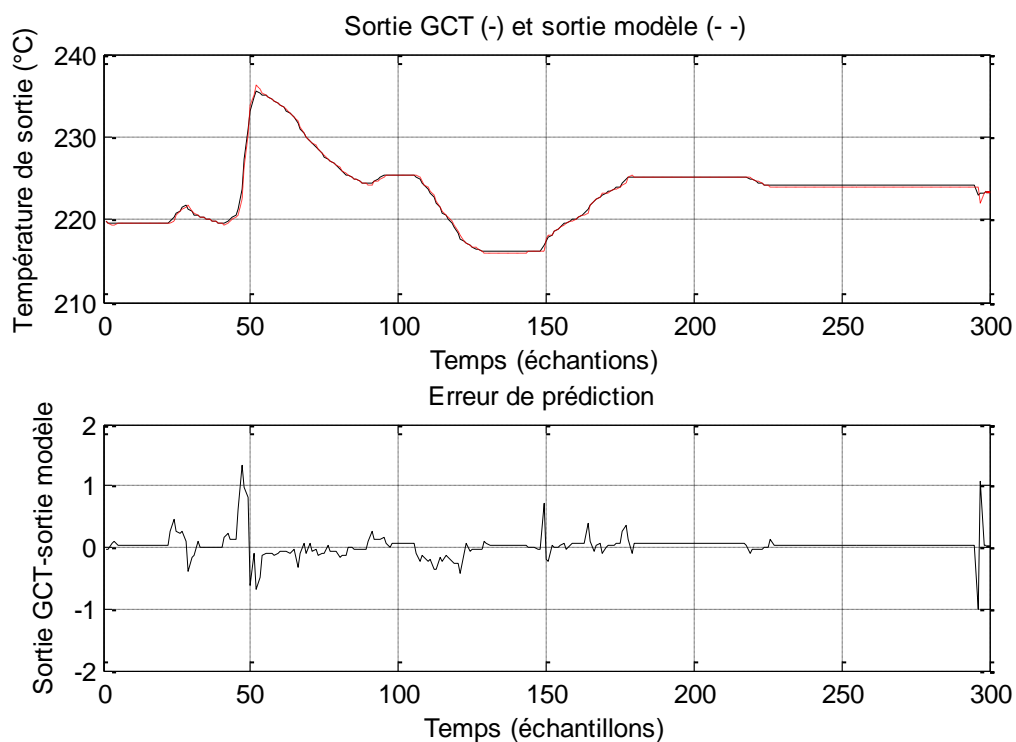


Figure 4.24 Résultats de validation du modèle après optimisation de sa structure

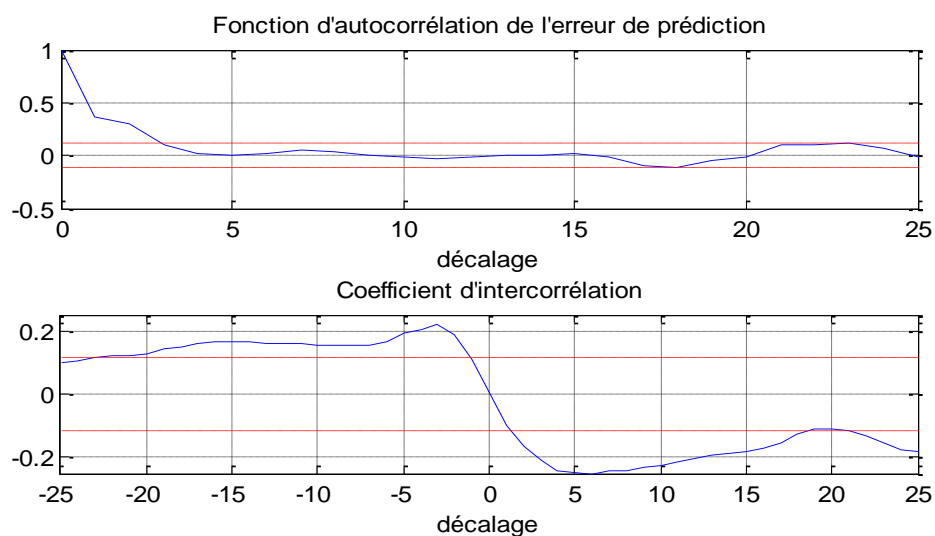


Figure 4.25 Résultats de test du modèle après optimisation de sa structure

4.3.3 Modèle NNARX de troisième ordre

Les résultats du modèle de troisième ordre obtenu en choisissant un RNA à quatre entrées $u(k-1), u(k-2), u(k-3), y(k-1), y(k-2)$ et $y(k-3)$ sont présentés par les figures 4.26 et 4.27. La figure 4.26 présente les résultats d'entraînement du modèle NNARX et la figure 4.27 présente les résultats de validation du modèle obtenu.

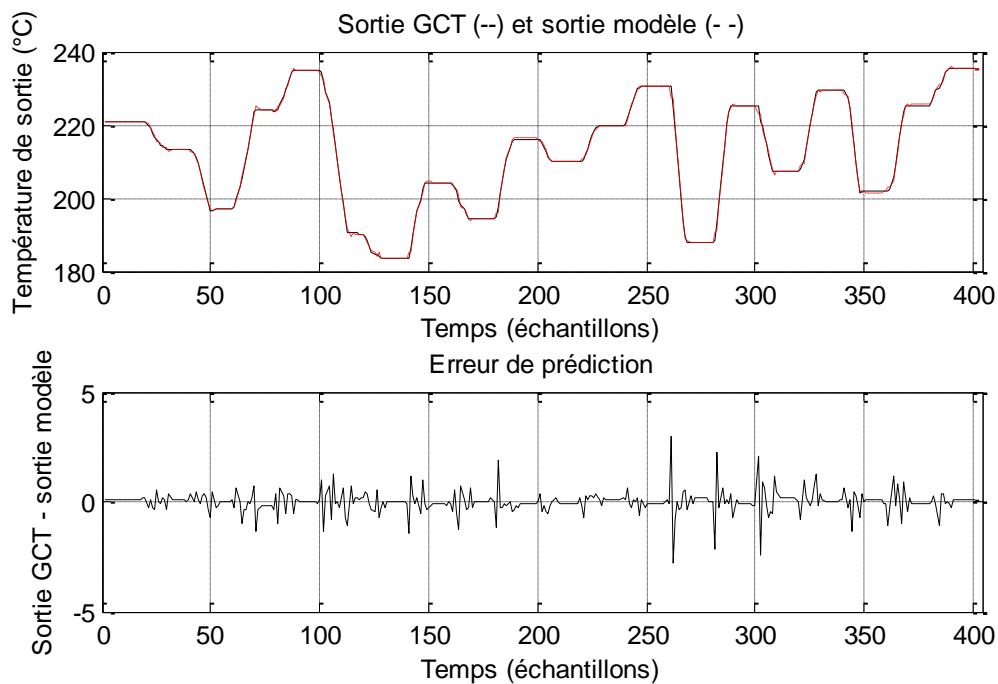


Figure 4.26 Résultats d'apprentissage du modèle NNARX de troisième ordre

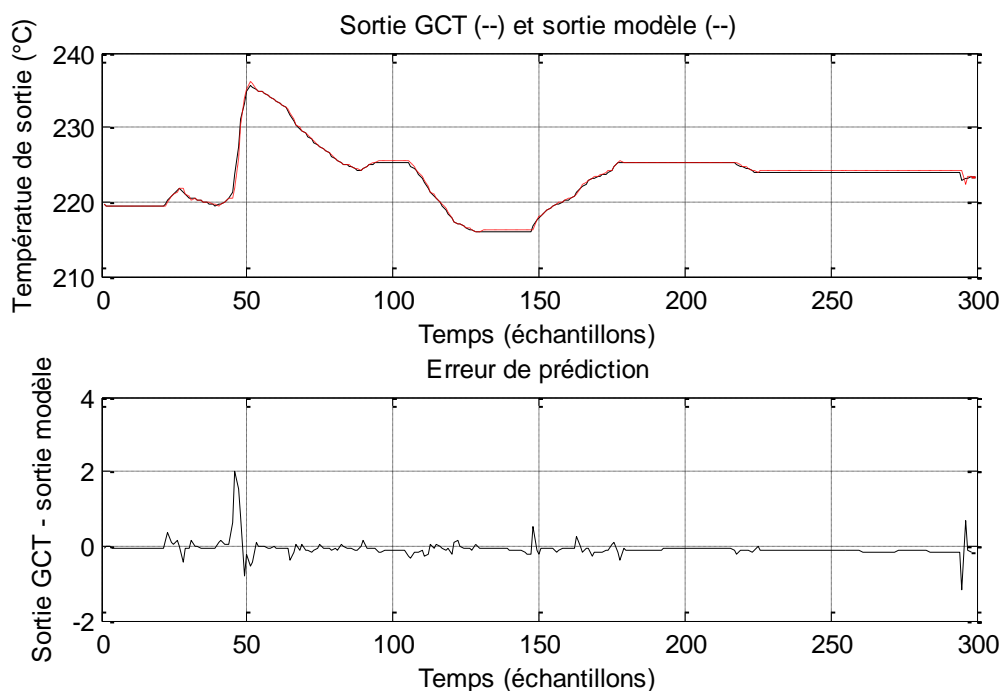


Figure 4.27 Résultats de validation du modèle NNARX de troisième ordre

La figure 4.26 montre que la sortie du modèle RNA suit bien la sortie de la GCT sur l'ensemble du premier ensemble de données expérimentales. Le test de validation du modèle obtenu sur le deuxième ensemble de données expérimentales (figure 4.27) montre une superposition de la sortie du modèle sur la sortie de la GCT.

Le calcul de la fonction d'autocorrélation de l'erreur de prédiction et de la fonction de d'intercorrrelation entre les entrées et les résidus a permis de tracer les courbes de la figure 4.28. Le résultat montre que la fonction d'autocorrélation et le coefficient d'intercorrrelation sont en d'hors de la zone admissible délimitée par les deux lignes discontinues.

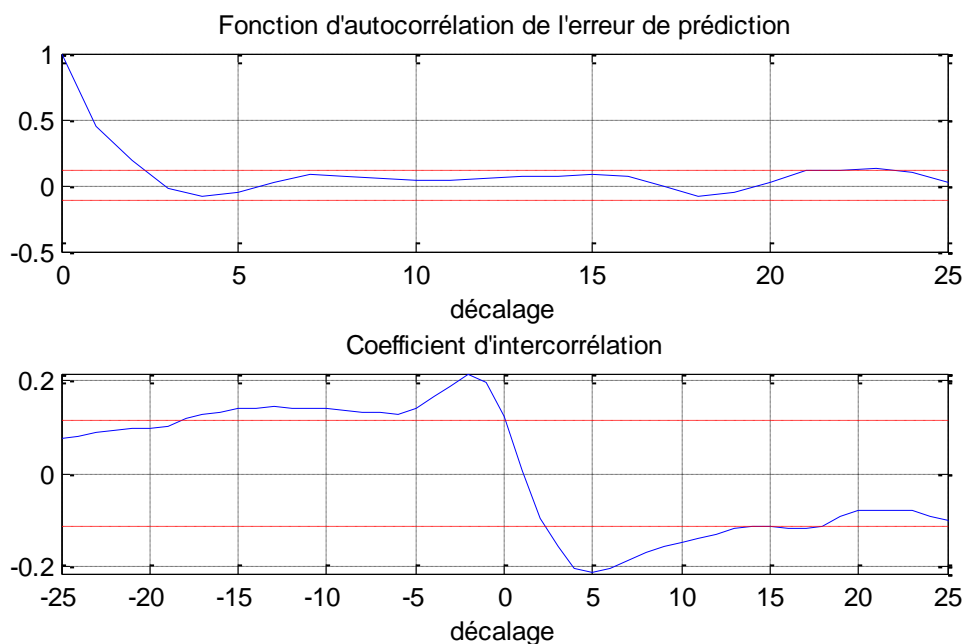


Figure 4.28 Test du modèle avant optimisation de la structure du modèle de 3^{ème} ordre

L'optimisation de la structure du réseau de neurones, qui consiste à supprimer les poids superflus, a permis de tracer l'erreur d'entraînement, l'erreur finale de prédiction (FPE) et l'erreur de test de validation (figure 4.29) en fonction des poids du réseau de neurones.

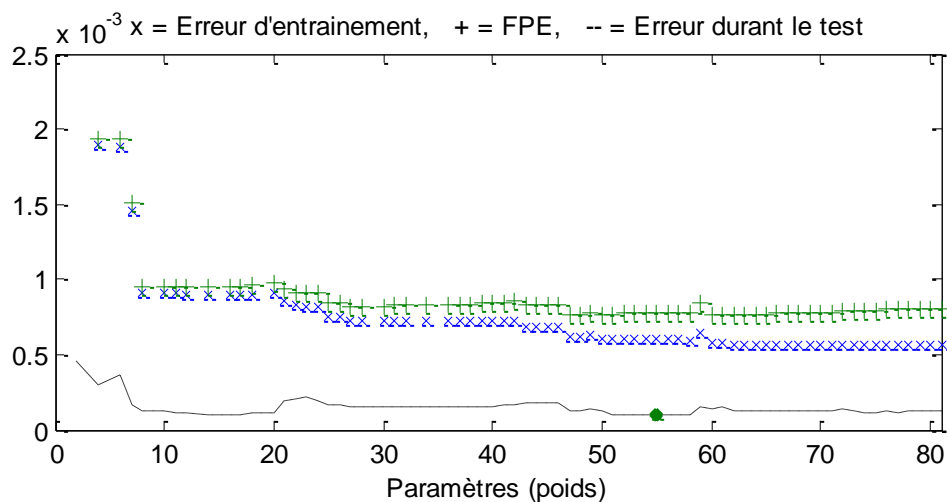


Figure 4.29 Optimisation de la structure du réseau de neurones - modèle de 3^{ème} ordre

Le graphe de la figure 4.29 montre que l'erreur de test de validation est minimale pour un nombre de poids égal à 56 sur l'ensemble des 81 poids du réseau de départ.

Les résultats de test de validation, sur le deuxième ensemble de données expérimentales, en utilisant la structure optimale du RNA, est illustré par la figure 4.30. Le graphe de la figure montre une diminution de l'écart entre la sortie de la GCT et la sortie du modèle. La figure 4.31 confirme cette amélioration car les courbes de la fonction d'autocorrélation et du coefficient d'intercorrélacion sont à l'intérieur de la zone admissible par rapport au modèle avant optimisation de sa structure.

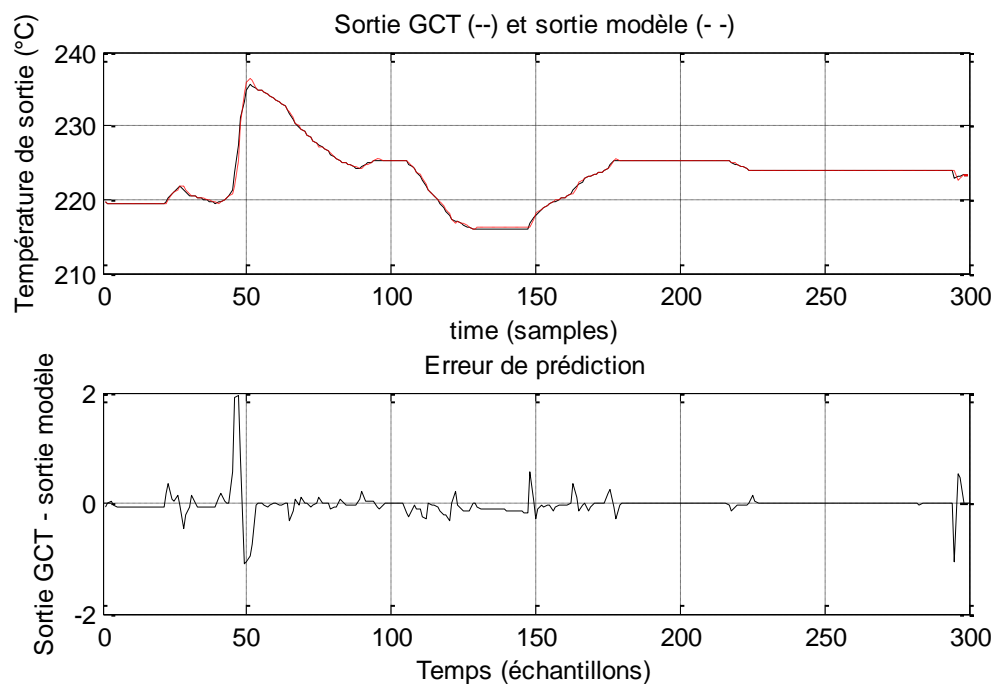


Figure 4.30 Résultats de validation du modèle après optimisation de sa structure

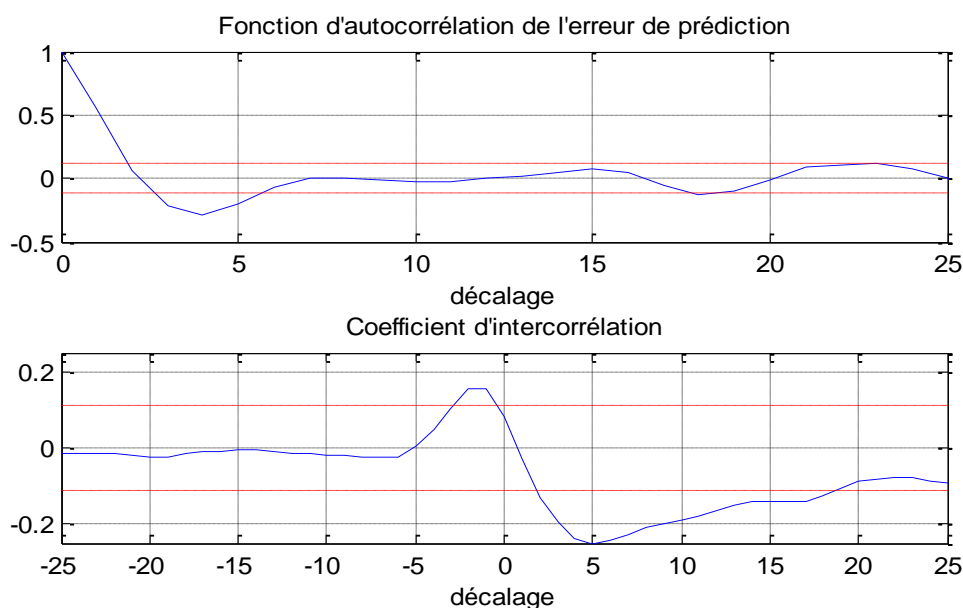


Figure 4.31 Résultats de test du modèle après optimisation de sa structure

5. Proposition d'une nouvelle stratégie de contrôle de la GCT

Les trois stratégies de contrôle présentées sont caractérisées par des insuffisances évidentes en ce qui concerne l'aspect d'optimisation de la conduite de la GCT. En plus, le rôle du système de régulation peut être étendu en vue d'inclure le réglage de la température des fumées à l'entrée du filtre électrostatique. En effet, le fonctionnement de ce dernier est optimal si la température des fumées qu'il traite est comprise entre 120 °C et 150 °C [1, 2]. Par ailleurs, étant donné que les fumées acheminées vers l'ESP passent par la GCT et/ou par le broyeur cru, alors il est indispensable de prendre en compte, dans la stratégie de commande automatique proposée l'interaction des fumées des deux circuits.

A la lumière de ce qui a été dit et en vue de trouver une solution aux problématiques suscitées, nous proposons, en premier lieu, une nouvelle stratégie de contrôle qui prend en compte le débit des fumées qui passent par le broyeur. Sachant que ces dernières sont mélangées à celles qui passent à travers la GCT et que la température à l'entrée du précipitateur électrostatique est celle du mélange. Par conséquent, il est nécessaire que les fumées passent en permanence par la GCT, avec un débit variable, pour pouvoir agir sur la température à l'entrée de l'ESP.

Le schéma de principe de la technique proposée est présenté par la Figure 4.32. Dans ce schéma, nous avons deux variables à contrôler : la température à la sortie de la GCT (T_{fs}), pour éviter la formation de la boue, et la température à l'entrée du filtre électrostatique (T_{ff}) pour avoir un fonctionnement optimal de ce dernier. Ces deux variables sont contrôlées en agissant sur deux vannes, l'une permet de contrôler le débit d'eau injectée dans la GCT et l'autre permet de contrôler le débit des fumées qui passent par le broyeur (Figure 4.33).

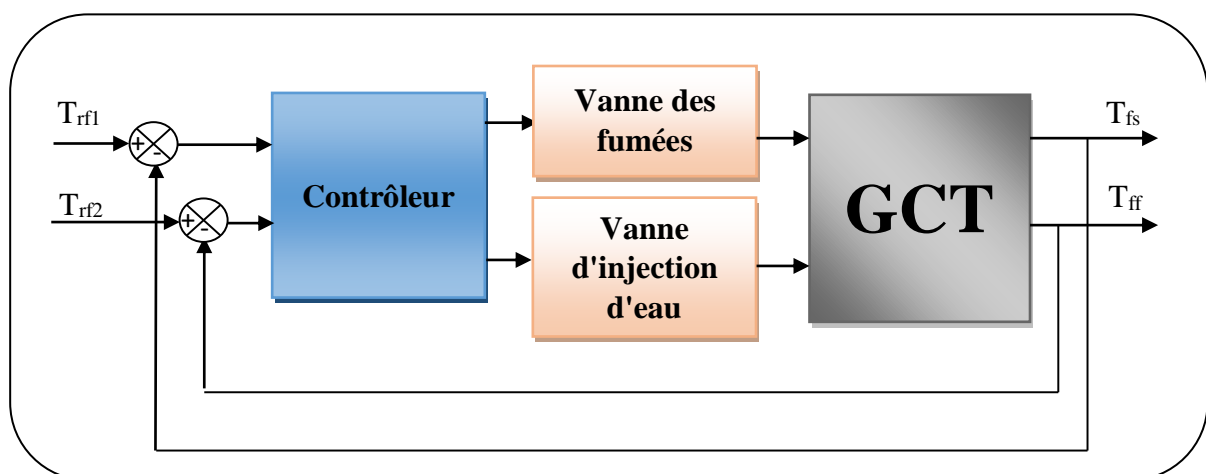


Figure 4.32 Schéma de principe de la nouvelle stratégie de contrôle de la GCT

Le principe de fonctionnement de cette technique sera comme suit :

- Si la valeur de la température à l'entrée du filtre électrostatique (T_{ff}) est comprise dans l'intervalle 120°C - 150°C , le contrôleur régule seulement la température à la sortie de la GCT (T_{fs}) en agissant sur la vanne de réglage de la quantité d'eau injectée à l'intérieur de la GCT (boucle de réglage en cascade permettant de stabiliser à la fois le débit d'eau injectée et la température de sortie de la GCT).
- Si la température à l'entrée de ESP (T_{ff}) est en dehors de l'intervalle 120°C - 150°C , alors le contrôleur agit sur le rapport (pourcentage) des quantités de fumées qui sont acheminées vers la GCT.

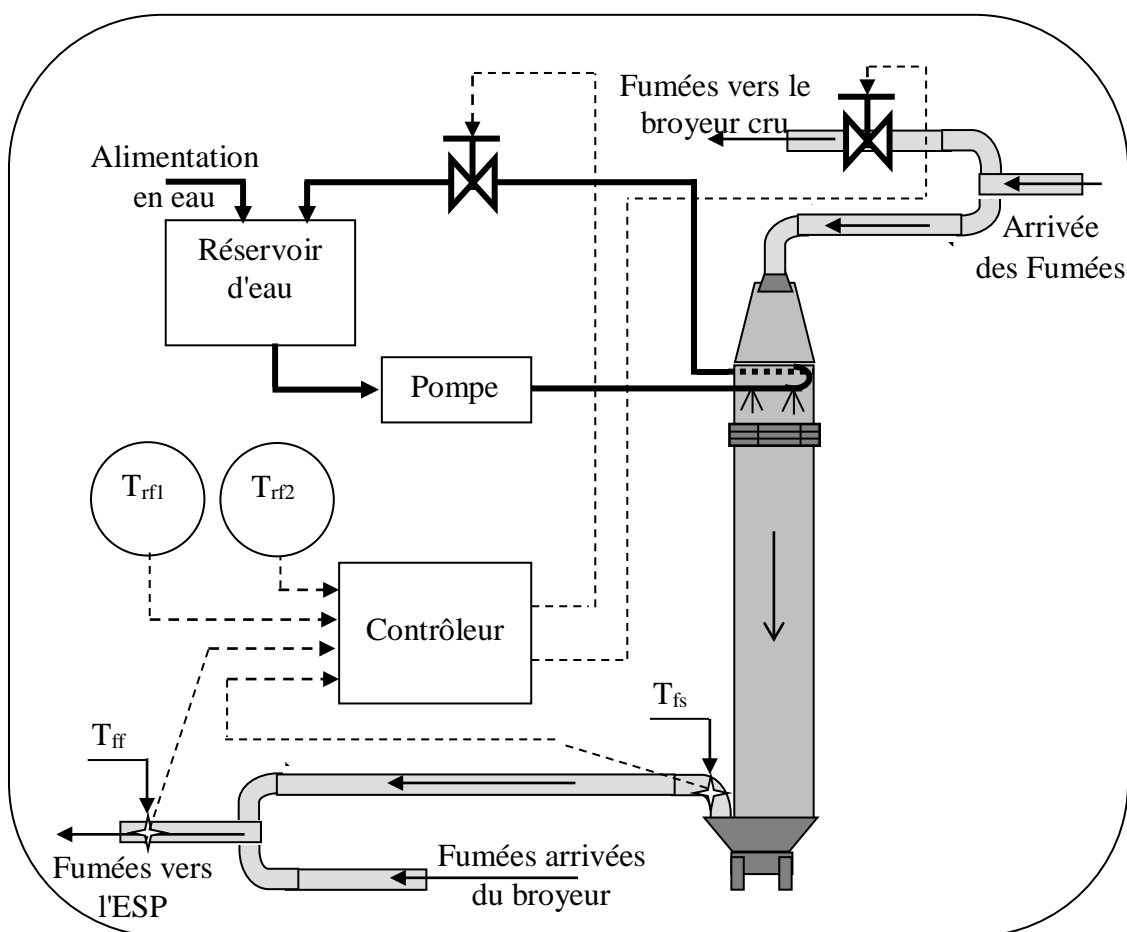


Figure 4.33 Schéma structurel détaillé de la nouvelle stratégie de contrôle proposée

En second, une boucle de régulation en cascade est proposée en vue de tenir compte du problème de bouchage des buses (Figure 4.34). En effet, la première boucle agit en vue de stabiliser le débit d'eau injectée dans la GCT, tandis que la deuxième permet la régulation de la valeur de la température à la sortie de la GCT.

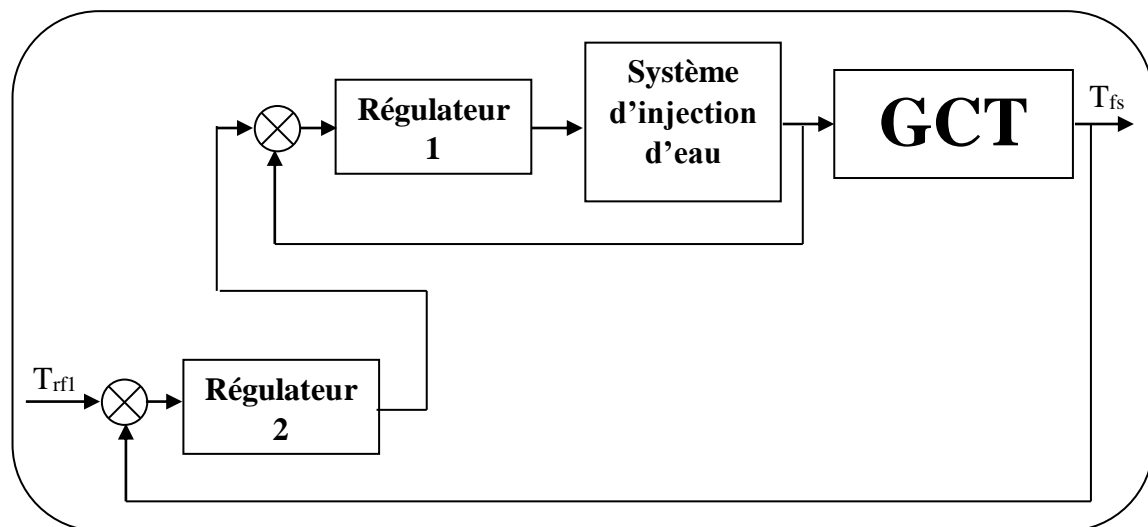


Figure 4.34 Boucle de régulation cascade permettant de tenir compte du bouchage des buses

6. Conclusion

Sur la base des résultats obtenus par l'application des RNA à la modélisation de la GCT, on peut affirmer que les modèles NNARX, NNARMAX et NNOE sont des structures adéquates pour décrire les systèmes complexes et non linéaires. Il y a lieu de souligner que pour la GCT, le modèle NNARX fourni de très bons résultats par rapport aux modèles NNARMAX et NNOE. Cependant, les résultats montrent que ce modèle NNARX de second ordre offre de meilleures performances et une précision supérieure à celles des modèles NNARX des premier et troisième ordres. En outre, le modèle obtenu peut être utilisé pour sélectionner la structure du contrôleur GCT, pour calculer les paramètres des régulateurs appliqués à la GCT, pour analyser la dynamique de cette dernière et pour activer le diagnostic automatique. Ces résultats sont très intéressants, car ils sont basés sur des données expérimentales.

Le contrôle de la GCT a été abordé également dans ce chapitre. Une nouvelle stratégie de contrôle de GCT a été proposée. Elle consiste au réglage de la température de sortie de la GCT en agissant sur deux grandeurs différentes :

- Le débit d'eau injectée dans la tour de conditionnement afin de bien conditionner les fumées à l'intérieur, chose qui permet de contrôler la température à la sortie de la GCT.
- Le débit des fumées qui passe par le broyeur dans l'objectif de contrôler la température des fumées à l'entrée du précipitateur électrostatique, chose qui permet d'améliorer son efficacité, donc la récupération d'un maximum de poussière contenue dans les fumées.

Conclusion Générale

Conclusion générale

L'analyse critique de l'état de l'art, sur des installations industrielles des cimenteries, nous a permis de constater les anomalies suivantes:

- Problématiques liées à la santé humaine et à la pollution de l'environnement;
- Problématiques liées au fonctionnement sous-optimal des différents systèmes de traitements des fumées et de récupération des poussières;
- La non prise en charge bouchage des buses des systèmes d'injection d'eau dans la GCT;
- Performance du précipitateur électrostatique;
- Inefficacité du fonctionnement de la tour de conditionnement des gaz.

Pour pouvoir améliorer les performances de la tour de conditionnement des gaz, la présente thèse a été consacrée à la modélisation de la tour de conditionnement des gaz.

Par ailleurs, l'introduction de l'intelligence artificielle pour la modélisation de la GCT est une démarche intéressante. Les choix des réseaux de neurones artificiels est justifié suivant les résultats de l'étude statique de la GCT. Cette étude est réalisée en se basant sur la détermination des bilans massique et énergétique de la GCT. Les résultats obtenus montrent que le processus en question est un système non linéaire. Par conséquent, les outils d'analyse et d'étude des systèmes non linéaires sont applicables à la GCT.

La modélisation de la GCT à base des RNA a été effectuée avec succès. Les meilleurs résultats sont obtenus en utilisant la structure NNARX. Les structures NNOE et NNARMAX ont fourni des résultats acceptables du point de vue de l'écart entre les valeurs des sorties des modèles et les valeurs des sorties de la GCT.

D'un autre côté, le contrôle de la GCT a été abordé. Le traitement de la problématique posée dans ce travail impose une amélioration de la solution de contrôle de la GCT. Par conséquent, une nouvelle stratégie de contrôle a été proposée. Elle consiste à réaliser le réglage de la température de sortie de la GCT en agissant sur deux grandeurs différentes :

- Le débit d'eau injecté dans la tour de conditionnement afin de bien conditionner les fumées à l'intérieur, chose qui permet de contrôler la température à la sortie de la GCT.
- Le débit des fumées qui passent par le broyeur dans l'objectif de contrôler la température des fumées à l'entrée du précipitateur électrostatique, chose qui permet d'améliorer son

efficacité, et par conséquent, la récupération d'un maximum de poussières contenues dans les fumées.

Il est clair que l'implémentation du système d'automatisation proposé permettra, d'une part, d'améliorer sensiblement l'efficacité de fonctionnement de la tour de conditionnement et du précipitateur électrostatique et, d'autre part, aura des impacts très positifs sur l'environnement (terre agricoles) et la santé humaine (moins de pollution atmosphérique).

En ce qui concerne le contrôle de la GCT, le réseau RNA estimateur sera à la base de l'élaboration de la loi de commande. En effet, cette dernière découle, que ce soit d'un contrôleur neuronal dont les poids dépendent directement de ceux du réseau estimateur, ou d'un algorithme minimisant l'écart entre la grandeur de consigne et la grandeur de sortie prédite par le modèle neuronal.

Les résultats développés, dans cette thèse, ouvrent des perspectives nouvelles sur quatre différents axes:

- Elaboration de modèles de connaissance pour les équipements des circuits de fumées de la cimenterie;
- Développement de nouveaux algorithmes de contrôle intelligent pour la nouvelle stratégie de commande proposée;
- Validation industrielle des résultats obtenus;
- Dépôts de brevets.

Références

Références

- [1] K. Henni-Chebra, A. Bougara, E. H. Kadri. *Détermination du niveau d'empoussièrement engendrée par la fabrication du ciment*. XXIXe Rencontres Universitaires de Génie Civil, Tlemcen, 29-31 Mai 2011.
- [2] K. Henni-Chebra, A. Bougara, A. Hallal. *Estimation des particules de poussières causées par l'industrie cimentière par les plaques métalliques*. Revue « Nature & Technologie ». A- Sciences fondamentales et Engineering, n° 12/ Janvier 2015. pp 2- 10
- [3] R. Kelifa et al. *Impact des cimenteries sur l'environnement : le cas de la cimenterie de Ain touta*. XXIII Rencontre de génie civil- Risque et Environnement, 2005, 8 p.
- [4] M. Schioth; *Better control of cooling tower water injection of electrostatic precipitators*. Cements, Concretes, Plasters, Lime, 1997, N° 825-2, P 104-110.
- [5] Bapat J. D. 2001, *Application of ESP for gas cleaning in cement industry – with reference to India*, Journal of Hazardous Materials B81, P 285–308
- [6] Raring D. L. 1979, *A new look at evaporative gas cooling and conditioning in the cement industry*, IEEE Transaction on Industry applications, Vol. IA-15, N°. 4, JULY/AUGUST 1979.
- [7] C. Valderrama, R. Granados, J. L. Cortina, C. M. Gasol, M. Guillem, A. Josa. *Implementation of best available techniques in cement manufacturing: a life-cycle assessment study*. Journal of Cleaner Production 25 (2012), pp 60-67
- [8] T. A-G. Nour, A. E-S. Hamdy. A. A. El-Sayed , A. E-H. Amel. *Utilization of by-pass cement kiln dust and air-cooled blast-furnace steel slag in the production of some “green” cement products*. Housing and Building National Research Center. 2018
- [9] P. Kehl, K. F. Scharf, P. Scur and R. Wirthwein, *The First 30 Months of Operating Results With Rudersdorfer Zement's Kiln No. 5*, 0-7803-3941-X/98 \$10.00 © 1998 IEEE-IAS
- [10] A. Benarous, A. Liazid, A. Mokhtardidouche et L. Loukarfi. *Quantification des émissions polluantes dans un four de cimenterie*. Actes des 7ème Journées de Mécanique de l'Ecole Militaire Polytechnique 12~13 Avril 2010, Bordj El Bahri, Alger
- [11] S.A. Reigel and C.D. Doyle; *Evaporative Cooler*, United States Patent, N° 3842615, Oct. 22, 1974.
- [12] V. Reyes V, *Method of regulating the flue gas temperature and voltage supply in an electrostatic precipitator for a cement production plant*, United States Patent, N° US 6,293,787 B1. 2001.
- [13] S. A. Reigel, C. D. Doyle, *Evaporative Cooler*, United States Patent, N° 3842615, Oct. 22, 1974.
- [14] R. A. Berubre, *Effective temperature control for cement kiEn fin tu est laln off-gases*, Online Chemical Engineering Information, web site: www.cheresources.com/cementkiln , 2019
- [15] S.K. Ghosh, P. A. Sarkar, *Unified approach for identification and control of delta operator systems using neural networks*. Int J Modelling Simulation. 2013;33(2); pp 67–76.
- [16] M. Nirmaladevi, S. Arumugam , *VLSI Implementation of Artificial Neural Networks— A survey*. Int J Modelling Simulation. 2010; 30(2): pp 148–154.

- [17] D. B. Jani, M. Mishra, P. K. Sahoo, *Application of artificial neural network for predicting performance of solid desiccant cooling systems- A review*. Renewable Sustainable Energy Rev. 2017;80:352–366.
- [18] D. B. Jani, M. Mishra, P. K. Sahoo, *Performance prediction of rotary solid desiccant dehumidifier in hybrid air-conditioning system using artificial neural network*,. Appl Thermal Eng. 2016; N° 98: pp 1091–1103.
- [19] D. B. Jani, M. Mishra, P. K. Sahoo, *Performance prediction of solid desiccant - vapor compression hybrid air-conditioning system using artificial neural network*. Energy. 2016;103:618–629.
- [20] D. Roux; *Manuel de prévention de la pollution dans le secteur du ciment*. Centre d'activités régionales pour la production propre (CAR/PP) - Plan d'action pour la Méditerranée; 2008
- [21] Rapport Ciment, *situation environnementale des industries - l'industrie cimentière*. institut de conseil et d'études en développement durable asbl. 2007; icedd@icedd.be
- [22] W. Kurdowski, *Poradnik technologa przemysłu cementowego: Guide du technologue de l'industrie ciment*. Arkady, 1981; Pologne
- [23] Commission Européenne, *Document de référence sur les meilleures techniques disponibles Industries du ciment, de la chaux et de la magnésie*, Ministère de l'énergie et du développement durable et de la mer en France, Paris. 2010.
- [24] B-J. R. Mungyeko Bisulandu, *Modélisation de l'apport d'énergie par combustibles alternatifs dans les fours tournants de production de ciment*. UNIVERSITE DE PAU ET DES PAYS DE L'ADOUR, École doctorale en Sciences Exactes et leurs Applications (ED211), 2018; <https://www.researchgate.net/publication/323945206>
- [25] Commission Européenne Direction Générale Jrc, *Document de référence sur les Meilleures Techniques Disponibles dans l'industrie du ciment et de la chaux*, Bureau Européen PRIP, Espagne (Séville), 2001, 153p
- [26] B. Chetate, C. Kara, G. Tcheremetchko, I. Merazka; *Developpement of the industrial expert system and its application for the rational choice of crushing and grinding facilities of a cement factory*. Revue Internationale des Technologies Avancées, N° septembre 1998, pp 49-54, ISSN 111-0902.
- [27] B. Chetate, C. Kara, M.Fenneche; *Application of the industrial expert system for the choice of the electric motors of the cement factory of Mefteh, Algeria*. Revue Ciment, Béton, Plâtre et Chaux, N° 817-6/95, pp 388-390, ISSN 0397-006X
- [28] D. Zimwara, L. Mugwagwa, T. R. Chikowore, *Air pollution control techniques for the cement manufacturing industry: a case study for Zimbabwe*. CIE 42 Proceedings; 2012 July 16-18; Cape Town, South-Africa.
- [29] E. Viard, *Le ciment, entre responsabilité écologique et impératifs économiques*, Secteur Privé Développement, La revue de PROPARCO. Mai 2011.

- [30] E. Worrell, L. Price, N. Martin, C. Hendriks, and L. O. Meida, *Carbon Dioxide Emission from the Global Cement Industry*, November 2001 Annual Review of Energy and the Environment 26(1):303-29, DOI: 10.1146/annurev.energy.26.1.303
- [31] M.. Achternbosch, K. R. Brautigam, N. Hartlieb, C. Kupsch, U. Richers and Stemmerman, *Heavy metals in cement and concrete resulting from the co-incineration of wastes in cement kilns with regard to the legitimacy of waste utilisation*, Wissenschaftliche Berichte, Umwelt Bundes Amt, ISSN 0947-8620, Oktober 2003.
- [32] M. H. TIEREAN, *Evaluation of stresses in the air conditioning tower in cement industry*, 7th International Conference on Materials Science and Engineering – BRAMAT; Brasov, 24-26 February 2011
- [33] EnviroCare, *MicroMist™ Engineered Systems – Enhanced Dust Collector Performance – Evaporative Gas Conditioning*, Instruction manual of the evaporative gas conditioning. Web site: www.envirocare.com
- [34] BIPROMET, *Water evaporative tower (WIEŻE SCHŁADZAJĄCE PEŁNEGO ODPAROVANIA)*, Instruction manual of the evaporative gas conditioning. BIPROMET, KATOVICE, POLOGNE. 2008
- [35] Manuel technique, *Nozzle lances and systems for the cement industry*, LECHLER Edition 12/16 EN 1.000 - M - 2016 - 3550 - 154.
- [36] Manuel technique, *Electrostatic precipitators*: REDECAM GROUP, www.redecam.com
- [37] A. Bouziani, M. Maalmi et M. Tahiri; *Étude des performances d'une tour à pulvérisation pour le dépoussiérage de gaz*, Comptes Rendues Physique N°7, 2006, pp 293–300; doi:10.1016/j.crhy.2006.02.002
- [38] K. HENNI-CHEBRA, A-K BOUGARA et J. KHATIB; *Effet des particules sédimentables engendrées par la fabrication du ciment sur l'environnement*; 1er Séminaire National de Génie Civil sur les Matériaux et Protection de l'Environnement; 14-15 Mars 2011, Université Abdelhamid Ibn Badis de Mostaganem.
- [39] FLSMIDTH, Product Description; *Gas Conditioning Tower*; Rev A Nov 28, 2011 <https://fr.scribd.com/document/73977882/Gas-Conditioning-Tower-Rev-A>
- [40] D. Curtil; *Régulation de la qualité d'impression en offset : identification et régulation du mouillage*; Thèse de doctorat en Automatique et productique; Grenoble INP- France, 2000.
- [41] J.J.Schwab, J.R. Riley; *Automatic Gas Conditioning Method*, United States Patent, P 1-7, N°. 592213, Jul. 13, 1999.
- [42] P. Wira; *Approches neuromimétiques pour l'identification et la commande*; rapport d'habilitation universitaire; Laboratoire MIPS; Université de Haute Alsace; 2009.
- [43] K. K. Ahn and H. P. H. Anh; *Comparative study of modeling and identification of the pneumatic artificial muscle (PAM) manipulator using recurrent neural networks*; Journal of Mechanical Science and Technology; 2008, pp 1287-1298.
- [44] P. Rojas; *Neural Networks - A Systematic Introduction*; Springer - Verlag, Berlin; 1995.

- [45] D. E. Rumelhart, G. E. Hinton and R. J. Williams; *Learning representations by backpropagations errors*. Nature: International Journal of Science, 1986, Vol. 323, pp. 533-536.
- [46] R.J. Poppi and D.L. Massart; *The optimal brain surgeon for pruning neural network architecture applied to multivariate calibration*; Analytica Chimica Acta 1998, N° 375, pp 187-195.
- [47] D. Zerdazi; *L'approche neuronale de l'inférence statistique*; Thèse de doctorat en Mathématiques, Option : Statistique Appliquée, Université Frères Mentouri Constantine - Algérie, 2017.
- [48] M. T. Hagan, H. B. Demuth and M. H. Beale; *Neural Network Design*; Boston, MA : PWS Publishing, 1996.
- [49] R. Battiti, *First- and second order methods for learning: Between steepest descent and Newton's method*; Neural Computation, 1992, vol. 4, N° 2, pp. 141-166.
- [50] M. T. Hagan and M. Menhaj; *Training feed forward networks with the Marquardt algorithm*; IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, Vol. 5, N° 6, pp. 989-993.
- [51] S.K. Doherty, *Control of pH in chemical processes using artificial neural networks*; PhD Thesis, Liverpool John Moores University, School of engineering, 1999.
- [52] T. Soderstrom; *System Identification*; Prentice Hall International (UK), 1989.
- [53] I-H. Kim, S. Fok, K. Fregene, D-H. Lee, T-S Oh, and D W. L. Wang; *Neural Network-Based System Identification and Controller Synthesis for an Industrial Sewing Machine*; International Journal of Control, Automation, and Systems, 2004, Vol. 2, No. 1, pp 83-91.
- [54] Y-J. Zhai, D-L Yu, K-J. Qian, S. Lee and N. Theera-Umpon; *A Soft Sensor-Based Fault-Tolerant Control on the Air Fuel Ratio of Spark-Ignition Engines*; Energies 2017, 10, 131; doi:10.3390/en10010131. www.mdpi.com/journal/energies.
- [55] I. D. Landau and G. Zito; *Digital Control Systems - Design, Identification and Implementation*; Springer-Verlag London, 2006.
- [56] G. Cybenko; *Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function*; Mathematics of Control, Signals and Systems. 1989, N° 2, pp. 303-314.
- [57] K-I. Funahashi; *On the Approximate Realization of Continuous Mappings by Neural Networks*; Neural Networks, 1989, Vol. 2, pp. 183-192.
- [58] E. M. Olasagasti; *Application des réseaux de neurones à l'identification d'un axe de machine-outil*; Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Grenoble, 2002.
- [59] P. Thomas, A. Thomas; *Elagage d'un perceptron multicouches : utilisation de l'analyse de la variance de la sensibilité des paramètres*; CIFA'08 Bucarest, Roumanie, 3-5 Septembre 2008.
- [60] P. Thomas, A. Thomas; *Sélection de la structure d'un perceptron multicouches pour la réduction d'un modèle de simulation d'une scierie*; CIFA'08 Bucarest, Roumanie, 3-5 Septembre 2008.
- [61] D. D. Protić *Feed forward neural networks: The levenberg-marquardt optimization and the optimal brain surgeon pruning*; Vojnotehnički Glasnik / Military Technical Courier, 2015, Vol. LXIII, No. 3, pp 11-28.

- [62] B. Hassibi, D. G. Stork and G. G. Wolff; *Optimal Brain Surgeon and General Network Pruning*; IEEE International Conference on Neural Networks, San Francisco, CA, USA, 28 March-1 April 1993.
- [63] D.D. Protić; *A comparative analysis of serbian phonemes: linear and non-linear models*; Vojnotehnički Glasnik/Military Technical Courier, 2014., Vol. LXII, No. 4, pp 7-37.
- [64] S. A. Billings, H. B. Jamaluddin and S. Chen; *Properties of neural networks with applications to modelling non-linear dynamical systems*; International Journal of Control, 1992, VOL. 55, NO. I, pp 193-224. Published online: 2007.
- [65] J.M.Randers, *Algorithmes génétiques et réseaux de neurones*; édition HERMES, 1995.
- [66] M. Morgaard, O. Ravn, N. K. Poulsen. *NNSYSID and NNCTRL tools for system identification and control with neural network*. Comput Control Eng J. 2012;12 (1): pp 29–36.
- [67] M. Morgaard, O. Ravn, LK. Hansen et al; *The NNSYSID toolbox – A MATLAB toolbox for system identification with neural networks*. IEEE proceeding, International Symposium on Computer-Aided Control System Design, Dearborn, Michigan, USA; 1996 September 15-18.
- [68] M Morgaard, O. Ravn, N.K. Poulsen; *NNSYSID-toolbox for system identification with neural networks*. Math Comput Modeling Dynamical Syst. 2002;8 (1):1–20.
- [69] M. Morgaard. *Release notes - neural network based system identification toolbox*, Technical Report Department of automation, University of Denmark 00-E-891. 2000.
- [70] M. Saifizi, M. Z.AbMuin, Y. Sazali and al. *Comparison of ARX and ARMAX models for thermoelectric refrigerator*; 2nd International Conference on Mechanical Engineering Research ICMER, Kuantan, Pahang, Malaysia; 2013.

Les Annexes

Annexe 1: Résultats obtenus pour les modèles NNARMAX et NNOE

1. Le modèle NNARMAX

1.1 Modèle NNARMAX de premier ordre

Les résultats pour le modèle de premier ordre obtenu en choisissant un réseau de neurones à une entrée $u(k-1)$, $y(k-1)$ et $e(k-1)$ sont présentés par les figures 1 et 2.

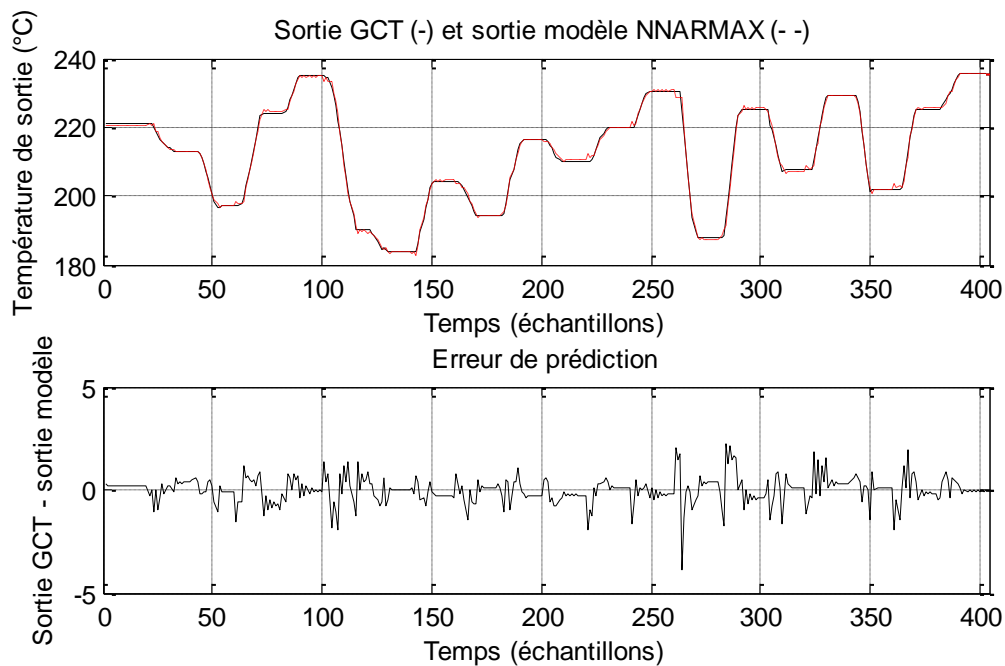


Figure 1. Résultats d'apprentissage du modèle NNARMAX de premier ordre

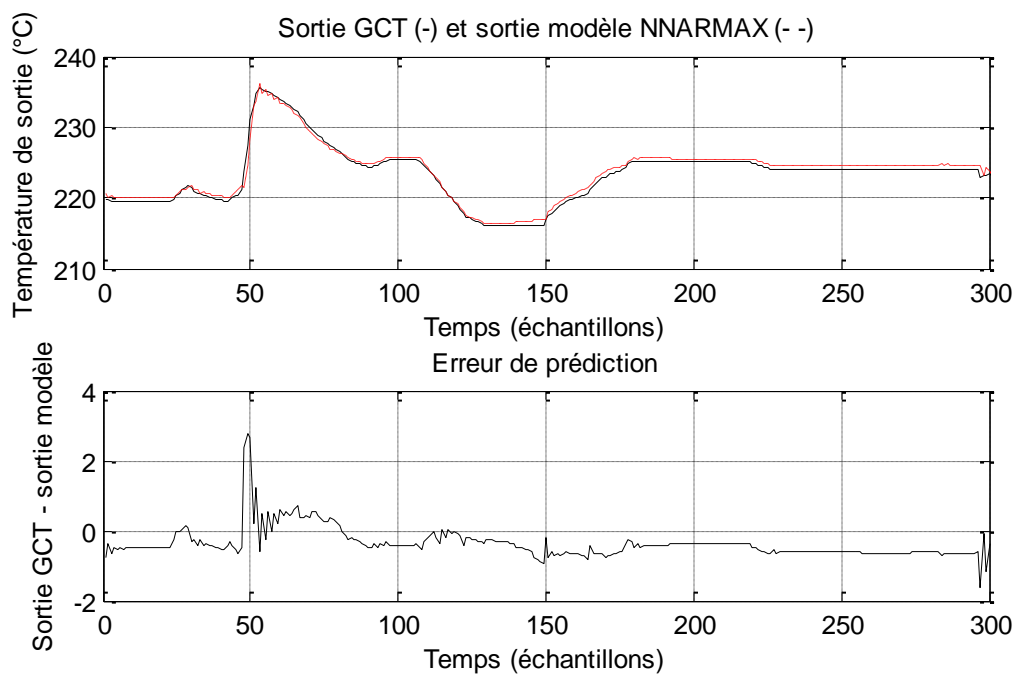


Figure 2. Résultats de validation du modèle sans optimisation de la structure du modèle

1.2 Modèle NNARMAX de deuxième ordre

Les résultats du modèle de deuxième ordre obtenu en choisissant un réseau de neurones à quatre entrées $u(k-1), u(k-2), y(k-1), y(k-2), e(k-1)$ et $e(k-2)$ sont présentés par les figures 3 et 4.

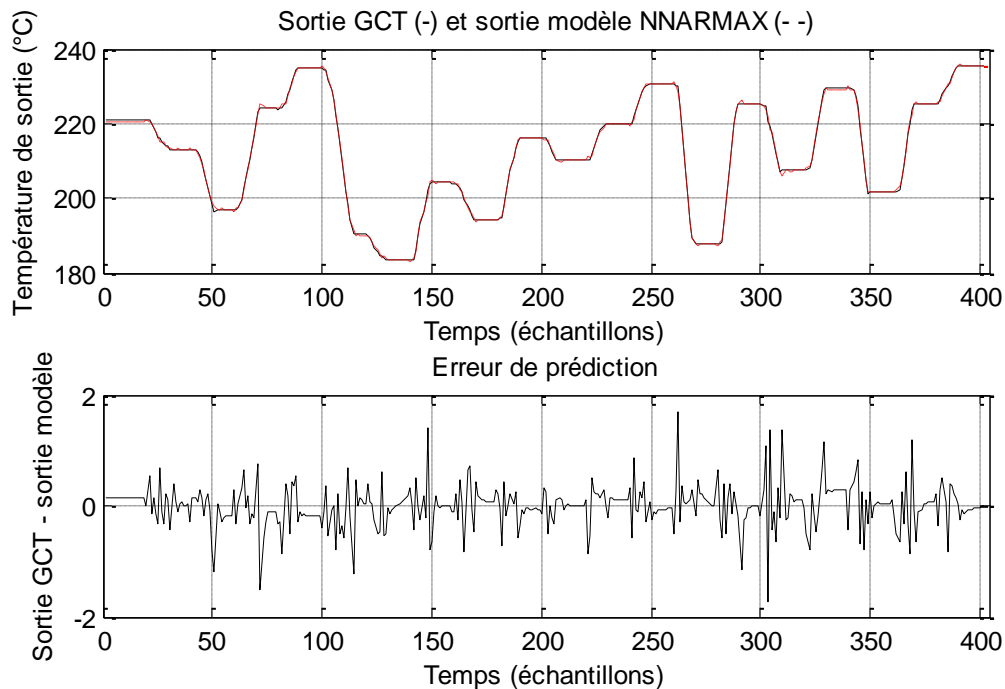


Figure 3. Résultats d'apprentissage du modèle NNARMAX de deuxième ordre

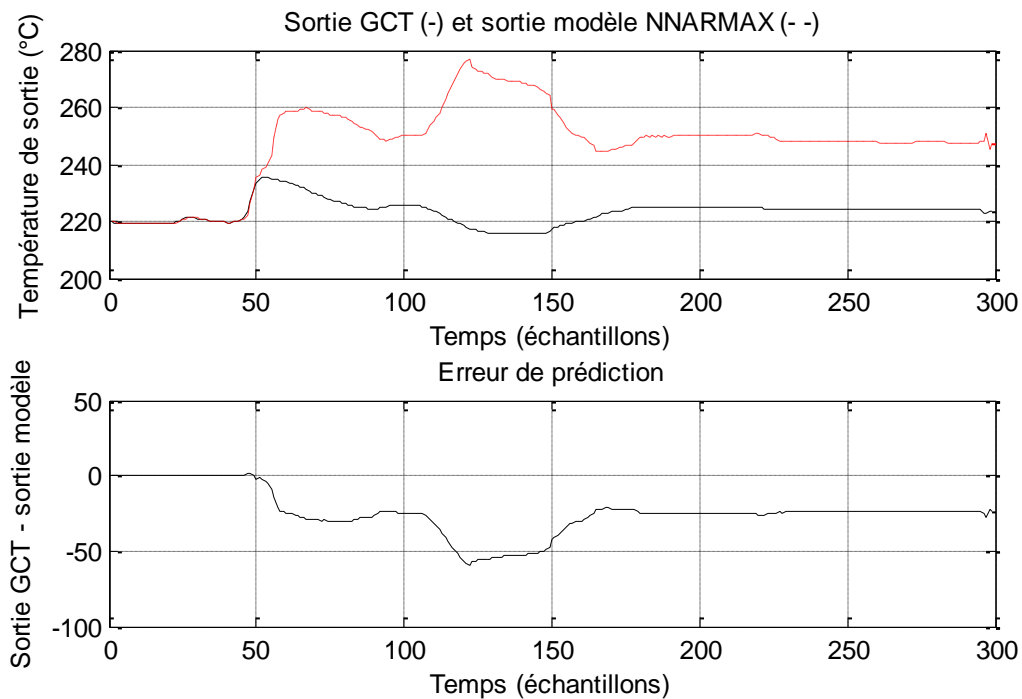


Figure 4. Résultats de test validation du modèle NNARMAX de deuxième ordre

1.3 Modèle NNARMAX de troisième ordre

Les résultats du modèle de troisième ordre obtenu en choisissant un réseau de neurones à quatre entrées $u(k-1), u(k-2), u(k-3), y(k-1), y(k-2), y(k-3), e(k-1), e(k-2)$ et $e(k-3)$ sont présentés par les figures 5 et 6.

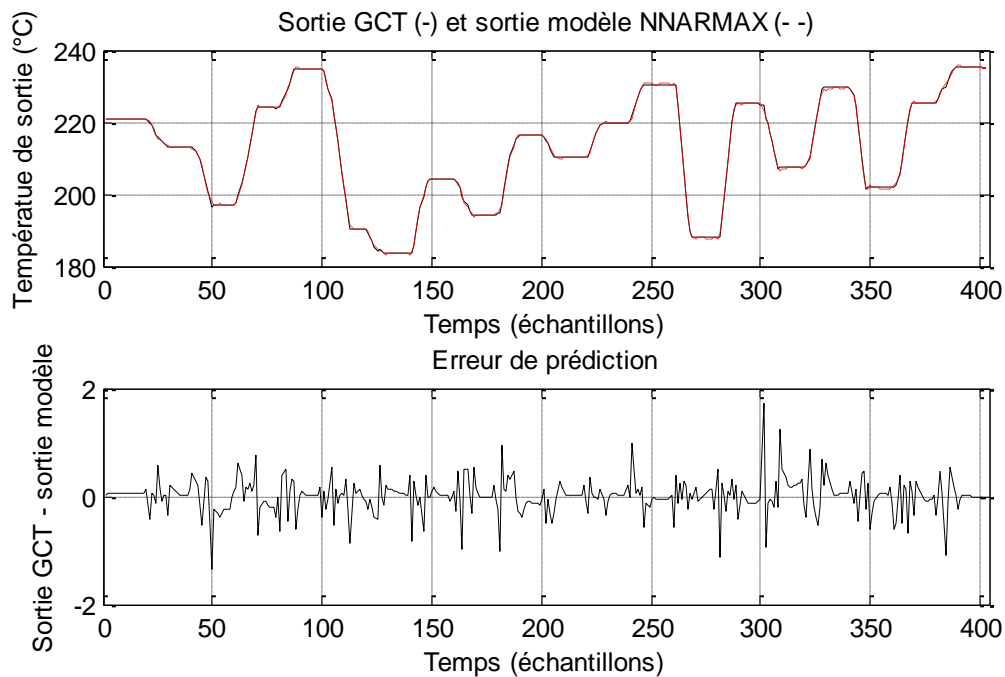


Figure 5. Résultats d'apprentissage du modèle NNARMAX de troisième ordre

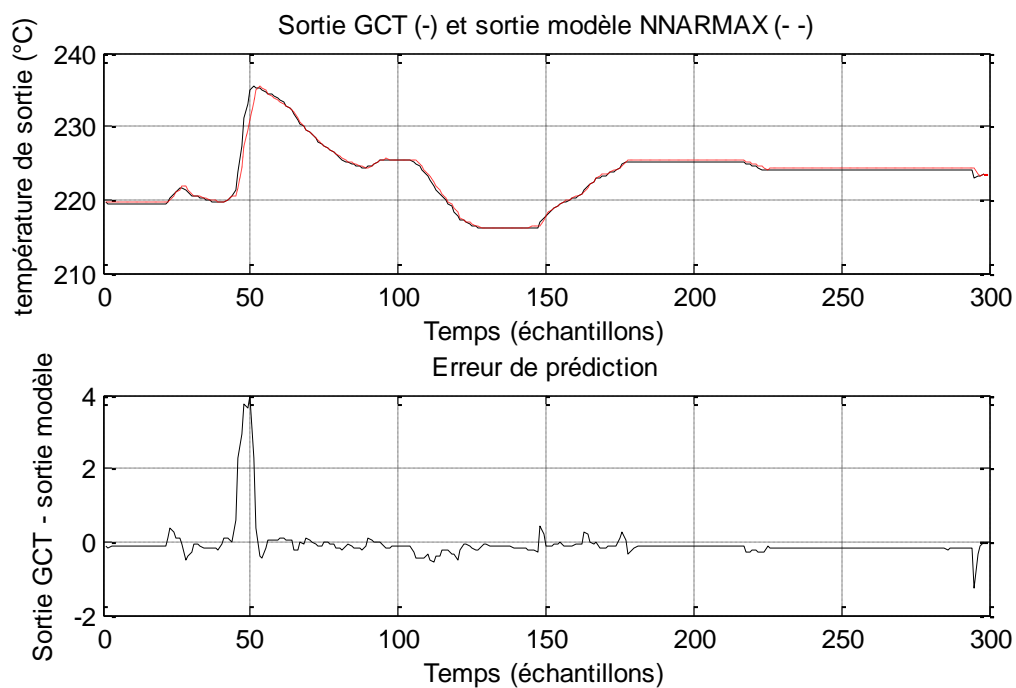


Figure 6. Résultats de validation du modèle NNARMAX de troisième ordre

2. Le modèle NNOE

2.1 Modèle NNOE de premier ordre

Les résultats pour le modèle de premier ordre obtenu en choisissant un réseau de neurones à deux entrées $u(k-1)$ et $\hat{y}(k-1)$ sont présentés par les figures 7 et 8.

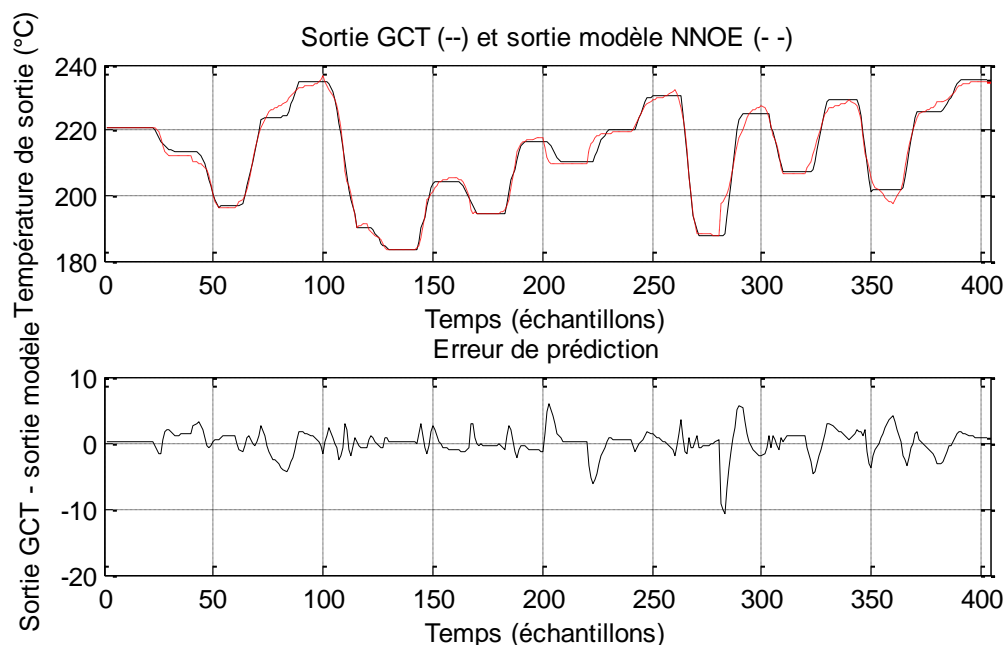


Figure 7. Résultats d'apprentissage du modèle NNOE de premier ordre

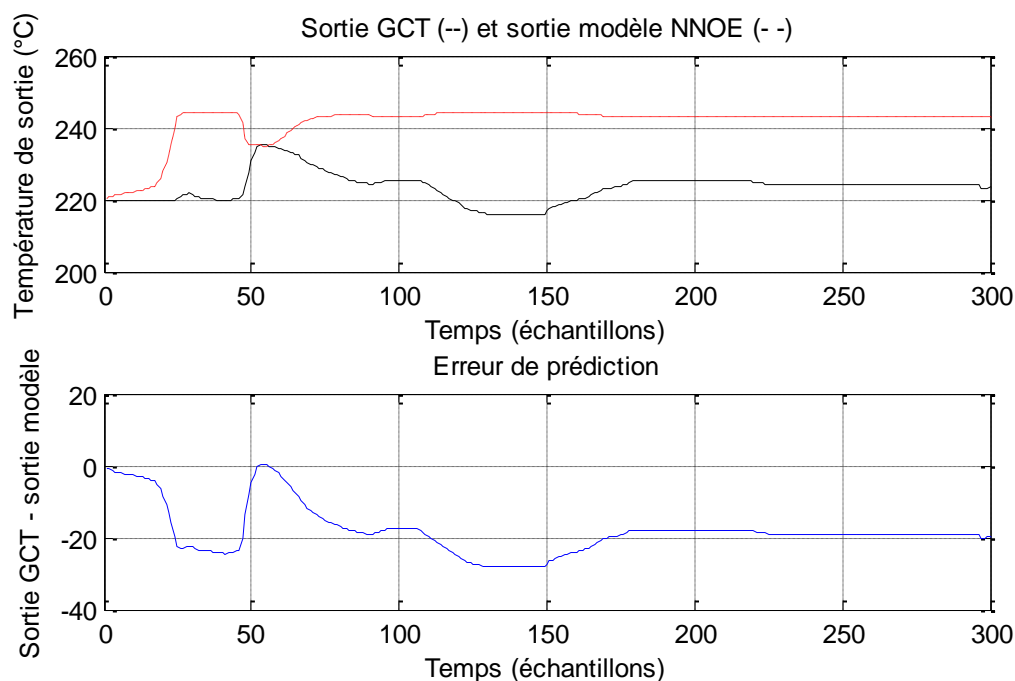


Figure 8. Résultats de validation du modèle NNOE sans optimisation de la structure du modèle

2.2 Modèle NNOE de deuxième ordre

Les résultats du modèle de deuxième ordre obtenu en choisissant un réseau de neurones avec les entrées $u(k-1)$, $u(k-2)$, $\hat{y}(k-1)$ et $\hat{y}(k-2)$ sont présentés par les figures 9 et 10.

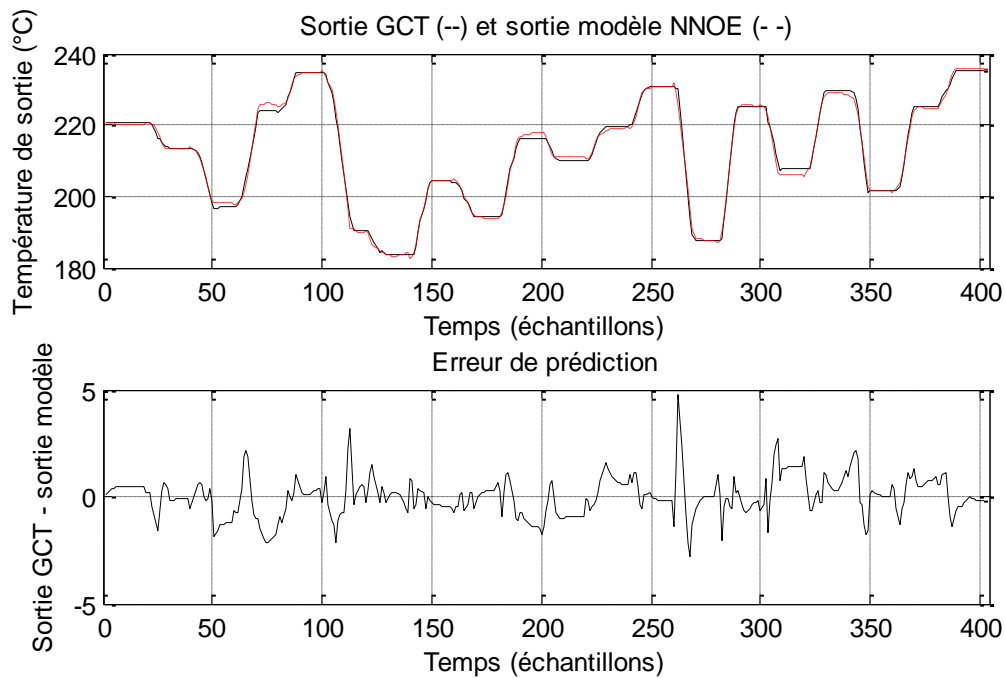


Figure 9. Résultats d'apprentissage du modèle NNOE de deuxième ordre

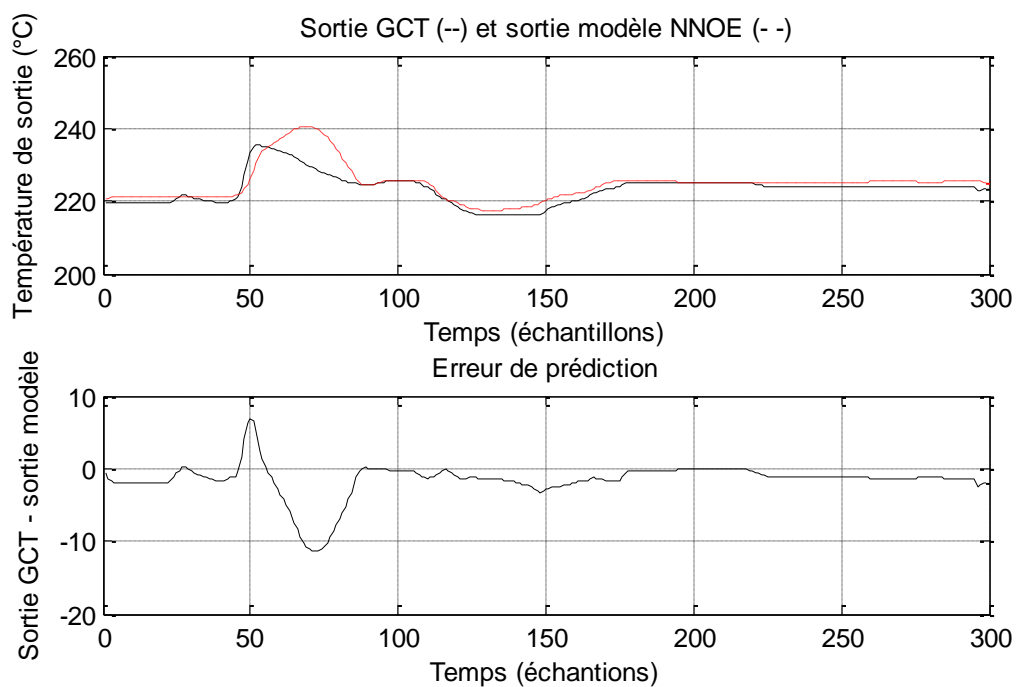


Figure 10. Résultats de test validation du modèle NNOE de deuxième ordre

2.3 Modèle NNOE de troisième ordre

Les résultats du modèle de troisième ordre obtenu en choisissant un réseau de neurones avec les entrées $u(k-1), u(k-2), u(k-3), \hat{y}(k-1), \hat{y}(k-2)$ et $\hat{y}(k-3)$ sont présentés par les figures 11 et 12.

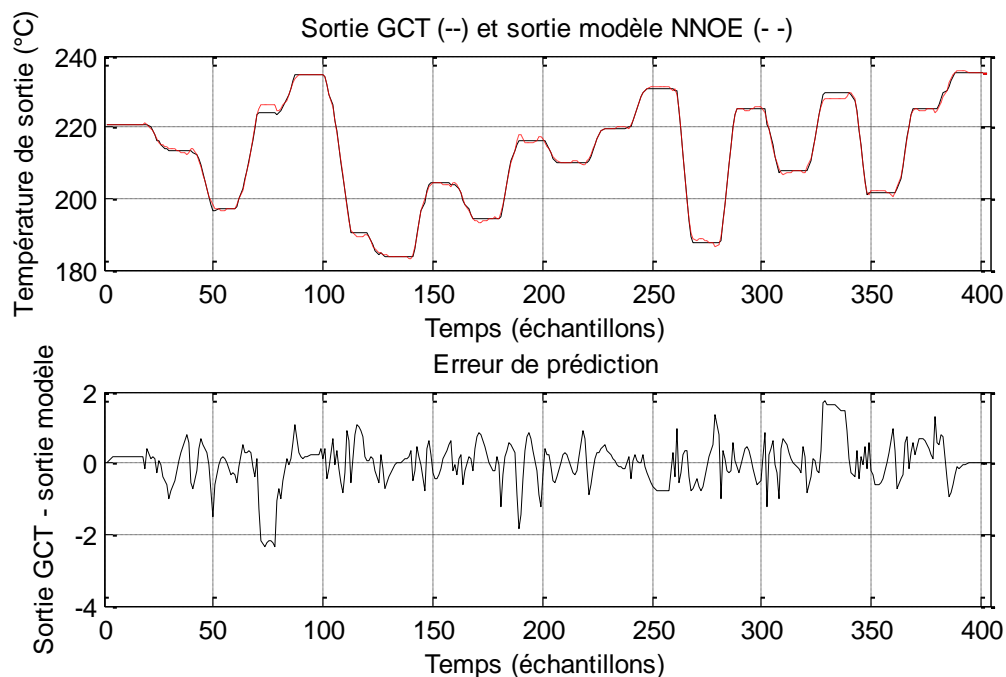


Figure 11. Résultats d'apprentissage du modèle NNOE de troisième ordre

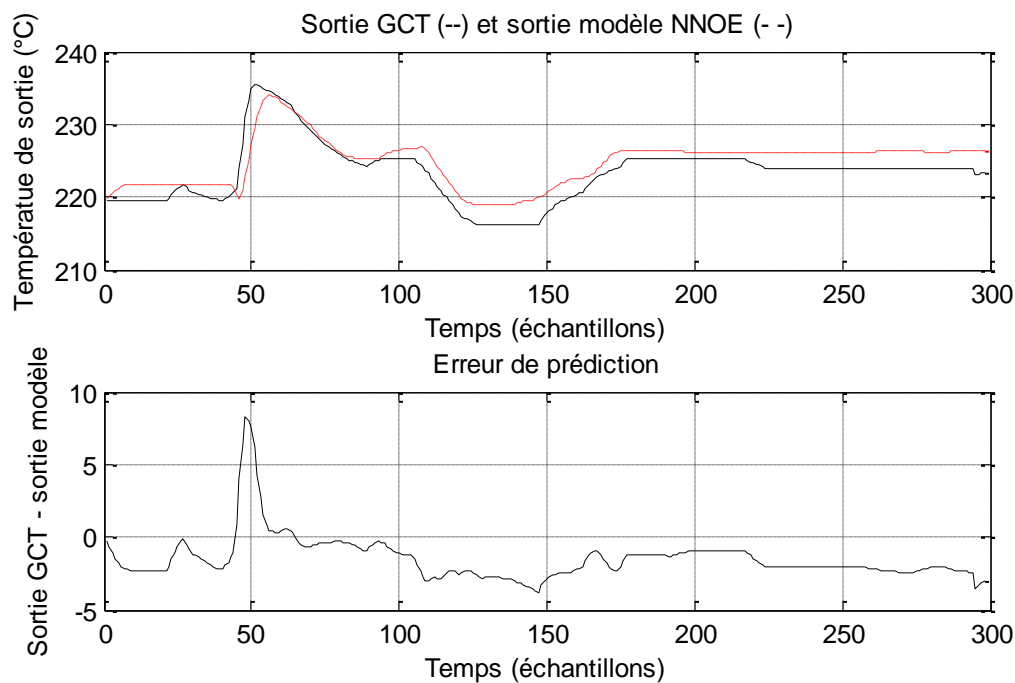
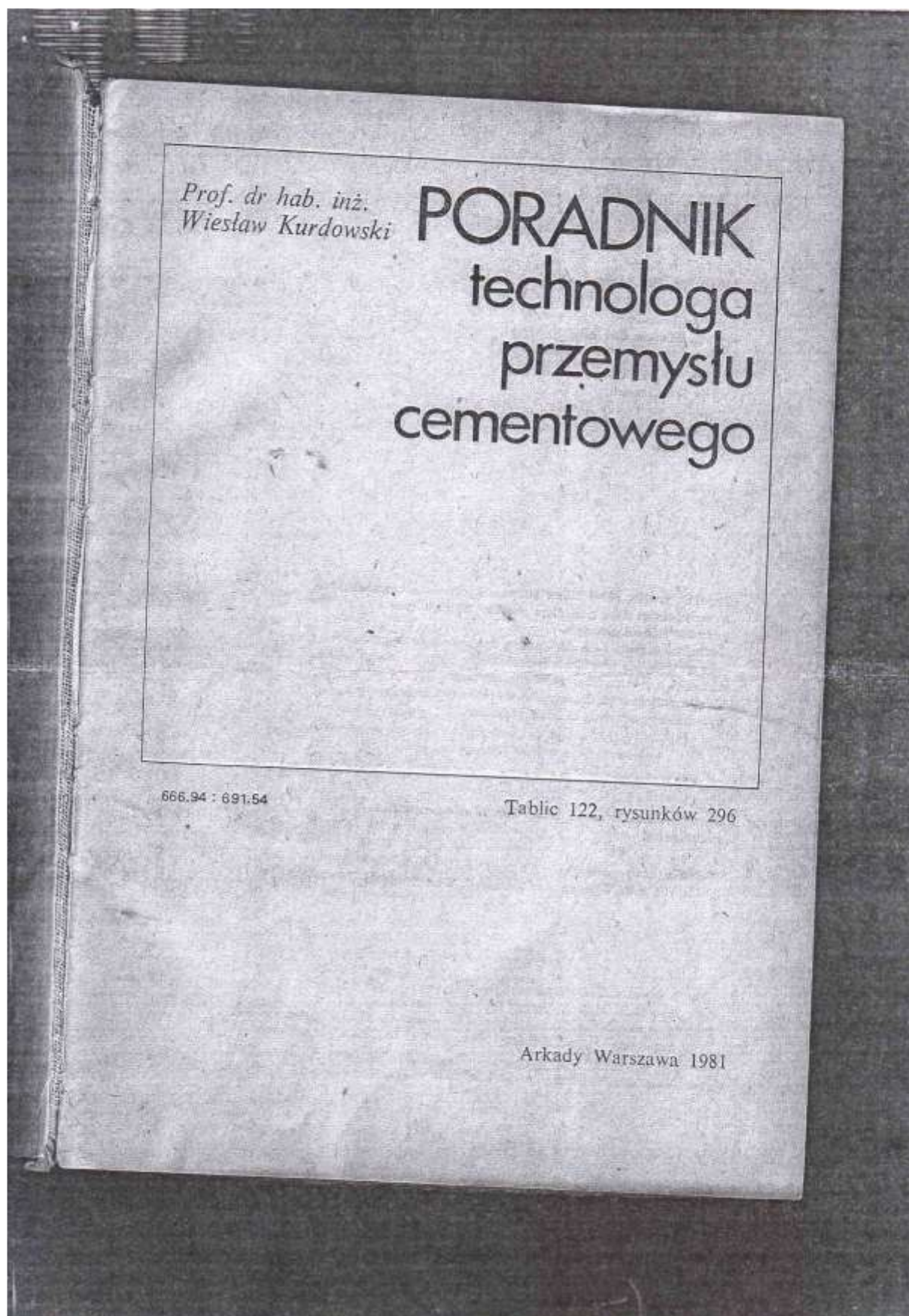


Figure 12. Résultats de validation du modèle NNOE de troisième ordre

Annexe 2



*Prof. dr hab. inż.
Wiesław Kurdowski*

PORADNIK
technologa
przemysłu
cementowego

666.94 : 691.54

Tablic 122, rysunków 296

Arkady Warszawa 1981

Tableau 1: Chaleur spécifique des gaz en fonction de la température [22]

capacité thermique (gas)

średnie ciepło właściwe gazów kJ/nm³·K (kcal/nm³·°C)*

aut sec

Tablica IX

Tablice danych fizycznych oraz przemysłowe wskaźniki techniczne

K (°C)	CO ₂	N ₂	O ₂	H ₂ O (para)	Powietrze suche	CO	SO ₂
(0)	1,605 (0,3805)	1,303 (0,3088)	1,313 (0,3116)	1,495 (0,3569)	1,293 (0,3093)	1,300 (0,311)	1,735 (0,414)
(100)	1,723 (0,4092)	1,305 (0,3096)	1,325 (0,3145)	1,505 (0,3596)	1,302 (0,3106)	1,300 (0,311)	1,815 (0,433)
(200)	1,808 (0,4240)	1,310 (0,3106)	1,344 (0,3190)	1,523 (0,3635)	1,312 (0,3132)	1,313 (0,313)	1,888 (0,451)
(300)	1,882 (0,4469)	1,317 (0,3122)	1,365 (0,3240)	1,543 (0,3684)	1,320 (0,3147)	1,320 (0,315)	1,961 (0,468)
(400)	1,948 (0,4628)	1,325 (0,3146)	1,387 (0,3291)	1,564 (0,3739)	1,331 (0,3175)	1,390 (0,318)	2,017 (0,482)
(500)	2,010 (0,4769)	1,336 (0,3173)	1,409 (0,3337)	1,588 (0,3746)	1,343 (0,3204)	1,343 (0,321)	2,075 (0,495)
(600)	2,058 (0,4885)	1,351 (0,3203)	1,429 (0,3385)	1,615 (0,3856)	1,357 (0,3241)	1,362 (0,325)	2,115 (0,505)
(700)	2,110 (0,5008)	1,363 (0,3235)	1,445 (0,3426)	1,642 (0,3920)	1,370 (0,3275)	1,373 (0,328)	2,152 (0,514)
(800)	2,155 (0,5110)	1,376 (0,3266)	1,462 (0,3464)	1,670 (0,3985)	1,385 (0,3307)	1,391 (0,332)	2,183 (0,522)
(900)	2,195 (0,5204)	1,388 (0,3297)	1,473 (0,3498)	1,695 (0,4050)	1,397 (0,3338)	1,404 (0,335)	2,215 (0,529)
(1000)	2,195 (0,5288)	1,402 (0,3325)	1,487 (0,3529)	1,720 (0,4115)	1,412 (0,3367)	1,415 (0,338)	2,240 (0,535)
(1100)	2,260 (0,5363)	1,415 (0,3354)	1,496 (0,3558)	1,751 (0,4180)	1,420 (0,3346)	1,429 (0,341)	
(1200)	2,285 (0,5433)	1,425 (0,3380)	1,511 (0,3584)	1,773 (0,4244)	1,433 (0,3422)	1,441 (0,344)	
(1300)	2,315 (0,5495)	1,436 (0,3406)	1,520 (0,3608)	1,800 (0,4306)	1,444 (0,3448)	1,449 (0,346)	
(1400)	2,340 (0,5553)	1,445 (0,3430)	1,525 (0,3631)	1,828 (0,4367)	1,454 (0,3472)	1,462 (0,849)	
(1500)	2,362 (0,5606)	1,457 (0,3453)	1,540 (0,3653)	1,853 (0,4425)	1,463 (0,3484)	1,465 (0,350)	
(1600)	2,382 (0,5655)	1,463 (0,3473)	1,548 (0,3673)	1,877 (0,4482)	1,471 (0,3515)	1,470 (0,351)	
(1700)	2,405 (0,5701)	1,472 (0,3493)	1,556 (0,3693)	1,900 (0,4537)	1,481 (0,3534)	1,479 (0,353)	
(1800)	2,418 (0,5744)	1,480 (0,3511)	1,564 (0,3712)	1,922 (0,4590)	1,487 (0,3552)	1,485 (0,355)	
(1900)	2,435 (0,5783)	1,487 (0,3529)	1,572 (0,3730)	1,955 (0,4640)	1,495 (0,3570)	1,495 (0,357)	
(2000)	2,453 (0,5820)	1,495 (0,3545)	1,580 (0,3747)	1,975 (0,4689)	1,502 (0,3586)	1,508 (0,360)	
(2100)	2,468 (0,5855)	1,501 (0,3560)	1,586 (0,3764)	1,996 (0,4736)	1,510 (0,3602)	1,512 (0,361)	
(2200)	2,480 (0,5887)	1,501 (0,3560)	1,586 (0,3764)	2,010 (0,4780)	1,514 (0,3616)	1,520 (0,363)	
(2300)	2,492 (0,5919)	1,513 (0,3588)	1,600 (0,3796)	2,032 (0,4822)	1,521 (0,3631)	1,524 (0,364)	
(2400)	2,505 (0,5947)	1,520 (0,3601)	1,608 (0,3810)	2,050 (0,4864)	1,526 (0,3644)	1,529 (0,365)	
(2500)	2,518 (0,5974)	1,523 (0,3613)	1,613 (0,3825)	2,068 (0,4903)	1,530 (0,3657)	1,535 (0,367)	

* Dla warunków: 0°C, 760 mm Hg; przeliczenia na warunki: 1000 hPa wymaga przemnożenia przez 0,98678.

Tableau 2: Chaleur spécifique des poussières en fonction de la température [22]

Capacité thermique

średnie ciepło właściwe ciał stałych kJ/kg·K (kcal/kg·°C)

Tablica VIII

kontin

temperatur (°C)	CaO	Mąka surowcowa sucha	Klinkier	Żużel
20-100	0,788 (0,188)	0,876 (0,209)	0,788 (0,188)	0,839 (0,200)
20-200	0,817 (0,195)	0,923 (0,220)	0,829 (0,198)	0,852 (0,203)
20-300	0,842 (0,201)	0,981 (0,234)	0,868 (0,207)	0,864 (0,206)
20-400	0,855 (0,204)	1,023 (0,244)	0,893 (0,213)	0,937 (0,223)
20-450	0,859 (0,205)	1,040 (0,248)	—	0,943 (0,225)
20-500	0,863 (0,206)	1,053 (0,251)	0,919 (0,219)	0,948 (0,226)
20-600	0,867 (0,207)	1,082 (0,258)	0,939 (0,224)	0,965 (0,230)
20-675	0,876 (0,209)	1,115 (0,266)	—	0,990 (0,230)
20-700	0,880 (0,210)	1,139 (0,272)	0,956 (0,228)	0,994 (0,237)
20-800	0,885 (0,211)	1,173 (0,280)	0,968 (0,231)	1,012 (0,241)
20-900	0,893 (0,213)	1,190 (0,284)	0,981 (0,234)	1,020 (0,243)
20-1000	0,897 (0,214)	—	0,997 (0,238)	1,033 (0,246)
20-1100	0,901 (0,215)	0,918 (0,219)	1,012 (0,241)	1,049 (0,250)
20-1200	0,906 (0,216)	0,964 (0,230)	1,032 (0,246)	1,078 (0,257)
20-1300	0,909 (0,217)	1,014 (0,242)	1,061 (0,253)	1,169 (0,277)