République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE YAHIA FARES DE MEDEA

Faculté des Sciences et de la Technologie

Département de Génie des Procédés et Environnement

MEMOIRE DE MASTER

En vue de l'obtention du diplôme de Master en Génie des Procédés

Option : Pollution Chimique et Gestion Environnementale

Thème

MODELISATION DE L'EMISSION DES GAZ ISSUS D'UN INCINERATEUR DE DECHETS

Présenté par :

Mr. A. CHAIBOU ALGOUMARET.

Dirigé par :

Dr. L. KHAOUANE

Pr. S. HANINI

Année universitaire 2013/2014

Dédicaces

*Je rends grâce à **ALLAH** de m'avoir donné la foi, le courage, la volonté ainsi que la conscience d'arriver au terme de ce second cycle universitaire.*

Je dédie ce modeste travail :

A mes très chers parents : Ma mère, mon père pour leur soutient tant moral que financier, leur patience sans relâche dont ils ont fait preuve durant tout mon cursus; que ALLAH les garde

A mes frères Assadeck et Abdourahmane pour leurs prestigieux conseils.

A ma sœur Oumoulhassane, une façon de l'inciter à aller plus loin dans la poursuite de ses études.

CHAIBOU ALGOUMARET Agali

Remerciement

J'exprime ma plus profonde gratitude à mon promoteur Dr Latifa KHAOUANE, pour avoir accepté de m'encadrer au cours de ce travail qui m'a permis entre autres de découvrir ses qualités aussi bien humaines que scientifiques. Grâce à elle, j'ai beaucoup avancé dans le domaine de la recherche scientifique : ses précieuses remarques, ses conseils permanents, ses suggestions et surtout ses implications totales ont été des éléments essentiels pour mener à terme ce projet.

Mes remerciements les plus chaleureux se dirigent au Pr HANINI, pour avoir accepté de diriger ce travail avec beaucoup de patience et de présence. Qu'il soit salué pour sa grande disponibilité, son suivi continu, ses aides utiles, ses discussions fructueuses et ses conseils constructifs et précieux.

Je tiens à remercier Dr KIRCHICHE Yacine, pour sa confiance, sa gentillesse, son dévouement, sa disponibilité, pour les orientations qu'il m'a données tout au long de ce travail, sans lui, ce travail n'aurait pu aboutir.

Je tiens à exprimer ma reconnaissance au jury pour avoir accepté de consacrer un temps précieux afin de juger l'intérêt de ce travail.

Je remercier LAROUCI DILMI Habiba pour la sympathie dont elle a fait preuve, et pour tout l'aide qu'elle m'a apporté.

Je tiens à exprimer mon immense gratitude à mes parents, mes frères et l'ensemble des mes proches, pour leur soutien permanent et leur encouragements tout au long de ces années, sans lesquels je n'aurais jamais mené à bien ce travail.

الملخص: نمذجة الانبعاثات الغازية الناتجة عن محرق النفايات

هذه الدراسة ترتكز على نمذجة الشبكات العصبونية للتتبع الزمني للانبعاثات الغازية مثال «NO_X» والناتجة عن احتراق النفايات الصيدلانية والمتمثلة في مركبات المساحيق : بينيسيلين واللاكتوز والاميدان وكذا نفايات المستشفيات المتمثلة في «DASRI» و«DRCT» مساهمتنا في هذه الدراسة تمثلت في استعمال الشبكات العصبونية الطبيعية لتتبع وتمثيل التغيرات الخاصة ب «NOX» ، تطوير هذه الطريقة ارتكز على مرحلتين متتاليتين ، تحضير قاعدة البيانات (المعطيات) ثم تحسين لهيكل الشبكة العصبونية المستقرة . « RNSO» المتحصل عليه هو من نوع الشبكة العصبونية متعددة الطبقات « MLP » والذي يحتوي على طبقة مخفية وهيكل شبكي يحتوي على (8-28-1) لجميع النفايات و (1-17-1) بالنسبة ل «DASRI» و (1-20-1) بالنسبة ل « DRCT » والتي يرافقه على التوالي معامل التمثيل البياني « Régression » 0,85 و 0,87 و0,81 مع جذر مجموع الأخطاء التربيعية المتوسطة يقارب 10^{-5}

كلمات المفاتيح: احتراق – نفايات صيدلانية - نفايات المستشفيات – انبعاثات غازية – نمذجة – شبكة عصبونية

Résumé : Modélisation de l'émission des gaz issu d'un incinérateur de déchets

Cette étude est basé sur la modélisation neuronale de la cinétique de l'émission de gaz telle que le NOx issu de l'incinération des déchets pharmaceutique et hospitaliers, à savoir des poudres de : la pénicilline, le lactose, l'amidon de maïs, l'amlor, pour les déchets pharmaceutique ; ainsi que les déchets d'activités de soins à risques infectieux (DASRI) et les déchets à risques chimiques et toxiques (DRCT), pour les déchets hospitaliers.

Notre contribution à porter sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels, pour décrire l'évolution des NOx. Le développement de cette approche a été fondé sur deux étapes : préparation de la base de données et optimisation de l'architecture de réseau de neurone statique modéliser. Les RNSO obtenu durant cette contribution sont de type multi layer perceptron (MLP), comportant une couche cachée, avec une architecture de : {8-28-1} pour l'ensemble des déchets, {1-17-1} pour les DASRI et {1-20-1} pour les DRCT. Les valeurs du coefficient de régression sont respectivement de 0,85 ; 0,87 ; 0,81 ; avec une erreur de l'ordre de 10^{-5}.

Mots clés : Incinération ; Déchets pharmaceutiques ; Déchets hospitaliers ; Rejets gazeux ; Modélisation ; Réseaux de neurones.

Abstract: Modeling of the emission of gas from a waste incinerator

This study is based on the neural modeling of the kinetics of the emission of gases such as NOx resulting from the incineration of hospital and pharmaceutical wastes, namely powders: penicillin, lactose, starch, corn Amlor for pharmaceutical waste; and waste arising from care activities involving infectious risks (HCW) and toxic chemical risks (DRCT) for hospital waste.

Our contribution is focused on the use of artificial neural networks to describe the evolution of NOx. The development of this approach was based on two steps: preparation of the database and optimization of the neural network architecture. The RNSO obtained in this contribution are type multi layer perceptron (MLP) with one hidden layer, with architecture: {8-28-1} for all waste, {1-17-1} for DASRI, and {1-20-1} for DRCT. The regression coefficient values are respectively 0.85, 0.87, and 0.81; with an error of the order of 10^{-5}.

Keywords: Incineration; Pharmaceutical waste; Hospital waste; Gas emissions; Modeling; Neural networks.

Sommaire

Sommaire

Dédicace i
Remerciement ii
Résumé iii
Nomenclature iv
Abréviation v
Liste des figures vi
Liste des tableaux viii

Introduction générale 1

Chapitre I. Incinération

I.1. Introduction 3
I.2. Quels sont les déchets concernés par ce traitement ? 3
I.3. Les principaux objectifs et avantages de l'incinération 4
I.3.1. Objectifs 4
I.3.2. Avantages 4
I.3.3. Inconvénients 5
I.4. Les différents types d'incinérateurs 5
I.4.1. Système de deux chambres à défaut d'air 6
I.4.2. Système d'une chambre à excès d'air 6
I.4.3. Incinération à alimentation continu 6
I.4.4. Incinérateur de traitement par lots 6
I.5. Caractéristiques techniques générales de l'incinération 7
a. Température : 7
b. Temps de séjour : 8
c. Turbulence : 8
I.5.1. Technologie des fours à grille mobile 8
I.5.2. Technologie des fours tournants 9
I.5.3. Technologie des lits fluidisés 10
I.6. Les gaz émis à partir des incinérateurs 11
I.7. Les gaz préoccupants 12
I.7.1. Les dioxines et furanes 12
I.7.2. Le dioxyde de carbone (CO_2) 12
I.7.2.1. Effets sur l'environnement 13
I.7.2.2. Effets sur la santé 13

I.7.3. Monoxyde de carbone (CO) 13
I.7.3.1. Effets sur la santé 14
I.7.4. Dioxyde de soufre (SO_2) 14
I.7.4.1. Effets sur l'environnement 14
I.7.4.2. Effets sur la santé 15
I.7.5. Oxyde d'azote (NO_x) 15
a. Formation du NO par voie thermique 16
b. Formation du NO du combustible (fuel NO) 17
c. Formation du NO précoce /Le « prompt -NO» 17
d. Formation du NO via N_2O 18
e. Formation du NO via NNH 18
I.7.5.1. Effets sur l'environnement 19
I.7.5.2. Effets sur la santé 19
I.7.6. Poussières 19
I.7.7. Métaux lourds (As, Cd, Hg, Ni, Pb) 20
I.8. Principales techniques de traitement des fumées de l'incinération des déchets 20
I.9. Devenir des gaz dans l'atmosphère 20
I.10. Conclusion 22

Chapitre II. Réseau de neurones

II.1. Introduction 23
II.2. Modèles 23
II.3. Classification des modèles 23
II.3.1. Classification selon le mode de conception 25
II.3.2. Classification selon l'utilisation 26
II.3.3. But d'une modélisation 26
II.4. Modélisation d'un procédé 27
II.5. Les réseaux de neurones 27
II.5.1. Historique 27
II.5.2. Neurone biologique 28
II.5.3. Neurone artificiel 29
II.5.4. Les fonctions d'activation 30
II.6. Architecture des réseaux de neurones 33
II.6.1. Les réseaux de neurones non bouclés 33
II.6.2. Les réseaux de neurones bouclés 34
II.7. Propriétés fondatrices des réseaux de neurones 34

II.7.1. Propriété d'approximation universelle....34
II.7.2. Propriété de parcimonie....35
II.8. Avantages des RNA....35
II.9. Modèles des réseaux de neurones....36
II.9.1. Modèle de Hopfield....36
II.9.2. Modèle Kohonen....36
II.9.3. Le modèle perceptron....37
II.9.4. Le modèle Adaline....37
II.10. Conception d'un model neuronal....38
II.11. Mécanisme d'apprentissage des RNA....39
II.12. Conclusion....43

Chapitre III. Matériels et méthodes

III.1. Introduction....44
III.2. Description du processus d'incinération....44
III.2.1. Plan d'organisation des ateliers destinés à l'activité d'incinération....44
III.3. Description du procédé d'incinération....45
III.3.1. Description du four....47
III.3.2. Capacité physique du foyer....47
III.3.3 Limitation thermique du foyer....48
III.3.4. Caractéristiques des déchets....48
III.3.5. Post combustion....48
III.3.5. Fonctionnalité :....49
III.4. Descriptif technique du système de lavage et de neutralisation des eaux de purge....49
III.4.1 Caractéristiques techniques....49
III.5. Echantillonnage et analyse sur site industriel....50
III.5.1. Analyse in-situ des gaz....50
III.5.1.1 Conditionnement des gaz....51
III.6. L'analyseur multi-gaz Horiba PG-250....52
III.6.1. Analyse de NO par chimiluminescence....54
III.6.2. Analyse du dioxyde de carbone par spectroscopie infrarouge....55
III.6.3. Analyse du monoxyde de carbone et du dioxyde de soufre par spectroscopie infrarouge....55
III.6.4. Analyse de l'oxygène moléculaire par paramagnétisme....57
III.7. Caractérisation des mesures par Horiba PG-250....58
III.7.1. Calibration de l'analyseur....58

III.7.2. Incertitudes de mesures 58
III.8. Conclusion.....59

Chapitre IV. Modélisation des émissions des NOx

IV.1. Introduction.....60
IV. 2. Procédure de modélisation.....60
IV.2.1. Collecte des données 61
IV.2.2. Sélection des entrées et des sorties du modèle neuronal.....62
IV.2.3. Préparation de la base de données.....63
IV.2.4. Mise en forme des données 63
IV.2.5. Conception et optimisation du réseau de neurones 63
IV. 3. Structure du RNSO obtenu 64
IV. 4. Analyse de sensibilité.....67
IV.5. Modélisation des émissions des NO_x issue des DASRI.....68
IV.5.1 Sélection des entrées et des sorties du modèle neuronal.....68
IV.5.2. Préparation de la base de données.....68
IV.5.3. Mise en forme des données 69
IV. 5.4. Structure du RNSO obtenu.....69
IV.6. Modélisation par RNA de l'émission des NO_x par les DRCT.....72
IV.6.1. Architecture du RNSO 72
IV.7. Conclusion 76

Conclusion générale et perspective.....77

Références bibliographiques 79

Nomenclature

Symbole	Signification	Unité
b	**B**iais	--
MO	**M**atière **O**rganique	(%)
MS	**M**atière **S**èche	(%)
PCI	**P**ouvoir **C**alorifique **I**ntérieur	kcal/kg
R	**C**oefficient de **R**égression	--
U	**I**ncertitude de mesure	--
$\mathbf{W_0}$	**P**oids	--
X	**E**ntrée	--
Y	**S**ortie	--

Abréviation

ADEME : **A**gence de l'**E**nvironnement et de la **M**aitrise de l'**E**nergie.

DASRI : **D**échets d'**A**ctivité de **S**oin à **R**isque **I**nfectieux.

DIB : **D**échets **I**ndustriels **B**anal.

DID : **D**échets **I**ndustriels **D**angereux.

DRCT : **D**échets à **R**isque **C**himique et **T**oxique.

GES : **G**az à **E**ffet de **S**erre.

MLP : **M**ulti **L**ayer **P**erceptron.

MOI : **M**âchefers d'**I**ncinération d'**O**rdures.

NDIR : **D**étecteur **I**nfrarouge **N**on **D**ispersif.

OM : **O**rdure **M**énagers.

R : **C**oefficient de **R**égression.

REFIDI : **R**ésidus d'**E**puration des **F**umés des **D**échets **I**ndustriels.

REFIOM : **R**ésidus d'**E**puration des **F**umés d'**O**rdures **M**énagers.

RN : **R**éseau de **N**eurones.

RNA : **R**éseaux de **N**eurones **A**rtificiel.

RNSO : **R**éseau de **N**eurones **S**tatique **O**ptimal.

SSE : **S**um **S**quard **E**rreur.

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1	Incinérateur type à deux chambres et à traitement par lots avec contrôles optionnels de la pollution de l'air	7
Figure I.2	Four à grille.	9
Figure I.3	Four tournant	10
Figure I.4	Fours à lit fluidisé	11
Figure I.5	Voies de formation des oxydes d'azote	16

Chapitre II

Figure II.1	Classification des modèles.	24
Figure II.2	Le neurone biologique	29
Figure II.3	Le neurone artificiel	30
Figure II.4	Réseaux de neurones les plus utilisés	33
Figure II.5	Réseaux de neurones non bouclés	34
Figure II.6	Réseaux de neurones bouclés	34
Figure II.7	Réseau de neurones avec une couche de neurones cachés et un neurone de sortie linéaire.	35
Figure II.8	Le modèle de Kohonen	36
Figure II.9	Le modèle du percéptron	37
Figure II.10	Organigramme de conception d'un réseau de neurones	39
Figure II.11	Erreur moyenne sur la base d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations	40

Chapitre III

Figure III.1	Plan d'organisation des ateliers destinés à l'activité d'incinération	45
Figure III.2	Schéma synoptique de l'unité d'incinération des déchets spéciaux d'ECFERAL	46
Figure III.3	Système d'analyse in-situ des gaz majoritaires	51
Figure III.4	Schéma du montage du système d'analyse des gaz en continu	51
Figure III.5	Schéma de la sonde de prélèvement M&C PSP4000H	52
Figure III.6	Schéma de l'assécheur à effet Peltier M&C ECP1000	53
Figure III.7	Schéma de l'analyseur multi-gaz Horiba PG-250	53
Figure III.8	Schéma de principe de l'analyseur de CO_2 par spectroscopie infrarouge	55
Figure III.9	Schéma de principe de l'analyseur de SO_2 et CO par spectroscopie IR	56
Figure III.10	Schéma de principe du détecteur paramagnétique	57

Chapitre IV

Figure IV.1	Méthodologie de modélisation par les réseaux de neurones artificiels.	61
Figure IV.2	Représentation schématique du RN optimisé.	66
Figure IV.3	Validation des valeurs prédites par le RNSO avec les valeurs expérimentales.	67
Figure IV.4	Présentation de la contribution des variables t, C, H, O, N, S, Cl, m, sur le NOx.	68
Figure IV.5	Représentation schématique du RN optimisé.	70
Figure IV.6	Validation des valeurs prédites par le RNSO avec les valeurs expérimentales (DASRI).	72
Figure IV.7	Validation des valeurs prédites par le RNSO avec les valeurs expérimentales (DRCT).	75

Liste des tableaux

Chapitre II

Tableau II.1	Analogie entre neurone biologique et neurone artificiel.	30
Tableau II.2	Fonctions de transfert usuelles, *a=f(n)*.	31
Tableau II.3	Résumé des caractéristiques des algorithmes d'apprentissage de rétro-propagation implantés dans MATLAB®	41

Chapitre III

Tableau III.1	Capacités maximales de destruction de l'incinérateur NAR 5000.	48
Tableau III.2	Concentrations et incertitudes des gaz étalons pour la calibration du PG-250.	58
Tableau III.3	Incertitudes de mesure caractéristiques de l'analyseur multigaz Horiba PG-250.	59

Chapitre IV

Tableau IV.1	la composition élémentaire des déchets.	62
Tableau IV.2	Structure du RNSO utilisé dans la modélisation du NOx	64
Tableau IV.3	Sommes des erreurs quadratiques et les coefficients de régression.	65
Tableau IV.4	Poids et Biais.	66
Tableau IV.5	Structure du RNSO utilisé dans la modélisation du NOx (DASRI).	69
Tableau IV.6	Les sommes des erreurs quadratiques (SSE) et les coefficients de régression (R) pour le RN décrivant l'incinération de DRCT.	70
Tableau IV.7	Poids et Biais (DASRI).	71
Tableau IV.8	Structure du RNSO utilisé dans la modélisation du NOx (DRCT).	73
Tableau IV.9	Les sommes des erreurs quadratiques (SSE) et les coefficients de régression (R) pour le RN décrivant l'incinération de DRCT.	74
Tableau IV.10	Poids et biais (DRCT).	74
Tableau IV.11	Récapitulatifs des équations de régression et des coefficients de régression.	75

Introduction générale

Introduction générale

Le choix d'un mode de traitement des déchets doit viser à tirer le meilleur parti du gisement de déchets existant et des techniques disponibles, dans un souci d'optimisation de la valorisation de ces déchets et de maîtrise des impacts environnementaux et des coûts. Dans ce contexte, et dans la mesure où ses impacts environnementaux et sanitaires sont aujourd'hui maîtrisés, une incinération performante reste un outil de gestion des déchets pertinent permettant de répondre à un objectif d'élimination des déchets n'ayant pu être recyclés ou valorisés par retour au sol (valorisation de la part organique) tout en permettant une valorisation de leur contenu énergétique, et ce dans le respect de la hiérarchie des modes de gestion : prévention, réutilisation, recyclage dont valorisation organique, puis valorisation énergétique, enfin stockage réservé aux déchets urbains.

La qualité de gestion de l'unité d'incinération doit faire l'objet d'un protocole de suivi de la qualité (exploitation de l'unité, qualification des déchets entrants, suivi et contrôle des émissions), et d'une grande transparence dans la communication des résultats du programme de surveillance. Ces résultats pourraient par exemple être transmis au comité de suivi de la charte de qualité environnementale, par conséquent, une modélisation de ce traitement s'avère nécessaire.

La question qui se pose est de savoir si la modélisation a la capacité de décrire qualitativement et quantitativement la cinétique d'incinération des déchets.

La dépendance des modèles physique à la connaissance profonde des phénomènes observés au sein du système à modéliser nous à poussé à trouver une solution qui soit moins complexe, qui nécessite le minimum d'information et qui n'exige pas une compréhension et une interprétation des phénomènes étudiés. C'est là que ce placent les modèles des réseaux de neurones artificiels.

Les difficultés dans l'utilisation des approches classiques pour modéliser de tel système complexe, rendent l'application des RNA comme approche alternative aux approches classiques particulièrement attractives en raison de leur remarquable robustesse, rapidité, leur approximation universelle non linéaire parcimonieuse [Bishop (1995)], et éventuellement leur habilité d'englober dans un seul modèle non seulement tous les paramètres opératoires [Bacheer et Hadjmeer (2000)] mais également plusieurs système à la fois.

La modélisation par RNA n'est pas une opération simple, il faut faire la préparation de la base de données, mise en forme des données, optimisation de l'architecture du réseau de neurone qui consiste à trouver le meilleur algorithme d'apprentissage, la meilleure méthode de normalisation, la meilleur fonction de transfert, le nombre de couche cachées et le nombre de neurones dans chaque couche cachée le plus adéquat en terme de performance, ça prend du temps mais ça donne des résultats meilleurs.

Les bases de données utilisées, sont issu de l'incinération des déchets pharmaceutiques et hospitaliers, au niveau de l'usine d'incinération ECFERAL d'Alger. L'objectif est donc la modélisation neuronale de l'émission de gaz tel que le NOx issu de l'incinération de ces déchets.

L'étude s'organise en quatre chapitres, une conclusion générale et des perspectives.

Le ***premier*** chapitre, regroupe une synthèse bibliographique relative à l'incinération des déchets en général.

Le ***second*** chapitre, est consacré au réseau de neurones artificiel.

Le ***troisième*** chapitre porte sur une description de l'usine de traitement de déchets ECFERAL d'Alger, ainsi que la description du matériel utilisé pour l'analyse des gaz.

Le ***quatrième*** chapitre, concerne la modélisation neuronale.

L'étude se termine en fin par une conclusion générale qui rassemble les principaux résultats obtenus durant cette étude et trace les perspectives qui pourront être envisagées pour le futur.

Chapitre I

Incinération

I.1. Introduction

L'incinération est une technique de traitement des résidus urbains ou d'une fraction de ceux-ci, par combustion de la phase organique dans des fours spéciaux adaptés aux caractéristiques des déchets (hétérogénéité, taux d'humidité, pouvoir calorifique variable…), et destruction des fractions pathogènes à haute température. Outre la minéralisation quasi-totale des déchets, sa principale caractéristique, en termes de traitement, est la réduction de volume (90%) et de masse (70%) [Kaibouchi, (2004)].

En pratique, l'incinération est une technique très complexe, de nombreux paramètres influencent la bonne combustion des déchets ; La principale contrainte réside dans la nécessité de traiter les gaz pour limiter les risques de pollution de l'air. Mais les techniques de dépollution sont de plus en plus sophistiquées et permettent de respecter les exigences de la réglementation [Brons-Laot, (2002)].

I.2. Quels sont les déchets concernés par ce traitement ?

Les déchets concernés par ce traitement peuvent être énumérer comme suit :

- Les ordures ménagères (OM) : tout résidu d'un processus de production, de transformation, ou d'utilisation, toute substance, matériau, produit ou plus généralement, tout bien meuble abandonné ou que son détenteur destine à l'abandon [Kaibouchi, (2004)].

- Les déchets industriels banals (DIB) : Correspondent aux déchets d'entreprises qui s'apparentent, par leur nature et leur composition, aux déchets ménagers. La loi considère d'ailleurs qu'ils sont « assimilables aux déchets ménagers » et peuvent ainsi être collectés et éliminés comme des déchets ménagers [Deydier, (2012)].

- Les déchets industriels dangereux (DID) : ils sont du fait de leur dangerosité potentielle listés par décret, et ne peuvent pas être stockés dans des installations recevant d'autres catégories de déchets [Deydier, (2012)].

- Les déchets d'activité de soins à risques infectieux (DASRI) : Il s'agit des déchets issus des activités de diagnostic, de suivi et de traitement préventif, curatif ou palliatif, dans le domaine de la médecine humaine ou vétérinaire, qui doivent être éliminés par la

filière des déchets à risques infectieux soit en fonction de leur nature soit en fonction de leur origine [ADEME, (2010)].

I.3. Les principaux objectifs et avantages de l'incinération

I.3.1. Objectifs

Les objectifs de l'incinération peuvent être énumérer comme suit [Bröns-Laot, (2002)] :

- Réduire le volume et la masse des déchets : l'incinération entraîne une réduction du volume des déchets de 90% et une réduction de la masse des ordures incinérées de 70%.
- Détruire les fractions pathogènes et organiques par oxydation.
- Si possible récupérer l'énergie sous forme de chaleur ou d'électricité.

I.3.2. Avantages

L'incinération présente de nombreux avantages [http://www.guide-dechets.com]:

- Applicable et possible pour la plupart des catégories de déchets ;
- Permet la destruction quasi-totale des éléments organiques ;
- Permet la réduction du volume (90 %) et de la masse (70 %) des déchets entrants ;
- Permet la récupération d'énergie thermique et électrique : le pouvoir calorifique des O.M est d'environ un quart de celui du charbon, et un cinquième de celui du pétrole; celui des déchets industriels et médicaments[1], très variable selon le type de déchet, est deux à trois fois plus important,
- Permet l'hygiénisation : bactéries et virus sont détruits avant 200°C. C'est pour cette raison que le traitement thermique est la seule solution envisagée pour les déchets hospitaliers infectieux ;
- Permet une économie d´émission de gaz à effet de serre par rapport au stockage sans contrôle des ordures. Cette économie est réalisée grâce à l´augmentation du taux de valorisation énergétique et surtout grâce aux émissions de CH_4 évitées ;

[1] PCI des déchets égale à 5500kcal/Kg

- Des coûts moyens : 70 à 120 € par tonne.

I.3.3. Inconvénients

L'incinération présente aussi quelques inconvénients. Ce processus génère principalement deux sous-produits solides :

- d'une part les cendres volantes ou les REFIOM[2] (pour les ordures ménagères) et les REFIDI (pour les ordures industrielles) (entre 2,5 et 5 % en masse du tonnage entrant) ;
- d'autre part les MIO (Mâchefers d'Incinération d'Ordures), qui représentent entre 25 et 30 % en poids du tonnage entrant, valorisables sous condition. Les deux sous produits ont des circuits séparés dans le procédé de traitement thermique [http://www.guide-dechets.com].

L'incinération génère des craintes sur ses impacts sanitaires, craintes étayées par de mauvaises pratiques passées. Cependant aujourd'hui, les émissions des incinérateurs font l'objet d'un encadrement qui a été fortement renforcé par les directives et les arrêtés préfectoraux. Des valeurs limites d'émissions très restrictives des gaz dans l'atmosphère ont été fixées pour les principaux polluants : dioxines, métaux, chlorure d'hydrogène, oxydes de soufre et d'azote, poussières. La qualité de gestion de l'unité doit faire l'objet d'un protocole de suivi (exploitation de l'unité, qualification des déchets entrants, suivi et contrôle des émissions) [ADEME, (2014)].

L'incinération génère des craintes sur le fait de pouvoir constituer un obstacle au développement du recyclage et de la prévention. Cependant, recyclage et incinération ne sont pas des modes concurrents mais complémentaires [ADEME, (2014)].

I.4. Les différents types d'incinérateurs

Un incinérateur est un appareil ou structure visant avant tout à incinérer les déchets afin d'en réduire le volume ou de détruire une matière dangereuse ou infectieuse qu'ils contiennent [http://env.gov.nu.ca].

Les incinérateurs de déchets solides sont des systèmes conçus de manière à générer régulièrement des températures de plus de 1 000°C ainsi qu'un temps de rétention d'au moins deux

[2] Résidus d'Epuration des Fumées des Ordures Ménagères

seconde. Adéquatement conçus et exploités, ces incinérateurs peuvent éliminer tout un éventail de déchets de manière efficace et sécuritaire [http://env.gov.nu.ca].

Il existe quatre types fondamentaux d'incinérateurs. Ils varient en fonction du nombre de chambres de combustion qu'ils contiennent, du volume d'air qui alimente chaque chambre et de la manière dont on charge les déchets dans la chambre de combustion primaire [http://env.gov.nu.ca].

I.4.1. Système de deux chambres à défaut d'air

La chambre de combustion primaire reçoit moins d'air qu'il n'en faut pour une combustion complète. Les gaz de cette combustion incomplète passent ensuite dans une deuxième chambre de combustion où l'on injecte assez d'air pour que la combustion s'achève [http://env.gov.nu.ca].

I.4.2. Système d'une chambre à excès d'air

On injecte plus que le volume nécessaire d'air dans la chambre de combustion unique afin de brûler entièrement les déchets [http://env.gov.nu.ca].

I.4.3. Incinération à alimentation continu

Processus d'incinération dont le cycle de brûlage est continu. Cet incinérateur fonctionne sans cesse pendant les heures d'exploitation de l'usine en ajoutant constamment des déchets dans la chambre de combustion primaire [http://env.gov.nu.ca].

I.4.4. Incinérateur de traitement par lots

Le processus d'incinération n'est pas continu et n'a pas un cycle de brûlage de masse. On charge dans cet incinérateur une quantité modeste ou une charge unique de déchets au début du cycle de brûlage [http://env.gov.nu.ca].

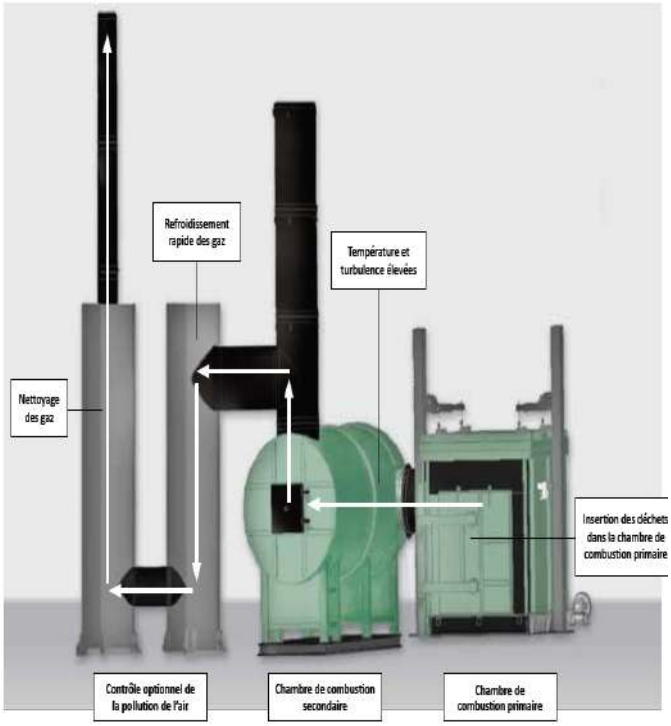


Figure I.1 : Incinérateur type à deux chambres et à traitement par lots avec contrôles optionnels de la pollution de l'air [http://env.gov.nu.ca].

I.5. Caractéristiques techniques générales de l'incinération

L'incinération est techniquement délicate à maîtriser. Empiriquement, on fait référence à la règle des trois T [Kaibouchi, (2004)]:

a. Température :

Le degré de température générée dépend du pouvoir calorifique des déchets et du carburant auxiliaire, de la conception de l'incinérateur ou de l'unité de combustion, de l'approvisionnement en air et du contrôle de la combustion. Pour que la combustion s'achève entièrement, il faut une température élevée [http://env.gov.nu.ca].

En général, une température de plus de 650°C maintenue pendant une à deux secondes consumera entièrement la plupart des aliments et des déchets domestiques ordinaires. En utilisant des méthodes qui ne génèrent pas une température si élevée, il faut séparer les déchets. Les incinérateurs à deux chambres de combustion, conçus pour brûler des mélanges complexes de déchets ordinaires, dangereux et biomédicaux, doivent produire une température de plus de 1000°C et la maintenir pendant au moins deux seconde pour assurer une combustion complète et réduire à

un minimum l'émission de dioxines et de furane. Cette température élevée maintenue pendant le temps nécessaire consumera entièrement les déchets en réduisant à un minimum les concentrations de cendre, de fumée et de polluants [http://env.gov.nu.ca].

b. Temps de séjour :

Il faut du temps pour achever une combustion. La durée de maintien, qu'on appelle aussi temps de rétention ou temps de séjour, représente le temps nécessaire pour garantir un mélange complet de l'air avec le carburant et, par conséquent, pour brûler entièrement les déchets. Si la température est peu élevée, si les déchets ont un faible pouvoir calorifique et si la turbulence est réduite, il faudra prolonger le temps de rétention pour assurer une combustion complète [http://env.gov.nu.ca].

c. Turbulence :

Pour assurer un bon contact entre les déchets en état de combustion et l'air entrant, il faut mélanger avec turbulence les gaz combustibles et un apport suffisant d'oxygène. C'est ainsi qu'on obtiendra les températures élevées qui permettront de brûler entièrement les déchets. Le degré de mélange dépend de la forme et de la taille de la chambre de combustion ainsi que de la manière dont on y injecte l'air. La ventilation passive sous un simple feu au sol ne crée pas assez de turbulence pour brûler une grande variété de déchets. Il est aussi important d'éviter de remplir excessivement la chambre de combustion, ce qui risque de bloquer la circulation de l'air et de réduire encore plus le degré de turbulence. Les modèles d'incinération de pointe produisent une turbulence efficace en forçant l'entrée de l'air directement dans les zones chaudes [http://env.gov.nu.ca].

Actuellement trois techniques majeures d'incinération sont utilisées :

I.5.1. Technologie des fours à grille mobile

Cette technique est à ce jour la plus répandue dans le monde. Dans ces installations, la capacité est importante et généralement ces usines fonctionnent en continu 24h/24h. Les modèles de grilles sont multiples : marches d'escaliers animées de mouvement de va et vient, rouleaux, etc [Kaibouchi, (2004)].

Les ordures sont introduites dans l'enceinte sur une table d'alimentation où elles sont portées à une température de l'ordre de 100°C; c'est dans cette zone que s'effectue la phase de

séchage de la charge. Celle-ci est ensuite poussée sur les grilles où la température sera de l'ordre de 900°C. Il s'agit là d'une température optimale pour la tenue des matériaux mais également pour la qualité des cendres. En effet, à température plus élevée, trop de substances minérales se ramollissent et on obtient des cendres «collantes» [Kaibouchi, (2004)].

La grille à rouleaux est principalement mise en œuvre dans le cas d'une incinération de déchets ménagers. Elle se compose de 6 rouleaux placés les uns derrières les autres et en gradins. La modification de la vitesse des rouleaux permet de s'adapter aux caractéristiques de combustion (Figure I.2) [Kaibouchi, (2004)].

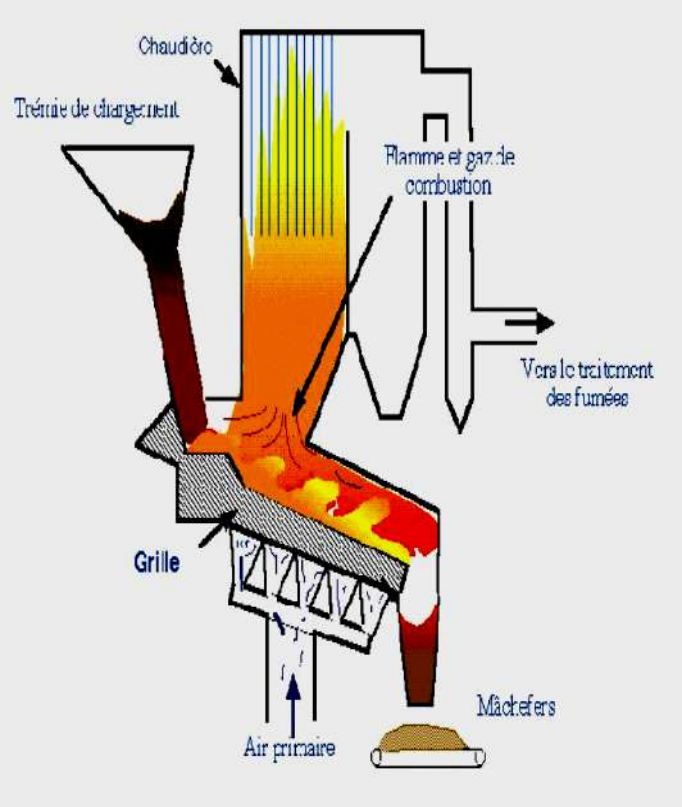


Figure I.2. Four à grille, [Kaibouchi, (2004)].

I.5.2. Technologie des fours tournants

Le four se compose d'un cylindre légèrement incliné par rapport à l'horizontale afin de faciliter le contact entre l'air de combustion et le déchet. L'extraction des mâchefers et des cendres se fait par gravitation sous l'effet de la pente. L'un des principaux avantages du four tournant est la qualité du brassage assuré par la rotation du four alternativement dans les deux sens (Figure I.3). L'introduction de l'air au travers du lit de déchets permet également d'assurer la qualité de la

combustion. Cette technique présente en outre l'avantage de réduire le temps de séjour. Ces fours semblent mieux adaptés à des installations de moyennes capacités [Kaibouchi, (2004)].

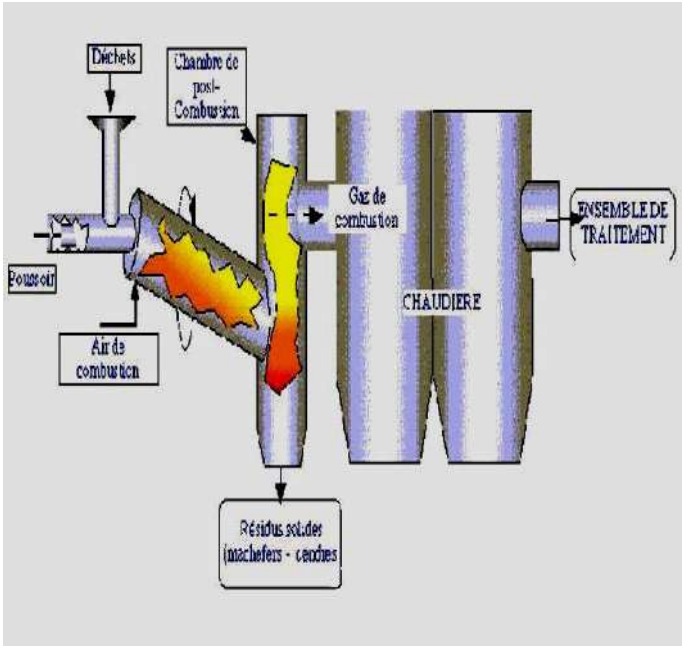


Figure I.3. Four tournant [Kaibouchi, (2004)].

I.5.3. Technologie des lits fluidisés

Initialement réservée à des applications spécifiques dans les industries pétrolières ou du papier pour retraiter les effluents, cette technologie connaît aujourd'hui quelques développements.

Un four à lit fluidisé est une enceinte verticale fermée, de forme cylindrique, contenant un lit de sable très chaud (entre 750°C et 800°C) maintenu en suspension par un courant d'air ascendant injecté à sa base au travers d'une grille de répartition (Figure I.4). Les déchets sont injectés directement dans le lit lui-même ou introduit dans la partie supérieure du four. Le débit d'air doit assurer à la fois la fluidisation du lit et l'apport nécessaire à la combustion [Kaibouchi, (2004)].

Le lit peut être dense, circulant ou rotatif. Lorsque l'air est soufflé à faible vitesse dans le lit de sable, on obtient une fluidisation dense. Lorsque le débit est plus fort, le lit est dit circulant. On obtient un lit fluidisé rotatif par l'ajout de quelques plaques déflectrices au sein du four pour une meilleure circulation du lit. Cette technologie offre une meilleure combustion des déchets avec un

faible taux d'imbrûlés et un dégagement moins important d'oxydes d'azote (NOx) du fait de la température relativement basse de combustion [Kaibouchi, (2004)].

La plupart des incinérateurs de boues utilisent actuellement la technique de combustion en lit fluidisé. Il concurrence les autres modes de combustion à cause de ses avantages dans la lutte contre la pollution atmosphérique [Li, (2008)].

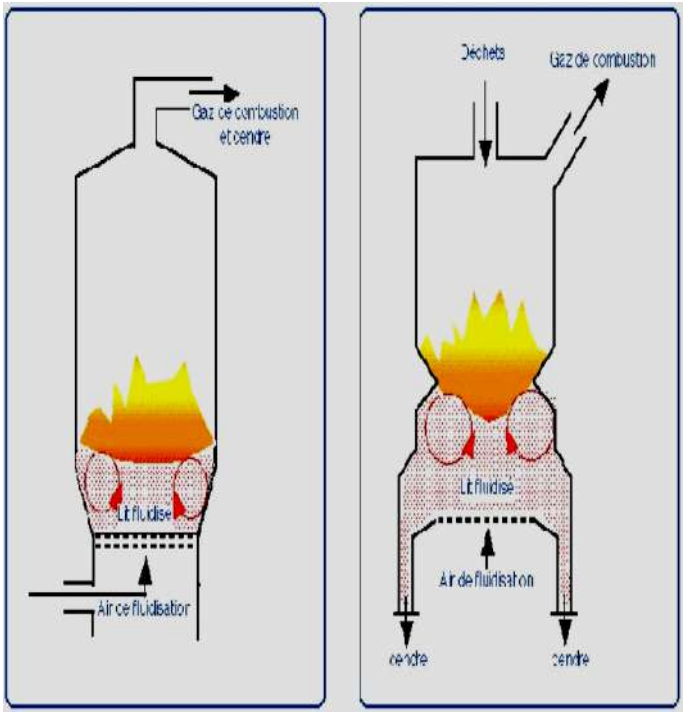


Figure I.4. Fours à lit fluidisé [Kaibouchi, (2004)].

I.6. Les gaz émis à partir des incinérateurs

La combustion, ou brûlage, de déchets solides suit une série d'étapes. D'abord, la chaleur que génèrent un brûleur auxiliaire et les matières qui brûlent près des déchets expulse l'eau des déchets non consumés. À mesure que les déchets chauffent, il s'en dégage du carbone et d'autres substances, qui se convertissent en gaz combustibles. C'est ce qu'on appelle la gazéification. Ces gaz peuvent alors se mélanger à l'oxygène. Si la température est assez élevée dans la chambre de combustion et qu'elle le demeure assez longtemps, ces gaz chauds se convertissent entièrement en vapeur d'eau et en dioxyde de carbone qui se dégage dans l'atmosphère. Mais si la température n'est pas assez élevée dans la chambre de combustion et que le brûlage ne dure pas assez longtemps, le processus ne convertit pas tous les gaz combustibles; c'est alors qu'on observe de la fumée qui monte dans l'air. Le brûlage à basse température génère aussi des polluants qui ne se

trouvaient pas initialement dans les déchets. C'est ce qu'on appelle le processus de néo synthèse, ce processus génère des polluants tels que des dioxines, du furane et d'autres polluants chimiques complexes [http://env.gov.nu.ca].

A la sortie de la chaudière, les fumées contiennent des constituants polluants sous forme gazeuse (CO_2, HCl, SO_2, NOx, …), des espèces organiques et métalliques sous forme vapeur et des particules solides (poussières).

I.7. Les gaz préoccupants

Il faut faire extrêmement attention lorsqu'on incinère des déchets solides. En ne les incinérant pas adéquatement, on produit souvent de la fumée, des gaz d'échappement et des cendres résiduelles qui risquent de menacer l'environnement, la santé et la sécurité [http://env.gov.nu.ca].

L'incinération peut dégager de nombreux types de polluants. Certains d'entre eux comprennent des gaz corrosifs, des métaux traces, de fines particules, des composés organiques volatiles et semi-volatiles. Les gaz corrosifs comme le chlorure d'hydrogène et les dioxydes de soufre proviennent de la combustion de déchets qui contiennent des niveaux élevés de chlore et de soufre. Le mercure, le plomb et le cadmium sont des exemples de métaux traces que l'on retrouve dans les cendres volantes et résiduelles des déchets qui contiennent du métal. Les fines particules se retrouvent dans la fumée que crée la combustion incomplète [http://env.gov.nu.ca].

I.7.1. Les dioxines et furanes

Les dioxines et le furane sont des polluants dont on a beaucoup parlé ces dernières années, parce qu'ils semblent causer certains types de cancer, des troubles du foie, une déficience des systèmes immunitaire, endocrinien et reproductif et avoir un impact sur le système nerveux des fœtus. Ces polluants restent dans l'environnement pendant très longtemps. Ils se bioaccumulent dans les plantes et dans les organismes des animaux [http://env.gov.nu.ca].

I.7.2. Le dioxyde de carbone (CO_2)

Le dioxyde de carbone (CO_2) est un gaz incolore, incombustible, inodore, il est soluble dans l'eau ; à chaque combustion de carbone et de composés contenant du carbone plusieurs réaction ont lieu :

$$C + O_2 \rightarrow CO_2 \quad \text{(R.I.1)}$$

$$C + 1/2O \rightarrow CO \quad \text{(R.I.2)}$$

Le CO_2 est le produit final majoritaire de l'oxydation des composés carbonés en incinérateur. La principale difficulté pour établir les émissions de CO considérées comme gaz à effet de serre (GES) selon les critères du protocole de Kyoto est de distinguer la source du carbone du CO_2. L'incinération des ordures ménagères génère de 0,3 à 0,5 tonne de CO_2 par tonne de déchets [Deydier,(2012)].

I.7.2.1. Effets sur l'environnement

Le CO_2 qui pendant longtemps n'a pas été considéré comme polluant atmosphérique, ces dernières années, il est devenu de plus en plus incriminer dans la détérioration de la qualité de l'air ; il est connu par son effet de serre qui augmente d'après certains calcul la température de la planète.

I.7.2.2. Effets sur la santé

CO_2 n'est pas véritablement toxique. Par inspiration, l'homme tolère jusqu'à 2,5% de CO_2 en volume, des heurs durant, sans grand dommages. CO_2 exerce un fort impact sur le centre respiratoire : la respiration s'accélère et devient plus profonde ; pour cette raison, l'oxygène utilisé pour des opérations de réanimation contient parfois 5% de CO_2 [Bliefert & Perraud, (2011)].

Pour des rapports volumiques de 8% à 10%, des maux de tête se déclarent, ainsi que des vertiges ; on observe une augmentation de la pression artérielle et des comportements agités. Un taux supérieur à 10% de CO_2 dans l'air respiré conduit à des évanouissements, à des convulsions, et à des défaillances du système circulatoire sanguin. Pour des rapports volumiques supérieurs à 15%, des paralysies, similaires à des ruptures d'anévrisme, apparaissent ; des rapports de 20% sont mortels [Bliefert& Perraud,(2011)].

I.7.3. Monoxyde de carbone (CO)

Le monoxyde de carbone (dit aussi oxyde de carbone) est un gaz incolore, inodore, insipide. Il à une densité égale à 96,5% de la densité de l'air et est très peu soluble dans l'eau. Lors de la combustion des composés hydrocarbonés et des composés contenant du carbone, il ce forme toujours du monoxyde de carbone, CO, à coté du dioxyde de carbone et ceci en quantité

particulièrement importante lorsque l'oxygène présent ne permet pas une combustion complète [Bliefert & Perraud, (2011)].

Il n'existe pas de post-traitement pour le monoxyde de carbone, le mieux est donc d'éviter sa formation en fixant judicieusement les conditions de fonctionnement, en particulier avec un apport en dioxygène suffisant pour une oxydation des polluants au dioxyde de carbone [Li, (2008)].

I.7.3.1. Effets sur la santé

L'effet de l'oxyde de carbone est hélas tristement connu : se combinant à l'hémoglobine[3] du sang, il empêche celui-ci de transporter l'oxygène. A forte dose, l'asphyxie est mortelle, à plus faibles doses, il peut entrainer des maux de tête, des vertiges, des troubles sensoriels et peut, par ailleurs, accumuler les lipides dans le sang et de ce fait boucher les artères [Vernier, (2011)].

Le monoxyde de carbone est un gaz à effet de serre, et il participe aussi à la pollution photochimique.

I.7.4. Dioxyde de soufre (SO_2)

Le dioxyde de soufre est un gaz incolore, d'odeur pénétrante, d'environ deux à trois fois plus lourd que l'air.

Le SO_2 est un gaz acide et peut être éliminé par des techniques de neutralisation. Les oxydes de soufre regroupent le mélange de SO_2 et SO_3, mais lors de la combustion, le SO_2 est produit en quantité plus importante que le SO_3 (respectivement de l'ordre de 90% contre 10%) [Li, (2008)].

I.7.4.1. Effets sur l'environnement

Le SO_2 à un effet néfaste sur l'environnement, notamment avec la formation des pluies acides. Les plantes réagissent en général d'une manière plus sensible que les hommes aux effets du SO_2 ; dans la majorité des cas, un taux volumique légèrement supérieur à 1ppm suffit même pour détruire le déroulement de la photosynthèse de plantes robuste, ce qui peut avoir pour conséquences une lésion des feuilles et la mort de la plante. Certaines mousses et certains lichens réagissent de manière particulièrement sensible, ce qui permet de les utiliser comme bioindicateurs pour SO_2.

[3] Est présente dans le sang humain pour véhiculer de l'oxygène

Sous l'action des pluies acides, les métaux se corrodent plus vite, et les matériaux de construction sont altérés [Bliefert &Perraud,(2011)].

I.7.4.2. Effets sur la santé

En raison de la propriété acide du SO_2 et de l'acide sulfurique, H_2SO_4, qui en dérive et qui apparait dans l'atmosphère, les muqueuses sont irritées et endommagées ce qui peut conduire à des crampes des muscles bronchiaux et au déclanchement de toux irritantes. Déjà pour des teneurs en SO_2 voisines de 1mg/m^3, on constate les premiers symptômes d'intoxication (trouble de la cornée, suffocation, inflammations des organes respiratoires). Lors d'une aspiration continuelle de dioxyde de soufre, il se produit d'abord une perte du gout ; d'autre symptômes peuvent apparaitre : une langue rouge, des angoisses, puis des inflammations des poumons ou œdèmes, enfin des défaillances du cœur et de la circulation sanguine, et une asphyxie [Bliefert& Perraud,(2011)].

I.7.5. Oxyde d'azote (NO_x)

Le monoxyde d'azote (NO) et dioxyde d'azote (NO_2) sont des gaz polluants oxydants, qui se forment lors de la combustion. Les oxydes d'azote sont collectivement désignés par NOx. Le monoxyde d'azote NO est ensuite oxydé en dioxyde d'azote NO_2 par réaction avec d'autres oxydants de l'air (oxygène O_2, ozone O_3, …) [Rottier, (2010)]:

$$2NO + O_2 \leftrightarrow 2NO_2 \qquad \text{(R.I.3)}$$

$$NO + O_3 \leftrightarrow N0_2 + O_2 \qquad \text{(R.I.4)}$$

Malgré les quantités importantes de N_2O présente dans l'atmosphère, on parle avant tout de NO et NO_2 en ce qui concerne la pollution de l'air. Les raisons à cela sont que :

- NO et NO_2 sont toxiques, alors que N_2O ne l'est pas ;
- Contrairement à N_2O, NO et NO_2 participent à des réactions photochimiques qui ont de l'importance au niveau de la troposphère ;
- Les deux oxydes d'azote NO et NO_2 possèdent des temps de séjour atmosphériques court (environ 1 jour dans la troposphère) ;
- NO et NO_2 ont des sources anthropogéniques significatives, contrairement à N_2O.

Dans la troposphère, la source en NO_x la plus importante est la combustion des combustibles. Presque la totalité du NO et du NO_2 anthropogéniques est formée par l'oxydation non désirée de l'azote atmosphérique à des températures de combustion élevées.

Les voies de formation du NO sont: la voie précoce, la voie combustible, la voie thermique, la voie de production via le protoxyde d'azote, la voie de production par NNH et la voie de réduction par précombustion. Dans les réactions de combustion, la voie thermique devient prépondérante pour des températures au dessus de 1600°C. Les trois voies de formation (précoce, combustible et thermique) sont schématisées dans la figure I.5 [Rottier, (2010)].

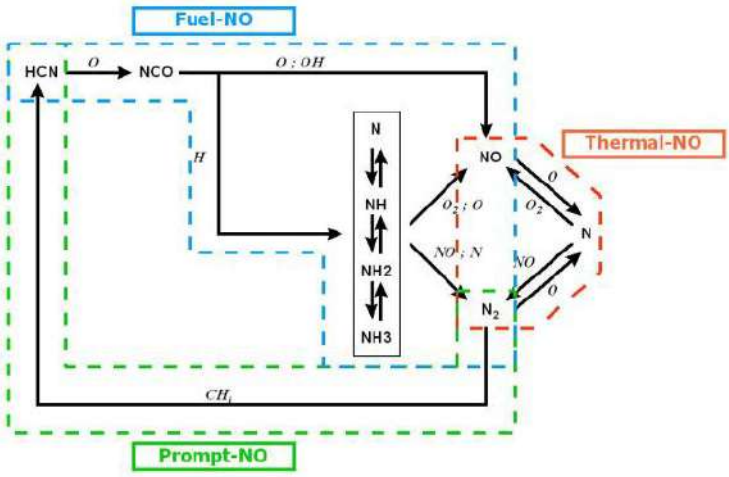


Figure I.5. Voies de formation des oxydes d'azote [Rottier, (2010)].

a. Formation du NO par voie thermique

Connu dans son principe depuis 1946, ce mécanisme est celui de Zeldovich. Il comprend les deux étapes :

$$O + N_2 \leftrightarrow NO + N \qquad \text{(R.I.5)}$$

$$N + O_2 \leftrightarrow NO + O \qquad \text{(R.I.6)}$$

La première équation conditionne la vitesse globale. Elle a une énergie d'activation élevée, environ 315 kJ/mol. Sa vitesse est de plus en plus significative que la température est élevée, d'où le nom de 'NO thermique'. A cause de cette première étape, le mécanisme de Zeldovich est favorisé par une température élevée. Il est prédominant dans les mélanges pauvres ou proches de la stœchiométrie. Au voisinage de la stœchiométrie ainsi que dans les mélanges riches, la réaction suivante, proposée par Lavoie, Heywood et Keck, peut aussi se produire [Ayoub, (2013)] :

$$N + OH \leftrightarrow NO + H \quad \text{(R.I.7)}$$

Le NO thermique forme globalement 20% de l'ensemble des NOx émis dans la combustion du charbon pulvérisé, mais il est souvent dominant quand le combustible contient peu d'azote. Quand l'air de combustion est préchauffé, le NO thermique peut contribuer considérablement aux émissions totales de NOx [Ayoub, (2013)].

b. Formation du NO du combustible (fuel NO)

Le NO du combustible est produit de la réaction d'azote existant dans le combustible avec l'oxygène. Le mécanisme est complexe ; le schéma réactionnel considère à peu près 50 espèces intermédiaires et une centaine de réactions réversibles séparées, et il existe encore beaucoup d'incertitudes sur les vraies valeurs des différents taux de réaction. Mais, il peut être simplement exprimé de la manière suivante [Ayoub, (2013)] :

1. L'azote du combustible volatile est transformé principalement en HCN (et NH_3) au cours du processus ;

2. Le radical HCN réagit avec les différents radicaux libres (O, OH) pour former des intermédiaires comme le CN, NCO, HNCO, puis avec le radical H pour former du NH et NH_2 (regroupés sous NHi) ;

3. Les radicaux NHi réagissent avec O et OH pour former du NO.

Ce mécanisme est plus rapide que celui de Zeldovich, car ce dernier est lié à la présence d'azote moléculaire, peu réactif.

c. Formation du NO précoce /Le « prompt -NO»

Le milieu réactionnel est la flamme car il faut des molécules CH et Cx, comme pour le « fuel NO». En revanche, dans ce cas, la chimie est complètement différente, elle était considérée depuis de nombreuses années, comme la combinaison des relations suivantes [Rottier, (2010)]:

$$CH + N_2 \rightarrow CHN + N \quad \text{(R.I.8)}$$

$$N + O_2 \rightarrow NO + O \quad \text{(R.I.9)}$$

$$HCN + OH \rightarrow CN + H_2O \quad \text{(R.I.10)}$$

$$CN + O_2 \rightarrow NO + C0 \quad \text{(R.I.11)}$$

Depuis peu, les réactions chimiques mises en jeu dans cette formation sont remises en cause, et notamment la réaction CH+N_2 qui formerait plutôt NCN + H. Cette réaction demande des radicaux CH, ce qui implique une combustion localement riche.

L'énergie d'activation est faible en regard de celle des mécanismes de formation du NO thermique. Le «prompt-NO» est ainsi un schéma de formation des oxydes d'azote favorisé en flamme riche et à relativement basse température. Le qualitatif de « prompt » vient du fait qu'il est présent dès le début de la combustion, au niveau du front de flamme, et beaucoup moins après. Dans des zones riches en combustible, le NO précoce est le mécanisme prépondérant [Rottier, (2010)].

d. Formation du NO via N_2O

Dans une première étape, du N_2O est formé directement à partir du N_2 moléculaire dans une réaction à trois corps, favorisée dans des mélanges pauvres, à relativement faible température (<1500K) et haute pression. Puis, N_2O est oxydé pour former du NO. La réaction initiale à trois corps étant peu probable à basse pression, cette voie est souvent négligée dans des flammes à pression atmosphérique [Ayoub, (2013)] :

$$O + N_2 + M \rightarrow N_2O + M \quad \text{(R.I.12)}$$

$$O + N_2O \rightarrow NO + NO \quad \text{(R.I.13)}$$

$$H + N_2O \rightarrow NH + NO \quad \text{(R.I.14)}$$

e. Formation du NO via NNH

Bozzelli et Dean (1995) proposent un mécanisme de formation du NO à partir de NNH (le radical diazényle, NNH, de faible durée de vie est un précurseur de N_2) [Ayoub, (2013)] :

$$NNH + M \rightarrow N_2 + H + M \quad \text{(R.I.15)}$$

$$NNH + O \rightarrow NH + NO \quad \text{(R.I.16)}$$

La réaction (I.15) est très rapide, la concentration en NNH est donc contrôlée thermodynamiquement. Ce pendant, d'après des simulations sur des mélanges méthane-air, [Rottier, (2010)] conclue que la voie NNH joue un rôle mineur dans la plupart des conditions de combustion.

I.7.5.1. Effets sur l'environnement

Les oxydes d'azote auraient eux des effets (mal connu d'ailleurs) sur la respiration humaine. En outre, leur effet sur la végétation serait double: soit comme acide, comme le SO_2 (et donc responsable des pluies acides), soit comme oxydant et, à ce titre, précurseurs de la pollution photo-oxydante, celle-ci et une autre cause de dépérissement des forets et est également responsable des fameux smogs[4] constaté dans certaines grande villes [Vernier,(2011)].

De nombreuse plante réagissent à NO_2 de manière plus sensible que l'homme. De faibles teneurs volumiques en NO_2 peuvent déjà avoir de l'influence sur des processus biochimiques normaux et par exemple conduire chez les plantes à une diminution du poids sec, de la croissance des feuilles et à une perte du rendement de production [Bliefert& Perraud, (2011)].

I.7.5.2. Effets sur la santé

Pour les concentrations auxquelles il ce trouve dans l'atmosphère, NO n'est pas irritant ni nocif pour la santé. Par contre, NO_2 a une odeur piquante et suffocante. Des teneurs volumiques à partir de 0,1…..0,2 ppm peuvent être perceptibles. Si cependant la concentration augmente lentement, pour des concentrations plus élevées, l'odeur ne peut pas être perçue, à cause de l'effet d'accoutumance [Bliefert & Perraud, (2011)].

NO_2 est soluble dans l'eau ; par inspiration, ce gaz est absorbé à 80….90% dans la tranchée, en formant en partie HNO_3. Les muqueuses de la trachée-artère sont agressées en premier. NO_2 provoque des toux, des troubles respiratoires aigus, des œdèmes pulmonaires qui constituent les principales causes de mortalité [Bliefert & Perraud, (2011)].

I.7.6. Poussières

Les poussières sont issues des particules solides entraînées dans les gaz de cheminées. Elles comprennent principalement des cendres et éventuellement des fragments de combustibles imbrûlés. Elles peuvent contenir également des métaux lourds. Leur toxicité est principalement liée à leur contenance en métaux lourds et aux produits de combustion incomplète. Les particules plus fines qui sont rejetées à l'atmosphère constituent un risque à la fois direct pour l'homme (pénétration dans le système respiratoire) ou indirect (dépôt, puis contamination de la chaîne alimentaire) [Li, (2008)].

[4] Brumes irritantes pour les yeux et le système respiratoire

I.7.7. Métaux lourds (As, Cd, Hg, Ni, Pb)

Les métaux lourds sont toxiques et constitués généralement par l'arsenic (As), le cadmium (Cd), le mercure (Hg), le nickel (Ni), le plomb (Pb) et leurs composés avec les formes chlorées, oxydées, et soufrées. Après la combustion, les métaux lourds se présentent sous forme solide dans les poussières ou le mâchefer, et sous forme gazeuse ou liquide dans les fumées. En raison de leur grande toxicité pour la nature et les êtres humains, il est important de connaître les teneurs en métaux lourds dans les fumées et les cendres issues de l'incinération [Li, (2008)].

I.8. Principales techniques de traitement des fumées de l'incinération des déchets

Les exigences en matière d'émissions atmosphériques des polluants contenus dans les fumées sont très strictes ainsi que les normes de rejets à faire respecter par les usines d'incinération. Alors pour répondre aux prescriptions des normes de rejets, les fumées de l'incinération doivent passer par une étape d'épuration qui assure [Khalida, (2002)]:

- le dépoussiérage des fumées : les particules solides (poussières) sont captées par centrifugation dans des cyclones, par filtration ou à l'aide de filtres électrostatiques ;
- la neutralisation des gaz acides : les gaz tels que HCl, SO_X, NO_X et les métaux lourds sont absorbés et neutralisés par un composé basique souvent calcique ou sodique.

I.9. Devenir des gaz dans l'atmosphère

Une fois les gaz émis dans l'atmosphère, ceux-ci peuvent [Hauger, (2009)]:

- Etre dispersés par différents facteurs météorologiques, permettant ainsi une dilution des polluants, mais aussi un élargissement de la zone polluée ;
- Etre éliminés dans l'atmosphère via l'action des puits[5].

La majorité des phénomènes météorologiques qui ont une influence sur la pollution sont ceux qui se trouve dans les tout premier kilomètre de l'atmosphère, au niveau de ce qu'on appelle la couche limite. La quantité de l'air peut varier considérablement d'une journée à l'autre et même en

[5] Processus, activités ou mécanismes permettant d'éliminer les polluants de l'atmosphère

l'espace d'une heure sous les effets des paramètres météorologiques. En voici quelques exemples [Hauger, (2009)] :

- Transport et dispersion : à petite et à grande échelle, les gaz tendent à se déplacer en suivant les masses d'air. Au cours de ce transport, les gaz se dispersent dans l'air par mélange et par diffusion et donc diminue en concentration. Ils subissent aussi un processus d'autoépuration de certains de leurs éléments, notamment ceux qui présentent la plus grande réactivité (dépôt sec par captation, dépôt humide par lessivage, condensation). Ce transport ce fait à plus ou moins longue distance, de plusieurs centaines de mètre à plusieurs milliers de kilomètres ;

- Le rôle de la température et du rayonnement solaire : la température de l'air joue un rôle dans la dispersion verticale des polluants atmosphériques. Dans la troposphère, en situation normale, plus l'altitude est élevée, plus la température diminue. L'air chaud qui contient les polluants (gaz) s'élève naturellement comme s'élève une montgolfière. La dispersion des polluants s'effectue alors verticalement. Parfois, et notamment l'hiver par beau temps, le sol se refroidit et une couche d'air froid plus lourd que l'air chaud stagne près du sol. C'est ce qu'on appelle l'inversion de température. Dans des telles conditions, il peut faire froid dans les vallées ou les plaines qu'en moyenne montagne. L'air plus chaud en altitude qu'au niveau du sol empêche alors la dispersion verticale des gaz. C'est ce qu'on appelle l'effet couvercle. Ce même phénomène à aussi lieu la nuit : le sol se refroidit par rayonnement en fin de journée. L'air au contact du sol se refroidit à son tour et il y a formation d'une inversion de température, qui peut atteindre une altitude de quelques centaines de mètre ;

- Le rôle du vent : le vent joue un double rôle en matière de dispersion horizontale des polluants, en fonction de sa direction et de sa vitesse. D'une part, le vent oriente un panache de polluants dans une direction privilégiée. D'autre part, plus le vent est fort, plus la dispersion des gaz est bonne. En parcourant une distance plus grande, les polluants gazeux et particulaires se diluent progressivement avant de retomber sur le sol. Le vent peut aussi entrainer la remise en suspension des particules atmosphériques sédimentées.

Cette diffusion des polluants par différents facteurs météorologiques jouera un rôle important dans les effets constatés : dans certains cas, une pollution importante mais d'origine

ponctuelle va se diffuser sur une zone géographique importante et avoir un impact faible ; dans d'autre cas, une pollution diffuse va être concentrée du fait du relief et ainsi avoir un impact notable sur la population [Hauger, (2009)].

I.10. Conclusion

Contrairement à la plupart des autres modes de traitement de déchets, l'incinération est adaptée à toutes sortes de déchets ménagers et assimilés.

Le processus de traitement thermique des déchets ménagers et assimilés a des incidences sur l'environnement et la santé et ce, tout particulièrement, si l'usine d'incinération est dépourvue d'équipements d'épuration des gaz de combustion et de traitement des résidus.

De plus, selon que le traitement des fumées est sec ou humide, un traitement complémentaire des eaux doit être envisagé.

Chapitre II

Modélisation à base de réseaux de neurones

II.1. Introduction

La description d'un système physique requiert le développement d'un formalisme mathématique : le modèle. Il doit être vu comme une approximation de la réalité, une projection de celle-ci dans un espace simplifié dont les dimensions sont choisies en fonction du problème à résoudre [Benne, (1999)].

II.2. Modèles

Nous nous intéressons ici aux modèles mathématiques, qui représentent les relations entre les entrées et les sorties du processus par des équations.

Si ces équations sont algébriques, le modèle est dit statique. Si ces équations sont des équations différentielles ou des équations aux différences récurrentes, le modèle est dit dynamique, respectivement à temps continu ou à temps discret. Un modèle est caractérisé par son domaine de validité, c'est-à-dire par le domaine de l'espace des entrées dans lequel l'accord entre les valeurs des sorties du processus calculées par le modèle, et leurs valeurs mesurées, est considéré comme satisfaisant compte tenu de l'utilisation que l'on fait du modèle [Oussar, (1998)].

II.3. Classification des modèles

La modélisation d'un système procède d'une démarche méthodologique rigoureuse. Le choix de la complexité de la structure du modèle et des outils mathématiques introduits est conditionné par les perspectives d'application, mais aussi par un certain nombre de contraintes pratiques liées au système modélisé [Benne, (1999)].

Les approches développées à cet effet dérivent de deux concepts fondamentaux de plus en plus complémentaires : les modèles de connaissance et les modèles de comportement (Figure II.1). Parmi les modèles qui intègrent une connaissance phénoménologique du processus étudié, il convient de distinguer les modèles à paramètres localisés des modèles à paramètres distribués. Les premiers se traduisent par des équations différentielles ordinaires ; les seconds sont décrits par des équations aux dérivées partielles. L'identification d'un modèle systémique (qui ne nécessite aucune connaissance a priori) consiste à comparer la réponse du modèle à celle du système pour un ensemble de sollicitations et à modifier les paramètres du modèle jusqu'à ce qu'il reproduise le comportement réel avec une précision souhaitée. Dans ce dessein, l'approche systémique nécessite

un grand nombre d'informations : les bases d'exemples des entrées-sorties représentatives du fonctionnement du système [Benne, (1999)].

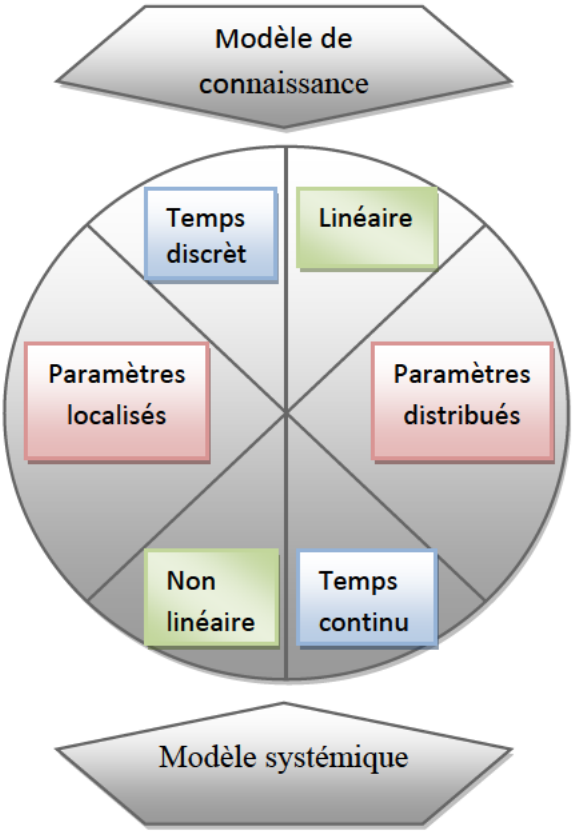


Figure II.1. Classification des modèles [Benne, (1999)].

Qu'il soit phénoménologique ou comportemental, le modèle peut être linéaire ou non. Les systèmes modélisés étant généralement non-linéaire, il est d'usage de considérer qu'ils le sont en première approximation autour d'un point de fonctionnement afin de faciliter leur modélisation. Cette démarche fréquente en milieu industriel, où les modèles linéaires occupent une place privilégiée, présente des limites dans le cas des systèmes fortement non-linéaires. La prise en compte des non-linéarités inhérentes à la plupart des procédés a conduit au développement d'approches systémiques qui privilégient l'étude du comportement d'un système à sa description phénoménologique. Cette alternative est intéressante lorsqu'il n'existe pas de représentation analytique simple ou explicite [Benne, (1999)].

La nature stationnaire ou dynamique du système détermine la prise en compte du temps dans la modélisation. Depuis l'essor des dispositifs numériques, de l'acquisition au traitement de

l'information, les modèles à temps discret s'imposent face aux modèles à temps continus [Benne, (1999)].

II.3.1. Classification selon le mode de conception

On distingue trois sortes de modèles en fonction des informations mises en jeu pour leur conception :

- Les modèles de connaissance : les modèles de connaissance sont construits à partir d'une analyse physique, chimique, biologique (ou autre suivant le type du processus), en appliquant soit les lois générales, fondées sur des principes, soit les lois empiriques, qui régissent les phénomènes intervenant au sein des processus étudiés. Ces modèles ne comportent généralement pas de paramètres ajustables, ou des paramètres ajustables en très petit nombre [Oussar, (1998)].

- Les modèles boite noire : Le terme de « boîte noire » s'oppose aux termes de « modèle de connaissance » ou « modèle de comportement interne ». Ce modèle peut contenir un nombre limité de paramètres ajustables, qui possèdent une signification physique [Yessin, (2007)].

  Les modèles boîte noire sont construits essentiellement sur la base de mesures effectuées sur les entrées et les sorties du processus modéliser. La modélisation consiste alors à utiliser, pour représenter les relations entre les entrées et les sorties, des équations paramétrées, et à estimer les paramètres, à partir des mesures disponibles, de manière à obtenir la meilleure précision possible avec le plus petit nombre possible de paramètres ajustables. Le domaine de validité d'un tel modèle ne peut pas s'étendre au-delà du domaine des entrées qui est représenté dans les mesures utilisées pour l'apprentissage [Oussar, (1998)].

- Les modèles boite grise : lorsque des connaissances, exprimables sous forme d'équations, sont disponibles, mais insuffisantes pour concevoir un modèle de connaissance satisfaisant, on peut avoir recours à une modélisation "boîte grise" (ou modélisation semi-physique) qui prend en considération à la fois les connaissances et les mesures. Une telle démarche peut concilier les avantages de l'intelligibilité d'un modèle de connaissance avec la souplesse d'un modèle comportant des paramètres ajustables [Yessin, (2007)].

II.3.2. Classification selon l'utilisation

Indépendamment de la classification précédente, on peut distinguer deux types de modèles en fonction de l'utilisation qui en est faite [Oussar, (1998)]:

- Les modèles de simulation (ou simulateurs) **:** un modèle de simulation est utilisé de manière indépendante du processus qu'il représente. Il doit donc posséder un comportement aussi semblable que possible à celui du processus. De tels modèles sont utilisés pour valider la conception d'un système avant sa fabrication, pour la formation de personnels (simulateurs de vols), pour la prévision à long terme, etc.

  Du point de vue de la structure du modèle, les sorties passées, mesurées sur le processus à modéliser, ne peuvent constituer des entrées du modèle. L'estimation des paramètres et l'utilisation du modèle constituent deux phases successives et distinctes (apprentissage non adaptatif).

- Les modèles de prédiction (ou prédicteurs) **:** un modèle de prédiction est utilisé en parallèle avec le processus dont il est le modèle. Il prédit la sortie du processus à une échelle de temps courte devant les constantes de temps du processus. Les prédicteurs sont utilisés pour la synthèse de lois de commande, ou dans le système de commande lui-même (commande avec modèle interne).

  Du point de vue de la structure du modèle, les sorties passées, mesurées sur le processus, peuvent constituer des entrées du modèle. L'estimation des paramètres et l'utilisation du modèle peuvent être effectuées simultanément si nécessaire (apprentissage adaptatif, utile notamment si les caractéristiques du processus dérivent dans le temps) [Oussar, (1998)].

II.3.3. But d'une modélisation

Un modèle peut être utilisé soit [Oussar, (1998)] :

- pour simuler un processus : à des fins pédagogiques, de détection d'anomalies de fonctionnement, de diagnostic de pannes, de conception assistée par ordinateur, etc.,

- pour effectuer la synthèse d'une loi de commande, ou pour être incorporé dans un dispositif de commande.

II.4.Modélisation d'un procédé

Le modèle d'un procédé est un formalisme mathématique développé dans un objectif déterminé [Benne, (1999)] :

- l'analyse des mécanismes physico-chimiques du dit procédé ;
- la caractérisation de paramètres inaccessibles par la mesure (capteurs logiciels);
- la conduite du procédé (régulation, asservissement, etc.) ;
- la prédiction de son comportement dans la perspective de sa commande prédictive.

L'expérience a montré les difficultés d'application en milieu industriel des modèles de connaissance introduisant des outils mathématiques trop sophistiqués et les limites des modèles simplifiés par linéarisation autour d'un point de repos. En revanche, l'évolution des techniques d'identification conjuguée aux progrès informatiques ces vingt dernières années a permis la synthèse de descriptions systémiques, qui permettent la modélisation de systèmes non-linéaires, tout en restant simple dans leur formalisme mathématique. Cette dynamique a suscité chez les physiciens un regain d'intérêt pour les réseaux de neurones (RN) dont les applications in situ sont de plus en plus nombreuses. La détermination des modèles à R.N repose sur un grand nombre de résultats empruntés aux modèles systémiques linéaires [Benne, (1999)].

II.5. Les réseaux de neurones

Les R.N ont d'abord été développés pour résoudre des problèmes de contrôle, de reconnaissance de formes ou de mots, de décision, de mémorisation comme une alternative à l'intelligence artificielle, et en relation plus ou moins étroite avec la modélisation de processus cognitifs (capable de connaître ou faire connaître) réels et des R.N biologiques.

II.5.1. Historique

En 1943, Mac Culloch et Pitts ont proposé le premier modèle de neurone biologique. Ce dernier, appelé aussi neurone à seuil, a été inspiré des récentes découvertes en biologie. Ce sont des neurones logiques (0 ou 1). Ces deux physiciens ont montré que les neurones formels peuvent réaliser des fonctions logiques [Abdessalem, (2007)].

En 1949, le psychologue Donald Hebb a introduit le terme connexionisme pour parler des modèles massivement parallèles et connectés. Il a proposé de nombreuses règles de mise à jour des poids dont la plus connue à cette époque est la "règle de Hebb".

En 1958, le psychologue Frank Rosenblatt a développé le modèle du perceptron. Il s'agit d'un R.N, capable d'apprendre à différencier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques. Il est inspiré du système visuel. Il a réussi à l'appliquer pour la reconnaissance des formes. Au début des années 60, les travaux de Rosenblatt ont vécu un grand intérêt dans le milieu scientifique. Mais en 1969, deux scientifiques américains appelés Minsky et Papert ont publié un livre dans lequel ont démontré les limites du perceptron proposé par Rosenblatt. En particulier, son incapacité réside à la résolution des problèmes non linéaires [Khaouane, (2013)].

Les travaux se sont ralentis considérablement jusqu'aux années 80. En 1982, Hopfield a fini par démontrer l'intérêt des réseaux entièrement connectés. Parallèlement, Werbos a conçu un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perceptron : la rétropropagation (Back-Propagation). Cet algorithme qui permet de propager l'erreur vers les couches cachées sera popularisé en 1986 dans un livre "Parallel Distributed Processing" par Rumelhart et al. [Khaouane, (2013)].

Depuis ces travaux, les applications des R.N n'ont cessé de croître. Il a d'ailleurs été démontré qu'un réseau MLP (Multi Layer perceptron) avec seulement deux couches peut approximer n'importe quelle fonction de R^n dans R^m avec une précision arbitraire [Abdessalem, (2007)].

II.5.2. Neurone biologique

L'être humain, notamment son cerveau, est une incroyable machine dont les rouages sont petits à petit percés par les avancées scientifiques de ce dernier siècle. Les découvertes dans les neurosciences ont été des sources d'inspiration pour quelques mathématiciens dont les travaux ont permis de développer des algorithmes dits « génétiques » dont l'architecture et l'apprentissage imitent le fonctionnement du cerveau humain et plus particulièrement son R.N. Cette partie, volontairement incomplète, présentera succinctement la structure et l'organisation du cerveau humain [Roudgé, (2011)].

Celui-ci est constitué d'environ 100 milliards de neurones. Les neurobiologistes savent que chaque neurone naturel est lui-même connecté à parfois quelques milliers d'autres via 100000

milliards de connexions. Les informations sont transmises en envoyant des ondes de dépolarisation (assimilables à des pics électriques). Le neurone est constitué de trois composantes principales : les dendrites, le corps cellulaire et l'axone (Figure II.2). Les dendrites forment un maillage de récepteurs nerveux qui permettent d'acheminer les signaux électriques vers le corps du neurone. Celui-ci agit à la manière d'un intégrateur, en accumulant des charges électriques. Une fois suffisamment excité, il engendre un potentiel électrique qui se propage à travers son axone, fibre nerveuse, pour éventuellement venir exciter d'autres axones. Le point de contact entre l'axone d'un neurone et la dendrite d'un autre neurone s'appelle la synapse [Roudgé, (2011)].

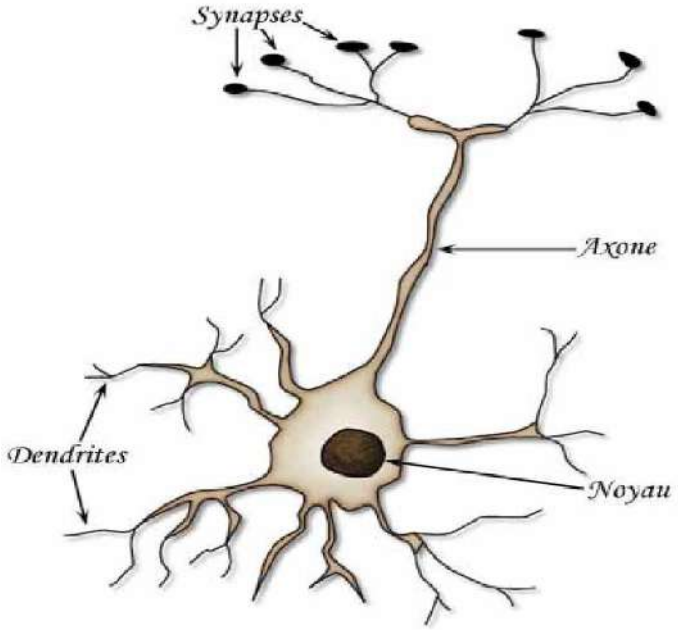


Figure II.2. Le neurone biologique [Talbi, (2011)].

II.5.3. Neurone artificiel

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) constituent un outil statistique visant à reproduire les capacités d'apprentissage et de reconnaissance du cerveau. Ils appartiennent à la classe des méthodes statistiques non paramétriques (les paramètres des modèles ajustés n'ayant pas de sens physique). Parfois décrits comme un concept d'intelligence artificielle, les RNA sont de plus en plus utilisés du fait de leur simplicité et de leur capacité de résolution des problèmes complexes. Selon Dreyfus [Dreyfus et al. 2004], « l'avantage des RNA par rapport aux autres méthodes réside dans leur capacité à réaliser des modèles de précision équivalente avec moins de données expérimentales ou dans leur capacité à constituer des modèles plus précis à partir du même nombre d'exemples. ».

L'intérêt des RNA repose principalement sur leur parcimonie et leur capacité à dissocier des effets conjugués [Vriyametanont, (2008)].

Un neurone artificiel ou formel qui est la base d'un R.N est représenté sur la figure II.3 où F est la fonction d'activation (ou fonction de transfert), Y est la sortie du neurone, X_i sont les variables d'entrée, w_i et b sont respectivement les poids affectés aux entrées et le biais. Ces derniers (w_i et b) constituent les paramètres à ajuster lors de la phase d'apprentissage du RNA. La fonction d'activation est une fonction paramétrée non linéaire à valeurs bornées. Elle admet comme argument la somme du biais b et des entrées X_i pondérées par les poids w_i [Vriyametanont, (2008)].

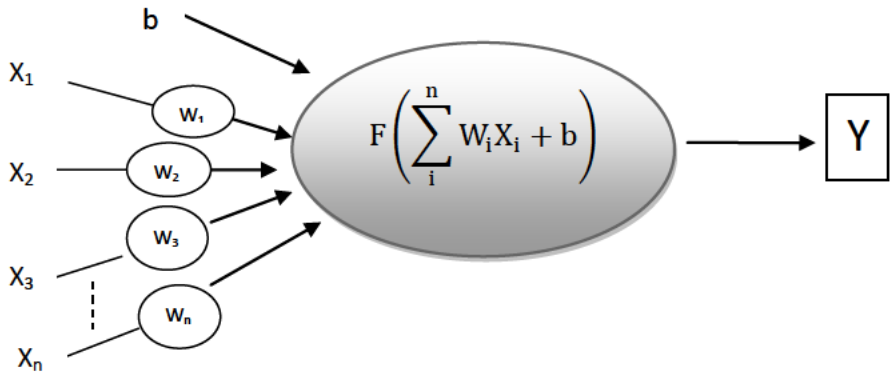


Figure II.3. Le neurone artificiel [Vriyametanont, (2008)].

Tableau II.1. Analogie entre neurone biologique et neurone artificiel.

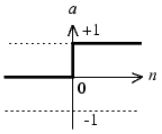
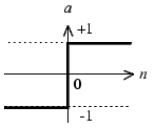
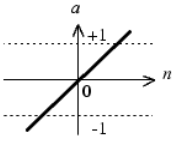
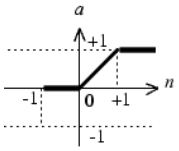
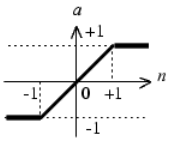
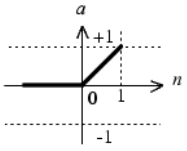
Neurone biologique	**Neurone artificiel**
Synapses	Poids de connexion
Axones	Signal de sortie
Dendrite	Signal d'entrée
Somma	Fonction d'activation

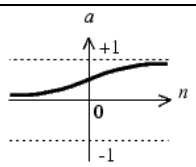
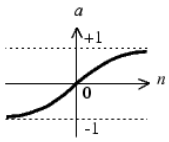
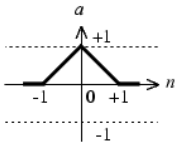
II.5.4. Les fonctions d'activation

C'est d'abord l'introduction d'une fonction linéaire bornée qui a permis d'élargir la gamme des réponses possibles (principale lacune de la fonction seuil). Avec le développement de méthodes d'erreur d'estimation basées sur la minimisation d'un critère d'erreur par des calculs de dérivées pour

l'estimation des poids, la fonction linéaire bornée s'est vue elle-même rapidement succédée par des fonctions d'activation dérivables. Ainsi la fonction tangente hyperbolique, communément appelée sigmoïde tangentielle, est de plus en plus employée : elle permet la définition de modèles qui convergent rapidement. Afin de contourner la restriction intrinsèque que représente l'utilisation de cette fonction d'activation dans ses zones de saturation, il convient de normaliser les données entre les bornes qui délimitent son comportement dynamique. Ce traitement présente en outre l'avantage d'équilibrer la contribution relative de toutes les variables si elles font l'objet d'une normalisation indépendante [Benne, (1999)].

Tableau II.2. Fonctions de transfert usuelles, *a=f(n)*. [Khaouane, (2013)].

Nom de la fonction	**Relation entrée / sortie**	**Graphe de la fonction**	**Fonction MATLAB® Correspondante**
Seuil	$a = 0$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		Hardlim
Seuil symétrique	$a = -1$ si $n < 0$ $a = 1$ si $n \geq 0$		Hardlims
Linéaire	$a = n$		Purelin
Linéaire saturée	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $0 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		Satlin
Linéaire saturée Symétrique	$a = -1$ si $n < -1$ $a = n$ si $-1 \leq n \leq 1$ $a = 1$ si $n > 1$		Satlins
Linéaire positive	$a = 0$ si $n < 0$ $a = n$ si $n \geq 0$		Poslin

Logistique (Sigmoïde logarithmique)	$a = \frac{1}{1+e^{-n}}$		Logsig
Tangente hyperbolique	$a = \frac{e^{+n} - e^{-n}}{e^{+n} + e^{-n}}$		Tansig
Triangulaire de base	$a = 1 - \lvert n \rvert,\ -1 \le n \le +1$ $a = 0,$ *autrement*		Tribas

La forme habituellement retenue de la fonction d'évaluation F d'un neurone, est une sigmoïde. Elle se présente comme une approximation continûment dérivable de la fonction d'activation linéaire par morceaux ou de la fonction seuil. Elle présente l'avantage d'être régulière, monotone, continûment dérivable, et bornée entre 0 et 1 [Ammar, (2007)].

$$f(x) = \frac{1}{1+\exp(-x)} \qquad \text{(II.1)}$$

La fonction f peut être paramétrée de manière quelconque. Deux types de paramétrages sont fréquemment utilisés :

- Les paramètres sont attachés aux entrées du neurone : la sortie du neurone est une fonction non linéaire d'une combinaison des entrées $\{xi\}$ pondérées par les paramètres $\{wi\}$, qui sont alors souvent désignés sous le nom de poids.

$$Y = th[W_0 + \sum_{i-1}^{n-1} W_i X_i] \qquad \text{(II.2)}$$

- Les paramètres sont attachés à la non-linéarité du neurone : ils interviennent directement dans la fonction f.

II.6. Architecture des réseaux de neurones

On distingue deux structures de réseau, en fonction du graphe de leurs connexions, c'est-à-dire du graphe dont les nœuds sont les neurones et les arêtes les «connexions» entre ceux-ci [Ammar, (2007)] :

- Les réseaux de neurones statiques (ou acycliques, ou non bouclés).
- Les réseaux de neurones dynamiques (ou récurrents, ou bouclés).

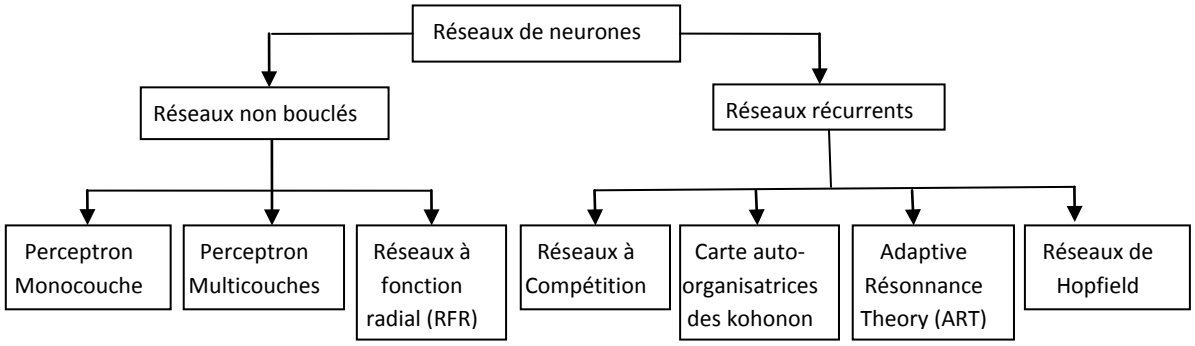


Figure II.4. Réseaux de neurones les plus utilisés [Khaouane, (2013)].

II.6.1. Les réseaux de neurones non bouclés

Un R.N non bouclé est représenté graphiquement par un ensemble de neurones connectés entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans "retour en arrière". On constate que le graphe d'un réseau non bouclé est acyclique. Les neurones qui effectuent le dernier calcul de la composition de fonctions sont les neurones de sortie. Ceux qui effectuent des calculs intermédiaires sont les neurones cachés [Abdessalem, (2007)].

Dans un R.N non bouclé, le temps ne joue aucun rôle fonctionnel : si les entrées sont constantes, les sorties le sont également. Le temps nécessaire pour le calcul de la fonction réalisée par chaque neurone est négligeable et on peut considérer ce calcul comme instantané. Pour cette raison, les réseaux non bouclés sont souvent appelés « réseaux statiques ». Ils sont utilisés en classification, reconnaissance des formes, en prédiction [Ammar, (2007)].

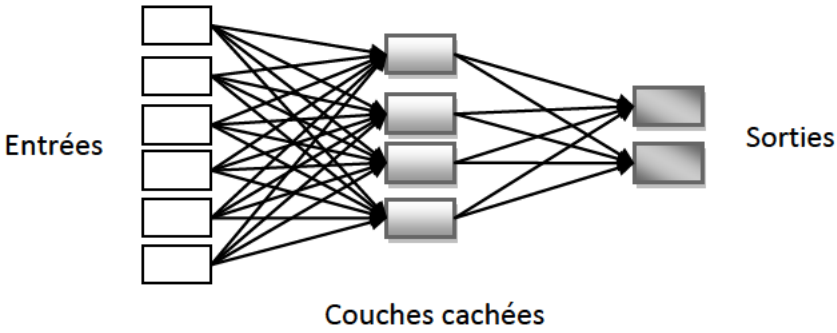


Figure II.5. Réseaux de neurones non bouclés [Abdessalem, (2007)].

II.6.2. Les réseaux de neurones bouclés

Un RN bouclé est schématisé par un graphe des connexions qui est cyclique. Lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ (un tel chemin est désigné sous le terme de "cycle"). Ainsi, un retard entier multiple de l'unité de temps choisie est attaché à chaque connexion d'un réseau de neurones bouclé (ou à chaque arrête de son graphe). Une grandeur à un instant donné ne peut pas être fonction de sa propre valeur au même instant. Tout cycle du graphe du réseau doit avoir un retard non nul [Abdessalem, (2007)].

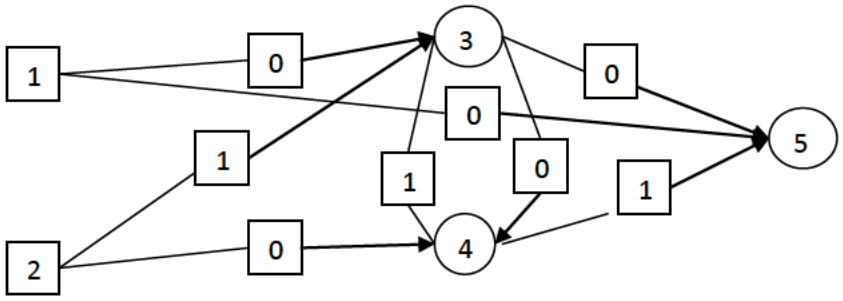


Figure II.6. Réseaux de neurones bouclés [Abdessalem, (2007)].

II.7. Propriétés fondatrices des réseaux de neurones

II.7.1. Propriété d'approximation universelle

Les RN non bouclés comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation sigmoïde, et un neurone de sortie linéaire sont des approximateurs universels. Cette propriété a des conséquences très importantes. Elle stipule que toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision

arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un R.N ayant l'architecture présentée sur la Figure II.7. Cet approximateur universel est encore appelé perceptron à 2 couches [Bongono, (2010)].

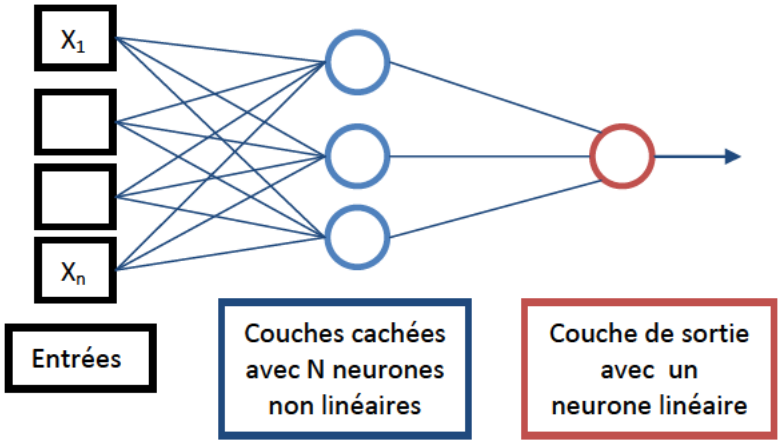


Figure II.7. Réseau de neurones avec une couche de neurones cachés et un neurone de sortie linéaire [Oussar, (1998)].

II.7.2. Propriété de parcimonie

Les RN non linéaires par rapport à leurs paramètres sont des approximateurs parcimonieux. En effet, la non-linéarité de la sortie du modèle par rapport aux paramètres permet d'avoir moins de paramètres à calculer que si la sortie est linéaire par rapport au paramètre. Cette propriété a autant plus d'effet que le nombre de variable du modèle est grand. Dotés de ces propriétés, les RN apparaissent comme un outil d'identification de toutes les fonctions non linéaires. Cependant, la propriété d'approximation universelle est une preuve de l'existence de la fonction non linéaire recherchée, mais elle ne donne pas de moyen pour parvenir à celle-ci [Bongono, (2010)].

II.8. Avantages des RNA

Les RNA fonctionnent sans programme, n'exécutent pas d'instruction, et ne manipulent pas de nombres. La destruction d'une partie de ces circuits n'empêche pas le réseau de fonctionner. Ces principales propriétés sont [Bal, (2009)] :

- Parallélisme : c'est l'exécution de plusieurs taches (données numériques et non pas symboliques) en même temps, ce qui explique la grande rapidité de calcul des RNA.

- Capacité d'apprentissage : elle permet aux réseaux de tenir compte des contraintes et des données provenant de l'extérieur. Elle se caractérise dans certains réseaux par leur capacité d'auto-organisation qui assure leur stabilité.

- Généralisation : elle permet au réseau de trouver une solution généralisée applicable à tous les exemples du problème, même s'ils contiennent des erreurs ou sont inachevés ou ne sont pas présentés pendant l'apprentissage.

- Mémoire distribuée : la mémoire est répartie sur plusieurs entités et sur tout le réseau.

II.9. Modèles des réseaux de neurones

II.9.1. Modèle de Hopfield

Le modèle de Hopfield fut présenté en 1982. Ce modèle très simple est basé sur le principe des mémoires associatives. C'est d'ailleurs la raison pour laquelle ce type de réseau est dit associatif. Le modèle de Hopfield utilise l'architecture des réseaux entièrement connectés et récurrents (dont les connexions sont non orientées et ou chaque neurone n'agit pas sur lui-même). Les sorties sont en fonction des entrées et du dernier état pris par le réseau.

II.9.2. Modèle Kohonen

Ce modèle a été présenté par Kohonen en 1982 en se basant sur des constatations biologiques. Il a pour objectif de présenter des données complexes et appartenant généralement à un espace discret de grandes dimensions dont la topologie est limitée à une ou deux dimensions. Les cartes de Kohonen sont réalisées à partir d'un réseau à deux couches, une en entrée et une en sortie. Notons que les neurones de la couche d'entrée sont entièrement connectés à la couche de sortie (Figure. II.8).

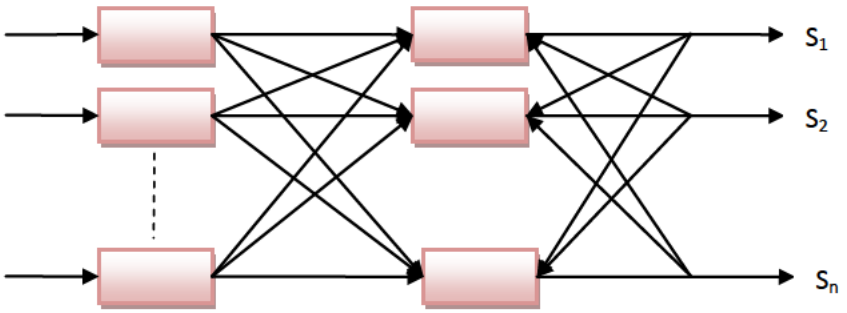


Figure II.8. Le modèle de Kohonen.

Les neurones de la couche de sortie sont placés dans un espace d'une ou de deux dimensions en général, chaque neurone possède donc des voisins dans cet espace. Et qu'enfin, chaque neurone de la couche de sortie possède des connexions latérales récurrentes dans sa couche(le neurone inhibe les neurones éloignés et laisse agir les neurones voisins).

II.9.3. Le modèle perceptron

Le mécanisme perceptron fut inventé par le psychologue Frank Rosenblat à la fin des années 50. Il représentait sa tentative d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents en général.

Le réseau dans ce modèle est formé de trois couches : Une couche d'entrée (la rétine), fournissant des donnés à une couche intermédiaire, chargée des calculs, cela en fournissant la somme des impulsions qui lui viennent des cellules auxquelles elle est connectée, et elle répond généralement suivant une loi définie avec un seuil, elle-même connectée à la couche de sortie (couche de décision), représentant les exemples à mémoriser. Seule cette dernière couche renvoie des signaux à la couche intermédiaire, jusqu'à ce que leurs connexions se stabilisent (Figure II.9).

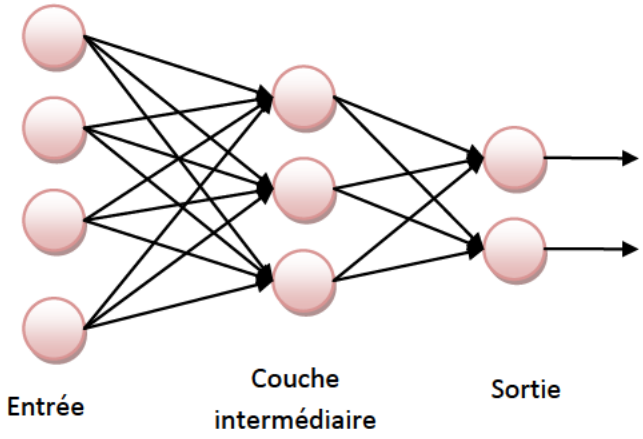


Figure II.9. Le modèle du perceptron.

II.9.4. Le modèle Adaline

L'adaline (Adaptatif Linear Neurone) de Widrow et Hoff est un réseau à trois couches : une d'entrée, une couche cachée et une couche de sortie. Ce modèle est similaire au modèle de perceptron, seule la fonction de transfert change, mais reste toujours linéaire. Les modèles des neurones utilisés dans le perceptron et l'Adeline sont des modèles linéaires.

II.10. Conception d'un model neuronal

Les réseaux de neurones réalisent des fonctions non linéaires paramétrées. Leurs mises en œuvre nécessitent [Ammar, (2007)]:

- La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est-à-dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser ;
- La construction de la base de données et le choix des échantillons ;
- La détermination du nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante ;
- La réalisation de l'apprentissage ;
- L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

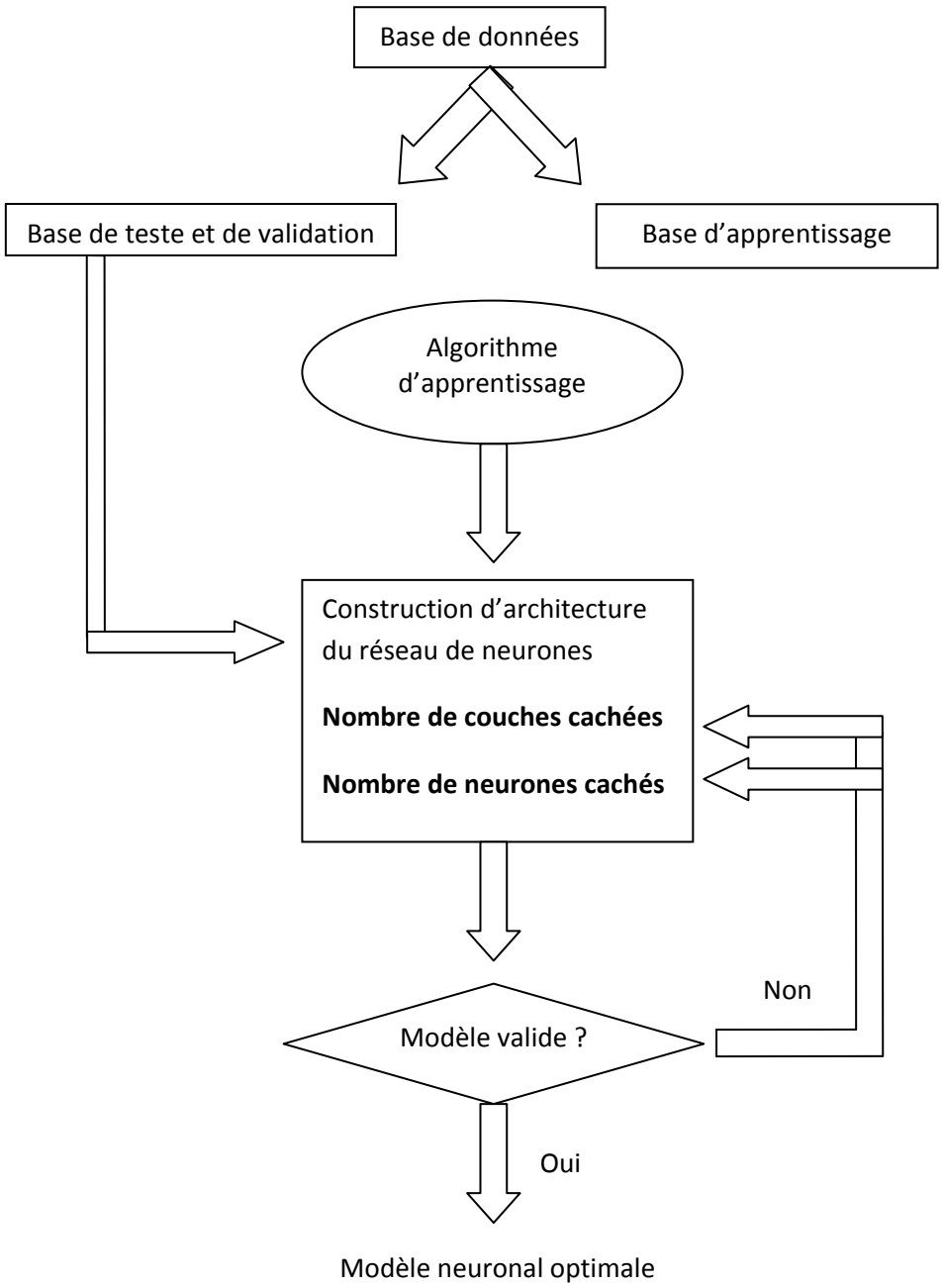


Figure II.10. Organigramme de conception d'un réseau de neurones [Ammar, (2007)].

II.11. Mécanisme d'apprentissage des RNA

Les connexions entre les éléments sont adaptées selon le processus d'ajustement des poids, semblable aux équations de régression. Plusieurs approches ont été développées pour ajuster les poids de connexion par des règles ou algorithmes d'apprentissage des données réelles. Les règles d'apprentissage les plus connues sont la règle de Hebb, la règle de Windrow-Holff (Delta), et la

règle de Delta généralisé appelée également Rétropropagation. Il existe principalement deux types d'apprentissage : supervisé et non supervisé. Cette distinction repose sur la forme des exemples d'apprentissages, couples entrée/sortie associés à des réseaux statiques multicouches dans le cas de l'apprentissage supervisé, alors que l'on ne dispose que des valeurs d'entrée pour l'apprentissage non supervisé dans le cas des réseaux dynamiques (ou récurrents). A l'issue de l'apprentissage, les poids sont fixés. Commence alors la phase d'utilisation du réseau [Bal, (2009)].

En général, l'apprentissage se fait pendant une période relativement longue (phase d'apprentissage), durant laquelle les vecteurs des neurones d'entrée peuvent être présentés au réseau un grand nombre de fois (cycles ou itérations). La détermination des paramètres d'apprentissage constitue la phase la plus importante pour les traitements par les RNA. Ces paramètres sont le taux d'apprentissage, l'erreur d'apprentissage et le nombre d'itérations. Il existe deux autres phases dites de test et de validation qui permettent de tester la performance du réseau entrainé [Bal, (2009)].

Sur la figure II.11 ci-dessous, on peut observer qu'au début de l'apprentissage, pour les premières itérations, l'erreur sur la base d'apprentissage est grande et peut légèrement augmenter étant donné que les poids initiaux sont choisis aléatoirement. Ensuite, cette erreur diminue avec le nombre d'itérations. L'erreur sur la base de test diminue puis augmente à partir d'un certain nombre d'itérations. Les poids retenus sont ceux qui minimisent l'erreur sur la base de test [Ammar, (2007)].

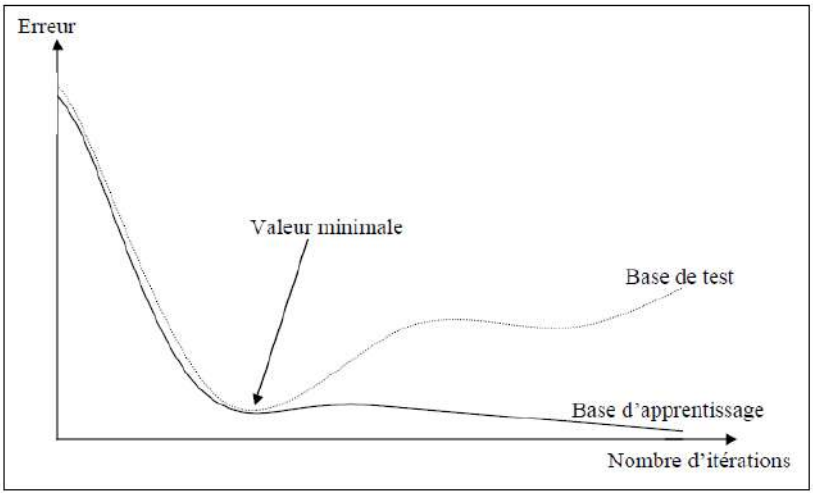


Figure II.11. Erreur moyenne sur la base d'apprentissage en fonction du nombre d'itérations [Ammar, (2007)].

Tableau II.3. Résumé des caractéristiques des algorithmes d'apprentissage de rétro-propagation implantés dans MATLAB®[Khaouane,(2013)].

Algorithme	Caractéristiques
Descente du gradient	
Descente du gradient simple (***traingd)***	Descente du gradient de base. Réponse lente; peut être utilisée pour apprentissage en mode séquentiel
Descente du gradient avec moment (***traingdm)***	Descente du gradient avec moment. Le moment permet à un réseau de répondre non seulement au gradient local, mais aussi aux tendances récentes dans la surface d'erreur. Sans moment un réseau peut être coincé dans un minimum local peu profond. Plus rapide que ***traingd***, peut être utilisée que pour apprentissage en mode séquentiel
Descente du gradient avec taux d'apprentissage variable (***traingda)***	Taux d'apprentissage variable. Plus rapide que ***traingd***, mais ne peut être utilisée que pour apprentissage en mode batch. Utilise des règles heuristiques pour la variation du taux d'apprentissage
Descente du gradient avec moment et taux d'apprentissage variable (***traingdx)***	Descente du gradient avec inertie (momentum) et taux d'apprentissage variable
Descente des gradients conjugués	
Descente des gradients conjugués avec la méthode de mise à jour de Fletcher-Reeves ***(traincgf)***	Il possède la plus petite mémoire de stockage parmi les algorithmes de gradient conjugués.
Descente des gradients conjugués avec la méthode de mise à jour de Polak-Ribiére ***(traincgp)***	Nécessite une mémoire de stockage légèrement plus grande que ***traincgf***. Convergence plus rapide sur quelques problèmes.
Descente des gradients conjugués avec la méthode de reprises Powell-Beale ***(traincgb)***	Nécessite une mémoire de stockage légèrement plus grande que ***traincgp***. Convergence Généralement plus rapide.

Scaled conjugate gradient ***(trainscg)***	Le seul algorithme de gradients conjugués qui n'exige aucune recherche de ligne. Très bon algorithme d'apprentissage en général.
Quasi-Newton	
BFGS quasi-Newton ***(trainbfg)***	Il exige le stockage d'une approximation de la matrice Hessiènne et nécessite plus de calcul à chaque itération que les algorithmes de gradients conjugués, mais possède habituellement une convergence plus rapide.
Sécante à un pas ***(trainoss)***	Cet algorithme exige moins de stockage et calcul par époque que l'algorithme BFGS. On peut considérer cela un compromis entre des algorithmes de quasi-Newton complets et des algorithmes de gradients conjugués.
Levenberg-Marquardt	
Levenberg-Marquardt***(trainlm)***	C'est l'algorithme d'apprentissage le plus rapide pour les réseaux de taille modérée. Il a la caractéristique de réduction de mémoire pour l'utilisation quand l'échantillon d'apprentissage est grand.
Régularisation	
Régularisation Bayésienne ***(trainbr)***	Mise à jour des poids et des biais selon l'optimisation de Levenberg-Marquardt. Il réduit au minimum une combinaison d'erreurs quadratiques et des poids et détermine ensuite la combinaison correcte afin de produire un réseau avec une capacité de généralisation meilleure. Ce processus est appelé la régularisation Bayésienne. Il réduit la difficulté de déterminer l'architecture de réseau optimum.

II.12. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons introduit dans un premier temps la notion de modèle ; ainsi nous avons relaté les différents types de modèles selon le mode de conception, puis selon l'utilisation.

Dans un second temps, après un historique sur l'apparition des RN et la présentation du modèle biologique et mathématique du neurone, les différentes architectures des RNA sont présentées ainsi que les propriétés fondatrices ; ensuite nous avons exposé les modèles de RN les plus utilisés ainsi que les différentes étapes de conception d'un modèle neuronal et enfin l'apprentissage.

Chapitre III

Matériels et méthodes

III.1. Introduction

Une usine d'incinération est composée d'un four pour la combustion, d'une chaudière pour la récupération de la chaleur, d'un système de traitement des fumées. Dans ce chapitre nous tenterons de décrire une usine d'incinération, à savoir l'usine ECFERAL d'Alger, ainsi que l'appareil utilisé pour la mesure des gaz issu de la combustion des déchets.

III.2. Description du processus d'incinération

III.2.1. Plan d'organisation des ateliers destinés à l'activité d'incinération

Les ateliers destinés à l'activité d'incinération sont situés dans la partie Nord de l'entreprise. Ces derniers sont repartis en trois zones distinctes :

- Local de stockage des déchets spéciaux : structure en maçonnerie, charpente métallique avec une toiture métallique, sol en béton ;
- Local de déconditionnement : structure en maçonnerie, charpente métallique avec une toiture métallique, sol en béton ;
- Bâtiment d'incinération sur une surface de : 80 m^2, structure en maçonnerie, avec une toiture métallique, sol en béton ;
- Local de maintenance 1 sur une surface de : 68,64 m^2, structure en maçonnerie, avec une toiture métallique, sol en béton ;

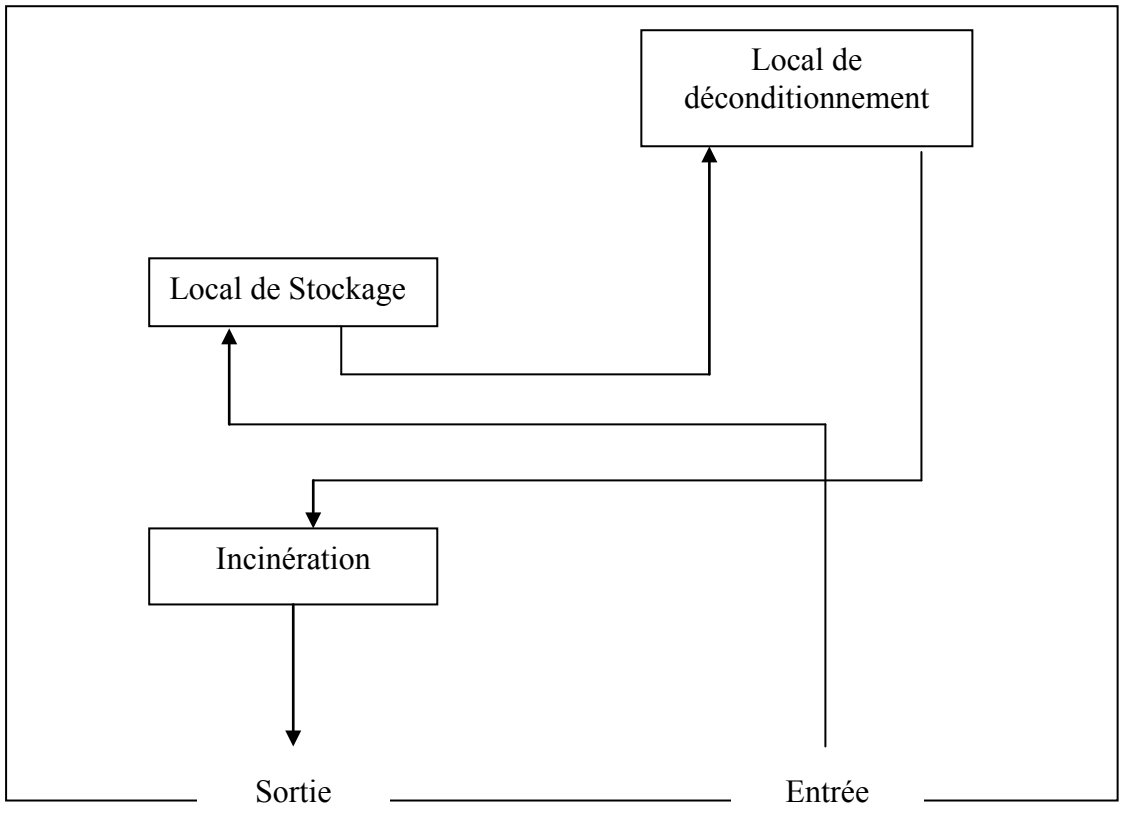
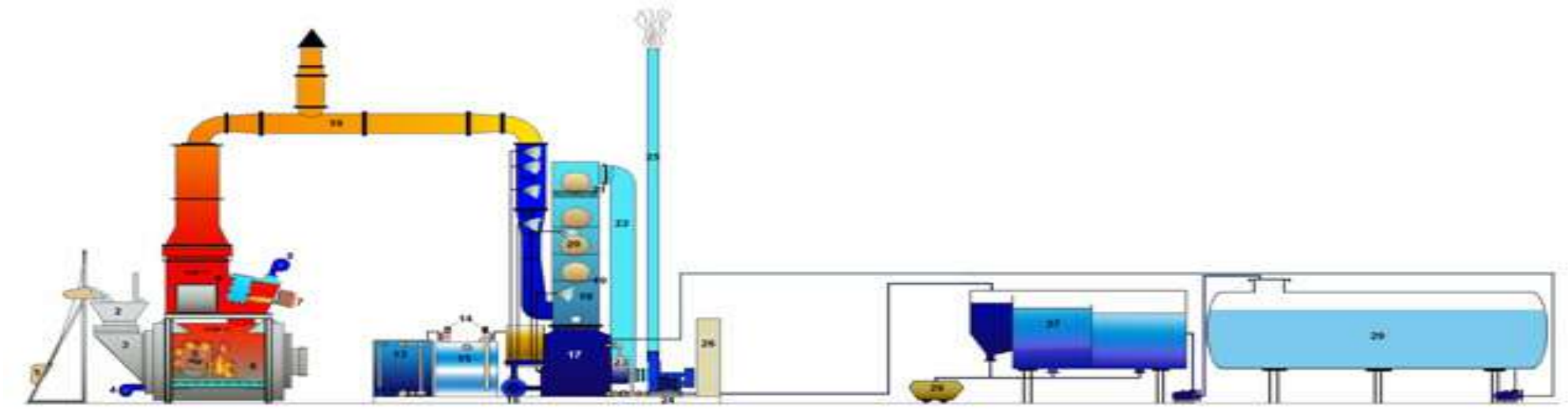


Figure III.1. Plan d'organisation des ateliers destinés à l'activité d'incinération.

III.3. Description du procédé d'incinération

L'incinérateur utilisé est de type NAR 5000. Ce dernier est destiné pour le traitement de quatre types de produits :

- les médicaments périmes et les déchets industriels ;
- les déchets hospitaliers, (DASRI et DRCT) ;
- les déchets agroalimentaires ;
- et les déchets ménagers ;



Légende

1. Godet
2. Trémie
3. Goulotte
4. Ventilateur d'air primaire
5. Brûleur de la chambre de combustion
6. Chambre de combustion
7. Brûleur chambre de post-combustion
8. Ventilateur d'air secondaire
9. Chambre de post-combustion
10. Jonction équipée d'un registre de sécurité
11. Quench
12. Venturi
13. Cuve de neutralisation des eaux de purge
14. Pompe doseuse
15. Cuve de solution aqueuse (NaOH)
16. Pompe de recirculation des eaux de lavage
17. Cuve des eaux de lavage
18. Colonne à plateaux
19. Plateaux d'absorption des gaz acides
20. Porte de visite
21. Dévisiculeur
22. Gaine de liaison
23. Trop plein
24. Ventilateur de tirage
25. Cheminée
26. Armoire de commande
27. Décanteur des eaux de purge
28. Filtre à sable
29. Réservoir des eaux de lavage

Figure III.2. Schéma synoptique de l'unité d'incinération des déchets spéciaux d'ECFERAL.

III.3.1. Description du four

Le four Nar 5000 est un incinérateur de type horizontal statique à sol fixe. Il est constitué d'une enveloppe métallique renforcée par un revêtement réfractaire interne de 150 mm qui a pour but de réduire les pertes calorifiques vers l'extérieur.

Cet incinérateur comporte :

- Une partie centrale qui se compose d'une chambre de combustion principale équipée de deux brûleurs disposés latéralement inclinés vers le bas, d'un premier ventilateur assurant l'apport en air primaire dans le foyer, à travers des buses d'insufflation, situées au ras de la génératrice intérieure ;

- Une chambre de post combustion équipée d'un brûleur et d'un ventilateur d'appoint, assurant l'apport de l'air secondaire qui est réparti uniformément par une série de tubulures d'insufflation disposées en surplomb dans l'enceinte de post combustion. Cette dernière se prolonge par un carneau vertical le reliant à un registre by-pass ;

L'opération de chargement est effectuée soit manuellement, soit par une trémie automatique. L'élimination des résidus (cendres et mâchefers d'incinération) est assurée manuellement par ouverture d'une trappe située à l'autre extrémité de la chambre de combustion.

III.3.2. Capacité physique du foyer

Le four est équipé d'un système d'alimentation en continu composé des parties suivantes :

- D'un skip de hauteur maximale de 4 m et de capacité de benne de chargement de 100 litres ;

- D'une trémie mécano soudée de capacité variable de 0,5 à 2 m^3 ;

- D'un sas d'amélioration réalisé en tôle mécano soudé, avec revêtement réfractaire d'épaisseur de 150 mm ;

Le sas d'amélioration, muni en amont d'une écluse relative et en aval d'un clapet étanche, est en contact direct avec le foyer. Celui - ci est actionné par un motoréducteur assurant l'ouverture et la fermeture du clapet.

Compte tenu du volume libre du sas, le volume de déchets à chaque chargement ne peut excéder 200 litres soit 50 kg, limitant ainsi la capacité horaire optimale des chargements à 300 kg, s'il s'agit de déchets compactables ou 200 kg pour des déchets aérés.

Les déchets doivent rester en moyenne soixante (60) minutes dans le foyer pour être complètement détruits.

III.3.3 Limitation thermique du foyer

Le volume libre du foyer est de 3,73 m^3. La charge thermique spécifique ne peut excéder 200 th/ m^3 de foyer pour éviter toute dégradation rapide du revêtement interne. La capacité thermique optimale du foyer ne pourra dépasser 750 th/h.

Compte tenu des caractéristiques des divers déchets susceptibles d'être incinérés, les capacités horaires maximales de fonctionnement suivantes ont été définies:

Tableau III.1. Capacités maximales de destruction de l'incinérateur NAR 5000**.**

Déchets	**Siccité**	**MO / MS**	**PCI MO**	**Température Incinération**	**Capacité Max**
	%	**%**	**Kcal /kg MO**	**°C**	**Kg /h**
Industriels & Médicaments	77	95	5500	950	187
Ordures Ménagères	75	90	3700	950	300
Hospitaliers	74	88	4500	1100	256

III.3.4. Caractéristiques des déchets

L'analyse élémentaire effectuée sur différents types de déchets, montre que le carbone représente un pourcentage important dans la composition chimique des déchets.

III.3.5. Post combustion

En vue d'assurer l'oxydation complète des imbrûlés présents dans les gaz, la réglementation en vigueur impose un temps de séjour des gaz de combustion de deux (02) secondes minimum à une température supérieure ou égale à 850 °C.

III.3.5. Fonctionnalité :

Le four est destiné à traiter une charge évoluant entre 187 et 300 Kg/h de déchets produisant de 8 à 22 Kg/h de mâchefer et cendres en moyenne.

III.4. Descriptif technique du système de lavage et de neutralisation des eaux de purge

Cet équipement est installé en aval des incinérateurs, il assure le traitement des gaz de combustion des déchets avant leur rejet à l'atmosphère. Le lavage de fumées est un procédé de traitement de gaz dit « humide » permettant de réduire les teneurs en:

- poussières par mouillage en milieu turbulent ;
- acides par neutralisation au moyen d'un réactif alcalin (NaOH) ;
- métaux lourds par solubilisation ;

III.4.1 Caractéristiques techniques

- Débit : 2080 Nm^3/h ;
- Température : 1000°C ;
- Teneur en poussières : 600mg/Nm3 ;
- Efficacité sur les poussières : 90% sur les particules de plus de 5 µm ;

Le système de lavage et de neutralisation des fumées « turbulaire » appartient à la famille des laveurs dits à « haute énergie ». Il consiste en un corps cylindrique.

Le laveur comporte :

- une section de pulvérisation ;
- une section « turbulente » de lavage et de dépoussiérage ;
- une section d'agglomération ;
- une section de neutralisation ;
- une section de dévésiculage ;

Les fumées sortent à une température de 900°C par le haut et subissent une pulvérisation d'eau de recyclage et d'eau propre (eau d'appoint) qui permettra une déconcentration du liquide de lavage.

Les gaz passent ensuite dans le venturi à volets réglables où la majeure partie des particules est éliminée. Aussi, un transfert de ces particules solides de la phase gazeuse vers la phase liquide s'y déroule.

Les gaz sortant du venturi passent du bas vers le haut au travers d'une colonne de lavage équipée de trois (03) plateaux de contact perforés, où se déroulent les réactions de neutralisation des gaz acides par la soude selon le mécanisme réactionnel suivant :

$$NaOH + HCl \rightarrow NaCl + H_2O \quad \text{(R.III.1)}$$

$$NaOH + SO_2 \rightarrow NaHSO_3 \quad \text{(R.III.2)}$$

$$2NaOH + SO_2 + {}^1/_2\, O_2 \rightarrow Na_2SO_4 + H_2O \quad \text{(R.III.3)}$$

Après neutralisation, les fumées sont extraites à l'aide d'un ventilateur de tirage puis évacuées vers l'atmosphère au travers d'une cheminée.

III.5. Echantillonnage et analyse sur site industriel

III.5.1. Analyse in-situ des gaz

L'analyse des gaz majoritaires (O_2, CO_2, NOx, CO, SO_2) se fait par un analyseur multi-gaz portatif, Horiba PG-250. Les gaz sont tout d'abord filtrés par la sonde de prélèvement M&C PSP4000H puis séchés par le système de conditionnement M&C PSS-5 (Figure III.3).

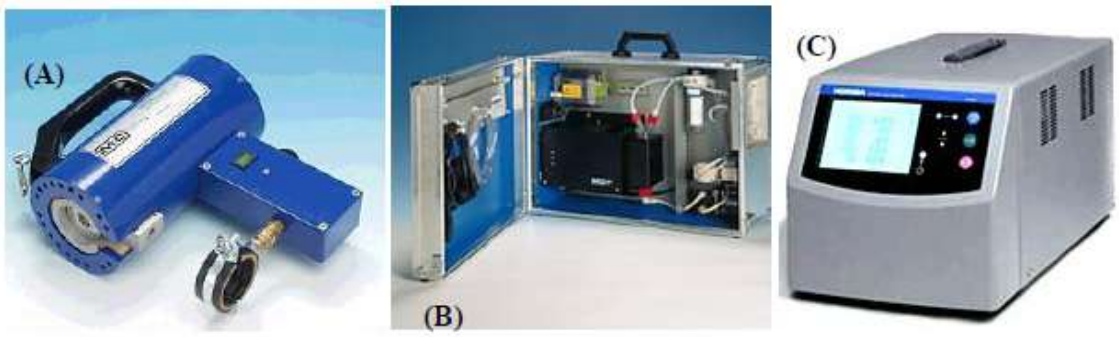


Figure III.3. Système d'analyse in-situ des gaz majoritaires [Le Gléau, (2012)] : **(A)** filtre M&C PSP4000H ; **(B)** conditionneur M&C PSS-5 ; **(C)** Analyseur PG-250.

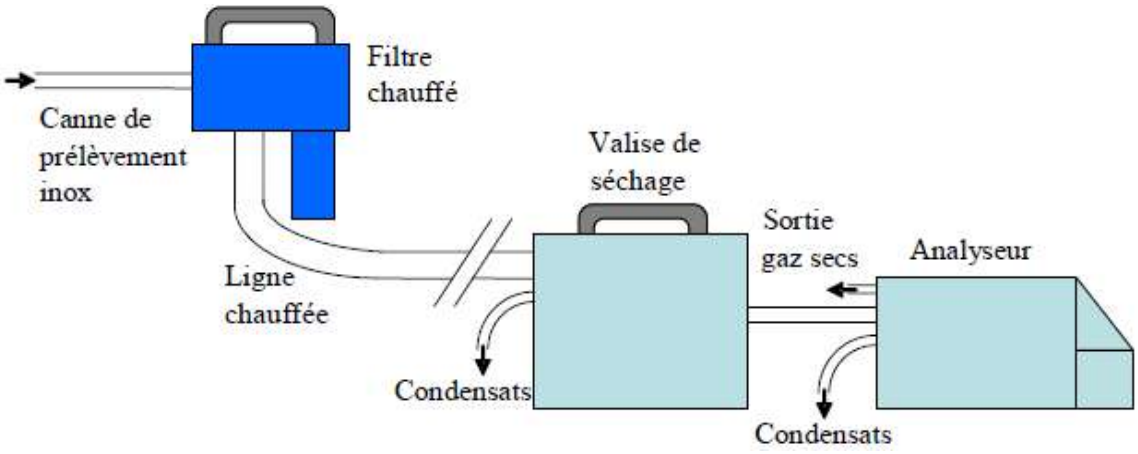


Figure III.4. Schéma du montage du système d'analyse des gaz en continu [Le Gléau, (2012)].

III.5.1.1 Conditionnement des gaz

L'analyseur est lui-même équipé d'un filtre et d'un assécheur mais de faibles capacités. Étant donnée la nature des fumées étudiées, il est nécessaire de piéger un maximum de particules et d'humidité avant l'arrivée des gaz dans le PG-250, et donc d'y associer d'autres modules asséchant et de filtration.

La sonde de prélèvement est constituée d'un tube en acier inoxydable de diamètre externe ¼ de pouce (6,35 mm) permettant d'atteindre le point de prélèvement. Les gaz prélevés sont ensuite filtrés par la sonde de gaz PSP4000H chauffée à 150 °C pour éviter toute condensation. Puis ils sont conduits jusqu'au conditionneur de gaz par une ligne chauffée avec des parois internes en téflon (Figure III.5).

Le système de conditionnement des gaz permet théoriquement d'assécher les fumées sans dissoudre dans les condensats les composés mesurés en aval (O_2, CO_2, SO_2, NOx). Les fumées passent d'abord dans le refroidisseur ECP1000 (Figure III.6) qui, par effet Peltier, permet de condenser l'eau qui est évacuée par une autre voie. Les gaz sont ensuite filtrés, puis évacués par une pompe à membrane. Le fonctionnement de la pompe est asservi à la température de l'assécheur afin qu'elle ne fonctionne que lorsque celle-ci est inférieure à 8 °C.

En fonctionnement normal, le taux d'humidité dans les gaz en sortie du dispositif est donc inférieur à la pression de vapeur saturante à 8 °C. La concentration en eau maximale dans les gaz est de 1 % volumique.

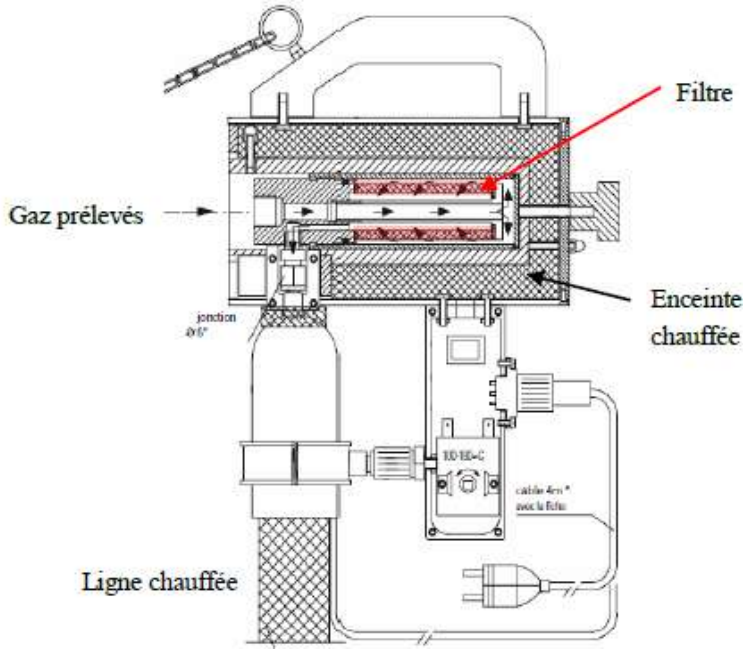


Figure III.5. Schéma de la sonde de prélèvement M&C PSP4000H [Le Gléau, (2012)].

III.6. L'analyseur multi-gaz Horiba PG-250

Il s'agit d'un analyseur multi-gaz conçu pour la mesure des principaux composants des gaz chauds issus des installations de combustion. Il est constitué de différents analyseurs (Figure III.7) permettant la mesure des espèces chimiques O_2, CO, SO_2, CO_2, NOx.

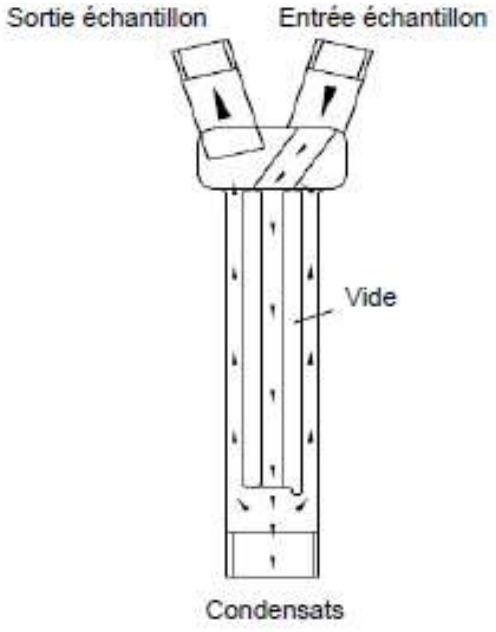
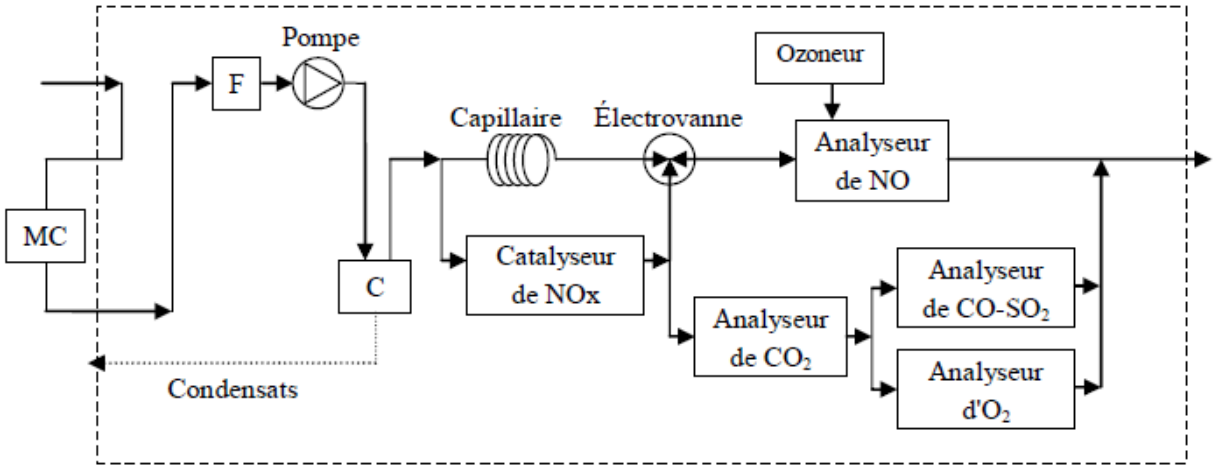


Figure III.6. Schéma de l'assécheur à effet Peltier M&C ECP1000 [Le Gléau, (2012)].



MC : Mist Catcher, F : Filtre, C : Condenseur à effet Peltier

Figure III.7. Schéma de l'analyseur multi-gaz Horiba PG-250 [Le Gléau, (2012)].

A l'entrée de l'analyseur se trouve un système de piégeage du SO_3 appelé *Mist Catcher* constitué d'oxydes métalliques, principalement SiO_2 (70,5 %) et Al_2O_3 (14,28 %). En effet, en se refroidissant, une partie de SO_2 peut s'oxyder en SO_3, qui risque de réagir avec l'humidité pour former de l'acide sulfurique. Les gaz sont à nouveau filtrés (F) puis la vapeur d'eau est condensée par effet Peltier (C).

En ce qui concerne la mesure des oxydes d'azote, l'analyseur Horiba offre différentes possibilités Il permet la mesure de NO seul, en analysant les gaz directement à la sortie du condenseur, ou des NOx (somme de NO et NO2), en analysant les gaz à la sortie d'un convertisseur de NO_2 en NO (le convertisseur de NOx). Le convertisseur est un catalyseur chauffé, constitué de charbon actif sur lequel est déposé du molybdène. Le constructeur (Horiba) garantit un taux de conversion du NO_2 en NO supérieur à 95 %. Pour les deux modes d'analyse, la mesure du NO est effectuée par chimiluminescence.

La mesure des autres gaz se fait à la sortie du convertisseur afin d'éviter les interférences susceptibles d'être induites par la présence de NO_2. Après l'analyse du CO_2 par un détecteur infrarouge non dispersif (NDIR), les gaz sont séparés en deux voies, une première pour la mesure de CO et SO2 (également par NDIR), et une seconde pour l'analyse d'O_2 par paramagnétisme. Le principe de chacune de ces mesures est détaillé dans les parties suivantes.

III.6.1. Analyse de NO par chimiluminescence

Les oxydes d'azotes sont analysés par chimiluminescence. Le principe de cette mesure consiste à faire réagir NO avec de l'ozone pour former du NO_2 à l'état excité (NO_2*), environ 10 % du NO_2 formé est à l'état excité (Sigsby *et al.*, 1973). En revenant à son état fondamental, le NO_2 émet un rayonnement lumineux (R. 2.01 et R. 2.02), dont la longueur d'onde est comprise entre 600 nm < λ < 3000 nm, avec un maximum à 1200 nm (Black et Sigsby, 1974). C'est ce rayonnement, proportionnel à la quantité de NO dans la cellule, qui est mesuré. La cellule de l'analyseur mesure le rayonnement entre 590 et 2500 nm.

$$NO + O_3 \rightarrow NO_2^* + O_2 \qquad \text{(R.III.4)}$$

$$NO_2^* \rightarrow NO_2 + h\nu \qquad \text{(R.III.5)}$$

Étant donné que seul NO réagit, la quantité de lumière émise est donc directement proportionnelle à la concentration en NO dans l'échantillon. Le rayonnement émis lors du processus est mesuré à l'aide d'un détecteur de type photodiode.

Dans le cas de la mesure des NOx ($NO + NO_2$), la totalité de l'échantillon gazeux passe par le convertisseur afin de convertir les NO_2 en NO. Le NO mesuré alors par l'analyseur est donc la somme du NO initial plus le NO_2 transformé.

La mesure par chimiluminescence est très sensible à la pression dans la cellule (nombre de moles de NO). Or le passage dans le catalyseur entraine une perte de charge importante ; elle est en

partie corrigée en générant une perte de charge sur l'autre voie (voie directe de mesure de NO) par passage dans un capillaire. Enfin, afin de tenir compte de la différence de pression restante, un facteur correctif est appliqué électroniquement.

III.6.2. Analyse du dioxyde de carbone par spectroscopie infrarouge

Le dioxyde de carbone est analysé par une méthode spectroscopique infrarouge non dispersive (NDIR), c'est-à-dire sans sélection de la longueur d'onde émise. L'échantillon traverse une cellule de mesure dans laquelle il est soumis à un rayonnement infrarouge (Figure III.8). À l'autre extrémité de la cellule se trouvent deux détecteurs, mesurant le rayonnement à des longueurs d'ondes différentes : l'une absorbée par le CO_2 (2380 cm^{-1} à 2500 cm^{-1}), l'autre non absorbée par le CO_2.

Le signal de CO_2 est calculé à partir de l'absorption mesurée par le premier détecteur, corrigée en fonction de l'intensité totale mesurée. L'utilisation de deux capteurs permet de tenir compte du vieillissement de la source infrarouge et de l'encrassement de l'analyseur.

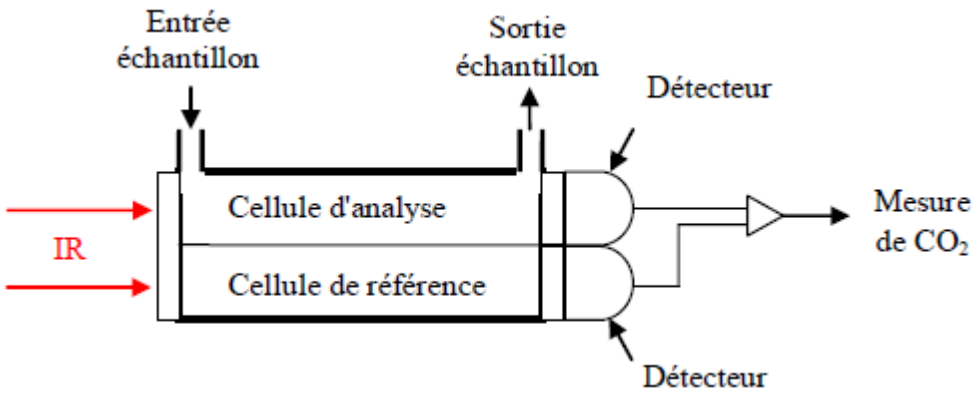


Figure III.8. Schéma de principe de l'analyseur de CO_2 par spectroscopie infrarouge [Le Gléau, (2012)].

III.6.3. Analyse du monoxyde de carbone et du dioxyde de soufre par spectroscopie infrarouge

Le monoxyde de carbone et le dioxyde de soufre sont également analysés par NDIR. Les gaz à analyser passent dans la cellule de mesure présentée sur la Figure III.8. Le rayonnement émis par la source infrarouge traverse la cellule d'analyse dans laquelle l'absorption est fonction de la concentration en SO_2 et CO. Il passe ensuite à travers un miroir semi réfléchissant permettant de

séparer le rayon : une moitié en direction du détecteur de SO_2 et l'autre en direction du détecteur de CO.

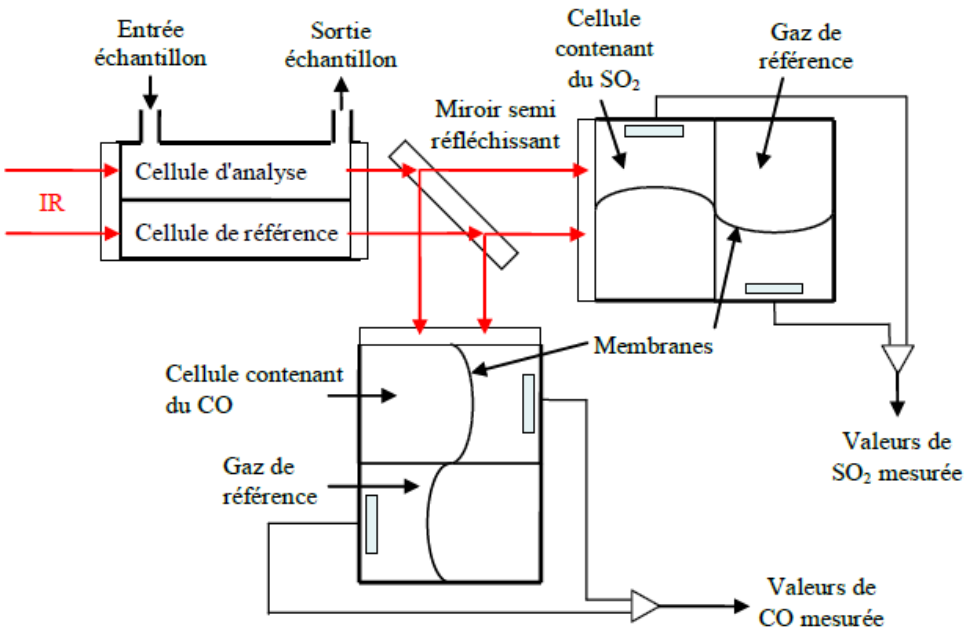


Figure III.9. Schéma de principe de l'analyseur de SO_2 et CO par spectroscopie IR [Le Gléau, (2012)].

L'intensité des rayonnements spécifiques au CO et au SO_2 atteignant les détecteurs est donc directement liée à la quantité de CO et SO_2 présente dans la cellule de mesure. Chacun des deux détecteurs contient le gaz à mesurer (CO ou SO_2). Celui-ci absorbe donc le rayonnement caractéristique de l'espèce chimique considérée (CO ou SO_2). Cette absorption entraine une augmentation de la température du gaz et donc une variation de la pression mesurée par la membrane.

Ainsi, en présence de SO_2 dans le gaz à analyser, une partie du rayonnement IR correspondant à la zone spectrale caractéristique de cette espèce est absorbé dans la cellule de mesure. De ce fait, le SO2 présent dans le détecteur absorbe moins d'énergie, entrainant une plus faible variation de la pression dans la cellule du détecteur et mesurée par la membrane. Une fois l'appareil calibré, la mesure de cette pression permet de remonter à la concentration en SO_2 dans l'échantillon gazeux analysé. Le même principe est utilisé pour la mesure du monoxyde de carbone.

Dans chacun des deux détecteurs, une seconde cellule de mesure contient un gaz de référence correspondant à de l'air humide. La mesure de la pression dans cette deuxième cellule permet de tenir compte des variations éventuelles de la source infrarouge lors de l'analyse. Dans

certains cas, elle permet également de prendre en compte d'éventuelles interférences spectrales liées à la présence de certains gaz dans l'échantillon gazeux analysé (par exemple : des teneurs importantes en eau ou en CO_2).

III.6.4. Analyse de l'oxygène moléculaire par paramagnétisme

Le dioxygène est analysé par un détecteur paramagnétique. Le principe de la méthode est basé sur les propriétés para-diamagnétiques d'O_2 qui font que cette espèce est fortement attirée par un champ magnétique.

Le détecteur utilisé est constitué de deux sphères en verre remplies d'azote moléculaire et assemblées sous la forme d'un haltère mobile suspendu à l'intérieur d'un champ magnétique (Figure III.10). Un faisceau lumineux est projeté sur un miroir positionné au centre de l'haltère. La lumière réfléchie par le miroir est ensuite envoyé vers une paire de cellules photoélectriques afin de suivre le mouvement de l'haltère. Ce détecteur est placé dans la cellule d'analyse des gaz.

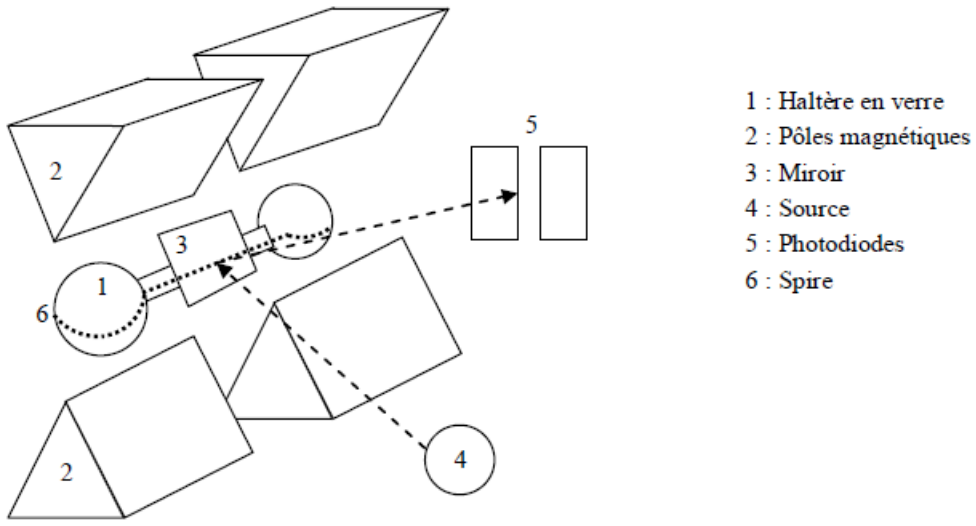


Figure III.10. Schéma de principe du détecteur paramagnétique [Le Gléau, (2012)].

Le dioxygène, attiré vers le champ magnétique, induit le déplacement des sphères d'azote et fait ainsi tourner l'haltère. Les cellules photoélectriques détectent le mouvement de l'haltère et génèrent un courant électrique qui transite dans une spire placée autour de l'haltère. Ce courant provoque une force qui maintient l'haltère dans sa position initiale. L'intensité du courant passant dans la spire est directement proportionnelle à la concentration en oxygène dans le mélange gazeux.

III.7. Caractérisation des mesures par Horiba PG-250

III.7.1. Calibration de l'analyseur

L'ensemble des analyseurs de l'Horiba PG-250 sont calibrés selon une droite d'étalonnage de deux points :

- un point zéro : analyse d'un gaz ne contenant pas le composé analysé ;
- un point de *span* : analyse d'un gaz contenant le composé à une concentration connue proche de celles mesurées ensuite.

Lors d'une campagne, l'analyseur est calibré avant chaque mesure sur site. Dans le cas des analyses en laboratoire, il est calibré tous les deux jours. Le point zéro est calibré sur l'azote moléculaire. Le point de *span* est calibré grâce à une bouteille étalon, contenant les gaz analysés dans de l'azote, dont les concentrations sont données dans le Tableau III.2.

Tableau III.2. Concentrations et incertitudes des gaz étalons pour la calibration du PG-250.

Gaz	**SO_2**	**NO**	**CO**	**CO_2**
Concentration	495 ± 24 ppm	203,4 ± 4,1 ppm	1996 ± 60 ppm	10,01 ± 0,20 %

III.7.2. Incertitudes de mesures

Les incertitudes de mesures sont calculées à partir des mesures de répétabilité réalisées au laboratoire, des incertitudes sur les mélanges étalons, ainsi que des données du fabricant (Horiba). L'incertitude de mesure correspond à la somme quadratique de toutes les incertitudes « u » inventoriées. Le Tableau III.3 présente l'ensemble des incertitudes de mesure relatives de l'analyseur Horiba PG-250.

$$u(mesure) = \sqrt{\begin{pmatrix} u^2(répetabilité) + u^2(étalon) + u^2(lecture) + u^2(dérive\ du\ zero) \\ +u^2(dérive\ du\ span) + u^2(linéarité) + u^2(humidité) \end{pmatrix}} \quad \text{(III.1)}$$

Tableau III.3. Incertitudes de mesure caractéristiques de l'analyseur multigaz Horiba PG-250.

Gaz mesuré	Incertitude de mesure totale	Répétabilité	Étalon	Lecture	Dérive du zéro	Dérive du span	Linéarité	Humidité
SO_2	6,29 %	0,03 %	2,42 %	0,03 %	1,0 %	1,0 %	1,0 %	1,0 %
NO	2,67 %	0,11 %	1,01 %	0,02 %	0,5 %	0,5 %	1,0 %	0,5 %
CO_2	3,33 %	0,10 %	1,00%	0,12 %	0,5 %	0,5 %	1,0 %	0,5 %
O_2	5,45 %	0,04 %	2,38 %	0,04 %	0,5 %	0,5 %	1,0 %	0,5 %
CO	4,34 %	0,02 %	1,49 %	0,03 %	0,5 %	0,5 %	1,0 %	1,0 %

III.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons dans premier temps fait une description du site ou nous avons récoltés notre base de données, ainsi que du processus de l'incinération, ensuite une description du matériels utilisé afin d'analyser les différents gaz.

Chapitre IV

Modélisation des émissions des NOx

IV.1. Introduction

Pour modéliser un procédé d'incinération d'une façon proche de la réalité, il faut prendre en compte la variabilité de tous les paramètres de l'opération. Une simulation numérique d'un tel procédé, sera très coûteuse en temps de calcul. Il devient fortement nécessaire de développer des modèles de calcul "très rapide" permettant de prendre en compte tous les paramètres intervenant dans un tel processus.

Le désir de développer un système artificiel capable d'accomplir des taches intelligentes dans la modélisation et l'optimisation des procédés d'incinération dans un temps court, est l'origine du développement d'un outil de modélisation à base de RNA. Ce type d'analyse est très utile pour la maîtrise de l'opération d'incinération, et le risque de défaillance en contrôlant en amont les paramètres influents.

IV. 2. Procédure de modélisation

La procédure de modélisation par les réseaux de neurones de l'émission du gaz NOx est illustrée sur l'organigramme de la figure IV.1.

Dans le but de constituer une base de données fiable et représentative, nous avons suivi une méthodologie, inspirée d'études bibliographiques [Hinton (1989); De et al. (2007); Lolas et Olatunbosun (2008)] qui revêt les étapes suivantes :

- Collecte des données ;
- Sélection des entrées et des sorties du modèle neuronal ;
- Préparation de la base de données ;
- Mise en forme des données.

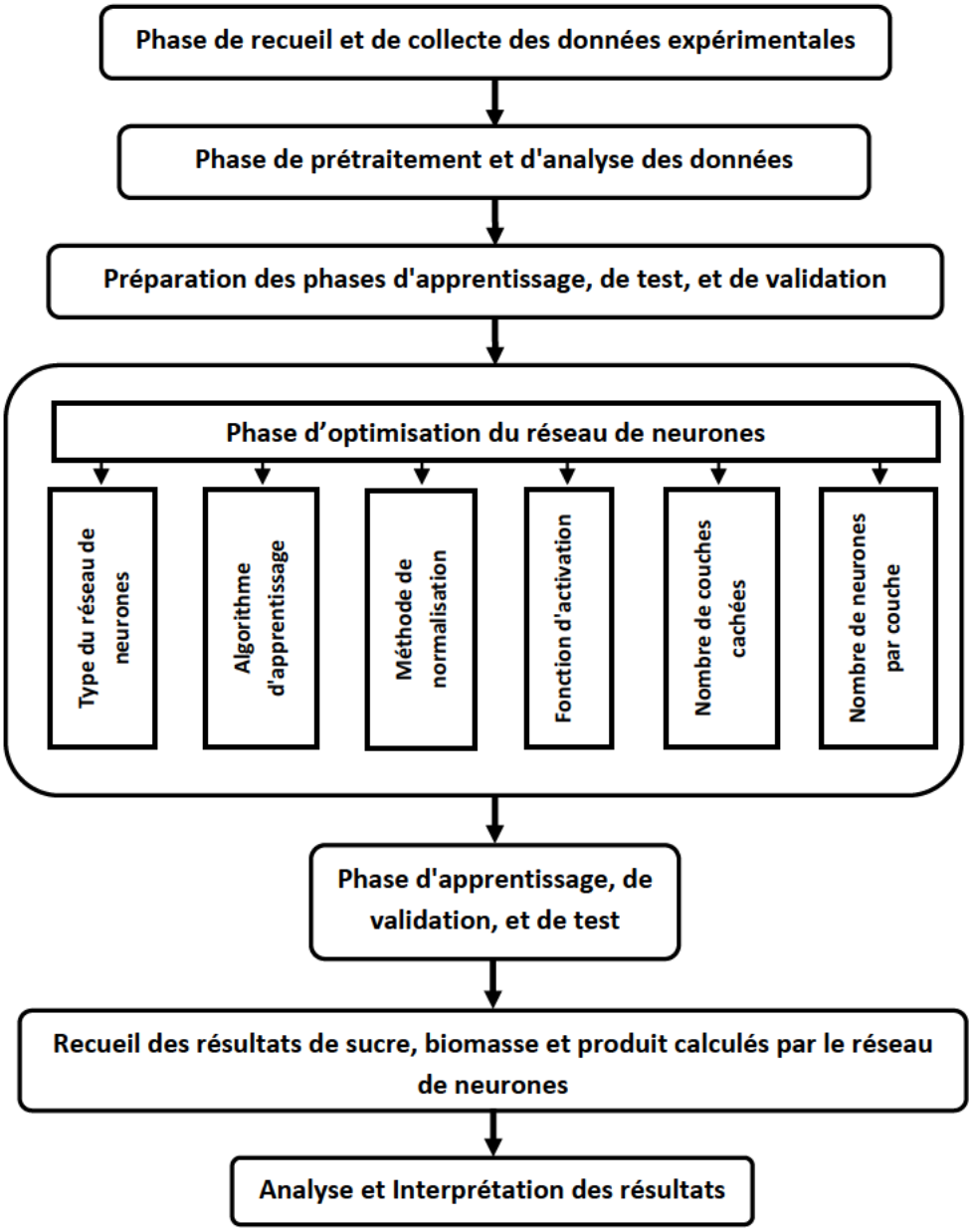


Figure IV.1. Méthodologie de modélisation par les réseaux de neurones artificiels.

IV.2.1. Collecte des données

Nous avons collectés nos données au niveau de l'usine de traitement des déchets ECFERAL d'Alger ; ces dernières sont composées des résultats d'émissions du gaz NOx issu de l'incinération des déchets pharmaceutiques et hospitaliers suivant :

- Pénicilline ;

- Lactose ;
- Amidon de mais ;
- Amlor ;
- DASRI et les DRCT.

Les caractéristiques de ces déchets sont résumées dans le tableau IV.1.

Tableau IV.1 : la composition élémentaire des déchets.

Produit	**Carbone (%)**	**Hydrogène (%)**	**Oxygène (%)**	**Azote (%)**	**Soufre (%)**	**Chlore (%)**
Déchets industriels	55,3	8,5	32,5	3,7	0,0	0,0
Déchets pharmaceutiques solides	45,5	5,3	45,3	2,9	1,2	0,3
Déchets pharmaceutiques semi solides	74,26	4,31	21,3	0,0	0,13	0,2
Déchets pharmaceutiques liquides	30,24	6,01	62,43	0,77	0,55	0,1
Ordures Ménagers	47,3	6,0	43,3	3,7	0,0	1,0
Déchets hospitaliers	50,9	7,1	38,3	3,7	0,0	1,0

IV.2.2. Sélection des entrées et des sorties du modèle neuronal

- **Entrées** :
  - **t :** temps de l'incinération (seconde) ;
  - **C(%) :** Pourcentage de carbone ;
  - **H(%)** : Pourcentage d'hydrogène ;
  - **O(%)** : Pourcentage d'oxygène ;
  - **N(%)** : Pourcentage d'azote ;
  - **S(%) :** Pourcentage de soufre ;
  - **Cl(%) :** Pourcentage de chlore ;

- **m :** Masse du déchet (Kg).

- **Sorties :**
  - NO_x (%): On estime que les missions des NO_x dans le monde dépasse aujourd'hui quelque soixante millions de tonnes par an, ces polluants prennent naissance dans le système de combustion lors de la réaction de l'azote de l'air avec l'oxygène (une faible partie de l'azote peut aussi provenir du combustible lui-même). Ces composés participent de façon importante à la pollution de l'air.

IV.2.3. Préparation de la base de données

La base de données collectée est représentée par une matrice rectangulaire de 64799 lignes qui peut être divisé en :

- Base de données d'entrées réalisées par une matrice rectangulaire de dimension [64799,8] ;
- Base de données de sorties réalisées par une matrice rectangulaire de dimension [64799,1].

IV.2.4. Mise en forme des données

Dans cette étape, les données sont subdivisées aléatoirement en trois sous ensembles en réservant :

- 60 % pour l'ensemble d'apprentissage (soit 38879 points) ;
- 20% pour l'ensemble de test (soit 12960 points) ;
- 20% pour l'ensemble de validation (soit 12960 points).

IV.2.5. Conception et optimisation du réseau de neurones

L'objectif principal des travaux décrits dans cette section a été réalisé pour trouver l'architecture du réseau de neurones optimale permettant de prédire l'émission du NO_x.

Un réseau de neurones tel que décrit dans le premier chapitre est un cadre de calcul qui est inspiré par les systèmes neuronaux biologiques. Il se compose d'un certain nombre d'unités de traitement simple interconnectés appelés neurones artificiels. L'un des paradigmes les plus populaires des réseaux de neurones appliqués à la modélisation d'un large éventail de systèmes non linéaires, en particulier des processus d'ingénieries chimiques, biologiques et environnementales, est

le réseau de neurones de type feedforward (RNFF) qui est utilisé dans le présent chapitre avec un apprentissage supervisé et pour un horizon de prévision.

Un RNFF comportant une couche d'entrée avec huit neurones (t, C, H, O, N, S, Cl, m), une couche cachée avec un nombre de neurones optimisé au cours du processus d'apprentissage, et une couche de sortie avec un neurone a été conçu pour prédire le profil d'émission du gaz NOx.

L'algorithme d'apprentissage utilisée est l'algorithme BFGS (du nom de ses inventeurs : Broyden, Fletcher, Goldfarb et Shanno) (Press et al., 1988) prend implicitement en compte les dérivées secondes et s'avère donc nettement plus performante que la méthode de rétropropagation. Le nombre d'itérations est nettement plus faible et les temps de calcul réduits d'autant. Cet algorithme est très utilisé dans l'apprentissage des RNFF.

La conception et optimisation du réseau de neurones a été faite par le logiciel STATISTICA.

IV. 3. Structure du RNSO obtenu

La structure de base retenue est un perceptron multicouche à trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée, une couche de sortie. Le tableau IV.2 récapitule les différents éléments structurels du réseau de neurones optimal utilisé dans la modélisation du NO_x dont l'optimisation a durée trois jours.

Tableau IV.2. Structure du RNSO utilisé dans la modélisation du NO_x.

Type du réseau	**Couche d'entrée**	**Couche cachée**		**Couche de sortie**		**Algorithme d'apprentissage**
	Nombre de neurones	**Nombre de neurones**	**Fonction d'activation**	**Nombre de neurones**	**Fonction d'activation**	
RNFF	8	28	Tansig	1	Logistic	**BFGS**

L'apprentissage est réalisé selon des algorithmes d'optimisation plus ou moins classiques. La fonction de performance utilisée est l'erreur quadratique moyenne (EQM) mesurée entre les valeurs prédites et les valeurs visées.

Le tableau IV.3 récapitule la somme des erreurs quadratiques et les coefficients de régression du modèle neuronal établi pour les phases : d'apprentissage, validation, et de test.

Tableau IV.3. Somme des erreurs quadratiques (SSE) et les coefficients de régression (R).

SSE			**R**		
apprentissage	**validation**	**test**	**apprentissage**	**validation**	**test**
0,002084	0,002093	0,002094	0,852756	0,849613	0,852670

Le coefficient de régression est donné par la formule suivante :

$$R = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{N}\left(y_i^{exp} - y_i^{cal}\right)^2}{\sum_{i=1}^{N}\left(y_i^{exp} - y_0\right)^2} \quad \text{(IV.1)}$$

Avec $y_0 = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}(y_i^{exp} - y_i^{cal})$

L'erreur quadratique moyenne est donnée par la relation suivante :

$$RQM = \frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left(y_i^{exp} - y_i^{cal}\right)^2 \quad \text{(IV.2)}$$

À partir du RN optimisé et qui est représenté sur la figure IV.2, on peut exprimer l'émission de NO_x par un modèle mathématique qui y incorpore toutes les entrées E_i (t, C, H, O, N, S, Cl, m) comme suit:

Les sorties Z_j de la couche cachée:

$$Z_j = f_H\left[\sum_{i=1}^{8} w_{ji}^I E_i + b_j^H\right] = \frac{2}{1+\exp(-2\sum_{i=1}^{8} w_{ji}^I E_i + b_j^H)} - 1 \quad \text{(IV.3)}$$

j=1, 2, … , 28

La sortie *S*:

$$S = f_0\left[\sum_{j=1}^{28} w_{1j}^H Z_j + b_1^O\right] = \frac{1}{1+\exp(-\sum_{j=1}^{28} w_{1j}^H Z_j + b_1^O)} \quad \text{(IV.4)}$$

La combinaison des équations (IV.3) et (IV.4) mène à la formule mathématique suivante qui décrit l'assimilation de l'émission en prenant en compte toutes les entrées E_i (t, C, H, O, N, S, Cl, m)

$$S = \left[1 + exp\left(-\sum_{j=1}^{28} w_{1j}^{H}\left(\frac{2}{1+exp\left(-2\sum_{j=1}^{8} w_{ji}^{I} E_i + b_j^{H}\right)} - 1\right) + b_1^0\right)\right]^{-1} \quad \text{(IV.5)}$$

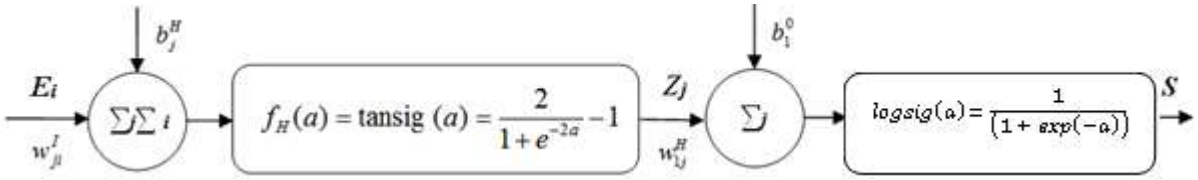


Figure IV.2. Représentation schématique du RN optimisé.

Ou w_{ji}^I représente le poids synaptique de la connexion du neurone *i* de la couche d'entrée au neurone *j* de la couche cachée ; w_{1j}^H représente le poids synaptique de la connexion du neurone *j* de la couche cachée au neurone de la couche de sortie ; b_j^H et b_1^O représentent respectivement les biais du neurone *j* de la couche cachée et du neurone de la couche de sortie. La matrice des poids et biais, du RN optimisé, est donnés dans le tableau IV.4.

Tableau IV.4 : Poids et Biais.

Connexion couche d'entrée-Couche Cachée									**Connexion Couche cachée-Couche de sortie**	
Poids								**Biais**	**Poids**	**Biais**
w_{j1}^I	w_{j2}^I	w_{j3}^I	w_{j4}^I	w_{j5}^I	w_{j6}^I	w_{j7}^I	w_{j8}^I	b_j^H	w_{1j}^H	b_1^0
-31,2576	0,4275	-24,8591	2,1217	5,7796	-2,2325	-3,5611	0,1224	-3,1578	-5,3695	-1,1435
-0,9871	-1,5701	2,4700	-1,0879	1,0208	1,1780	-3,4639	0,6872	-4,7066	-8,9030	
-0,9908	0,4253	2,4777	2,1154	1,0220	-2,2337	-3,4575	0,1248	19,1592	-3,0615	
-0,3937	2,8345	-1,1652	0,1820	2,3708	-6,5025	2,1159	10,7876	-0,6608	0,7813	
-0,9942	28,1220	2,4755	-7,2474	1,0194	33,2424	-3,4568	-23,5043	-12,4078	16,2404	
-0,3954	-0,2906	-1,1723	-0,1156	2,3722	5,9509	2,1132	2,2309	1,7880	-1,1792	
-0,9864	-0,2930	2,4703	-0,1126	1,0228	5,9543	-3,4573	2,2370	8,2241	-6,9676	
9,6786	2,1079	9,2561	0,2874	0,6379	-5,4311	-3,4078	-0,5332	21,0093	-3,0257	
-6,6965	-0,2999	-30,1048	-0,1083	-3,3157	5,9498	20,4127	2,2349	5,9562	-4,6277	
-0,8603	2,1075	2,1532	0,2861	1,0269	-5,4299	-0,0271	-0,5289	3,2581	-9,9437	
-0,8598	-0,2914	2,1526	-0,1097	1,0199	5,9513	-0,0263	2,2289	-25,8057	12,5646	
1,5801	20,1892	0,1171	-7,5170	-1,2913	-3,1535	2,3745	-24,4268	13,8216	0,9910	
-0,8705	4,3398	2,1509	-31,8505	1,0193	-6,7516	-0,0261	8,8136	39,5609	5,4844	
1,5792	2,9057	0,1148	-3,9766	-1,2876	1,0276	2,3724	0,5431	6,0205	1,1162	
-0,8551	2,9096	2,1493	-3,9746	1,0258	1,0268	-0,0285	0,5413	-27,5625	1,5525	
3,5397	-2,5733	-14,6609	8,2273	8,0338	-2,0044	10,4799	0,4724	-5,2885	-3,3336	

-28,5573	2,9067	23,8960	-3,9743	-12,9401	1,0230	27,8864	0,5398	11,1848	3,6118	
-4,8007	-2,5779	2,5473	8,2286	0,9012	-2,0117	-1,3482	0,4708	26,6600	-0,8330	
-4,8040	2,9048	2,5545	-3,9736	0,9012	1,0268	-1,3416	0,5406	-24,2515	-5,9987	
4,5787	-9,1009	-1,3280	-28,4282	-1,0078	1,2358	0,2196	-1,8047	9,0280	0,3984	
-4,7995	-12,8181	2,5550	-22,3333	0,9004	-32,3124	-1,3450	41,3759	30,6183	3,2245	
4,5847	-2,3823	-1,3318	0,6614	-1,0077	-1,2277	0,2170	7,3561	34,5648	-2,9018	
-4,8000	-2,3864	2,5537	0,6620	0,9061	-1,2315	-1,3474	7,3526	-21,8104	-3,9804	
-0,3955	1,8005	-5,3941	-0,0895	-3,2972	0,4617	19,7868	-3,4559	-8,1007	-20,1175	
2,7377	-2,3861	2,6625	0,6619	-45,7806	-1,2287	-15,7265	7,3590	-9,5582	7,6757	
0,4294	1,8062	2,1151	-0,0985	-2,2330	0,4583	0,1251	-3,4579	8,9913	-8,6734	
0,4245	-2,3802	2,1170	0,6640	-2,2317	-1,2338	0,1216	7,3590	-0,8270	2,3209	
-1,5698	-9,2932	-1,0984	-4,4925	1,1825	0,5499	0,6912	0,3184	-29,1483	5,2592	

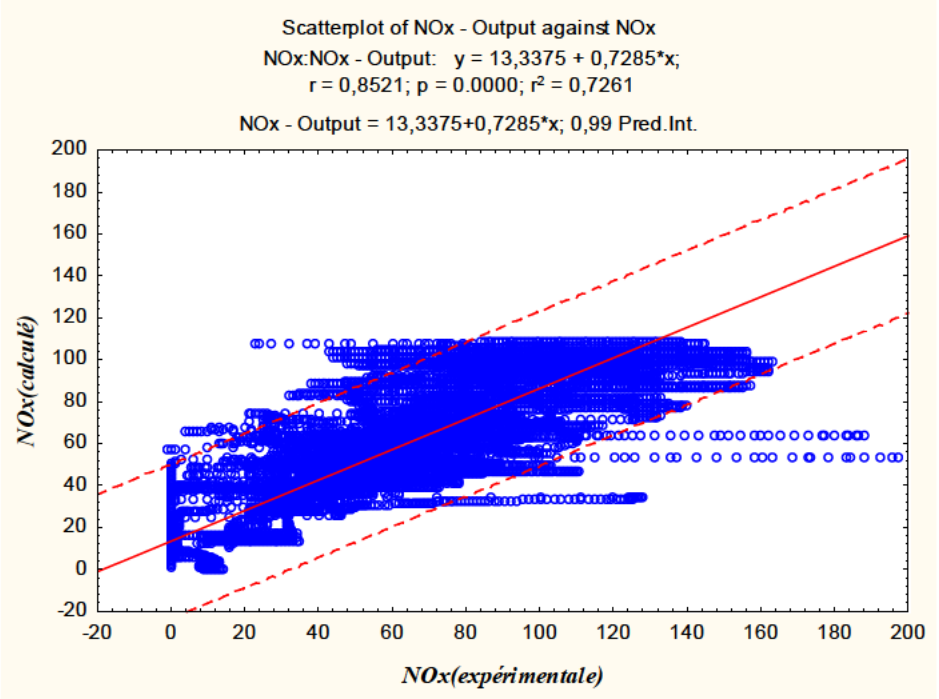


Figure IV.3. Validation des valeurs prédites par le RNSO avec les valeurs expérimentales.

IV. 4. Analyse de sensibilité

Pour voir la contribution de variation de chaque variable d'entrée (t, C, H, O, N, S, Cl, m) sur la sortie du RN, On a procédé à une analyse de sensibilité. Les contributions des variables d'entrée obtenues sont présentées sur la figure IV.3. D'après cette figure, on remarque que la masse et le temps d'incinération exercent les contributions les plus importantes.

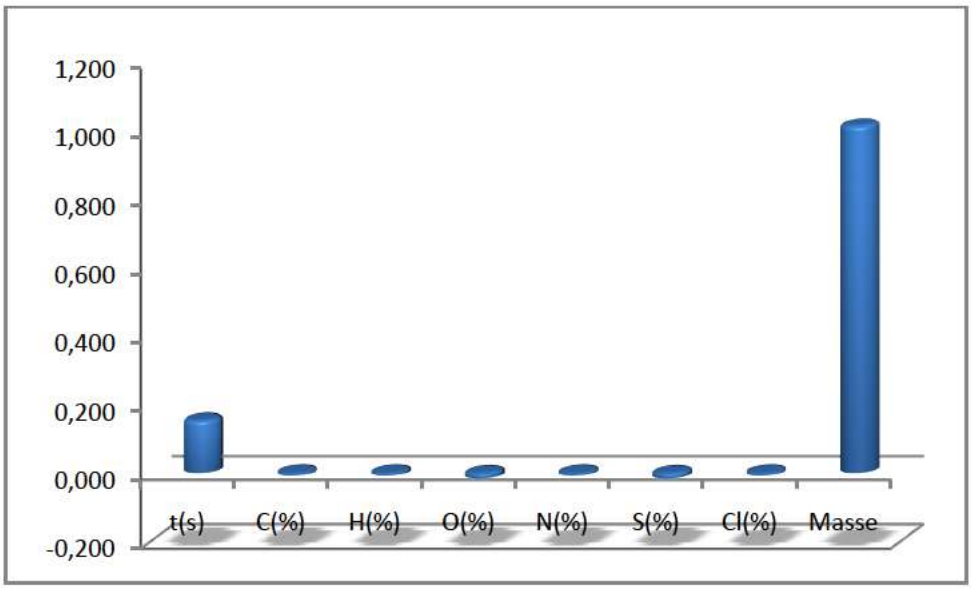


Figure IV.4. Présentation de la contribution des variables t, C, H, O, N, S, Cl, m, sur le NOx.

IV.5. Modélisation des émissions des NO_x issue des DASRI

IV.5.1 Sélection des entrées et des sorties du modèle neuronal

- **Entrées** :
  - **t :** temps de l'incinération (seconde)
- **Sorties :**
  - NO_x

IV.5.2. Préparation de la base de données

La base de données collectée est représentée par une matrice rectangulaire de 7175 lignes qui peut être divisé en :

- Base de données d'entrées réalisées par une matrice rectangulaire de dimension [7175,1] ;
- Base de données de sorties réalisées par une matrice rectangulaire de dimension [7575,1].

IV.5.3. Mise en forme des données

Les données sont subdivisées aléatoirement en trois sous ensembles en réservant :

- 60 % pour l'ensemble d'apprentissage (soit 4305 points) ;
- 20% pour l'ensemble de test (soit 1435 points) ;
- 20% pour l'ensemble de validation (soit 1435 points).

IV. 5.4. Structure du RNSO obtenu

En suivant la même méthodologie de conception et d'optimisation du réseau de neurones précédemment cité dans la section IV.2.5, la structure de base retenue est un perceptron multicouche à trois couches : une couche d'entrée, une couche cachée, une couche de sortie. Le tableau IV.4 récapitule les différents éléments structurels du réseau de neurones optimal utilisé dans la modélisation du NO_x dont l'optimisation a durée 2h.

Tableau IV.5. Structure du RNSO utilisé dans la modélisation du NOx (DASRI).

Type du réseau	**Couche d'entrée**	**Couche cachée**		**Couche de sortie**		**Algorithme d'apprentissage**
	Nombre de neurones	**Nombre de neurones**	**Fonction d'activation**	**Nombre de neurones**	**Fonction d'activation**	
RNFF	1	17	Tansig	1	Identity	**BFGS**

Tableau IV.6. Les sommes des erreurs quadratiques (SSE) et les coefficients de régression (R) pour le RN décrivant l'incinération de DASRI.

SSE			R		
apprentissage	**validation**	**test**	**apprentissage**	**validation**	**test**
0,003914	0,004031	0,003888	0,873440	0,871654	0,883536

À partir du RN optimisé et qui est représenté sur la figure IV.3, on peut exprimer l'émission de NO_x par un modèle mathématique qui y incorpore l'entrée E_i (t) comme suit:

Les sorties Z_j de la couche cachée:

$$Z_j = f_H\left[\sum_{i=1}^{1} w_{ji}^I E_i + b_j^H\right] = \frac{2}{1+\exp(-2\sum_{i=1}^{1} w_{ji}^I E_i + b_j^H)} - 1 \qquad \text{(IV.6)}$$

j=1, 2, … , 17

La sortie *S*:

$$S = f_0\left[\sum_{j=1}^{17} w_{1j}^H Z_j + b_1^O\right] = \sum_{j=1}^{17} w_{1j}^H Z_j + b_1^O \qquad \text{(IV.7)}$$

La combinaison des équations (IV.6) et (IV.7) mène à la formule mathématique suivante qui décrit l'assimilation de l'émission en prenant en compte l'entrées E_i (t) :

$$S = \sum_{j=1}^{17} w_{1j}^H \left[\frac{2}{1+\exp(-2\sum_{i=1}^{1} w_{ji}^I E_i + b_j^H)} - 1\right] + b_1^O \qquad \text{(IV.8)}$$

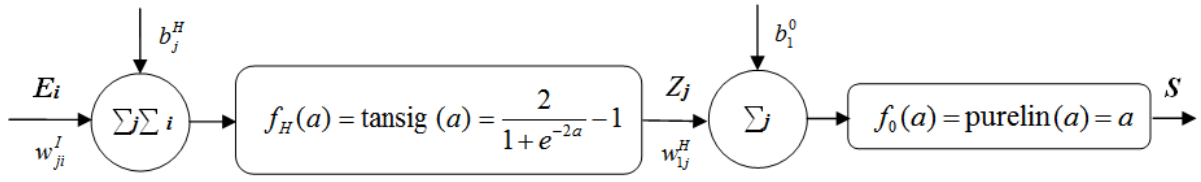


Figure IV.5. Représentation schématique du RN optimisé.

Tableau IV.7 : Poids et Biais (DASRI).

Connexion Couche d'entrée Couche Cachée		**Connexion Couche Cachée-Couche de sortie**	
poids	**biais**	**poids**	**biais**
w_{j1}^{I}	b_{j}^{H}	w_{1j}^{H}	b_{1}^{0}
-9,1510	1,0391	-1,3564	-14,3199
-5,5671	0,6008	1,7260	
-23,1060	9,8165	0,6377	
-5,7640	-4,0174	-24,6782	
9,5937	-3,6875	1,0668	
1,4673	-0,2527	-1,3288	
-14,1096	10,4937	2,2941	
-21,6277	-3,6688	12,2784	
46,8369	-1,4332	0,8705	
-17,2063	12,4369	-0,7748	
-11,6906	-3,8738	-13,9768	
3,9557	-5,2349	5,9797	
-5,8440	5,1632	-4,7541	
-5,6533	6,9801	1,7891	
-19,1983	18,7592	1,5929	
-12,9146	-1,3094	7,2819	
27,3064	-3,5847	-1,1556	

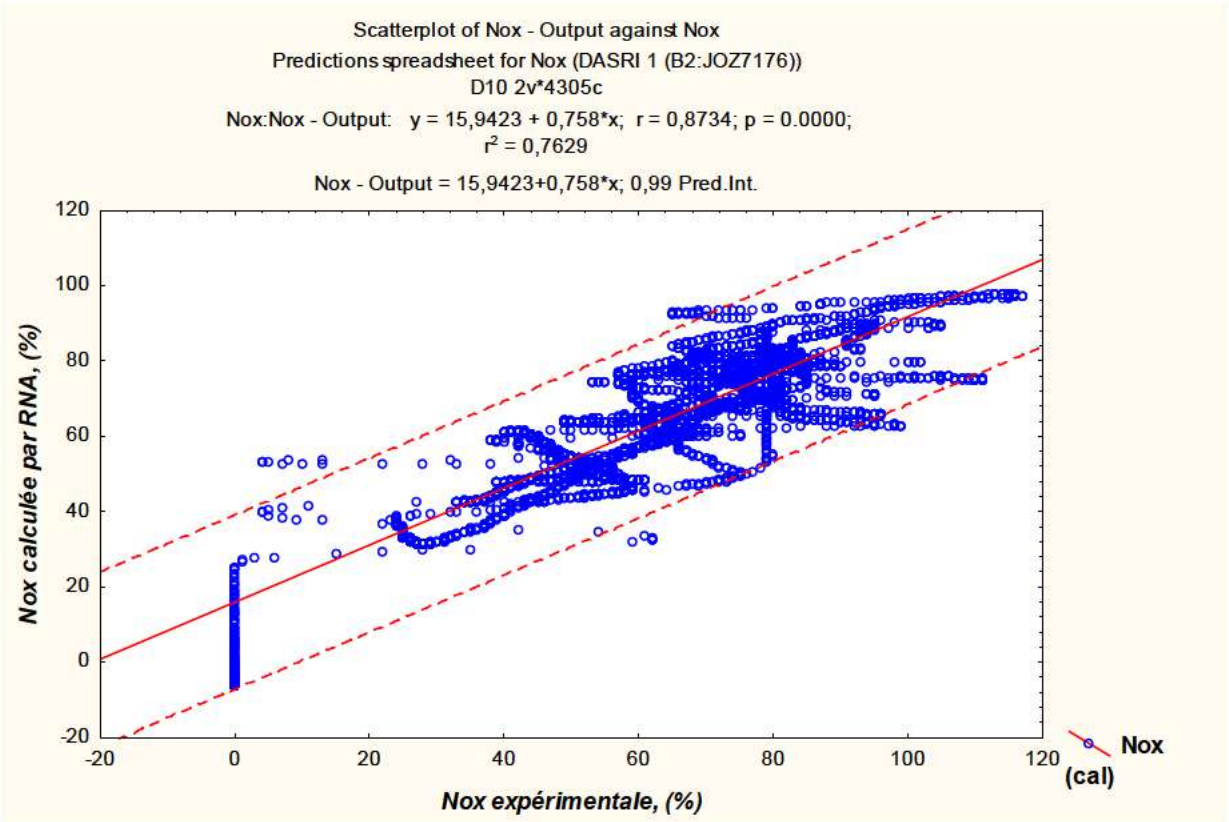


Figure IV.6. Validation des valeurs prédites par le RNSO avec les valeurs expérimentales (DASRI).

L'équation de la droite obtenue est la suivante :

$$NOx(cal) = 0{,}758 \times NOx(exp) + 15{,}9423$$

IV.6. Modélisation par RNA de l'émission des NO_x par les DRCT

IV.6.1. Architecture du RNSO

En suivant la même méthodologie de conception du réseau de neurone que celle adaptée si haut pour les DASRI, et ayant pour :

- **Entrées** :
  - **t :** temps de l'incinération (seconde)
- **Sorties :**
  - NO_x

Et une base de données représentée par une matrice rectangulaire de 22028 lignes qui peut être divisé en :

- Base de données d'entrées réalisées par une matrice rectangulaire de dimension [22028,1] ;
- Base de données de sorties réalisées par une matrice rectangulaire de dimension [22028,1].

Nous avons obtenu un RNSO à une couche cachées, type MLP avec des fonctions de transfert tangentes sigmoïdes pour la couche cachée et une fonction linéaire (identité) pour la couche de sortie. L'algorithme d'apprentissage le mieux adapté est celui de BFGS. Le tableau IV.6 récapitule les différents éléments structurels du réseau de neurones utilisé dans la modélisation de l'émission des NO_x par les DRCT.

Tableau IV.8. Structure du RNSO utilisé dans la modélisation du NOx (DRCT).

Type du réseau	**Couche d'entrée**	**Couche cachée**		**Couche de sortie**		**Algorithme d'apprentissage**
	Nombre de neurones	**Nombre de neurones**	**Fonction d'activation**	**Nombre de neurones**	**Fonction d'activation**	
MLP	1	20	Tansig	1	Identity	**BFGS**

Nous avons obtenu le même schéma de réseau de neurone optimisé que celui des DASRI, avec comme fonction d'activation ''Tansig'' au niveau de la couche cachée et ''Identity'' pour la couche de sortie.

Le tableau IV.9 récapitule les sommes des erreurs quadratiques moyennes et les coefficients de régression du modèle neuronal établi pour les phases : apprentissage, validation et test.

Tableau IV.9. Les sommes des erreurs quadratiques (SSE) et les coefficients de régression (R) pour le RN décrivant l'incinération de DRCT.

SSE			**R**		
apprentissage	**validation**	**test**	**apprentissage**	**validation**	**test**
0,008196	0,007862	0,008496	0,810602	0,822575	0,802684

Les poids et biais du RNSO sont inventoriés dans le tableau IV.10.

Tableau IV.10. Poids et biais (DRCT).

Connexion couche d'entrée Couche Cachée		**Connexion couche cachée-couche de sortie**	
Poids	**Biais**	**Poids**	**Biais**
w_{j1}^{I}	b_{j}^{H}	w_{1j}^{H}	b_{1}^{0}
100,5683	-48,9143	0,3118	
-13,3071	11,8693	1,0851	
41,0964	-32,5771	-7,3991	
30,8077	3,3814	-7,4004	
5,8918	-4,6784	7,9919	
29,8842	-14,7836	-0,3668	
13,6654	-41,2296	-5,1206	
0,6109	-1,6304	12,3550	
-42,1661	48,2682	-9,3812	
3,5734	-3,8781	-6,1928	9,1958
-30,5031	24,0863	-18,4435	
21,7324	-17,0926	-14,1339	
-28,0015	-0,8834	-8,4743	
5,1235	-2,5628	8,5462	
-11,5639	7,4158	2,1924	
-46,9875	1,3363	-17,0915	
-5,1621	2,4743	8,2769	
-0,8566	2,9323	2,1487	
-45,6954	1,2650	18,6043	
0,2732	0,4000	1,4257	

La figure IV.5 donne le tracé des valeurs calculées par le RN en fonction des valeurs expérimentales.

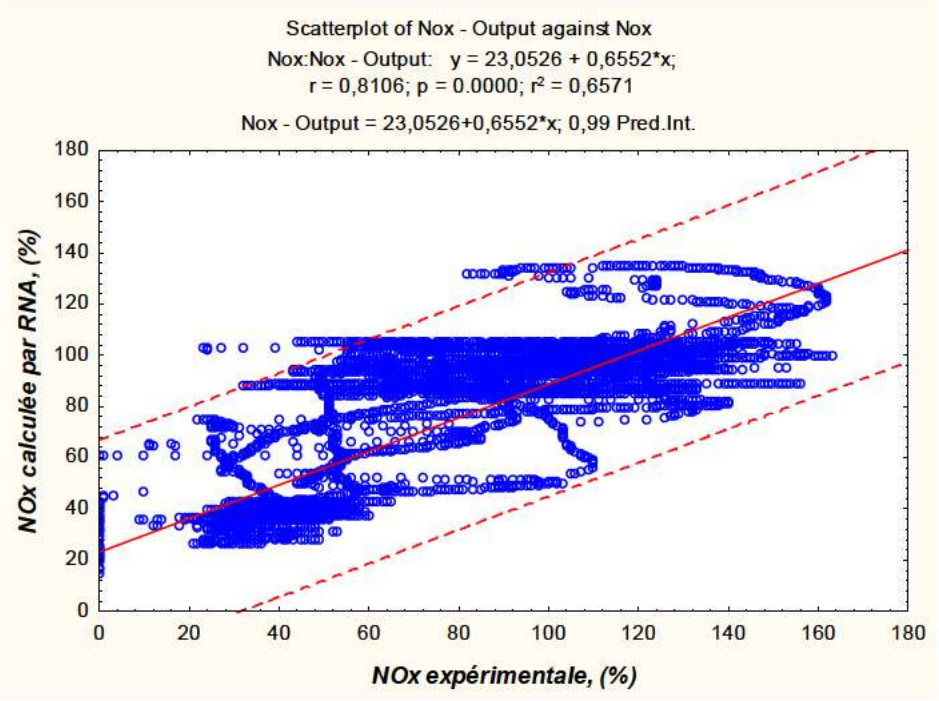


Figure IV.7. Validation des valeurs prédites par le RNSO avec les valeurs expérimentales (DRCT).

L'équation de la droite obtenue est la suivante :

$$NOx(cal) = 0{,}6552 \times NOx(exp) + 23{,}0526$$

Les résultats obtenues au cours de ce travail peuvent être résumé dans le tableau ci dessous ;

Tableau IV.11. Récapitulatifs des équations de régression et des coefficients de régression.

	Equation de droite de régression	**Coefficient de régression (R)**	**Erreur**
Déchets	$NOx_{cal}=(0{,}7285)NOx_{exp}+13,\ 3375$	0,8521	10^{-5}
DASRI	$NOx_{cal}=(0{,}758)NOx_{exp}+15,\ 9523$	0,8734	10^{-5}
DRCT	$NOx_{cal}=(0{,}6552)NOx_{exp}+23,\ 0626$	0,8106	10^{-5}

IV.7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons développé une technique de modélisation basée sur les réseaux de neurones artificiels.

Nous avons suivi une méthodologie de conception du RNA qui nous à permis d'aboutir à un réseau de neurone statique optimal, et par conséquent à un modèle permettant de décrire l'émission des gaz issu de l'incinération des déchets pharmaceutiques et hospitaliers.

Conclusion générale

Conclusion générale

Le but de ce travail de recherche était d'utiliser la modélisation comme approche pour décrire la cinétique de l'émission des gaz issu de l'incinération des déchets pharmaceutiques et hospitaliers.

Notre contribution a porté sur l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (de type perceptron multicouches) pour décrire l'évolution l'émission des gaz.

Le développement de cette approche a été fondé sur deux étapes. En premier, niveau conceptuel qui comportera la préparation de trois bases de donnée(la première regroupant 64799 lignes, la seconde constituée de 7175 lignes et la dernière de 22027 lignes); en second, l'exécution sur le logiciel STATISTICA en vue de trouver l'architecture du réseau de neurone statique optimal (RNSO).

Le RNSO obtenu durant ce travail comporte une couche cachée pour chaque déchets avec une architecture de :

- {8-28-1} pour l'ensemble des déchets (pénicilline, lactose, amidon de maïs, amlor, DASRI, DRCT) : {8 neurones dans la couche d'entrée, 28 neurones dans la couche cachée et un neurone dans la couche de sortie} avec R=0,8521.
- {1-17-1} pour les DASRI : {1 neurone dans la couche d'entrée, 17 neurones dans la couche cachée, et 1 neurone dans la couche de sortie} avec R=0,8734.
- {1-20-1} pour les DRCT : {1 neurone dans la couche d'entrée, 20 neurones dans la couche cachée et 1 neurone dans la couche de sortie} avec R=0,8106.

A partir des résultats trouvés dans ce travail et la manipulation de cet outil tout au long de notre travail, nous avons constaté que le véritable avantage de cette technique était dans leur faculté à représenter des rapports linéaires et non linéaires complexes, et dans leur capacité à apprendre ces rapports directement de la série de données modélisée. Cette propriété permet aux réseaux de neurones d'être un bon outil pour prendre des entrées dans un nouvel ensemble et pour produire la sortie correspondante dans un temps de simulation très court et cela fait gagner aux industriels beaucoup de temps de calcul.

Les conclusions fondamentales à retenir lors de cette étude, peuvent être récapituléescomme suit :

- Les réseaux de neurones fonctionnent comme une boite noire et les paramètres du réseau (poids et biais) n'ont pas de signification physique. L'application des réseaux neuronaux ne développe pas directement la théorie de description du système, mais rend faisable la modélisation ;
- La modélisation par réseau de neurone est une méthode qui est basée seulement sur des données expérimentales et/ou semi expérimentales (déduit des méthodes analytiques, empiriques et numériques), donc la qualité et la quantité des données décident de l'exactitude et la robustesse du modèle ;
- Les réseaux de neurones sont des outils statique qui permettent d'ajuster des fonctions non linéaire très générales à l'ensemble des points comme toute méthode statique ;

En conclusion on peut envisager plusieurs perspectives de ce travail :

- Faire une modélisation physique des l'émissions des gaz issu des déchets, et de faire une comparaison entre le modèle physique et le modèle neuronale ;
- Il pourrait être envisagé de développer un modèle RNA permettant de générer un modèle de comportement bien déterminé. Cela permet en fait de passer à des modèles plus réalistes et plus fins puisqu'il nous offre la possibilité de prendre compte de plusieurs paramètres en même temps. Ceci peut aggraver le problème de temps de calcul déjà long. Pour cela il peut être envisagé de faire recours au parallélisme. En effet, les réseaux de neurones artificiels sont fortement parallélisables.

Références bibliographiques

Références bibliographiques

ADEME. DASRI des patient en auto traitement (2010) ‘‘www.ademe.fr’’ 2014.

ADEME. Incinération des déchets ménagers et assimilés (2013) ‘‘www.ademe.fr’’ 2014.

Alexandre Deydier (2012). ‘‘Modélisation d’un réacteur de gazéification à lit fixe.’’ Thèse de doctorat, Université de Pau et des Pays de l’Adour. Pau, France.

Basheer I.A. et Hajmeer M. (2000). ‘‘Artificial neuronal networks : fundamentals, comuting, design, andapplication’’.

Bishop C. (1995). ‘‘Neuronal networks for pattern recognition’’, Oxford University Press.

Chamekh Abdessalem (2007). ‘‘Optimisation des procédés de mise en forme par les réseaux de neurones artificiels.’’ Thèse de doctorat, Institut des Sciences et Techniques de l’Ingénieur d’Angers. Angers, France.

Christiane Rottier (2010). ‘‘Etude expérimentale de l’influence des mélanges gazeux sur la combustion sans flamme.’’ Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rouen. Rouen, France.

Claus Bliefert & Robert Perraud (2011). ‘‘Chimie de l’environnement Air, eau, sols, déchets’’. De boeck : p142-187

Combustion et incinération des déchets solides (2012) ‘http://env.gov.nu.ca/programareas/environmentprotection’ (2014)

Daniela Radu Tirnoveanu (2004). ‘‘Etude des propriétés épuratoires des Mâchefers d’Incinération d’Ordures Ménagères et de leur mise en œuvre.’’ Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon. Lyon, France.

Delaunay S. Rondags E. et Germain P. (2007). ‘‘Production d’antibiotique par biotechnologie’’. Technique de l’ingenieur, traiter génie des procédés.

Gwénaëlle Bröns-Laot (2002). ‘‘Evaluation environnementale de la valorisation de mâchefers d'incinération d'ordures ménagères en remplissage de carrière.’’ Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon. Lyon, France

Jacques Vernier (2011). “L’environnement’’ PUF, « Que sais-je » : p25, 26

Julien Bongono (2010). ‘‘Caractérisation des suspensions par des méthodes optiques. Modélisation par réseaux de neurones.’’ Thèse de doctorat, École Nationale Supérieure des Mines de Saint-Étienne. France.

Kies Fairouz Khalida (2002). ‘‘ Traitement des effluents gazeux sous hautes vitesses de gaz.

Cas de la colonne à gouttes transportées.’’ Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Lyon. Lyon, France.

Kriengkai Viriyametanont (2008). ‘‘Reconnaissance physique et géométrique d’éléments en beton armé par radar et réseaux de neurones artificiels.’’ Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse. Toulouse, France.

Latifa Khaouane (2013). " Etude et modélisation de la biosynthèse des antibiotiques : cas de

pleuromutiline." Thèse de doctorat, Université Dr Yahia Fares de Médéa. Algerie.

L’incinération ‘‘www.incineration.org’’ (2014).

Lolas S. et Olatunbosun O.A. (2008). ‘‘prediction of vehicule reliability performance using artificial neuronal networks’’. Expert Systems with Applications 34, 2360-2369.

Lyes Bal (2009). ‘‘Modélisation du retrait et du fluage du béton par réseaux de neurones.’’ Thèse de doctorat, Université des Sciences et Technologies de Lille. Lille, France.

Mathieu Roudgé (2011). ‘‘Modélisation expérimentale par les réseaux de neurones du perçage multi-matériaux.’’ Thèse de doctorat, Université Bordeaux 1. Bordeaux, France.

Mechline Ayoub (2013). ‘‘Etude de l’Extension du Régime de Combustion Sans Flamme aux Mélanges Méthane/Hydrogène et aux Environnements à Basse Température.’’ Thèse de doctorat, Institut National des Sciences Appliquées de Rouen. Rouen, France.

Michel Benne (1999). ‘‘Les réseaux de neurones pour la modélisation et le contrôle du procédé d'évaporation : expérimentations et applications industrielles en sucrerie de cannes.’’ Thèse de doctorat, l'Université de La Réunion. La Réunion, France.

Mohamed Yessin Ammar (2007). ‘‘Mise en œuvre de réseaux de neurone pour la modélisation de cinétique réactionnelles en vue de la transposition batch/continu.’’ Thèse de doctorat, Institut National Polytechnique de Toulouse. Toulouse, France.

Sébastien Hauger (2009). ‘‘L’environnement à la croisée des savoirs’’. Vuiebert : p122-127

Shi Li (2008). ‘‘Modélisation d’un incinérateur de boues en lit fluidisé en vue de la maitrise des émissions des NO_X.’’ Thèse de doctorat, Institut Polytechnique de Grenoble. grenoble, France.

Sonia Kaibouchi (2004). ‘‘Mâchefers d’Incinération d’Ordures Ménagères: contribution à l’étude des mécanismes de stabilisation par carbonatation et influence de la collecte sélective.’’ Thèse de doctorat,

Talbi M. L. (2011). "Analyse et traitement du signal électrocardiographique (ECG)." Thèse de Doctorat, Université Mentouri de Constantine. Constantine, Algérie.

Yacine Oussar (2008). ‘‘Réseaux d’ondelettes et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique de processus.’’ Thèse de doctorat, Université Pierre et Marie Curie. Paris, France.