**République Algérienne Démocratique et Populaire**
**Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique**

**UNIVERSITÉ YAHIA FARÈS DE MÉDÉA**
**Faculté des sciences et technologie**
**Département de Génie des Procédés et Environnement**

# Mémoire

## En vue de l'obtention de diplôme de master en génie des procédés ; option : génie de l'environnement

## Thème

# ETUDE ET MODELISATION DE LA DISPERSION DES PARTICULES ATMOSPHERIQUES DANS UN MILIEU URBAIN

La soutenance aura lieu le : 10 / 06 / 2023 à 13H15 à l'amphi A.

**Présenté par :**
**Mlle :** BENAMARA Ouiem
**Mlle :** TAHRAOUI Chourouk

**Proposé et dirigé :**
**Pr.** LAIDI MAAMAR
**Dr.** IBRIR Abdellah

الحمد لله الذي بنعمته
تتم الصالحات،
وبفضله تتنزل
الخيرات والبركات
وبتوفيقه تتحقق
المقاصد والغايات

# *Remerciements et Gratitude*

*En premier lieu, nous remercions Dieu **ALLAH** le Tout Puissant de m`avoir donné la volonté, la force, la patience et le courage à achever ce travail.*

*Nos remerciements à nos **parents**, pour leurs soutiens et leurs encouragements pendant toute la vie et qui continueront à nous aider dans tous les projets de l'avenir. Ainsi que tous les membres de **nos familles** qui ont participé de près ou de loin à nous encourager et nous aider dans notre projet.*

*Nous tenons très sincèrement notre promoteur **Pr. Maamar LAIDI** ainsi que **Dr. Abdellah IBRIR**, pour leur dévouement, ses conseils et ses critiques tout au long de l'élaboration de ce mémoire.*

*Nous remercions les membres du jury **Pr. HANINI Salah, Pr. KHAOUANE Latifa** et **Dr. RAHAL Soufiane** pour leur présence, pour leur lecture attentive de notre mémoire ainsi que pour les remarques qu'ils m'adresseront lors de cette soutenance afin d'améliorer mon travail.*

*Enfin, nous remercions à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin durant ces années de recherche et d'études. Je ne peux conclure sans un mot de remerciement à tous mes enseignants.*

# *Remerciements et Gratitude*

*En premier lieu, nous remercions Dieu **ALLAH** le Tout Puissant de m`avoir donné la volonté, la force, la patience et le courage à achever ce travail.*

*Nos remerciements à nos **parents**, pour leurs soutiens et leurs encouragements pendant toute la vie et qui continueront à nous aider dans tous les projets de l'avenir. Ainsi que tous les membres de **nos familles** qui ont participé de près ou de loin à nous encourager et nous aider dans notre projet.*

*Nous tenons très sincèrement notre promoteur **Pr. Maamar LAIDI** ainsi que **Dr. Abdellah IBRIR**, pour leur dévouement, ses conseils et ses critiques tout au long de l'élaboration de ce mémoire.*

*Nous remercions les membres du jury **Pr. HANINI Salah, Pr. KHAOUANE Latifa** et **Dr. RAHAL Soufiane** pour leur présence, pour leur lecture attentive de notre mémoire ainsi que pour les remarques qu'ils m'adresseront lors de cette soutenance afin d'améliorer mon travail.*

*Enfin, nous remercions à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin durant ces années de recherche et d'études. Je ne peux conclure sans un mot de remerciement à tous mes enseignants.*

# *Dédicaces*

*Ce travail est dédié premièrement à* ***mes parents*** *qui m'a encouragé à terminer ma formation jusqu'à la fin.*

*A mes sœurs et leurs fils.*

*A toute la famille* ***BENAMARA***

*Un spéciale dédicace à* ***NACER***

*A ma binômes* ***CHOUROUK***

*A tous mes collègues de ma promotion et surtout à mes chères amies* ***FAHIMA, AHLEM*** *et* ***RAYAN***

*A tous les enseignants du génie des procèdes*

*A mon promoteur* ***Pr. LAIDI MAAMAR*** *et* ***Dr. IBRIR ABDELLAH.***

*Et tous qui ont contribué dans depuis mon enfance.*

*Tous qui connaissent* ***OUIEM*** *de près ou de loin.*

***OUIEM BENAMARA***

# *Dédicaces*

*Ce travail est dédié premièrement à* ***mes parents*** *qui m'a encouragé à terminer ma formation jusqu'à la fin.*

*A mes sœurs et mes frères et leurs enfants.*

*A toute la famille* ***TAHRAOUI*** *et* ***BELARBI***

*A mon marie* ***HAKIM*** *et ma belle-famille* ***BENHADJER***

*A tous mes collègues de ma promotion et surtout à mes chères amies* ***MAROUA CHAHINAZ,MANEL, ASMA*** *et* ***KHAOULA****.*

*A tous les enseignants du génie des procèdes*

*A mon promoteur* ***Pr. LAIDI MAAMAR*** *et* ***Dr. IBRIR ABDELLAH****.*

*Et tous qui ont contribué dans depuis mon enfance.*

*Tous qui connaissent* ***CHOUROUK*** *de près ou de loin.*

***CHOUROUK TAHROUI***

# دراسة ونمذجة تشتت جزيئات الغلاف الجوي في بيئة حضرية

***الملخص:*** الغرض من هذا البحث هو نمذجة مستويات تركيز الجسيمات الدقيقة (PMi) من أجل إنشاء نموذج رياضي للتنبؤ بتشتت هذه الجسيمات وفقًا لظروف الأرصاد الجوية (CM) في منطقة معرضة لتلوث الهواء. تقع في مركز المستشفى الجامعي مصطفى باشا (CHUMP) في الجزائر العاصمة. وبالتالي، تعتبر هذه النمذجة الرياضية التنبؤية أداة قيمة عبر واجهة رسومية لمساعدة السلطات الحكومية في توقع الفترات الحرجة لسوء جودة الهواء وتجنب العواقب الاقتصادية والصحية السلبية. الهدف من هذه الدراسة هو إنشاء نموذج لوصف التطور اليومي لمستويات تركيز الجسيمات الدقيقة أقل من 1 ميكرومتر (PM-1)، 2.5 ميكرومتر (PM-2.5)، 4 ميكرومتر (PM-4)، 10 ميكرومتر (PM-10) وPM-Total، بناءً على الظروف الجوية، باستخدام الخوارزمية العصبية الاصطناعية (ANN). بلغ عدد بيانات الجسيمات التي تم جمعها 445 قياسًا. لهذا الغرض، تمت كتابة برنامج MATLAB® لربط تركيزات PMi. أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها أن النموذج الذي تم إنشاؤه له أداء تنبؤي جيد، مع معامل الانحدار R = 0.97 وجذر متوسط الخطأ التربيعي RMSE = 3.595.

***الكلمات المفتاحية:*** PMi؛ تشتت؛ نموذج رياضي؛ ذكاء اصطناعي؛ الشبكات العصبية الاصطناعية

# Study and modeling of the dispersion of atmospheric particles in an urban environment

***Abstract:*** The purpose of this research is to model the concentration levels of fine particles (PMi) in order to create a mathematical model to predict the dispersion of these particles according to meteorological conditions (CM) in an area vulnerable to air pollution, located at the Center Hospitalo Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP) in Algiers. Consequently, this predictive mathematical modeling is considered a valuable tool via a graphical interface to assist government authorities in anticipating critical periods of poor air quality and avoid adverse economic and health consequences. The objective of this study is to create a model to describe the daily evolution of fine particle concentration levels below 1µm (PM-1), 2.5 µm (PM-2.5), 4 µm (PM-4), 10 µm (PM-10) and PM-Total, based on weather conditions, using the artificial neural networks (ANN). The number of PM data collected was 445 measurements. For this, a MATLAB® program was written to correlate PMi concentrations. The results obtained show that the established model has good predictive performance, with a regression coefficient R = 0.97 and the root mean square error RMSE = 3.595.

***Key words:*** PMi; dispersion; mathematical model; artificial intelligence; Artificial Neural Networks

# Étude et modélisation de la dispersion des particules atmosphériques dans un milieu urbain

***Résumé :*** L'objectif de cette recherche est de modéliser les niveaux de concentration de particules fines (PMi) en vue de créer un modèle mathématique permettant de prédire la dispersion de ces particules en fonction des conditions météorologiques (CM) dans une zone vulnérable à la pollution atmosphérique, située au Centre Hospitalo Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP) à Alger. Par conséquent, cette modélisation mathématique de prédiction est considérée comme un outil précieux via une interface graphique pour faire assister les autorités gouvernementales à anticiper les périodes critiques de la mauvaise qualité de l'air et éviter les conséquences économiques et sanitaires néfastes, plus précisément cette étude a pour but de créer un modèle en décrivant l'évolution quotidienne des niveaux de concentration de particules fines inférieur à 1µm (PM-1), 2.5 µm (PM-2.5), 4 µm (PM-4), 10 µm (PM-10) et PM-Total, sur la base des conditions météorologiques, en utilisant les réseaux de neurone artificielle (RNA). Le nombre de données collectées sur les PM est de 445 mesures. Pour cela, un programme MATLAB® a été implémenté afin de corréler les concentrations de PMi. Les résultats obtenus montrent que le modèle établi a de bonnes performances prédictives, avec un coefficient de corrélation R = 0.97 et une racine de l'erreur quadratique moyenne RMSE = 3.595.

***Mots Clés :*** PMi ; dispersion ; modèle mathématique ; intelligence artificielle ; Réseaux de Neurone Artificielle

# Table des Matières

Table des matières …..... I
Abréviations …..... III
Nomenclature et symbole……...IV
Liste des tableaux….....V
Liste des figures….....VI
Introduction générale …..... 1
Références bibliographiques..... ..... 3

## Chapitre I : Aperçu général sur la pollution atmosphérique

I.1. Introduction ..... .5
I.2. L'atmosphère de la terre et sa composition …..... ..... .5
I.2.1. La troposphère... ..... .7
I.2.2. La stratosphère ..... .7
I.2.3. La mésosphère..... ..... .8
I.2.4. La thermosphère..... .9
I.2.5. L`exosphère..... .9
I.3. La pollution atmosphérique..... ..... .9
I.3.1. Les différents types de la pollution atmosphérique.....10
I.3.2. Les principaux polluants atmosphériques et leurs sources…… … …10
I.3.2.1. Polluant primaire.....11
I.3.2.2. Polluant secondaire.....12
I.3.3. Les particules atmosphériques (PMi)……...12
I.3.3.1. Classification des particules.....13
I.3.3.2. Evolution des particules dans l'atmosphère …… 13
I.3.3.3. Composition des particules atmosphériques…… 13
I.4. L'influence des conditions météorologiques sur la concentration et la distribution des particules atmosphérique……14
I.4.1. Influence de la vitesse du vent …… 14
I.4.2. Influence de la précipitation des pluies……14
I.4.3. Influence de l`humidité… ……15
I.4.4. Influence de la température……...……15
I.5. Impact des matières particulières atmosphériques……...15
I.5.1. Impact positifs……...16
I.5.2. Impacts négatifs …… .16
I.6. Normes, législation et réglementation sur la qualité de l'air...……16
I.7. Techniques et prédiction par la méthode d'intelligence artificielle ……17
I.7.1. Réseaux des neurones artificiels (RNA)……...17
I.7.2. Modélisation des réseaux de neurones artificiels ……17
I.7.2.1. Réseaux de neurones multicouches statiques……17

I.7.2.2. Réseaux de neurones dynamiques ……18
I.7.3. Apprentissage des réseaux de neurones …… …18
I.7.4. Types des réseaux de neurone artificiels ……19
I.7.4.1. Apprentissage non supervisé ……19
I.7.4.2. Apprentissage forcé ou imposé ……20
I.7.4.3. Apprentissage supervisé …… …… ……20
I.7.5. Algorithme de la rétropropagation…… ……21
I.7.6. Fonctions d'activation…… …… …23
I.7.7. Avantages et inconvénients des RNA...…… …… …24
I.8. Conclusion ……25
Références bibliographiques.....26

## Chapitre II : méthodologie résultats et discutions

II.1. Introduction..... ..... 30
II.2. Modélisation numérique pour la prédiction des taux de (PM-1 ; PM-2.5 ; PM-4 ; PM-10 et PM-tôt) en fonction des conditions météorologiques au niveau du Centre Hospitalo Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP)……30
II.2.1. Collection de la base de données..... ..... 30
II.2 .2. Modélisation par les Réseaux de Neurone Artificiel (RNA)…… …31
II.3.2. Méthodologie de calcul…… ….....31
II.3.2.1. Normalisation des données…… ... .31
II.3.2.2. Dénormalisation des données……..... ... …32
II.3.2.3. Conception de réseau de neurone artificiel …… …32
II.3.3. Critères de performances statistiques (Analyse et évaluation d'un modèle) …… …34
II.4. Résultats et discussions…… ……35
II.5. Modélisation par les méthodes d`intelligence artificiel (MATLAB)…… ...36
II.5.1. Analyse statistique des concentrations des polluants atmosphériques en PMi et les Conditions météorologique…… .… …36
II.5.2. Prédiction des concentrations de PM-1, PM-2.5, PM-4, PM-10 et PM-Tot à l'aide des Réseaux de neurone artificiel (RNA)…… …… ……39
II.5.2.1. Choix des paramètres de RNA…….....39
II.5.2.2. Concept du réseau de neurones de type feedforward (MLP)……40
II.5.2.3. Interprétation des résultats ...……43
II.5.3. Interface graphique d'utilisateur du meilleur modèle…… .46
II.6. Conclusion…… 46
Références bibliographiques…… ……47
Conclusion Générale et Perspectives..... .....49
Parties bibliographiques…….50

# Abréviations

| Abréviation | Signification |
|---|---|
| **CHUMP** | **C**entre-**H**ospitalo **U**niversitaire **M**ustapha **P**acha |
| **CM** | **C**onditions **M**étéorologique |
| **COV** | **C**ompose **O**rganique **V**olatile |
| **DA-SVM** | **D**ragonfly **A**lgorithm **S**upport **Ve**ctor **M**achin |
| **ERA** | **E**rreur **R**elative **A**bsolue |
| **HAP** | **H**ydrocarbures **A**romatiques **P**olycycliques |
| **IA** | **I**nteligence **A**rtificiel |
| **MATLAB** | **M**atrix **L**aboratory |
| **MAE** | **E**rreur **M**oyenne **A**bsolue |
| **MAPE** | **E**rreur **M**oyenne **A**bsolue en **P**ourcentage |
| **MLP** | **M**ulti-**L**ayer **P**erceptron |
| **MSE** | **M**ean **S**quared **E**rror |
| **NRMSE** | **R**acine de l`**E**rreur **Q**uadratique **M**oyenne **N**ormalisée |
| **NPA** | **N**itrates de **P**eroxy **A**cétyle |
| **OMS** | **O**rganisation **M**ondial de la **S**ante |
| **ONM** | **O**ffice **N**ational de la **M**étéorologie |
| **PC** | **P**ersonal **C**omputer |
| **PM** | **P**articulate **M**atter |
| **PMi** | **M**atiere **p**articulier |
| **QA** | **Q**ualité de l`**A**ir |
| **RMSE** | **R**acine de l`**E**rreur **Q**uadratique **M**oyenne |
| **RNA** | **R**éseaux de **N**eurone **A**rtificiel |
| **RNAO** | **R**éseaux de **N**eurone **A**rtificiel **O**ptimisé. |
| **STD** | **S**tandard **D**eviation |

# Nomenclatures et Symboles

| Lecture | Désignation | Unité |
|---|---|---|
| **T** | **T**empérature | K ou °C |
| **Hr** | **H**umidité **r**elative | % |
| **Vv** | **V**itesse du **v**ent | m/s |
| **Pc** | **P**récipitations **c**umulées | mm |
| **N** | **N**ombre des points expérimentaux | (-) |
| **R** | **C**oefficient de corrélation | (-) |
| $\mathbf{R^2}$ | **C**oefficient de détermination | (-) |
| **w** | **P**oids | (-) |
| $\mathbf{b_i}$ | **B**iais | (-) |
| **Fc** | **F**acteur de **c**hoix | (-) |

**Exposants/ Indices**

| Lecture | Désignation |
|---|---|
| $\mathbf{Y_{i\ cal}}$ | Sortie Calculé |
| $\mathbf{Y_{i\ exp}}$ | Sortie Expérimental |

# Liste des Tableaux


| Numéro | Titre du tableau | Page |
|---|---|---|
| | **Chapitre I** | |
| **Tableau I.1** | Les principaux constituants de l'atmosphère terrestre jusqu'à 100 km (air sec) | 11 |
| **Tableau I.2** | Classification des particules atmosphériques selon leur taille : dénominations et définitions correspondantes | 13 |
| **Tableau I.3** | Fonctions d`activation usuelles, a = f(t) | 24 |
| **Tableau I.4** | Les avantages et les inconvénients des RNA | 24 |
| | **Chapitre II** | |
| **Tableau II. 1** | Description statistique de l'ensemble des données | 37 |
| **Tableau II.2** | Structure du RNA optimisé | 39 |
| **Tableau II.3** | Modèle de réseau de neurones établi {(Couche entrée –1$^{ére}$ couche cachée)} | 42 |
| **Tableau II.4** | Modèle de réseau de neurones établi {[1$^{ère}$ Couche cachée - 2$^{ème}$ Couche cachée]} | 42 |
| **Tableau II.5** | Modèle de réseau de neurones établi {[2$^{ème}$ Couche cachée – couche sortie]} | 43 |
| **Tableau II.6** | Résultats des paramètres statistiques du modèle RNAO développé dans ce travail | 45 |

# Liste des Figures


| Figure | Titre de la figure | Page |
|---|---|---|
| | **Chapitre I** | |
| **Figure I.1** | Les cinq couches de l'atmosphère terrestre | 6 |
| **Figure I.2** | Variation thermique sur l'axe verticale de l'atmosphère terrestre jusqu'à 100 km | 6 |
| **Figure I.3** | Variation latitudinale de l'extension verticale de la troposphère et de la basse | 8 |
| **Figure I.4** | Réseau multicouche MLP | 18 |
| **Figure I.5** | Apprentissage non supervisé | 20 |
| **Figure I.6** | Apprentissage supervisé | 21 |
| **Figure I.7** | Réseau de neurones multicouche | 22 |
| | **Chapitre II** | |
| **Figure II.1** | Organigramme de la méthodologie de calcul du RNA | 33 |
| **Figure II.2** | Analyse de corrélation des données d'entrée | 38 |
| **Figure II.3** | Réseau de neurones artificiels de type MLP | 40 |
| **Figure II.4** | La différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée | 41 |
| **Figure II.5** | Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale | 43 |
| **Figure II.6** | Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données de la phase d`apprentissage | 44 |
| **Figure II. 7** | Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test | 44 |
| **Figure II. 8** | Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de validation | 45 |
| **Figure II.9** | L'interface graphique du modèle RNAO | 46 |

# INTRODUCTION GÉNÉRALE

## Introduction Générale

L'environnement de la biosphère contient une grande variété d'êtres vivants et de matières non vivantes, créant ainsi un milieu de vie pour les organismes (Baysal et al., 2019). Parmi ces matières, les particules fines PM qui jouent un rôle important dans la couche troposphérique en raison de leurs différentes tailles (PM-1; PM-2,5; PM-4; PM-10 avec des diamètres aérodynamiques respectifs de 1 ; 2,5 ; 4 ; 10 μm ou moins, ainsi que les PM-Totaux) (Wang et al., 2008). Les concentrations de ces particules (PMi) peuvent fluctuer rapidement en fonction des conditions météorologiques, (Jovašević-Stojanović et al., 2015; Racherla & Adams, 2006; Zheng et al., 2019) telles que la précipitation des pluies, la vitesse du vent, le taux d`humidité et la température (Li et al., 2019; Talbi et al., 2018). Des études ont démontré que la composition chimique des PM fines peut avoir un impact significatif sur la santé humaine (Tsai et al., 2020). Les PM-10 et leurs fractions sont considérés comme l'une des particules les plus dangereuses pour l'environnement et constituent un facteur de risque majeur pour les maladies cardiorespiratoires chroniques et les problèmes pulmonaires aigus, comme la bronchite et l'asthme (Izhar et al., 2016; Tang et al., 2017). Par conséquent, des procédures de surveillance de la qualité de l'air (QA) ont été mises en place à l'aide de capteurs ou d'appareils pour mesurer les particules respirables et prévenir les effets nocifs sur la santé humaine.

Pour assurer un développement durable, il est crucial de surveiller, de modéliser, de gérer et d'évaluer les impacts de la pollution de l'air sur la santé et l'environnement, en particulier dans les grandes zones urbaines (Ibrir et al., 2020). Les techniques expérimentales utilisées pour mesurer et surveiller les niveaux de pollution dans l'air peuvent être coûteuses en raison des dépenses liées à l'acquisition d'équipements de mesure et de systèmes d'acquisition, à leur maintenance et à leur réparation. De plus, pour obtenir des résultats précis, il est nécessaire de travailler dans des conditions bien définies. Donc, il faut trouver une technique pour remplacer les mesures expérimentales, telle que modélisation, D'autre part, les techniques d`intelligence artificielle ont été appliquées avec succès pour l`estimation de taux des PMi au cours des dernières décennies (L.-L. Li et al., 2020). Une étude de la littérature a été menée sur l'application des systèmes d'intelligence artificielle pour la prédiction des PMi. (Çaydaş et al., 2009). (Hui Liu & Chen, 2020) ont développé un modèle hybride qui est l`algorithme de réseaux de neurone couplée avec la machine d'apprentissage extrême régularisée pondérée (RNA-WRELM) pour la prédiction de la concentration des PM-2,5 de l'air extérieur dans quatre villes en Chine. (Abdul-Wahab et al., 2019) ont prédit les taux d'échantillonnage de PM-10 optimaux dans des stations de surveillance de la qualité de l'air à Oman à l'aide d'un système de contrôle hiérarchique à logique floue. (Ibrir et al., 2021) ont prédit les taux des concentrations de 5 tailles de PM par une méthode d`intelligence artificielle DA-SVM. Dans ce travail on

optera à modéliser les taux des concentrations des PMi par les réseaux de neurone artificiels RNA.

Le but de cette étude est de développer un modèle mathématique pour la prédiction des concentrations de PMi en fonction des conditions météorologiques (CM) qui soit peu coûteux, avec une marge d'erreur acceptable et en peu de temps.

Ce mémoire est devisé comme suit :

Le chapitre 01 représente une généralité sur la pollution atmosphérique et une vision sur la technique d`intelligence artificielle (RNA).

Le chapitre 02 est consacré à la méthodologie et aux résultats numériques.

A la fin une conclusion générale avec des perspectives.

**Références Bibliographiques**

Abdul-Wahab, S.A., Charabi, Y., Osman, I.I. et al.(2019) . Impact of the ambient air quality due to the dispersion of $PM_{10}$ from a hot-dip galvanizing plant located in the Sultanate of Oman. *Air Qual Atmos Health* 12, 1279–1289 (2019). https://doi.org/10.1007/s11869-019-00738-0.

Baysal, F., Adar, E., Sakar, S., & Nuhoglu, Y. (2019). The determination of microorganisms in indoor and outdoor atmosphere in the y.t.u. davutpasa campus. *Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences*.

Çaydaş U, Hasçalık A, Ekici S (2009) An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model for wire-EDM. Expert Syst Appl, Expert Systems with Applications ,36,6135–6139.doi: 10.1016/j.eswa.2008.07.019.

Ibrir, A., Kerchich, Y., Hadidi, N., & Rebhi, R. (2020). Evaluation and prediction of the effects of the dispersion of (VOCs) on the population in urban air using ANSYS CFX. *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*.

Ibrir, A. (2022). Etude et modélisation de la dispersion des particule atmospherique dans un milieu urbain. Yahia Fares.

Izhar, S., Goel, A., Chakraborty, A., & Gupta, T. (2016). Annual trends in occurrence of submicron particles in ambient air and health risk posed by particle bound metals. *Chemosphere*, *146*, 582–590. https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2015.12.039

Jovašević-Stojanović, M., Bartonova, A., Topalović, D., Lazović, I., Pokrić, B., & Ristovski, Z. (2015). On the use of small and cheaper sensors and devices for indicative citizen-based monitoring of respirable particulate matter. *Environmental Pollution*, *206*, 696–704. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2015.08.035.

Liu, H., Chen, C., 2020. Prediction of outdoor PM2.5 concentrations based on a three-stage hybrid neural network model, Atmospheric Pollution Research, 11,469-481. https://doi.org/10.1016/j.apr.2019.11.019.

Li, N., Han, W., Wei, X., Shen, M., & Sun, S. (2019). Chemical characteristics and human health assessment of PM1 during the Chinese Spring Festival in Changchun, Northeast China. *Atmospheric Pollution Research*, *10*(6), 1823–1831. https://doi.org/10.1016/j.apr.2019.07.014

Racherla, P. N., & Adams, P. J. (2006). Sensitivity of global tropospheric ozone and fine particulate matter concentrations to climate change. *Journal of Geophysical Research*,

*111*(D24), 1–11. https://doi.org/10.1029/2005JD006939

Talbi, A., Kerchich, Y., Kerbachi, R., & Boughedaoui, M. (2018). Assessment of annual air pollution levels with PM1, PM2.5, PM10 and associated heavy metals in Algiers, Algeria. *Environmental Pollution*, *232*, 252–263. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2017.09.041

Tang, Z., Chai, M., Cheng, J., Jin, J., Yang, Y., Nie, Z., Huang, Q., & Li, Y. (2017). Contamination and health risks of heavy metals in street dust from a coal-mining city in eastern China. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, *138*, 83–91. https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2016.11.003

Tsai, P.-J., Young, L.-H., Hwang, B.-F., Lin, M.-Y., Chen, Y.-C., & Hsu, H.-T. (2020). Source and health risk apportionment for PM2.5 collected in Sha-Lu area, Taiwan. *Atmospheric Pollution Research*, *11*(5), 851–858. https://doi.org/10.1016/j.apr.2020.01.013

Wang, W., Ren, L., Zhang, Y., Chen, J., Liu, H., Bao, L., Fan, S., & Tang, D. (2008). Aircraft measurements of gaseous pollutants and particulate matter over Pearl River Delta in China. *Atmospheric Environment*, *42*(25), 6187–6202. https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.06.001

Zheng, Z., Xu, G., Li, Q., Chen, C., & Li, J. (2019). Effect of precipitation on reducing atmospheric pollutant over Beijing. *Atmospheric Pollution Research*, *10*(5), 1443–1453. https://doi.org/10.1016/j.apr.2019.04.001

# CHAPITRE I

## Généralité sur la pollution atmosphérique

## I.1. Introduction

La Terre est vraiment une planète miraculeuse, car c'est la seule de notre système solaire qui possède tous les composants nécessaires pour soutenir la vie. Notre terre n'est qu'une infime partie de l'univers, mais c'est la maison des êtres humains et de nombreux autres organismes. L'atmosphère modère les fluctuations de température entre le jour et la nuit, tout en filtrant l'énergie rayonnante pendant la journée pour éviter la surchauffe de la surface. L'air atmosphérique est un mélange de gaz et de particules, tous ces deux composés d'atomes (Jacobson 2002). Dans presque tous les exemples de "combustion appliquée", des particules sont libérées. Ces particules et gaz ont été classés comme pollution atmosphérique si leurs concentrations dans l`air dépassent la règlementation en vigueur. Les particules dans l'atmosphère proviennent de sources naturelles telles que la poussière soufflée par le vent, les embruns marins et les volcans, ainsi que d'activités humaines telles que la combustion de carburant. Un aérosol est techniquement défini comme une suspension de fines particules solides ou liquides dans un gaz, émises soit directement sous forme d'aérosols primaires, soit formée dans l'atmosphère par des processus de conversion gaz-particules (aérosols secondaires). L'une des principales raisons d'étudier la variation des concentration PMi est les risques potentiels pour la santé que ces composés peuvent poser (Izhar et al. 2016; Tang et al. 2017; Tsai et al. 2020; Ibrir, 2022).

## I.2. L’atmosphère de la terre et sa composition

Les différentes couches de l'atmosphère terrestre, qui s'étendent de la surface jusqu'à l'exobase, présentent des variations de température dues à des différences dans la composition chimique et radiative de l'atmosphère à différentes altitudes. En fonction de ces variations de température, l'atmosphère est divisée en cinq couches sphériques concentriques, où chaque couche présente une tendance constante de variation de température par rapport à l'altitude. Ces cinq couches sont la troposphère, la stratosphère, la mésosphère, la thermosphère et l'exosphère (Jin et al. 2011), comme illustré dans la figure I.1. La figure I.2 montre la distribution verticale de la température dans l'atmosphère terrestre jusqu'à une altitude de 100 km.

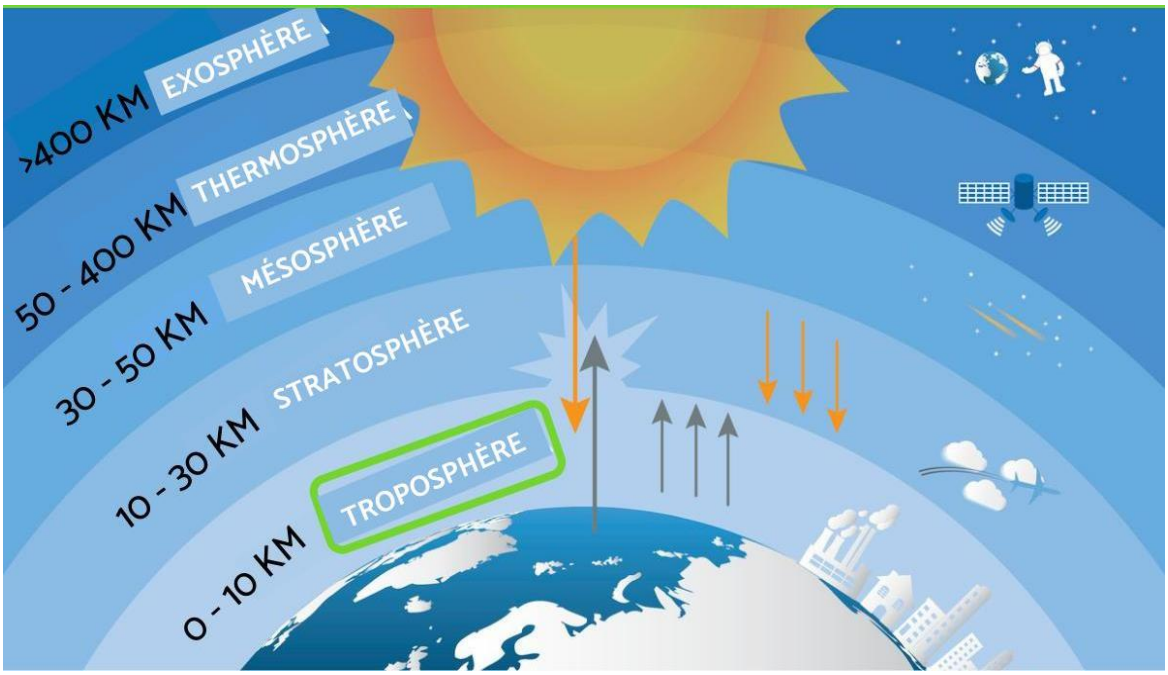



**Figure I.1:** Les cinq couches de l'atmosphère terrestre.

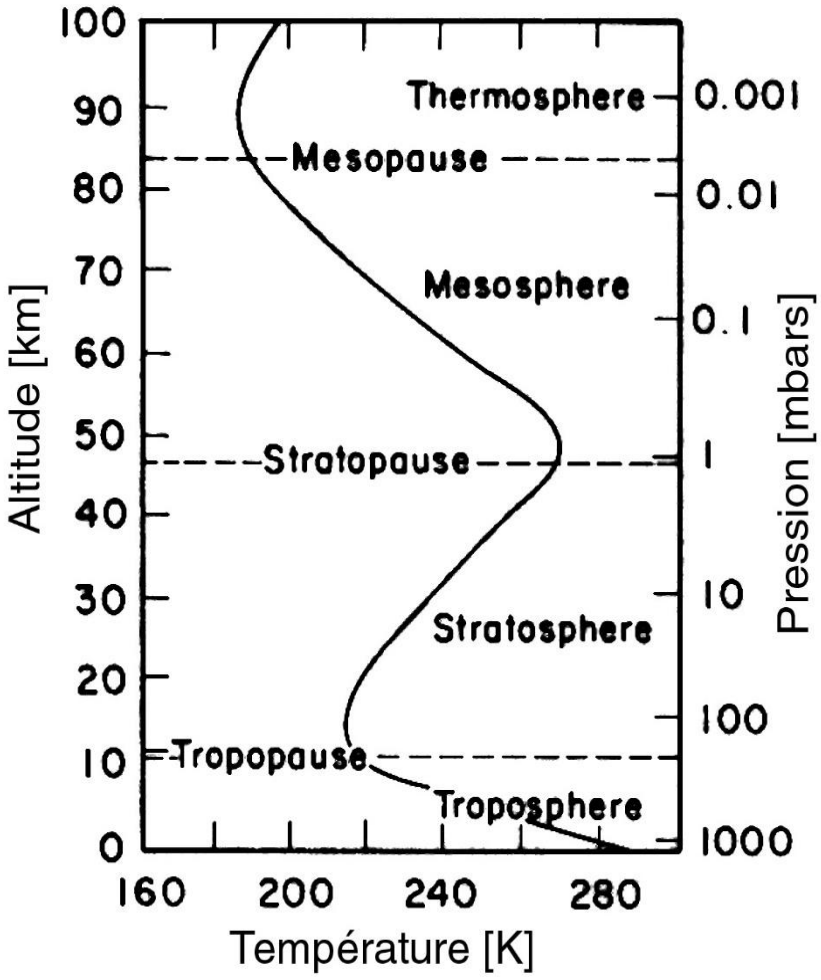



**Figure I.2 :** Variation thermique sur l'axe verticale de l'atmosphère terrestre jusqu'à 100 km (Brasseur and Solomon 1982).

### I.2.1. La troposphère

La partie la plus basse de l'atmosphère, appelée troposphère, tire son nom des termes grecs "topos" (rotation) et "sphaïra" (sphère). Elle s'étend à environ 8 km au-dessus des pôles et à 18 km au-dessus de l'équateur et constitue la région la plus dense de l'atmosphère, où se trouvent la plupart de la vapeur d'eau, des nuages et des précipitations. La température dans la troposphère diminue généralement avec l'altitude, à un taux d'environ 6 à 7 °C par kilomètre dans la moitié inférieure et de 7 à 8 °C par kilomètre dans la moitié supérieure. La présence de vapeur d'eau, de nuages, de tempêtes et de conditions météorologiques variées qui souligne l'importance de la troposphère. La vapeur d'eau, qui constitue 99% de la vapeur d'eau de l'atmosphère, est essentielle à la régulation de la température en absorbant l'énergie solaire et le rayonnement thermique de la surface de la Terre. La tropopause marque la limite supérieure de la troposphère, dont l'altitude et la température varient considérablement selon l'emplacement et le type de systèmes météorologiques prédominants. L'air troposphérique, humide et pauvre en ozone (Mohanakumar 2008).

### I.2.2. La stratosphère

La stratosphère est la deuxième couche importante de l'atmosphère située au-dessus de la tropopause et s'étendant jusqu'à environ 50 km d'altitude, comme illustré dans les figures I.2 et I.3. Contrairement à la troposphère, la température de l'air dans la stratosphère augmente avec l'altitude, atteignant environ 270 K à la stratopause, où il y a un renversement de tendance. Étant donné que la température de l'air dans la stratosphère ne provoque pas de convection, elle stabilise les conditions atmosphériques et confine la turbulence à la troposphère. La stratosphère est relativement sèche, mais riche en ozone car elle est la principale région de production d'ozone. L'ozone régule le régime thermique de cette couche en absorbant le rayonnement UV solaire. La stratosphère est plus chaude que la haute troposphère car une partie de la chaleur produite par l'ozone est transférée vers le bas par rayonnement, mais elle reste chaude dans son ensemble. La composition chimique de la stratosphère est généralement similaire à celle de la troposphère, à quelques exceptions près, comme l'ozone et la vapeur d'eau. La limite supérieure de la stratosphère est appelée la stratopause (Mohanakumar 2008).

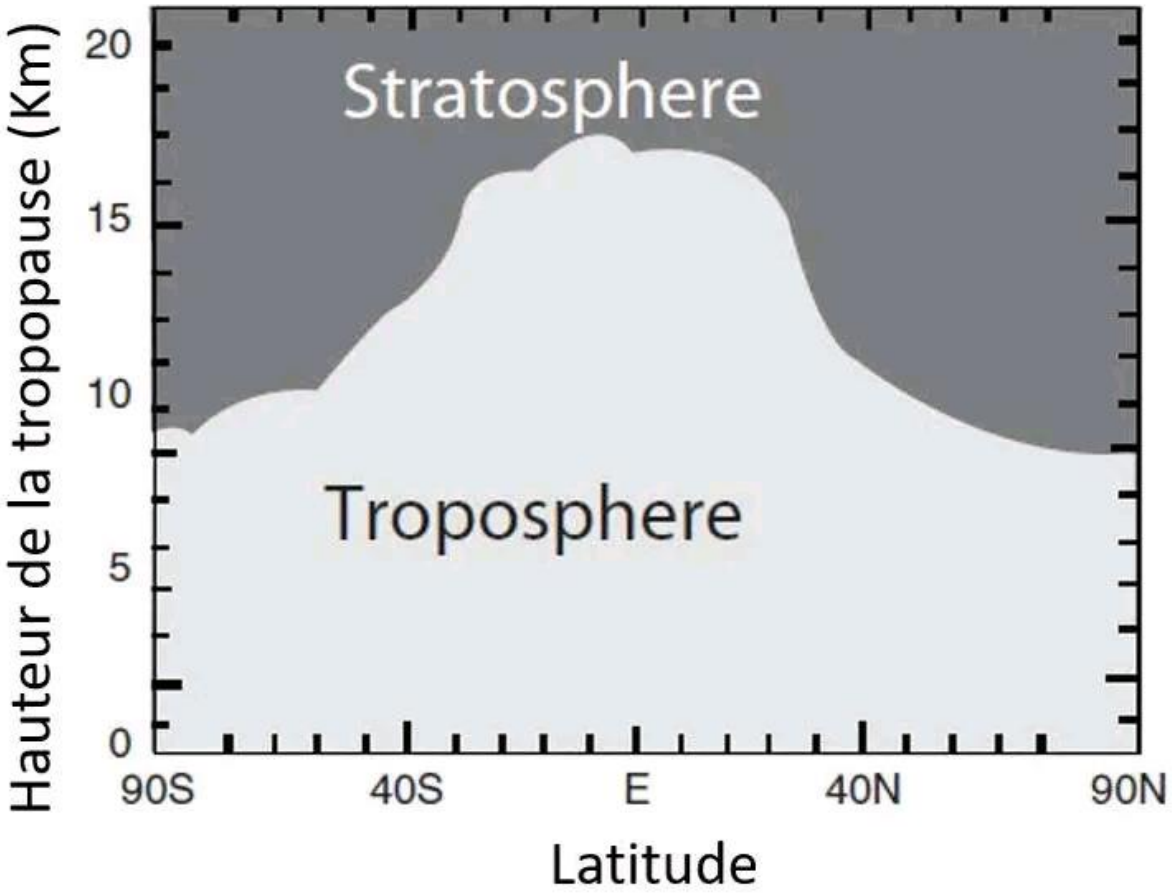



**Figure I.3 :** Variation latitudinale de l'extension verticale de la troposphère et de la basse stratosphère (Mohanakumar 2008).

### I.2.3. La mésosphère

La mésosphère est une couche atmosphérique qui s'étend de 55 à 80 km d'altitude. Les températures diminuent à mesure que l'on s'élève, atteignant environ 180 K à 80 km. En raison de concentrations négligeables d'ozone et de vapeur d'eau par rapport aux régions inférieures, les températures sont plus basses. Sa composition chimique est assez uniforme. La mésopause, qui sépare la mésosphère de la couche la plus élevée suivante et comme les autres pauses, est une région où la tendance de la température change de direction. La température de la mésopause peut varier de manière assez significative, descendant aussi bas que 150 K. Dans certains cas, des nuages nocturnes peuvent se former ici et affecter le climat mondial en absorbant et en réfléchissant le rayonnement solaire entrant. La mésopause est le niveau auquel les températures atmosphériques les plus basses se trouvent généralement. L'atmosphère moyenne est la région située entre la troposphère et la thermosphère qui s'étend d'environ de 10 à 100 km, comprenant la stratosphère et la mésosphère (Mohanakumar 2008).

### I.2.4. La thermosphère

La thermosphère, qui se trouve au-dessus de la mésosphère, est une région caractérisée par des températures élevées. Elle s'étend sur plusieurs centaines de kilomètres et comprend l'ionosphère. Les températures dans cette zone varient de 500 à 2000 K et les densités sont très faibles. Contrairement à la mésosphère, la composition chimique de la thermosphère n'est pas constante avec l'augmentation de l'altitude, car les atomes ont tendance à se regrouper en couches avec les espèces les plus lourdes à des altitudes plus basses. La température dans la thermosphère augmente en raison de l'absorption d'un rayonnement solaire intense par la quantité limitée d'oxygène moléculaire présente. À une altitude de 100 à 200 km, l'azote et l'oxygène restent les principaux composants atmosphériques, mais les molécules de gaz sont largement séparées. La thermopause, qui marque la fin de l'augmentation de la température avec l'altitude, se situe entre 250 et 500 km et sa hauteur dépend de l'activité solaire (Mohanakumar 2008).

### I.2.5. L`exosphère

La couche la plus éloignée de la surface de la Terre est appelée exosphère. Sa limite supérieure s'étend à des hauteurs d'environ 960 à 1000 km. C'est une région de transition entre l'atmosphère terrestre et l'espace interplanétaire (Mohanakumar 2008)

## I.3. La pollution atmosphérique

Avant le 20$^{ème}$ siècle, la pollution de l'air n'était pas étudiée comme une science mais plutôt comme un problème réglementaire ou juridique, les réglementations étant souvent faibles ou non appliquées. Dans ce contexte, la pollution était souvent le résultat direct des progrès industriels tels que l'émission continue et souvent sans précaution des polluants associés aux processus de combustion (véhicules automobiles, installations industrielles, etc.). Les problèmes de santé liés à la pollution de l'air n'étaient pas bien compris, ce qui faisait que les problèmes de pollution étaient rarement atténués (Jacobson 2002). Aujourd'hui, la pollution atmosphérique est considérée comme un domaine de recherche qui nécessite des données sur les concentrations changeantes des composants atmosphériques dans l'espace et dans le temps, que ce soit d'origine naturelle (feux de forêt, éruptions volcaniques...) ou anthropique (production d'énergie par combustion, etc.) (Metcalfe and Derwent 2005). Les sources de pollution peuvent inclure des matériaux tels que les hydrocarbures gazeux toxiques qui ont un effet néfaste sur notre vie, ou des rayonnements atomiques sous une forme invisible qui pourraient être nuisibles pour les cellules végétales ou animales. Les pluies acides, résultant de la combinaison de la pollution atmosphérique et de la pluie, ont commencé à être considérées comme un problème dès le 19$^{ème}$ siècle et leur niveau a augmenté de manière

significative, notamment après la seconde guerre mondiale (Fenger 2009). Les polluants ont un impact négatif sur la végétation et contribuent au réchauffement de la Terre (Barakeh 2012).

### I.3.1. Les différents types de la pollution atmosphérique

Les polluants atmosphériques peuvent facilement se propager au-delà de leurs sources d'émission, sans frontières ni barrières. Certains de ces polluants peuvent même se déplacer sur de longues distances en affectant différents niveaux spatiaux. Ainsi, la classification des phénomènes de pollution doit tenir compte de l'échelle d'étude. La littérature se distingue souvent à trois niveaux d'échelle : local, régional et mondial (Borgie 2016 ; Chang et al. 2000 ; Elichegaray et al. 2009 ; Monks et al. 2009 ; Ramanathan et Feng 2009).

### I.3.2. Les principaux polluants atmosphériques et leurs sources

L'atmosphère est un mélange complexe de gaz, de particules et d'hydrométéores dont la composition peut varier en fonction de l'espace et du temps. Tout changement dans la concentration de ces éléments peut entraîner une pollution atmosphérique qui peut avoir des conséquences négatives sur l'environnement et la santé humaine. Selon l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS), la pollution de l'air extérieur est responsable de millions de décès prématurés chaque année. La pollution atmosphérique peut être visible ou invisible, avec des exemples de polluants visibles tels que la poussière qui peut obstruer la vue, tandis que les polluants invisibles tels que les oxydes d'azote peuvent passer inaperçus. Les particules atmosphériques peuvent être classées en aérosols primaires, émis directement dans l'atmosphère, et en aérosols secondaires, formés à partir de réactions chimiques dans l'atmosphère (Mohanakumar 2008; Tomasi, Fuzzi, and Kokhanovsky 2016; Borgie 2016), tableau I.1 montre la composition de l'air sec dans l'atmosphère terrestre au-dessous de 100 km.

**Tableau I.1 :** Les principaux constituants de l'atmosphère terrestre jusqu'à 100 km (air sec) (Mohanakumar 2008).

| Constituantes | Pourcentage en volume (%) | Masse moléculaire ($g.mol^{-1}$) |
|---|---|---|
| (A) *Concentrations constantes* | | |
| Nitrogen ($N_2$) | 78.08 | 28.01 |
| Oxygen ($O_2$) | 20.95 | 32.00 |
| Argon (Ar) | 0.933 | 39.95 |
| Dioxide de Carbon ($CO_2$) | 0.033 | 44.01 |
| Néon (Ne) | $18.2\times 10^{-4}$ | 20.18 |
| Hélium (He) | $5.2\times10^{-4}$ | 04.02 |
| Krypton (Kr) | $1.1\times10^{-4}$ | 83.80 |
| Xénon (Xe) | $0.089\times10^{-4}$ | 131.29 |
| Hydrogène (H) | $0.5\times10^{-4}$ | 02.02 |
| Méthane ($CH_4$) | $1.5\times10^{-4}$ | 16.04 |
| Protoxyde d'azote ($N_2O$) | $0.27\times10^{-4}$ | 44. 01 |
| Monoxyde de carbone (CO) | $0.19\times10^{-4}$ | 28.01 |
| (B) *Concentrations variables* | | |
| Vapeur d`eau ($H_2O$) | 0 – 4 | 18.02 |
| Ozone ($O_3$) | $0 – 4\times10^{-4}$ | 48.02 |
| Ammonium ($NH_4$) | $0.004\times10^{-4}$ | 17.02 |
| Dioxyde de soufre ($SO_2$) | $0.001\times10^{-4}$ | 64.06 |
| Dioxyde d'azote ($NO_2$) | $0.001\times10^{-4}$ | 46.05 |
| Autres gaz | Tracer les quantités | — |
| Aérosols, poussières, gaz | Très variable | — |

### I.3.2.1. Polluant primaire

Les polluants ou particules primaires sont directement émis par une source identifiable de pollution, tels que le monoxyde de carbone des gaz d'échappement de voitures, le dioxyde de soufre et les oxydes d'azote de l'industrie (G. Zhang et al. 2020; Koukouli et al. 2016; de Foy, Lu, and Streets 2016). D'un autre côté, les particules produites mécaniquement par l'érosion du sol ou l'éclatement de bulles à la surface de l'océan ont tendance à être assez grosses, tandis que celles émises par les sources de combustion sont généralement petites. Bien que la plupart

de la masse des particules primaires soit constituée de particules de diamètre supérieur à 1 µm, les particules sub-micrométriques de poussière minérale et de sel marin sont également des constituants importants des aérosols troposphériques. (Buseck and Schwartz 2003)**.** Les PM (ou « Particulate Matter » en anglais) sont des particules qui contiennent toutes les particules solides, liquides et gazeuses en suspension dans l'air, dont beaucoup sont nocives pour la santé humaine (Barakeh 2012). Le reste sur les types de PM sont fournies dans la section **I.3.3.**

### I.3.2.2. Polluant secondaire

Les polluants secondaires ne sont pas directement émis par des sources identifiables, mais plutôt formés dans l'air par des réactions chimiques impliquant des composés émis par des sources primaires, en particulier lors de conditions météorologiques spéciales. Ces polluants peuvent être générés soit par nucléation, formant de nouvelles particules, soit par addition de matière à des particules d'aérosol existantes. Ce processus peut se produire dans l'air clair ou dans des gouttelettes de nuages, qui renvoient ensuite les particules dans l'aérosol à l'air libre. La formation de particules secondaires est connue pour être responsable d'une grande partie des aérosols dans les régions affectées par les émissions anthropiques. Un exemple important de polluant secondaire est l'ozone troposphérique, qui est l'un des nombreux polluants secondaires responsables de la formation de smog photochimique. D'autres exemples de polluants secondaires comprennent les nitrates de peroxyacétyle (NPA) et les composés organiques volatils (COV) appelés "COV secondaires". (Barakeh, 2012 ; Buseck and Schwartz, 2003).

### I.3.3. Les particules atmosphériques (PMi)

Ce mélange complexe de matières, incluant des particules organiques et inorganiques, telles que la poussière, les éruptions volcaniques, la végétation (pollen), la suie, la fumée, les gouttelettes liquides et les incendies de forêts, est émis par diverses sources, notamment la combustion des combustibles fossiles (Barakeh 2012). Les particules varient en taille, composition et origine. Celles avec un diamètre inférieur à 10 micromètres (PM-10) sont dites "inhalables" car elles peuvent atteindre les poumons. Les particules fines, quant à elles, sont celles qui mesurent moins de 2,5 micromètres. Les effets sur la santé dépendent de la composition chimique des particules, incluant la présence de métaux toxiques tels que le plomb, ou de composés cancérogènes comme certains hydrocarbures aromatiques polycycliques (HAP). Les particules fines sont également liées à des troubles respiratoires et cardiovasculaires (Elichegaray et al. 2009).

### I.3.3.1. Classification des particules

Les particules présentes dans l'atmosphère, qui peuvent avoir une taille allant de quelques nanomètres à plusieurs micromètres, peuvent être classées en différentes catégories en fonction de leur mode de formation, de leur taille et de leur origine (Borgie 2016). Le tableau I-2 présente les différentes classifications de particules atmosphériques selon leur taille, ainsi que leurs définitions correspondantes.

**Tableau I.2 :** Classification des particules atmosphériques selon leur taille : dénominations et définitions correspondantes (Borgie 2016).

| Dénominations | Définitions |
|---|---|
| $PM_{10}$ | Grosses particules = particules atmosphériques ayant un diamètre aérodynamique inférieur ou égal à 10 μm. |
| $PM_{10-2,5}$ | Particules atmosphériques ayant un diamètre aérodynamique inférieur ou égal à 10 μm et supérieur à 2,5 μm. |
| $PM_{2,5}$ | Particules fines = particules atmosphériques ayant un diamètre aérodynamique inférieur ou égal à 2,5 μm. |
| $PM_{2,5-1}$ | Particules atmosphériques ayant un diamètre aérodynamique inférieur ou égal à 2,5 μm et supérieur à 0,1 μm. |
| $PM_1$ | Particules très fines = particules atmosphériques ayant un diamètre aérodynamique inférieur ou égal à 1,0 μm. |
| $PM_{0,1}$ | Particules ultrafines = particules atmosphériques ayant un diamètre aérodynamique inférieur ou égal à 0,1 μm. |

### I.3.3.2. Evolution des particules dans l'atmosphère

Les particules atmosphériques peuvent subir des changements en termes de taille, de quantité et de composition chimique depuis leur émission, en raison de divers processus physico-chimiques, ce qui signifie qu'elles n'ont pas une composition constante tout au long de leur durée de vie dans l'atmosphère (Borgie 2016).

### I.3.3.3. Composition des particules atmosphériques

La composition des particules présentes dans l'atmosphère est très hétérogène et varie en fonction de leurs sources d'émission (marines, crustales, biogènes, liées aux transports, à l'industrie, etc.), de leur évolution physico-chimique dans l'air ainsi que de leur taille. Les

espèces les plus courantes dans ces particules sont les ions sulfate, nitrate et ammonium, les éléments constitutifs de la croûte terrestre, les composés carbonés organiques et inorganiques, ainsi que la fraction biogénique et l'eau. En plus de ces composés, on peut également trouver des espèces à l'état de trace, telles que des métaux lourds. La fraction biologique des particules atmosphériques se compose de bactéries, de champignons, de virus et de pollen (Borgie 2016).

## I.4. L'influence des conditions météorologiques sur la concentration et la distribution des particules atmosphérique

La présence de particules atmosphériques est influencée par plusieurs facteurs, parmi lesquels les conditions météorologiques jouent un rôle crucial. La température, la vitesse du vent, l'humidité relative et la quantité de précipitations peuvent affecter significativement la concentration des particules dans l'air (Brągoszewska and Pastuszka 2018; Mouli, Mohan, and Reddy 2005; Wu et al., 2012)

### I.4.1. Influence de la vitesse du vent

La pollution atmosphérique dans les zones urbaines provient principalement de sources ponctuelles telles que les cheminées et autres dispositifs d'émission, de sources linéaires telles que les rues encombrées de voitures et de sources locales telles que les quartiers industriels. Le vent est le principal moyen de propagation de ces polluants (Xu 2014). Bien que les gens aient souvent l'impression que le vent est toujours accompagné de poussière, cela n'est vrai que lorsque le vent soulève la poussière du sol. Les aérosols individuels sont si petits que leurs gouttelettes s'adaptent rapidement au mouvement de l'air, ce qui signifie que la concentration de polluants dans l'air est directement proportionnelle à la quantité totale d'émissions et inversement proportionnelle à la vitesse moyenne du vent. (Lighthart and Mohr 1994). Par conséquent, si la vitesse du vent double, la concentration de polluants sous le vent sera réduite de moitié. Les recherches ont montré que le vent est en fait un facteur qui contribue à disperser les particules polluantes et à réduire leur concentration dans l'air (Xu 2014).

### I.4.2. Influence de la précipitation des pluies

Les précipitations sont largement influencées par les vents qui transportent de grandes masses d'air humide. Ainsi, la quantité de précipitations varie selon la topographie et les régimes des vents (Borgie 2016). Les études ne sont pas en mesure de distinguer les effets des processus microphysiques tels que le lessivage des effets du transport à grande échelle associé aux changements de masse d'air, qui peuvent survenir simultanément avec les précipitations. Par conséquent, il est difficile de conclure que les changements dans les concentrations de

particules en suspension (PM) sont uniquement dus au lessivage. L'effet de lessivage des précipitations semble être une cause probable des diminutions observées après des événements pluvieux (McMullen, Annesi-Maesano, and Renard 2021).

### I.4.3. Influence de l`humidité

En général, les poussières atmosphériques sont constituées de particules solides et liquides. Les particules fines font partie des poussières atmosphériques permanentes, mais sont appelées "noyaux de condensation". Ces noyaux de condensation peuvent être divisés en deux types : ceux qui absorbent facilement l'eau et peuvent être dissous par l'eau, tels que le NaCl et le sulfate, et ceux qui ne se dissolvent pas dans l'eau mais peuvent être mouillés par celle-ci, tels que les particules de sol, les particules de minerai et les particules de suie, appelées "noyaux de condensation hygroscopiques". L'humidité relative et l'humidité absolue ont toutes deux une influence sur la concentration de poussière atmosphérique, mais il n'y a pas de preuve pour déterminer laquelle est la plus influente. Cependant, selon certaines mesures, l'humidité relative semble avoir une plus grande influence sur la concentration de poussière atmosphérique que l'humidité absolue. Cela est possible car l'humidité relative augmente le nombre de noyaux de condensation et leur masse volumétrique, ce qui peut entraîner leur précipitation (Xu 2014).

### I.4.4. Influence de la température

Pendant la journée, l'instabilité de l'air est causée par les effets convectifs d'origine thermique et la turbulence mécanique, ce qui entraîne une bonne dispersion des particules dans l'air. En conséquence, on peut affirmer que l'augmentation de la température agit comme un mécanisme de dispersion des particules et conduit à une diminution de leur concentration (Michelot 2014).

## I.5. Impact des matières particulières atmosphériques

Au cours des dernières décennies, les zones métropolitaines ont connu une pollution atmosphérique fréquente causée par les aérosols, en raison de l'urbanisation et de l'industrialisation rapides (Gao et al., 2016). Cette pollution atmosphérique par les aérosols peut causer des effets néfastes sur la santé humaine, y compris une diminution de la visibilité (Cheng et al., 2011), une augmentation de la fréquence des maladies respiratoires et cardiovasculaires (Mauderly and Chow, 2008) et une influence sur le système climatique (Gao et al., 2016). Les études ont montré que les conditions météorologiques combinées aux émissions anthropiques sont les principaux facteurs qui affectent la pollution par les aérosols (B. Zheng et al., 2015 ; G. J. Zheng et al., 2015). Cependant, il est important de noter que les

concentrations élevées d'aérosols ont également des effets de rétroaction sur les facteurs météorologiques, ce qui peut aggraver la pollution atmosphérique et affecter davantage le climat mondial (Gao et al., 2016). Les rétroactions climatiques produites par la pollution par les aérosols ont également montré des variations saisonnières (Liu et al., 2013). Par conséquent, il est essentiel de comprendre comment la pollution par les aérosols affecte les facteurs météorologiques régionaux et comment cela peut influencer les caractéristiques physiques, chimiques et saisonnières de la pollution par les aérosols, ce qui est devenu une préoccupation environnementale urgente (H. Zhang et al., 2019).

### I.5.1. Impacts positifs

- ✓ Pollinisation par le vent

### I.5.2. Impacts négatifs

- ✓ Effets sur la santé humaine
  - ✓ Effet sur l`appareil respiratoire
  - ✓ Effets sur la grossesse
- ✓ Effets sur les animaux
- ✓ Effets sur les végétaux
- ✓ Effets sur le climat
- ✓ Effets sur la visibilité
- ✓ Effets sur l’économie
- ✓ Effets sur le tourisme

## I.6. Normes, législation et réglementation sur la qualité de l’air

La surveillance de la qualité de l'air est devenue essentielle en raison des risques pour la santé causée par les différents polluants atmosphériques. Cette surveillance est réalisée grâce à des approches expérimentales ou numériques, comme l'intelligence artificielle. Au niveau européen, des directives ont été mises en place pour la gestion de la qualité de l'air ambiant, basées sur la Directive Européenne 96/62/CE. Les normes et réglementations varient d'un pays à l'autre, avec des différences notables entre les normes algériennes, qui ne définissent pas de taille spécifique pour les particules fines en suspension, et les normes européennes qui se concentrent sur les PM-10 et PM-2.5. Au niveau mondial, l'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) a publié des lignes directrices pour la qualité de l'air.

## I.7. Techniques et prédiction par la méthode d'intelligence artificielle

### I.7.1. Réseaux des neurones artificiels (RNA)

Les réseaux de neurones artificiels (ARN) sont des modèles mathématiques inspirés de la structure et de la fonction des réseaux de neurones biologiques du cerveau. Ils sont capables d'apprendre une tâche en ajustant le poids des connexions entre les neurones artificiels. Les ARN sont devenus de plus en plus importants dans divers domaines et ont été utilisés avec succès dans une grande variété d'applications telles que la reconnaissance faciale, la robotique, les finances, la prévision météorologique et l'environnement, entre autres. Les neurones artificiels dans un ARN ont une structure et une fonction similaires à celles des neurones biologiques dans le cerveau, avec des ensembles de règles simples de multiplication, de sommation et d'activation. Les ARN sont pensés comme un outil puissant et polyvalent en intelligence artificielle, capable d'approximer n'importe quel mappage continu avec une précision arbitraire. En résumé, les ARN sont une méthode de modélisation mathématique pour imiter certaines fonctions du cerveau humain et peuvent expliquer comment une personne peut penser, parler, calculer et apprendre. (Benimam 2019; Kukreja et al. 2016; Krenker, Bešter, and Kos 2011).

### I.7.2. Modélisation des réseaux de neurones artificiels

Les réseaux de neurones peuvent être divisés en deux grandes catégories : les réseaux de neurones statiques et les réseaux de neurones dynamiques.

#### I.7.2.1. Réseaux de neurones multicouches statiques

Les réseaux de neurones statiques sont généralement structurés en couches de neurones, où chaque neurone dans une couche reçoit des entrées provenant des neurones de la couche précédente ou de l'entrée du réseau. Ces réseaux fonctionnent de manière unidirectionnelle, sans flux d'information, c'est-à-dire que l'information circule de l'entrée vers la sortie. Ils peuvent être utilisés pour résoudre des problèmes de classification ou d'approximation de fonctions complexes. Les réseaux de neurones statiques les plus couramment utilisés sont les réseaux multicouches (MLP), les réseaux modulaires et le modèle de Kohonen. L'architecture d'un MLP est organisée en canapés successifs, comprenant une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs canapés intermédiaires appelés canapés cachés. Chaque couche contient plusieurs neurones, et chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante, mais pas aux neurones de sa propre couche. Les sorties d'un neurone sont envoyées uniquement à des neurones situés dans des couches antérieures à la sienne. (Benimam 2019).

Un neurone ne peut envoyer son résultat qu'à un neurone situé dans une couche antérieure à la sienne figure I.4**.**

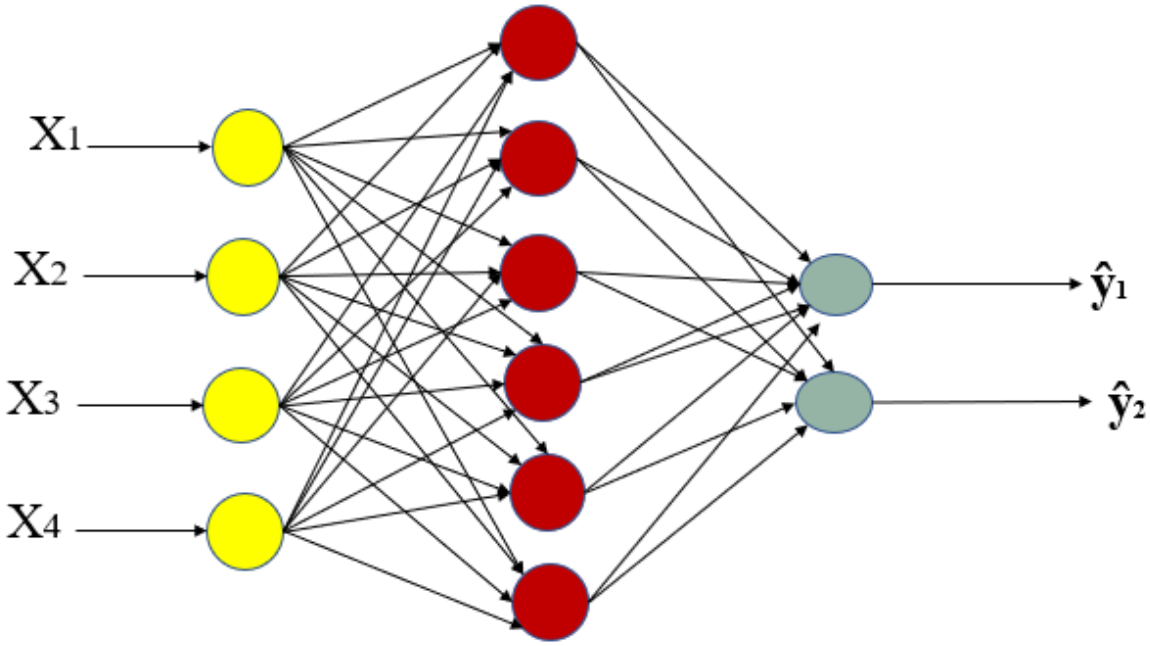



**Figure I.4 :** Réseau multicouche MLP.

### I.7.2.2. Réseaux de neurones dynamiques

Les réseaux récurrents, aussi connus sous le nom de réseaux dynamiques, sont structurés de manière à ce que chaque neurone reçoive une partie ou la totalité de l'état du réseau (c'est-à-dire la sortie des autres neurones) en plus des informations externes. Dans ces réseaux, l'influence entre les neurones fonctionne dans les deux sens, et l'état global du réseau dépend de ses états précédents. Les équations du neurone dans ce cas sont décrites par des équations différentielles ou aux différences. La structure interne de ces réseaux est utilisée pour l'identification et la commande de systèmes dynamiques (Benimam 2019).Les réseaux de neurones dynamiques les plus couramment utilisés sont les réseaux de neurones à temps de retard, les réseaux de neurones avec retour de sortie et le réseau de Hopfield .

### I.7.3. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage des réseaux de neurones consiste à modifier les poids synaptiques internes du réseau afin qu'il puisse réaliser certaines tâches. Cette modification est effectuée en utilisant un algorithme d'apprentissage paramétrique, qui permet d'améliorer les performances futures du réseau en se basant sur les expériences acquises. Plusieurs modes d'apprentissage peuvent être distingués en fonction du type d'exemple disponible pour le RNA. L'objectif des algorithmes d'apprentissage est de minimiser l'erreur de décision effectuée par le RNA en ajustant le poids à chaque présentation d'un vecteur d'entraînement. En somme,

l'apprentissage est la caractéristique principale des RNA et il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles. (Benimam 2019).

### I.7.4. Types des réseaux de neurone artificiels

Il est vrai que les algorithmes d'apprentissage peuvent être classés en trois catégories principales : l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage forcé ou imposé, et l'apprentissage supervisé.

1. L'apprentissage non supervisé se réfère à une catégorie d'algorithmes où l'ordinateur essaie de trouver des motifs et des structures dans les données sans aucune étiquette ou catégorisation préalable. L'objectif est de découvrir des relations significatives entre les différentes variables ou caractéristiques des données.
2. L'apprentissage forcé ou imposé, parfois appelé apprentissage semi-supervisé, est un type d'apprentissage où certaines parties des données sont étiquetées ou catégorisées, tandis que d'autres ne le sont pas. L'objectif de l'algorithme est de trouver des modèles dans les données qui permettent de catégoriser les parties non étiquetées de manière précise.
3. L'apprentissage supervisé est un type d'apprentissage où les données sont étiquetées ou catégorisées à l'avance. L'objectif de l'algorithme est d'apprendre à prédire les étiquettes ou catégories à partir des caractéristiques des données. C'est le type d'apprentissage le plus courant dans les applications d'apprentissage automatique telles que la reconnaissance d'image, la détection de spam, la recommandation de produits, etc.

#### I.7.4.1. Apprentissage non supervisé

L'entraînement consiste à utiliser des données locales à l'entrée pour permettre aux réseaux de neurones d'apprendre sans connaître la sortie souhaitée. Dans ce cas, le réseau organise de lui-même les entrées pour minimiser un critère de performance donné. Les informations d'entrée sont présentées au réseau, qui effectue une auto-organisation pour former des catégories internes. Ce type d'apprentissage est également appelé compétitif, car les unités du réseau sont en concurrence pour représenter le vecteur d'entrée (voir figure I.5).

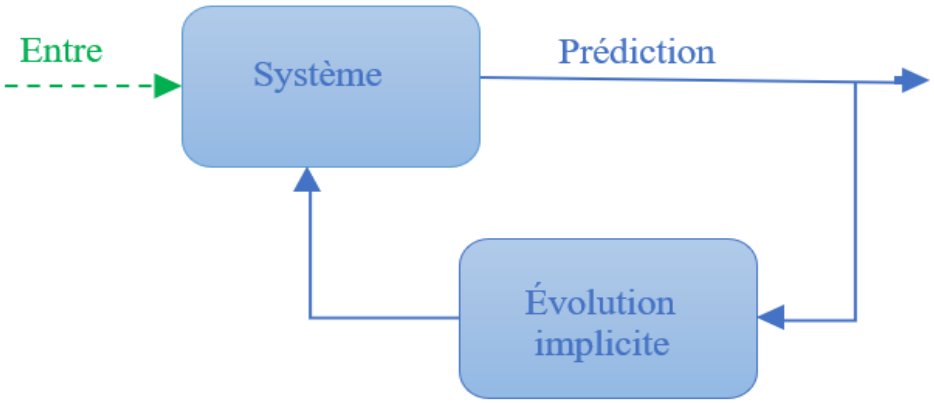



**Figure I.5 :** Apprentissage non supervisé.

### I.7.4.2. Apprentissage forcé ou imposé

Dans ce type d'apprentissage, le réseau est simplement informé si la sortie est correcte ou incorrecte, ce qui entraîne une variation sélective des poids de connexion (Benimam 2019).

### I.7.4.3. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est utilisé lorsque des exemples d'entrées et de sorties sont disponibles simultanément (c'est-à-dire les entrées et les sorties souhaitées correspondantes). L'objectif est alors de construire un modèle capable de prédire la valeur de sortie souhaitée à partir de l'entrée, et de fournir un signal d'erreur en cas d'erreur. En minimisant cette erreur, on optimise les paramètres internes du réseau, qui sont les poids synaptiques. Cette procédure est répétée jusqu'à ce qu'un critère de performance satisfaisant soit atteint (voir figure I.6).

Le réseau de neurones produit une ou plusieurs valeurs de sortie en fonction de la performance de traitement des valeurs d'entrée. Les résultats de ces calculs dépendent des poids attribués à chaque entrée, qui sont déterminés lors de la phase d'apprentissage. La rétropropagation est la méthode d'apprentissage supervisé la plus couramment utilisée pour entraîner des réseaux de neurones statiques. Une fois l'apprentissage terminé, le réseau de neurones est capable d'exécuter la tâche pour laquelle il a été conçu (Benimam 2019).

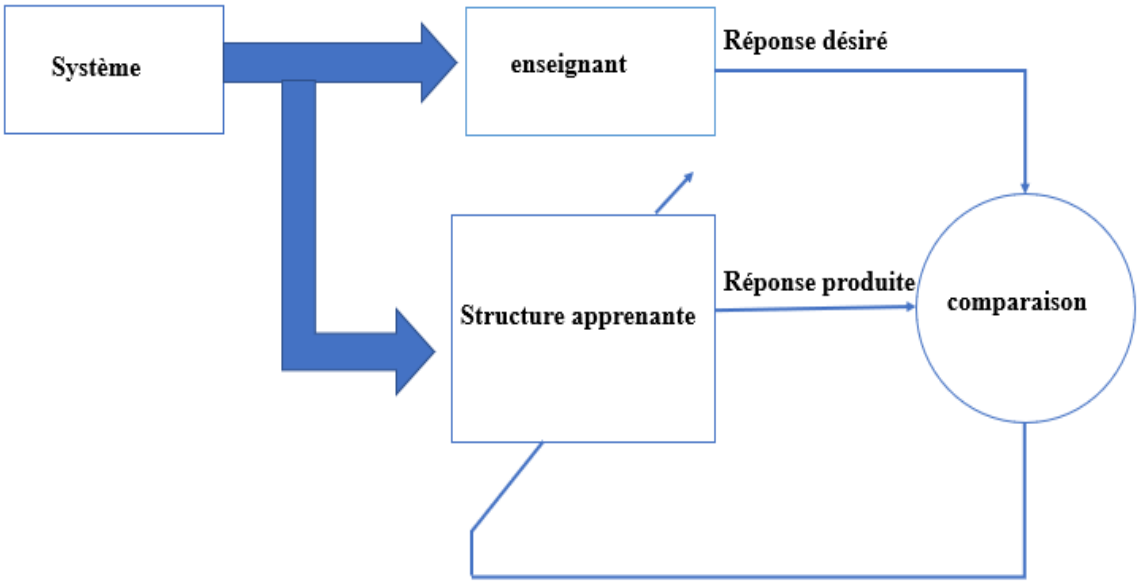



**Figure I.6 :** Apprentissage supervisé.

### I.7.5. Algorithme de la rétropropagation

La règle de rétropropagation est la méthode la plus couramment utilisée pour l'apprentissage supervisé des réseaux de neurones. Ce terme est utilisé pour décrire l'apprentissage du réseau de neurones MLP (Perceptron Multi-Couche) à l'aide de la descente de gradient appliquée à la fonction de somme des erreurs quadratiques, mais elle peut être utilisée pour toute architecture de fonction d 'action dérivable. Le principe de cet algorithme consiste à propager le signal de la couche d'entrée vers la couche de sortie (propagation avant), puis à calculer l'erreur entre les sorties requises et les sorties calculées par le réseau. Enfin, l'erreur est rétro-propagée de la sortie vers l'entrée pour ajuster les poids synaptiques du réseau. Le réseau multicouche est présenté dans la figure I.7.

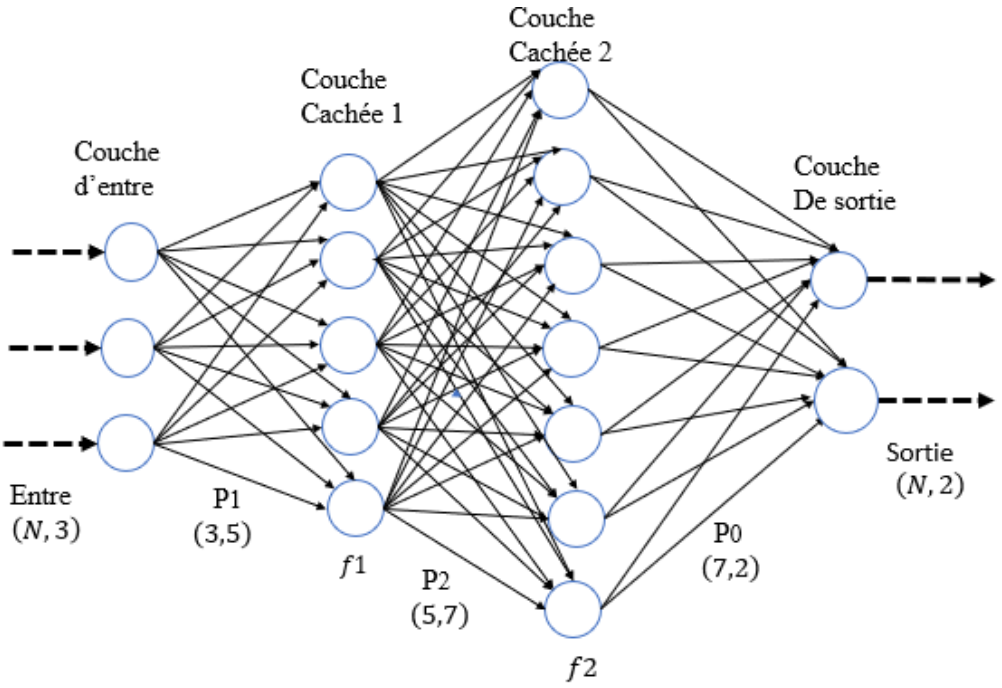



**Figure I.7 :** Réseau de neurones multicouche.

La somme pondérée peut être présentée dans la formule suivante (Eq. I.1) :

$$Neti = \sum_{j=0}^{N} Wij * Xj \qquad \text{(I.1)}$$

Tel que :

- *Xi :* l'état du neurone de la couche précédente.
- $Wij$ : le poids de la connexion reliant le neurone cible i au neurone émetteur *j*.
- *N* : le nombre de neurone dans la couche émettrice.

Les neurones auront à la sortie (Eq.I.2)

$$y_i = f(Neti) = \frac{1}{(1+exp(-Neti))} \qquad \text{(I.2)}$$

Où :

$f(Neti)$ : est la fonction sigmoïde

L'erreur quadratique est décrite par la formule suivante (Eq.I.3)

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N} (y_{i\,exp} - Y_{i\,cal})^2 \qquad \text{(I.3)}$$

Avec :

$Y_{i\,cal}$ *:* la sortie désirée.

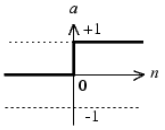
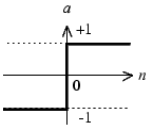
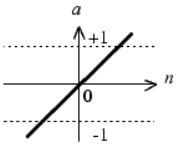
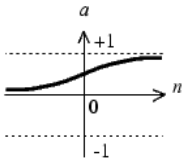
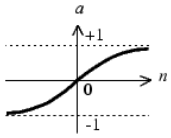
$Y_{i\,exp}$ *:* la sortie observée.

*N* : Nombres des données.

### I.7.6. Fonctions d'activation

La fonction d'activation est responsable de calculer la valeur de l'état de chaque neurone et de la transmettre aux neurones en aval. Elle introduit également une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone. Contrairement aux neurones biologiques, qui ont un état binaire, la plupart des fonctions de transfert utilisées dans les réseaux de neurones artificiels sont continués et offrent une infinité de valeurs comprises dans l'intervalle [0,1] ou [-1,1]. Il existe plusieurs formes possibles pour la fonction de transfert, et le tableau I.2 résume quelques-unes des fonctions de transfert utilisées dans le logiciel MATLAB®( Hagan, Demuth, and Beale 1995). Les fonctions de transfert typiques utilisées dans les réseaux de neurones artificiels sont la fonction linéaire, la fonction tangente hyperbolique et la fonction sigmoïde logarithmique, car elles sont continuées et différentiables à tous les points, ce qui est une exigence pour les algorithmes d'optimisation actuels. La fonction linéaire est plus adaptée pour les neurones de sortie, tandis que les fonctions sigmoïdes sont plus adaptées pour les neurones des couches cachées. (Benimam 2019).

**Tableau I.3.** Fonctions d`activation usuelles, a = f(t) (Si-Moussa 2010; Benimam 2019; Mohamed 2021).

| Nom de la fonction | Relation entré / sortie | Graphe de la fonction | Fonction MATLAB correspondante |
|---|---|---|---|
| Seuil | a=0 Si n < 0<br>a=1 Si n ≥ 0 |  | ***Hardlim*** |
| Seuil symétrique | $a = -1$ Si $n < 0$<br>$a = 1$ Si $n \geq 0$ |  | ***Hardlims*** |
| Linéaire | $a = n$ |  | ***Purelin*** |
| Logarithmique sigmoïde (Logistique) | $a = \frac{1}{1+e^{-n}}$ |  | ***Logsig*** |
| Tangente hyperbolique | $a = \frac{e^{+n}-e^{-n}}{e^{+n}+e^{-n}}$ |  | ***Tansig*** |

### I.7.7. Avantages et inconvénients des RNA

L'utilisation combinée de réseaux de neurones offre la possibilité de profiter à la fois des avantages et des inconvénients de la méthode des réseaux de neurones artificiels. Le tableau I.4 répertorie les avantages et les inconvénients les plus courants des réseaux de neurones artificiels.

**Tableau I.4.** Les avantages et les inconvénients des RNA (Benimam 2019).

| **Modélisation par les Réseaux de neurones artificiels** | |
|---|---|
| **Avantages** | **Inconvénients** |
| ✓ Le modèle mathématique non requis.<br>✓ Aucune connaissance basée sur les règles.<br>✓ Plusieurs algorithmes d'apprentissage sont disponibles. | ✓ Boite noire.<br>✓ L'adaptation aux environnements et le réapprentissage est souvent obligatoire. |

## I.8. Conclusion

De nombreuses études épidémiologiques ont établi un lien entre la pollution atmosphérique, en particulier les particules fines (PM-10 et PM-2.5), et l'augmentation des taux de mortalité et de morbidité dus à des problèmes respiratoires et cardiovasculaires. L'exposition aux PM-2.5 est associée à diverses pathologies respiratoires telles que la bronchite et l'asthme, ainsi qu'à des maladies cardiovasculaires et au cancer du poumon. Pour mesurer la qualité de l'air, des réseaux de stations de mesure sont utilisés, impliquant des analyseurs basés sur des techniques d'échantillonnage qui sont souvent coûteux et nécessitent des équipements complexes et lourds. En raison de sa situation géographique en Méditerranée, l'Algérie est soumise à plusieurs facteurs qui influencent la qualité de l'air, tels que les tempêtes de poussière en provenance du Sahara, les polluants provenant de l'Europe et les aérosols marins, ainsi qu'un faible taux de précipitations accompagné d'un rayonnement solaire intense. Les émissions de la circulation automobile sont une source importante de pollution, avec des émissions directes provenant de la combustion de combustibles fossiles et des émissions indirectes résultant de l'érosion des pneus et des plaquettes de freins, ainsi que de la remise en suspension de particules sur le sol en raison de la turbulence générée par les roues.

L'objectif de cette étude est d'évaluer la qualité de l'air dans un environnement urbain à travers un modèle mathématique prédictive afin de détecter les situations de danger potentiel. Étant donné que la phase expérimentale est coûteuse, la modélisation et la simulation sont utilisées pour prédire les concentrations de PMi, COVs et HAP en fonction des conditions physico-chimiques, en l'absence d'appareils de mesure, afin d'intervenir en temps voulu lors des épisodes critiques de pollution atmosphérique et d'éviter les impacts économiques et sanitaires néfastes pour la population. Il est important de noter que la pollution atmosphérique est souvent invisible, contrairement à la pollution de l'eau et de la terre.

## Références bibliographiques

Barakeh Z. 2012. “Suivi de Pollution Atmosphérique Par Système Multi-Capteurs - Méthode Mixte de Classification et de Détermination d ’ Un Indice de Pollution.” Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne.

Benimam H. 2019. “Contribution à La Modélisation Du Coefficient d’activité à Dilution Infinie Des Solutés Organiques et de l’eau Dans Les Liquides Ioniques.” Yahia Fares de Medea (Algerie)

Borgie M. 2016. “Étude Des Particules Fines et Ultrafines En Suspension Dans l ’ Air Au Liban : Caractérisation Physicochimique et Évaluation Des Effets Toxicologiques Sur Des Cellules Pulmonaires Humaines BEAS-2B.” l’Université du littoral côte d’opale et l’Université libanaise.

Brągoszewska E, Józef S. 2018. “Influence of Meteorological Factors on the Level and Characteristics of Culturable Bacteria in the Air in Gliwice, Upper Silesia (Poland).” Aerobiologia 34 (2): 241–55.

Brasseur G, Susan S. 1982. Aeronomy of the Middle Atmosphere. Reidel Pub. Paris.

Buseck P, Schwartz S. 2003. “Tropospheric Aerosols.” Treatise on Geochemistry 4: 99–142.

Chang K, Fu T, Ya L, Pay L. 2000. “Modeling of Long-Range Transport on Taiwan’s Acid Deposition under Different Weather Conditions.” Atmospheric Environment 34 (20): 3281–95.

Cheng S, Ling X, Xue Z, Li k, Xiao G, Yang Z, Wen W. 2011. “Size-Fractionated Water-Soluble Ions, Situ PH and Water Content in Aerosol on Hazy Days and the Influences on Visibility Impairment in Jinan, China.”

Elichegaray C., Bouallala A, Ba M. 2009. “État Et Évolution De La Pollution Atmosphérique.” Revue Des Maladies Respiratoires 26 (2): 191–206.

Fenger J. 2009. “Air Pollution in the Last 50 Years - From Local to Global.” Atmospheric Environment 43 (1): 13–22.

Foy B, Zifeng L, David S. 2016. “Satellite NO2 Retrievals Suggest China Has Exceeded Its NOx Reduction Goals from the Twelfth Five-Year Plan.” Scientific Reports , 6 (1): 1-9.

Gao M, Carmichael R, Wang Y, Saide P. E, Yu M, Xin J, Liu Z, and Wang, Z. 2016. “Modeling Study of the 2010 Regional Haze Event in the North China Plain.” Atmospheric Chemistry and Physics 16 (3): 1673–91.

Izhar S, Anubha G, Abhishek C, Tarun G. 2016. “Annual Trends in Occurrence of Submicron Particles in Ambient Air and Health Risk Posed by Particle Bound Metals.” Chemosphere 146:

582–90.

Jacobson Z. 2002. Atmospheric Pollution. Cambridge. New York.

Jin H, Miyoshi Y, Fujiwara H, Shinagawa H, Terada K, Terada N, Ishii M, Otsuka Y, Saito. A. 2011. "Vertical Connection from the Tropospheric Activities to the Ionospheric Longitudinal Structure Simulated by a New Earth's Whole Atmosphere-Ionosphere Coupled Model." Journal of Geophysical Research: Space Physics 116 (1): 1–9.

Koukouli E, Balis S, Ronald Johannes N, Theys P, Hedelt A, Richter N, Krotkov C-L, Taylor M. 2016. "Anthropogenic Sulphur Dioxide Load over China as Observed from Different Satellite Sensors." Atmospheric Environment 145: 45–59.

Lighthart B, Alan j. 1994. Atmospheric Microbial Aerosols. Edited by Bruce Lighthart and Alan Jeff Mohr. Chapman. Boston, MA: Springer US.

Liu X, Li J, Qu Y, Han T, Hou L, Gu J, Chen C.2013. "Formation and Evolution Mechanism of Regional Haze: A Case Study in the Megacity Beijing, China." Atmospheric Chemistry and Physics 13 (9): 4501–14.

Mauderly L, Judith C. 2008. Health Effects of Organic Aerosols. Inhalation Toxicology , 20(3): 257-288.

McMullen N, Isabella A, Jean B. 2021. "Impact of Rain Precipitation on Urban Atmospheric Particle Matter Measured at Three Locations in France between 2013 and 2019." Atmosphere 12 (6): 769.

Metcalfe S, Dick D. 2005. Atmospheric Pollution and Environmental Change. Oxford Uni. New York.

Michelot N. 2014. "L'influence Des Topoclimats Sur La Pollution de l ' Air Aux Particules Dans Le Sud-Ouest Des Alpes-Maritimes." Université de Nice Sophia-Antipolis.

Mohanakumar K. 2008. Stratosphere Troposphere Interactions. Springer. Cochin, India.

Monks P, Granier S, Fuzzi A, Stohl M, Williams H, Akimoto M-A. 2009. "Atmospheric Composition Change - Global and Regional Air Quality." Atmospheric Environment 43 (33): 5268–5350.

Mouli P. Chandra S. Venkata M, Jayarama Reddy S. 2005. "Assessment of Microbial (Bacteria) Concentrations of Ambient Air at Semi-Arid Urban Region: Influence of Meteorological Factors." Applied Ecology and Environmental Research 3 (2): 139–49.

Tang Z, Miao C, Jiali C, Jing J, Yufei Y, Zhiqiang N, Qifei H, Yanhua L. 2017. "Contamination and Health Risks of Heavy Metals in Street Dust from a Coal-Mining City in Eastern China." Ecotoxicology and Environmental Safety 138 : 83–91.

Tomasi C, Sandro F, Alexander K. 2016. Atmospheric Aerosols. Edited by Alexander Kokhanovsky. Wiley Seri.

Tsai P, Li H, Bing F, Ming Y, Yu C, Hui T. 2020. "Source and Health Risk Apportionment for PM2.5 Collected in Sha-Lu Area, Taiwan." Atmospheric Pollution Research 11 (5): 851–58.

Wu Y, Chang C, Ginger L, Chew P, Chung T, Jasmine C. 2012. "Meteorological Factors and Ambient Bacterial Levels in a Subtropical Urban Environment." International Journal of Biometeorology 56 (6): 1001–9.

Xu Z. 2014. Fundamentals of Air Cleaning Technology and Its Application in Cleanrooms. Fundamentals of Air Cleaning Technology and Its Application in Cleanrooms. Beijing, China: Springer Berlin Heidelberg.

Zhang G, Honghui X, Hongli W, Likun X, Jianjun H, Wanyun X, Bing Q. 2020. "Exploring the Inconsistent Variations in Atmospheric Primary and Secondary Pollutants during the 2016 G20 Summit in Hangzhou, China: Implications from Observations and Models." Atmospheric Chemistry and Physics 20 (9): 5391–5403.

Zhang H, Shuiyuan C, Jianbing L, Sen Y, Xiaoqi W. 2019. "Investigating the Aerosol Mass and Chemical Components Characteristics and Feedback Effects on the Meteorological Factors in the Beijing-Tianjin-Hebei Region, China." Environmental Pollution 244: 495–502.

Zheng B, Zhang Y, Zhang,K, He, K, Wang G, Zheng K, Duan Y, Kimoto T. 2015. "Heterogeneous Chemistry: A Mechanism Missing in Current Models to Explain Secondary Inorganic Aerosol Formation during the January 2013 Haze Episode in North China." Atmospheric Chemistry and Physics 15 (4): 2031–49.

Zheng J, Duan K, Su H, Ma Y, Cheng Y, Zheng B, Zhang Q. 2015. "Exploring the Severe Winter Haze in Beijing: The Impact of Synoptic Weather, Regional Transport and Heterogeneous Reactions." Atmospheric Chemistry and Physics 15 (6): 2969–83.

Hagan T, Demuth B, Beale M. 1995. "Neural Network Design." Boston Massachusetts PWS 2: 734. https://doi.org/10.1007/1-84628-303-5.

Krenker A, Janez B, Andrej K. 2011. "Introduction to the Artificial Neural Networks." InTech, 1–18.

Kukreja H, Bharath N, Siddesh C, Kuldeep S. 2016. "An Introduction to Artificial Neural Network." International Journal Of Advance Research And Innovative Ideas In Education 1 (5): 27–30.

Mohamed Roubehie fissa. 2021. "Estimation de Quelques Propriétés Physico-Chimiques Des Hydrocarbures En Fonction de Leurs Propriétés (RQSP) En Utilisant La Méthode de Réseaux de Neurone Artificiel (RNA)." Université 8 Mai 1945 Guelma.

Si-Moussa Chérif. 2010. “Modélisation Des Équilibres de Phases à Pressions Élevées Par Les Réseaux de Neurones Artificiels.” Alger, Ecole Nationale Polytechnique.

# CHAPITRE II

## MÉTHODOLOGIE RESULTATS ET DISCUSSIONS

## II.1. Introduction

Ce chapitre présente la méthodologie de travail de modélisation afin de prédire les niveaux de concentration de la pollution par les PMi. La modélisation des taux de concentration des PMi dans l'air ambiant a été effectuée par la méthode d'intelligence artificielle Réseau de Neurone Artificielle (RNA).

La description détaillée de la méthode RNA est présentée dans le présent chapitre.

## II.2. Modélisation numérique pour la prédiction des taux de (PM-1 ; PM-2.5 ; PM-4 ; PM-10 et PM-tot) en fonction des conditions météorologiques au niveau du Centre Hospitalo Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP)

Ces dernières années, les méthodes d'intelligence artificielle (IA) sont devenues un outil de calcul scientifique solide dans diverses disciplines scientifiques et d'ingénierie, transformant ainsi les industries et la vie quotidienne (Shen 2018). Dans cette contribution nous avons élaborer un modèle mathématique par les RNA pour prédire les taux de concentration de (PM-1 ; PM-2.5 ; PM-4 ; PM-10 et PM-tot) en fonction des conditions météorologiques avec une erreur tend vers 0 et un coefficient de détermination $R^2$ tend vers 1.

### II.2.1. Collection de la base de données

Afin d'améliorer la modélisation de la matière particulaire fine (PMi), nous avons employé des techniques d'intelligence artificielle pour créer des modèles prédictifs corrélés à des problèmes non linéaires (R. Li et al. 2016) pour le calcul des concentrations des PMi (PM-1, PM-2.5, PM-4, PM-10 et PM-Total) sur la base d'une variation des conditions météorologiques (CM). La température (notée T), l'humidité relative (Hr), la vitesse du vent (Vv), les précipitations cumulées (Pc), et le facteur de choix du PMi (Fc) ont été servis comme variables d'entrée et les concentrations de PM-1, PM-2.5, PM-4, PM-10 et PM-Tot ont été utilisés comme variables de sortie du modèle de prédiction. Nous construisons l'architecture de la base des données qui est l'épine dorsale de cette modélisation. La base des données utilisée dans la modélisation par les RNA indiquée au paravent est constituée de 445 valeurs expérimentales collectées du 01 février au 30 Avril 2019. Les concentrations des fractions conventionnelles (PM-10, PM-4, PM-2,5 et PM-1 et PM-Tot) et les conditions météorologiques (température, pression et l`humidité relative) ont été collecté au niveau du centre de développement des énergies renouvelable. Le reste des données d`entrées (vitesses de vent et la précipitation cumulée) ont été collectées auprès de l`Office National de la Météorologie (ONM). La base des données est réalisée par une matrice rectangulaire de dimension (445 ; 5) pour la gamme des entrées et (445 ; 1) pour la gamme de sortie, répartie de la façon suivante : 67% pour la phase d`apprentissage et 33% pour

la phase de test et de validation. L'expérience numérique a été réalisée (L.-L. Li et al. 2020) sur le système d'exploitation Microsoft Windows 10 et le logiciel MATLAB® R2019b. La configuration de l'ordinateur est spécifiquement décrite comme suit : (processeur Intel® Core™ i5-4210M, 2,6 GHz, 4 Go de RAM, 64 bits).

**II.2 .2. Modélisation par les Réseaux de Neurone Artificiel (RNA)**

La mesure expérimentale des concentrations de particules fines dans l'air, telles que les PMi, peut souvent être affectée par des facteurs mesurables tels que la température, la vitesse du vent, la quantité de précipitations et le taux d'humidité. Bien que les réseaux de neurones artificiels (RNA) fassent partie des modèles de type "boîte noire" qui représentent une relation empirique entre un ensemble d'entrées et de sorties (Kanungo et al. 2006), le choix des variables d'entrées et de sorties est décisif pour que le modèle neuronal se rapproche des modèles déterministes.

La première étape de la modélisation neuronale consiste à sélectionner et collecter des données sur lesquelles les méthodes d'intelligence artificielle vont s'entraîner. La deuxième étape consiste à choisir les variables d'entrée et de sortie et à prétraiter les données. La troisième étape implique la normalisation des données et la division de la base de données en trois phases distinctes : l'apprentissage, le test et la validation. La prochaine étape implique la sélection des paramètres du réseau de neurones, qui comprend le choix du type de réseau de neurones, le nombre de couches cachées et le nombre de neurones dans chaque couche cachée, la fonction de transfert, l'algorithme d'apprentissage et le nombre d'itérations. Ces paramètres vont permettre au réseau de neurones d'apprendre la relation entre les entrées et la sortie choisie à partir des données sélectionnées. La troisième étape consiste à entraîner, tester et valider le réseau de neurones sélectionné. Enfin, si nécessaire, les performances du réseau peuvent être comparées à celles d'autres types de modélisation.

**II.3.2. Méthodologie de calcul**

**II.3.2.1. Normalisation des données**

Les données sont réparties en six colonnes, correspondant respectivement aux :
{Température, Vitesse de vent, Humidité relative, Précipitation cumulée, Facteur de choix, [PMi]}.

Les valeurs numériques ont été normalisées afin d'améliorer l'optimisation. La normalisation se fait par ligne, chaque paramètre des entrées et de sorties ($x_i$) est normalisé ($x_{i\ normalisée}$) par l`équation (II.1) (Premnmx de MATLAB) suivante :

$$x_{i\ normalisée} = 2\ \frac{x_i - \min(x_i)}{\max(x_i) - \min(x_i)} - 1 \qquad \text{(II.1)}$$

### II.3.2.2. Dé-normalisation des données

Les valeurs numériques seront toutes dé-normalisées afin de représente ces valeurs à son état réel, chaque paramètre des entrées et de sorties ($x_{i\ normalisée}$) est transformé en ($x_i$) par l'équation (II.2) (Postmnmx sur MATLAB) :

$$x_i = \frac{(x_{i\,normalisée} + 1)(\max(\text{xi}) - min(x_i))}{2} + \min\ (\text{xi}) \qquad \text{(II.2)}$$

### II.3.2.3. Conception de réseau de neurone artificiel :

L'apprentissage supervisé est retenu dans cette étude, il consiste à fournir au réseau des jeux de données d'entrées (T, Vv, Hr, Pc et Fc) pour lesquels on connaît les réponses souhaitées ([PMi]). On construit alors un critère d'erreur en comparant la réponse de {[PMi]} prédite par le modèle de RNA à celle attendue {[PMi] expérimentale}.

L'utilisation d'un algorithme de correction des poids synaptiques permet de réduire l'erreur et d'améliorer la réponse du réseau de neurones. Pour appliquer cette technique, il est nécessaire de constituer une base d'apprentissage contenant l'ensemble des jeux de données et des sorties associées.

Il n'y a pas de règle stricte pour déterminer le nombre de couches cachées et de neurones dans chaque couche cachée d'un réseau de neurones de type MLP pour résoudre un problème donné. Cependant, il existe des limites imposées par des lois statistiques basées sur la règle heuristique selon laquelle le nombre de connexions entre les neurones, qui est directement lié au nombre de poids et de biais, ne doit jamais dépasser la taille de la matrice de données. Par conséquent, la stratégie d'essais et d'erreurs est souvent la plus raisonnable. Pour obtenir la meilleure structure neuronale, le modélisateur peut utiliser un programme Matlab pour optimiser la structure à travers des tests basés sur des formules d'erreur statistique en faisant varier le nombre de neurones dans chaque couche cachée. Dans cette étude, le nombre de neurone dans chaque couche cachée a été testé pour une et pour deux couches cachées avec différentes fonctions de transfert. Tandis que le nombre de neurones a été optimisé d'une manière systématique dans les deux choix précédents dans l'algorithme du RNA. Le nombre de neurones dans le cas d`une seule couche cachée a été varié entre 1 et 25, et pour les deux couches cachées : entre 1 et 25 neurones pour la première couche cachée et entre 1 et 25 neurones pour la deuxième couche cachée. Cependant, chaque architecture a été répété 500 fois afin d'éviter la convergence vers un minimum local. Le nombre optimal de neurones cachés est défini comme le nombre pour lequel la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) et le coût de généralisation sont minimaux. La figure II.1 représente l`organigramme de la méthodologie de calcule des concentrations des PMi (PM-1, PM-2.5, PM-4, PM-10 et PM-Tot) en utilisant les RNA.

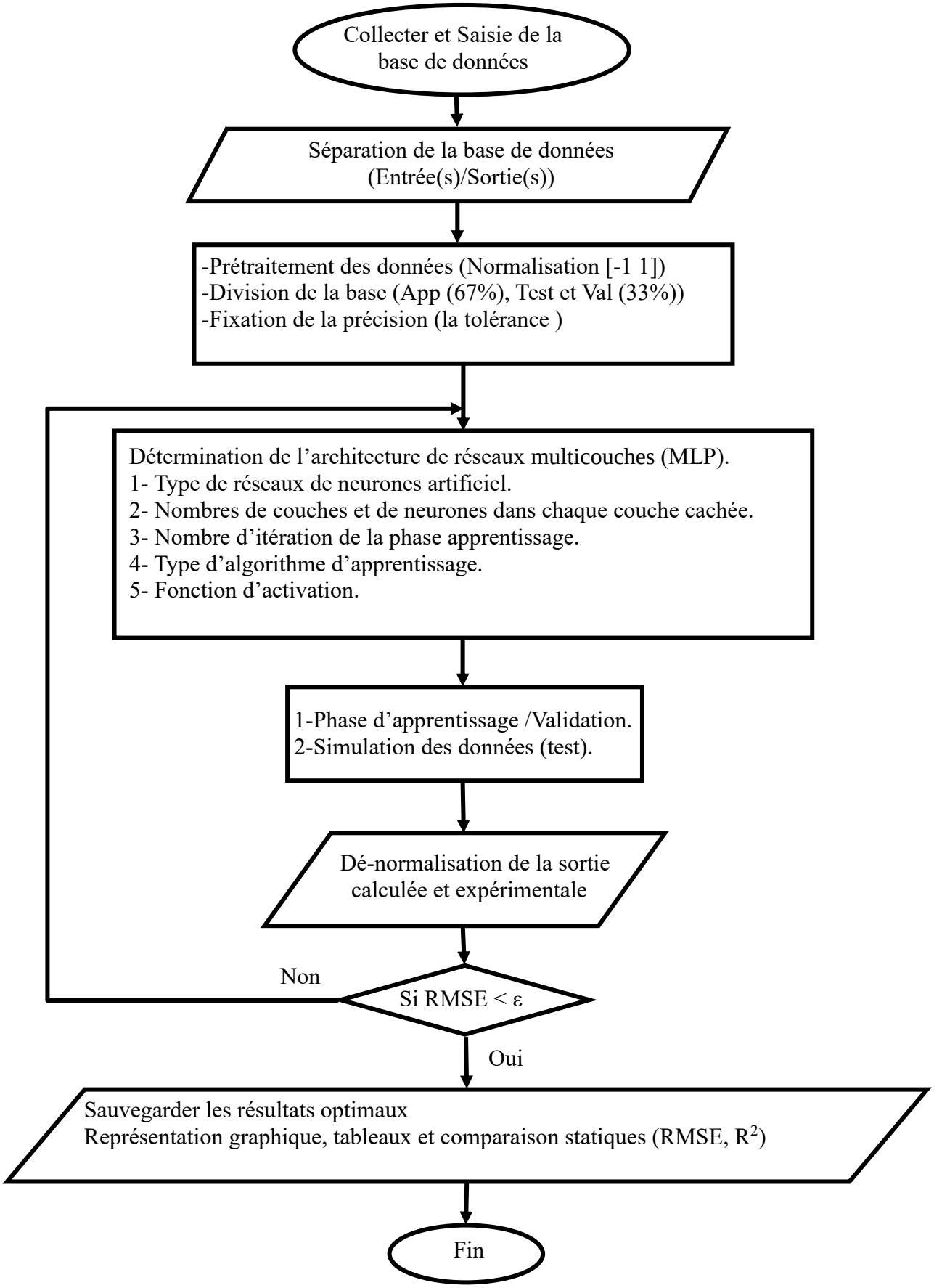



**Figure II.1** : Organigramme de la méthodologie de calcul du RNA.

Les neurones artificiels sont arrangés en couches, où la couche d'entrée reçoit des signaux d'entrée ($u_i$) du monde expérimental et chaque couche successive reçoit les sorties pondérées

($w_{j,i}$) de la couche précédente comme son entrée résultante ainsi en un RNA de type feedforward (cas de Multi-Layer Perceptron MLP), dans lequel chaque sortie d'une couche est alimentée en avant à la couche qui la succède où elle est traitée. Les sorties de la dernière couche constituent les sorties prédites par le modèle de RNA.

Dans un tel RNA de type feedforward un neurone, dans une couche cachée ou une couche de sortie, a deux taches : Il additionne le biais aux entrées pondérées de plusieurs connexions et applique ensuite une fonction d'activation (dite aussi fonction de transfert ou encore fonction de seuillage) à cette somme comme donnée par l'équation (II.3) (pour le neurone "j" de la première couche cachée.

$$z_j = f\left[\sum_{i=1}^{n} w_{j,i}.\, u_i + b_j\right], j = 1,2, \dots, m \qquad \text{(II.3)}$$

Ensuite, il propage la valeur résultante par les connexions partantes aux neurones de la couche suivante où elle subit le même processus de calcul donné par l'équation (II.4) :

$$v_k = f\left[\sum_{j=1}^{m} w_{j,k}\,.\, z_j + b_k\right], k = 1,2, \dots \dots, l \qquad \text{(II.4)}$$

En combinant des équations II.3 et II.4 on obtient la relation (équation II.5) entre la sortie $v_k$ et les entrées du RN :

$$v_k = f\left[\sum_{j=1}^{m} w_{j,k}.\, f\left[\sum_{i=1}^{n} w_{i,j}.\, u_i + b_j\right] + b_k\right] \qquad \text{(II.5)}$$

Enfin, il propage la valeur résultante par les connexions partantes aux neurones de la couche suivante où elle subit le même processus de calcul donné par l'équation II.6 :

$$u_p = f\left[\sum_{k=1}^{l} w_{k,p}.\, v_k + b_p\right], p = 1,2, \dots \dots, h \qquad \text{(II.6)}$$

En combinant des équations III.5 et III.6 on obtient la relation entre la sortie $u_p$ et les entrées du RN (Eq.II.7) :

$$u_p = f\left[\sum_{k=1}^{l} w_{k,p}.\, f\left[\sum_{j=1}^{m} w_{j,k}.\, f\left[\sum_{i=1}^{n} w_{i,j}.\, u_i + b_j\right] + b_k\right] + b_p\right] \qquad \text{(II.7)}$$

A la fin les meilleurs résultats en termes d'erreur sont sauvegardés.

### II.3.3. Critères de performances statistiques (Analyse et évaluation d'un modèle)

La précision et la fiabilité des modèles développés à partir de méthodes d'intelligence artificielle dépendent de diverses mesures statistiques. Dans le cadre de cette étude, l'évaluation des modèles proposés a été réalisée à l'aide de huit critères de performance statistique afin de tester leur capacité prédictive. Les indices d'évaluation couramment utilisés comprennent l'erreur quadratique moyenne (MSE), la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur quadratique moyenne normalisée (NRMSE), l'erreur moyenne absolue (MAE), l'erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE), l'erreur relative absolue (ERA), le coefficient de corrélation (R) et le coefficient de détermination ($R^2$), sont donnés par les équations (II.8) à

(II.15). (A. El bey et al., 2021a, 2021b; H. Bouzemlal et al., 2023; A. Ibrir et al., 2021a, 2021b; Abdellah Ibrir, 2022; Ibrir & Ouldkhaoua, 2017; Saïfour & Feddak, 2022; Moumen et al., 2023a, 2023b).

$$MSE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}(Y - Y_{cal})^2 \quad \text{(II.8)}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}(Y_{cal} - Y)^2} \quad \text{(II.9)}$$

$$NRMSE = \sqrt{\frac{n \sum_{i=1}^{n}(Y - Y_{cal})^2}{\left(\sum_{i=1}^{n} Y\right)^2}} \quad \text{(II.10)}$$

$$MAE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}|Y_{cal} - Y| \quad \text{(II.11)}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}\left(\frac{|Y - Y_{cal}|}{Y}\right) * 100 \quad \text{(II.12)}$$

$$ERA = \left|\sum_{i=1}^{n}\frac{Y - Y_{cal}}{|Y|}\right| \quad \text{(II.13)}$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}((Y - \bar{Y}) * (Y_{cal} - \bar{Y}_{cal}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y - \bar{Y})^2 * \sum_{i=1}^{n}(Y_{cal} - \bar{Y}_{cal})^2}} \quad \text{(II.14)}$$

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^{n}\left((Y - Y_{cal})^2\right)}{\sum_{i=1}^{n}((Y - \bar{Y})^2)}\right) \quad \text{(II.15)}$$

Où *Y* sont les données observées, $\bar{Y}$ est la moyenne arithmétique des données observées donnés par l'équation (II.16), $Y_{cal}$ sont les valeurs calculées, $\bar{Y}_{cal}$ est la moyenne arithmétique des données prédites donnés par l'équation (II.17) et "n" est le nombre des données.

$$\bar{Y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Y \quad \text{(II.16)}$$

$$\bar{Y}_{cal} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Y_{cal} \quad \text{(II.17)}$$

### III.4. Résultats et discussions

Dans le but d'améliorer de la performance la modélisation et la simulation pour la prédiction des concentrations des PM-10 et ses fractions (PM-4 ; PM-2.5 ; PM-1 et PM-Tot), le présent travail consiste à utilisée des techniques d'apprentissage de la machine basées sur l'intelligence artificielle telle que les RNA, pour développer des modèles corrélatifs et/ou prédictifs pour le calcul de la concentration des PMi en fonction des conditions météorologiques. À cet égard, les variables indépendantes sélectionnées comme entrées pour les modèles mathématiques sont : la température (T), la vitesse du vent (Vv), l`humidité relative (Hr), la précipitation cumulée (Pc) et le facteur de choix de PM (Fc).les mesures des concentrations de PM-1 ; PM-2.5 ; PM-4 ; PM-10 ; PM-Tot ainsi que le taux d`humidité et la température sont été collecter auprès du centre de développement des énergies renouvelable (CDER). Par contre, les données de la

vitesse du vent et la précipitation cumulée ont été collectées auprès de l`office National de la météorologie (ONM). Le nombre totales des données collectées est de 445 mesures.

## II.5. Modélisation par les méthodes d`intelligence artificiel (MATLAB)

### II.5.1. Analyse statistique des concentrations des polluants atmosphériques en PMi et les conditions météorologique

La modélisation de la quantité de l'air implique un processus complexe en raison de l'association entre les polluants atmosphériques (PMi) et les conditions météorologiques, qui entretiennent une relation complexe les uns avec les autres (Kurt and Oktay 2010; Bai et al. 2016) . Ainsi, il est essentiel de déterminer les données d'entrée (variables météorologiques) du modèle dès le départ. Pour ce faire, la méthode d'analyse de corrélation est utilisée afin de définir la structure des variables d'entrée, en évaluant les significations des relations entre deux ou plusieurs variables (Liu et al. 2014) . Les résultats de l'analyse de corrélation des variables d'entrée sont présentés dans la figure II. 2. Celle-ci indique qu'il n'existe pas une corrélation mutuelle. Par conséquent, les variables météorologiques sélectionnées sont la température, l'humidité relative, la précipitation cumulée, la vitesse du vent et le facteur de choix. Ces variables, ainsi que les conditions météorologiques, caractérisent l'évolution du contenu atmosphérique des particules PM-10 et de leurs fractions en utilisant des paramètres statistiques. Les statistiques descriptives sont utilisées pour quantifier ou résumer les caractéristiques des données, afin de mieux comprendre leur signification. Le tableau II.1 résume les concentrations moyennes quotidiennes, les valeurs extrêmes (maximum et minimum) et les variations statistiques descriptives des données relatives aux polluants atmosphériques et aux conditions météorologiques. La moyenne est une mesure statistique qui représente la tendance centrale des données. Les valeurs maximales et minimales indiquent l'amplitude de la série temporelle. La variance correspond à la moyenne des écarts quadratiques par rapport à la moyenne (Eq. II.18). Pour déterminer la variance, on calcule d'abord la différence entre chaque point et la moyenne ; ensuite, on met au carré et on divise la somme par N-1. L'écart type ou bien Standard Déviation (STD) est une mesure pour quantifier la quantité de variation ou de dispersion des valeurs de données (Eq. II.19), c`est aussi, une statistique qui examine à quelle distance de la moyenne se trouve un groupe de nombres, en utilisant la racine carrée de la variance. Un STD élevé montre que les points de données sont répartis sur une plage de valeurs plus large, Un STD faible indique que les points de données ont tendance à être proches de la moyenne de l'ensemble de données (Wang et al. 2017).

$$Variance = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{N-1} \qquad \text{(II.18)}$$

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{N-1}} \quad \text{(II.19)}$$

Ou $x_i$ est les valeurs expérimentales, $\bar{x}$ est la moyenne des données expérimentales et N représente la taille des données expérimentale.

**Tableau II.1 :** Description statistique de l'ensemble des données.

| Catégorie des variables | Variables | | Unité | Plages des variables (min - max) | Moyenne | STD | Variances |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| Les entrées | Température | | (°C) | 15.30- 27 | 19.26 | 3.44 | 12.45 |
| | Humidité relative | | % | 44- 83 | 69 | 0.07 | 0.009 |
| | Vitesse du vent | | (m / s) | 1.87 – 13.75 | 8.66 | 2.83 | 7.13 |
| | Précipitation | | (mm) | 0.01 – 26.47 | 1.22 | 3.87 | 10.84 |
| | Choix de Pmi | | (µm) | 0 – 10 | 3.47 | 3.55 | 12.60 |
| La sortie | PMi | PM-1 | (µg/m$^3$) | 1.94 - 22.17 | 7.84 | 4.31 | 18.59 |
| | | PM-2.5 | (µg/m$^3$) | 3.03 – 23.73 | 10.11 | 4.18 | 17.53 |
| | | PM-4 | (µg/m$^3$) | 6.60 – 38.87 | 18.71 | 6.86 | 47.28 |
| | | PM-10 | (µg/m$^3$) | 8.93 – 55.73 | 28.72 | 10.27 | 105.52 |
| | | PM-Tot | (µg/m$^3$) | 12.05 – 76.53 | 40.69 | 15.28 | 233.79 |

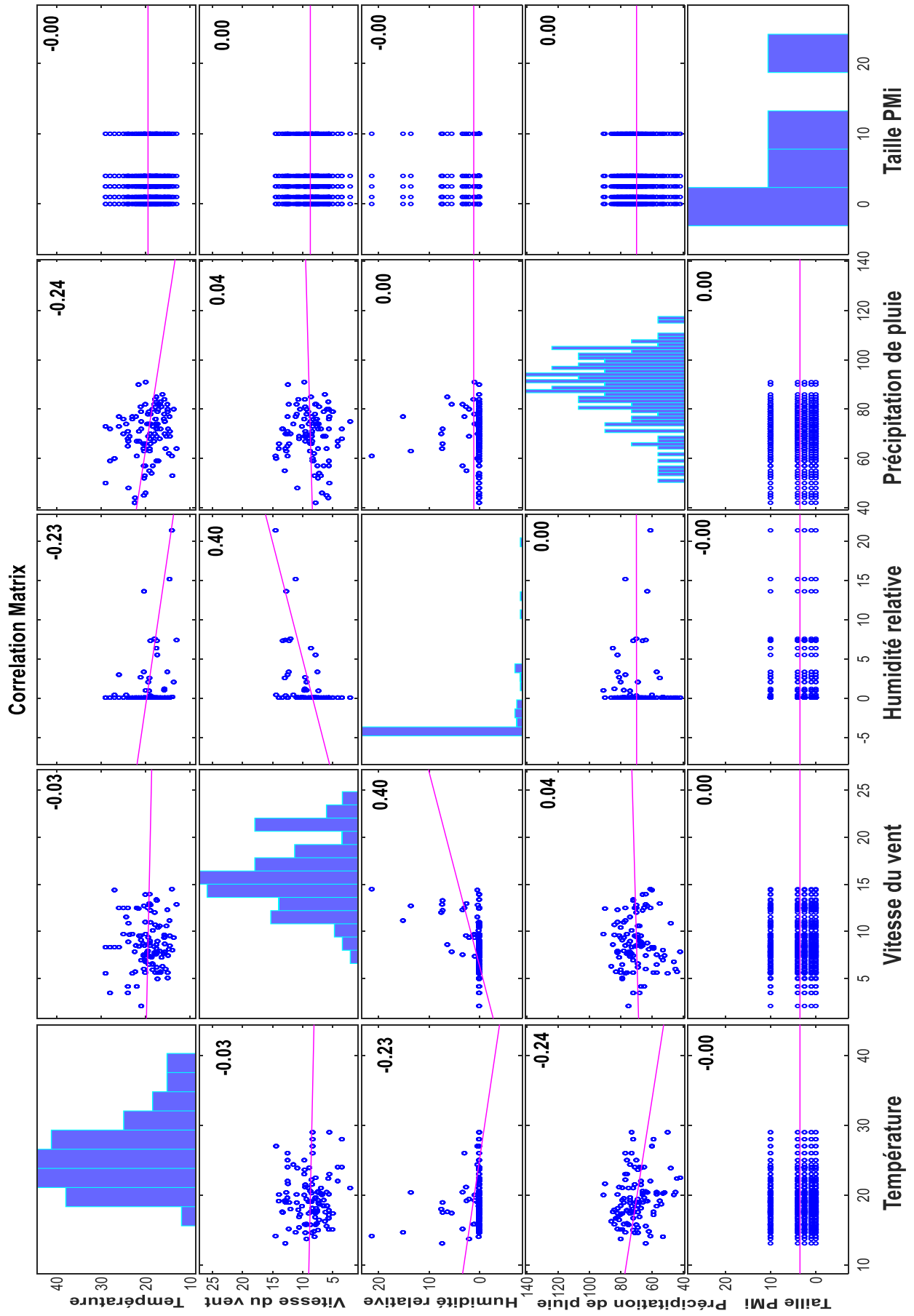



**Figure II.2 :** Analyse de corrélation des données d'entrée.

### II.5.2. Prédiction des concentrations de PM-1, PM-2.5, PM-4, PM-10 et PM-Tot à l'aide des réseaux de neurone artificiel (RNA)

Dans notre étude, nous utilisons la méthode du réseau neuronal artificiel (RNA) en utilisant le logiciel MATLAB® pour prédire les concentrations de PM-10 et de ses fractions en fonction des conditions météorologiques. L'optimisation de l'architecture du RNA vise à déterminer les meilleures configurations de réseau, notamment le nombre de couches, le nombre de neurones par couche, l'algorithme d'apprentissage et les fonctions d'activation appropriées (Reynel-Avila et al. 2015).

#### II.5.2.1. Choix des paramètres de RNA

Le réseau de neurones de type feedforward (FFNN) du programme de langage de calcul scientifique MATLAB®.

Nous avons programmé le RNA avec une couche cachée et deux couches cachées, après une comparaison entre les erreurs de chaque structure on a choisi de travailler avec deux couches cachées et la fonction **newff,** qui correspond au RN de type FFNN, avec l'algorithme d'apprentissage de Levenberg- Marquardt (la fonction **trainlm** de MATLAB®), la fonction log-sigmoïde (fonction **tansig** de MATLAB®) pour la couche cachée et la fonction linéaire (fonction **purelin** de MATLAB®) pour la couche de sortie.

La structure du RNA optimisé (RNAO) pour la prédiction des taux de concentration des PMi est résumée dans le tableau II.2.

**Tableau II.2 :** Structure du RNA optimisé.

<table>
<tr><th rowspan="2">Type du réseau</th><th rowspan="2">Algorithme d'apprentissage</th><th>Couche Entrée</th><th colspan="3">Couche Cachée</th><th rowspan="2">Couche Sortie</th></tr>
<tr><th>Nb. De neurones</th><th>Paramétrés</th><th>Couche Cachée 1</th><th>Couche Cachée 2</th></tr>
<tr><td rowspan="3">FFNN-BP (Fonction newff de MATLAB)</td><td rowspan="3">Levenberg-Marquardt. (Fonction trainlm de MATLAB)</td><td rowspan="2">5</td><td>Nb. de neurones</td><td>14</td><td>3</td><td>1</td></tr>
<tr><td>Fonction d'activation</td><td>(Fonction logsig de MATLAB).</td><td>(Fonction logsig de MATLAB).</td><td>(Fonction purelin de MATLAB).</td></tr>
</table>

### II.5.2.2. Concept du réseau de neurones de type feedforward (MLP)

Les neurones artificiels sont arrangés en couches, où la couche d'entrée reçoit des signaux d'entrée ($u_i$) du monde réel et chaque couche successive reçoit les sorties pondérées ($w_{i,j}$) de la couche précédente. Les sorties de la dernière couche constituent les sorties au monde réel. Le schéma du RNA de type "MLP" à rétropropagation est utilisé pour modéliser la concentration des PMi est représentée sur la Figure II. 3.

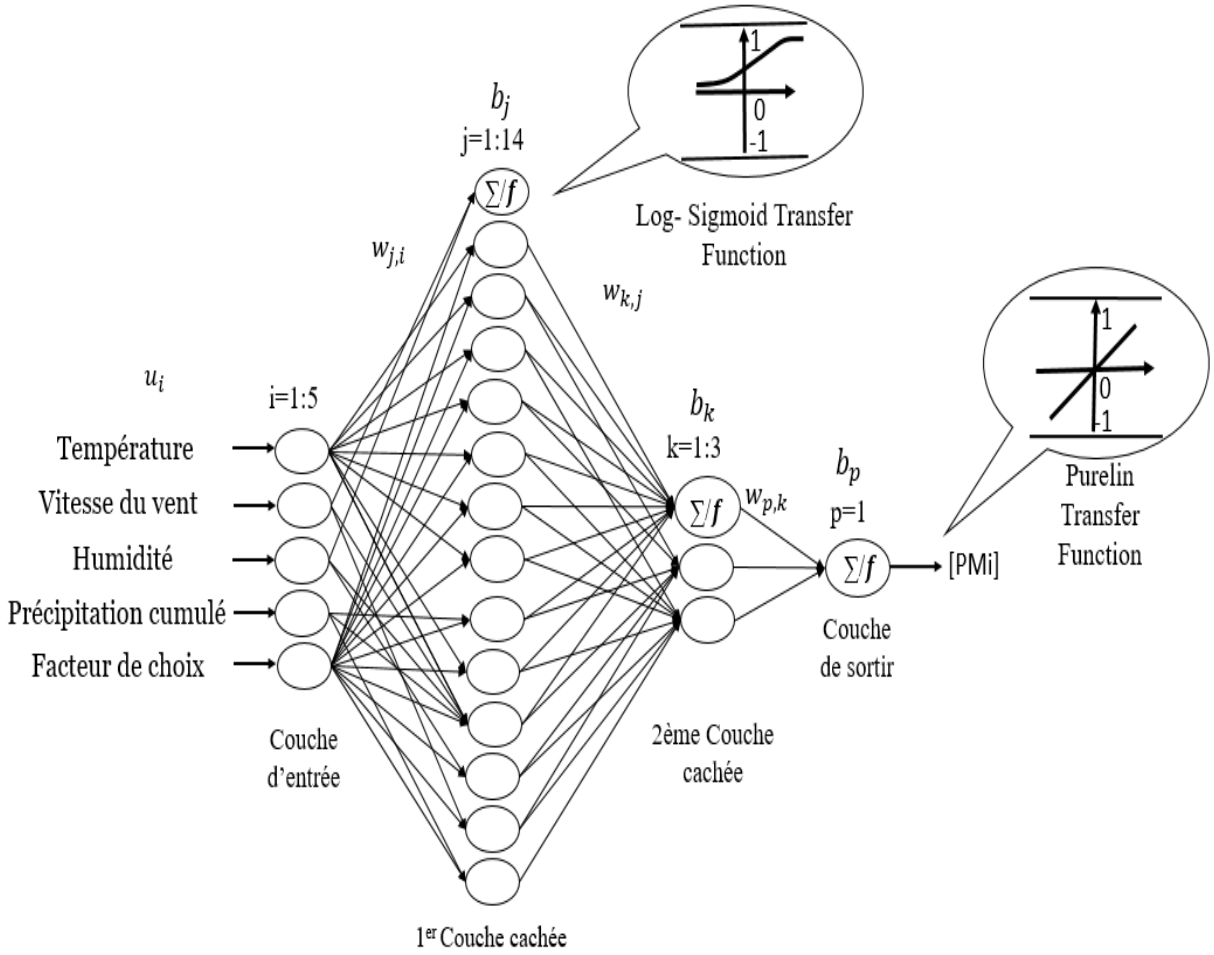



**Figure II.3 :** Réseau de neurones artificiels de type MLP.

La figure II.4 représente la différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée.

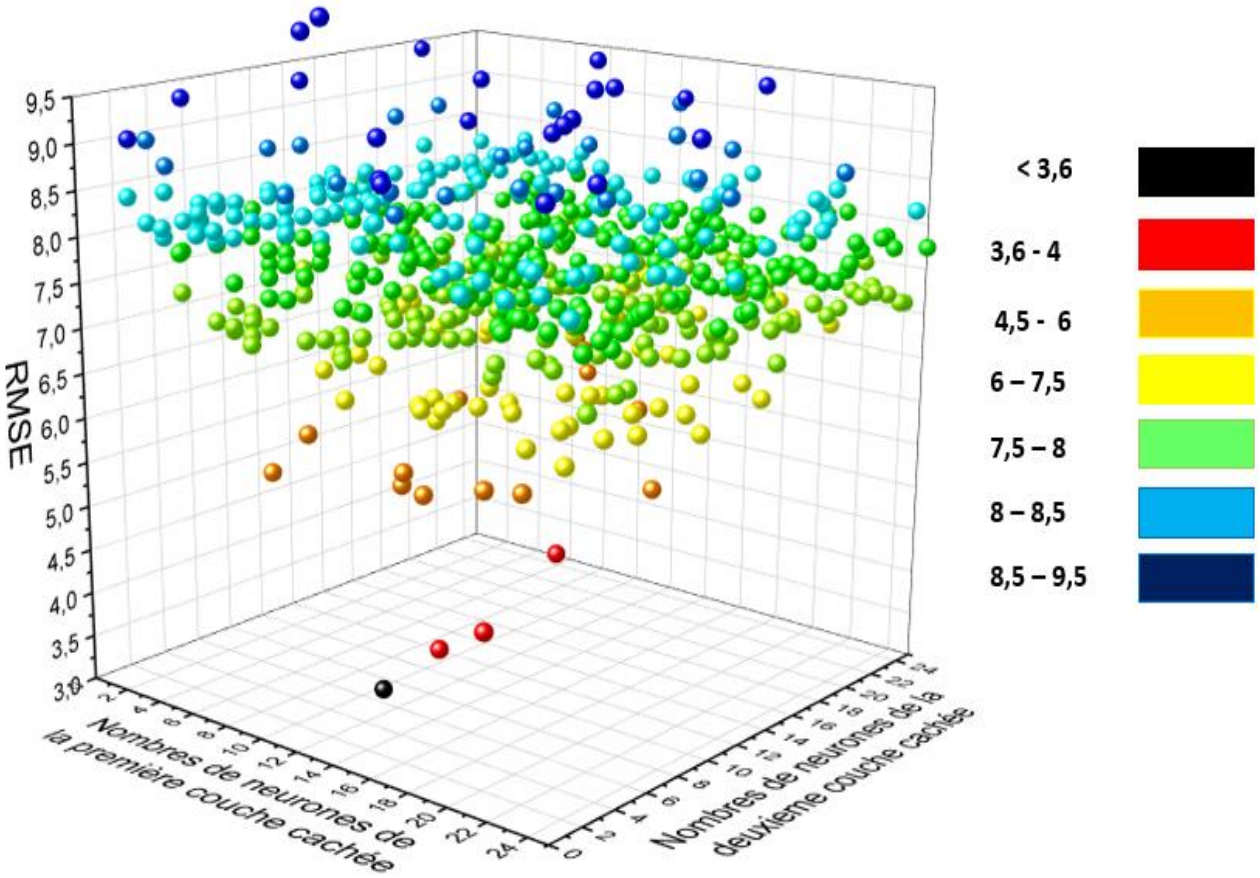



**Figure II.4 :** la différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée.

Les tableaux de II.3 a II.5 récapitulent les poids et les biais des deux couches cachées et de la couche de sortie du réseau de neurones optimisée.

**Tableau II.3 :** Modèle de réseau de neurones établi {(Couche entrée –1ére couche cachée)}.

| **Connexion [couche entrée – 1ére couche cachée]** | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|
| **Matrice des poids** | | | | | **Matrice des poids** |
| $W_{i,1}$ | $W_{i,1}$ | $W_{i,1}$ | $W_{i,1}$ | $W_{i,1}$ | $W_{i,1}$ |
| -2.8629 | -2.8629 | -2.8629 | -2.8629 | -2.8629 | -2.8629 |
| -6.6044 | -6.6044 | -6.6044 | -6.6044 | -6.6044 | -6.6044 |
| -12.2913 | -12.2913 | -12.2913 | -12.2913 | -12.2913 | -12.2913 |
| 7.0232 | 7.0232 | 7.0232 | 7.0232 | 7.0232 | 7.0232 |
| -21.7888 | -21.7888 | -21.7888 | -21.7888 | -21.7888 | -21.7888 |
| 13.4583 | 13.4583 | 13.4583 | 13.4583 | 13.4583 | 13.4583 |
| -4.4208 | -4.4208 | -4.4208 | -4.4208 | -4.4208 | -4.4208 |
| 3.5788 | 3.5788 | 3.5788 | 3.5788 | 3.5788 | 3.5788 |
| 0.0659 | 0.0659 | 0.0659 | 0.0659 | 0.0659 | 0.0659 |
| 25.8783 | 25.8783 | 25.8783 | 25.8783 | 25.8783 | 25.8783 |
| -27.8391 | -27.8391 | -27.8391 | -27.8391 | -27.8391 | -27.8391 |
| -1.2507 | -1.2507 | -1.2507 | -1.2507 | -1.2507 | -1.2507 |
| -5.8948 | -5.8948 | -5.8948 | -5.8948 | -5.8948 | -5.8948 |
| -0.0743 | -0.0743 | -0.0743 | -0.0743 | -0.0743 | -0.0743 |

**Tableau II.4 :** Modèle de réseau de neurones établi {[1ère Couche cachée - 2ème Couche cachée]}.

| **Connexion [1ère couche cachée – 2ème couche cachée]** | | | | | | | | |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| **Poids** | 1 | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| $W_{j,1}$ | -23.3010 | 3.0640 | -35.3018 | -54.4167 | -9.7400 | 0.4247 | -18.3712 | -17.1553 |
| $W_{j,2}$ | 15.2875 | 14.7165 | 47.8483 | 15.6418 | 20.6442 | 17.1065 | -39.0922 | -53.4153 |
| $W_{j,3}$ | -11.2098 | -19.9911 | 34.5940 | 80.3312 | -10.1227 | 160.1047 | -22.7207 | -21.6113 |

| **Matrice des poids** | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | **Vecteur des biais ($b_k$)** |
|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $W_{j,1}$ | 37.7078 | -1.6968 | 10.9300 | 0.2181 | 2.0831 | 26.6819 | 51.5742 |
| $W_{j,2}$ | -33.7343 | -5.7538 | -12.3864 | -33.2612 | -7.8979 | -25.1376 | 9.3572 |
| $W_{j,3}$ | 37.8546 | -1.9985 | 11.8687 | -1.3599 | 12.8800 | 26.7287 | -1.1361 |

**Tableau II.5 :** Modèle de réseau de neurones établi

{[2ème Couche cachée – couche sortie]}.

| Poids | 1 | 2 | 3 | Vecteur des biais ($b_p$) |
|---|---|---|---|---|
| $W_{m,1}$ | -67.2467 | 4.2696 | 66.8358 | -0.5709 |

### II.5.2.3. Interprétation des résultats

Les résultats de performances du modèle du réseau de neurones établies pour les phases d'apprentissage, test, validation et globale (Apprentissage + Test + Validation) pour la prédiction des taux de concentration des PMi sont présentés sur les figures de II. 5 a II. 8 montre bien que la majorité des points sont situés sur la première bissectrice avec un coefficient de détermination approchant l'idéal [α (pente), β (ordonnée à l'origine), R (Coefficient de détermination)] = [0.97, 0.98, 0.71] $_{Globale}$. Ce qui confirme la robustesse de modèle du RNA.

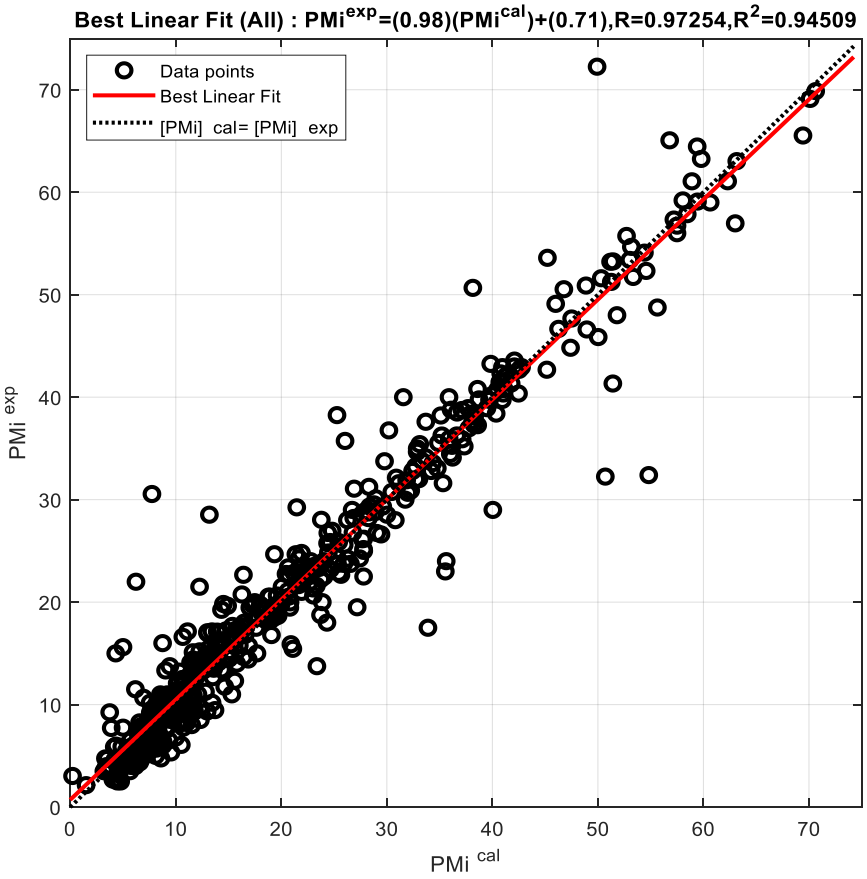



**Figure II. 5 :** Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAo par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale.

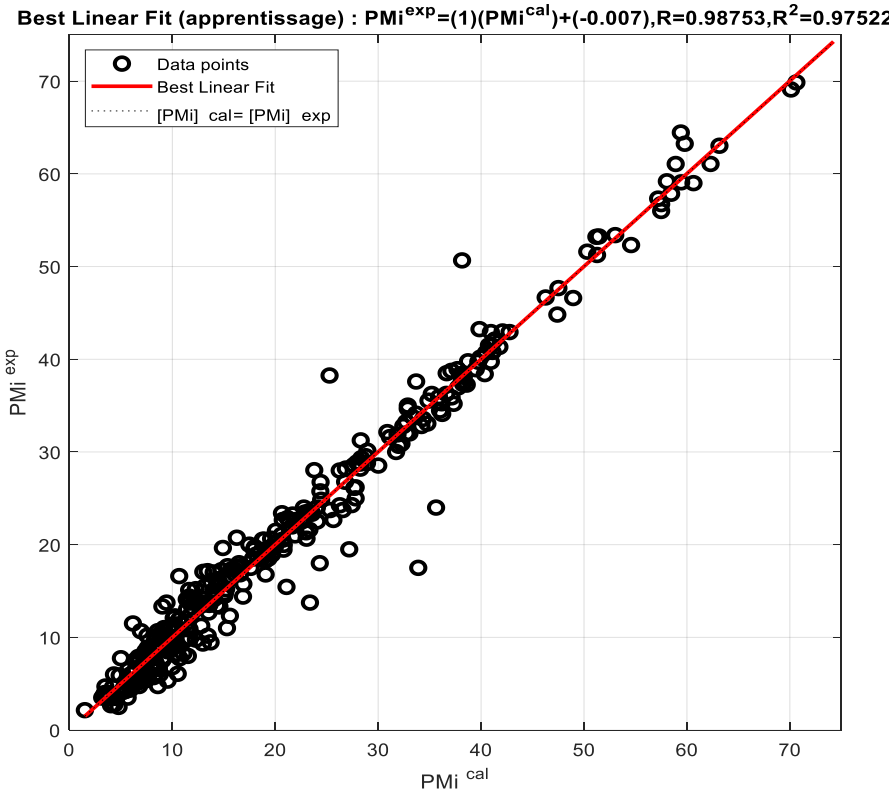



**Figure II.6 :** Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAo par rapport aux données expérimentales pour la base de données de la phase d`apprentissage.

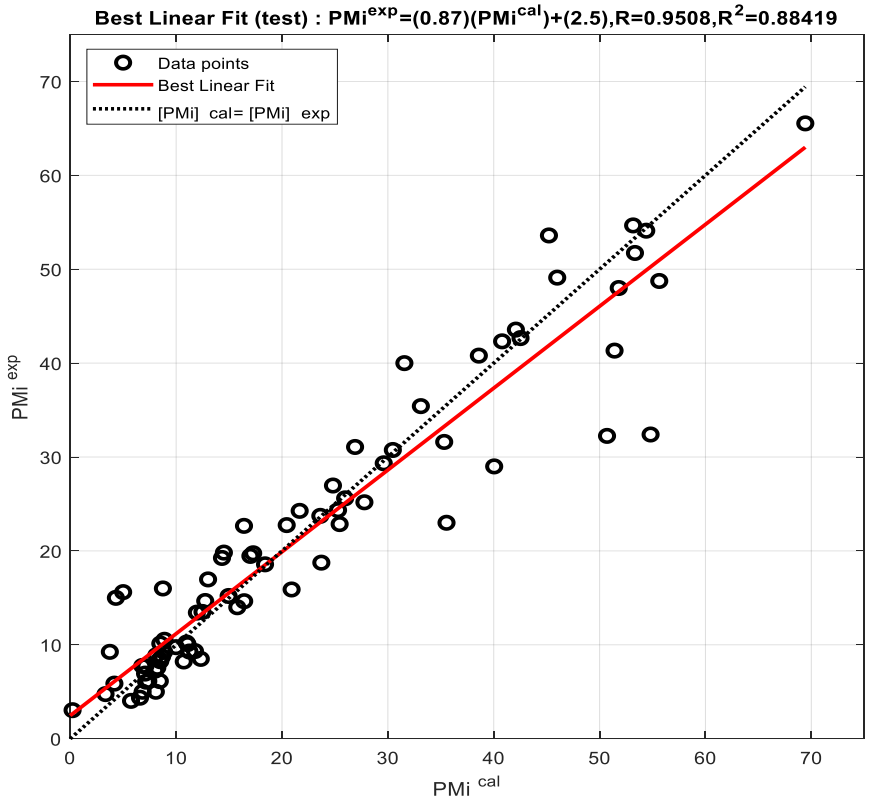



**Figure II.7 :** Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAo par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test.

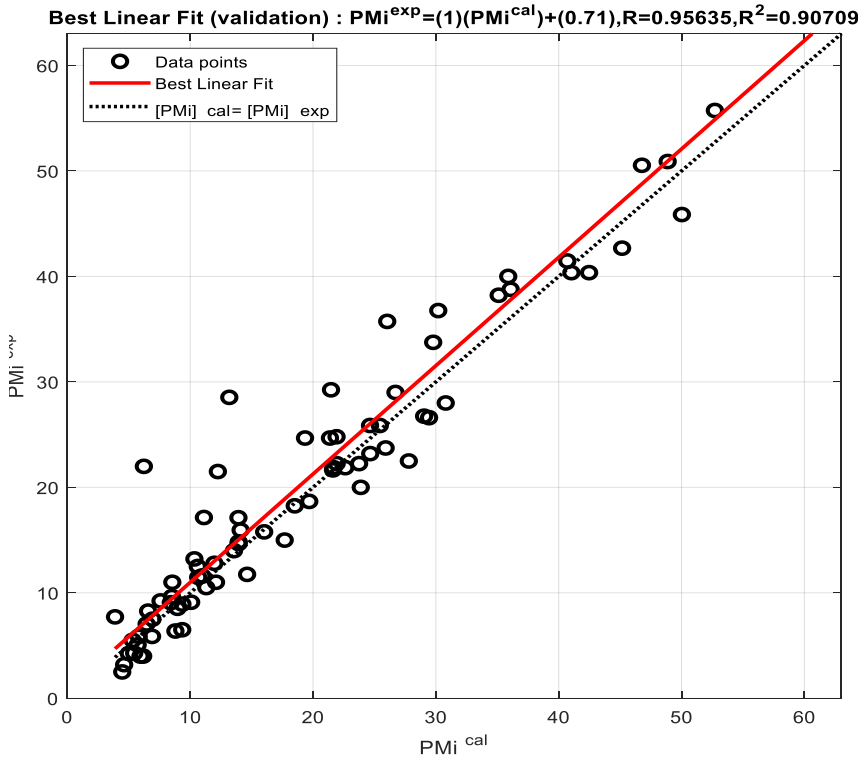



**Figure II.8 :** Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAo par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de validation.

Pour analyser plus précisément les performances du RNA, l`ensemble des erreurs : MSE ; RMSE ; NRMSE ; MAE ; MAPE ; ERA et $R^2$ sont calculée pour les valeurs prédîtes des concentrations des PMi. Les résultats de calcul sont indiqués dans le tableau II.6. Le RNA montre d'une part la prédiction de calcul des concentrations des PMi, et d'autre part la robustesse du modèle neuronal.

**Tableau II.6 :** Résultats des paramètres statistiques du modèle RNAo développé dans ce travail.

| Type d'erreur | Phase (App) | Phase (Test) | Phase (Val) | Phase (All) |
|---|---|---|---|---|
| **MSE** | 0.0033 | 5.4166 | 9.4396 | 2.3692 |
| **RMSE** | 0.0575 | 2.3274 | 5.3772 | 3.5950 |
| **NRMSE** | 0.0027 | 0.1109 | 0.5255 | 0.2215 |
| **MAE** | 1.5792 | 3.3174 | 2.9145 | 2.1232 |
| **MAPE** | 12.3028 | 22.2169 | 16.1356 | 14.6696 |
| **ERA** | 9.8765 | 1.1314 | 0.8536 | 7.1448 |
| **α** | 1 | 0.87 | 1 | 0.98 |
| **β** | -0.007 | 2.5 | 0.71 | 0.71 |
| **R** | 0.98 | 0.95 | 0.95 | 0.97 |
| **$R^2$** | 0.97 | 0.88 | 0.90 | 0.94 |

### II.5.3. Interface graphique d'utilisateur du meilleur modèle

Dans le but de simplifier la complexité du modèle mathématique élaboré dans cette étude, nous avons développé une interface graphique, également connue sous le nom d'interface utilisateur. Cette interface graphique vise à améliorer l'expérience d`utilisateur du modèle RNA développé (figure II.9).

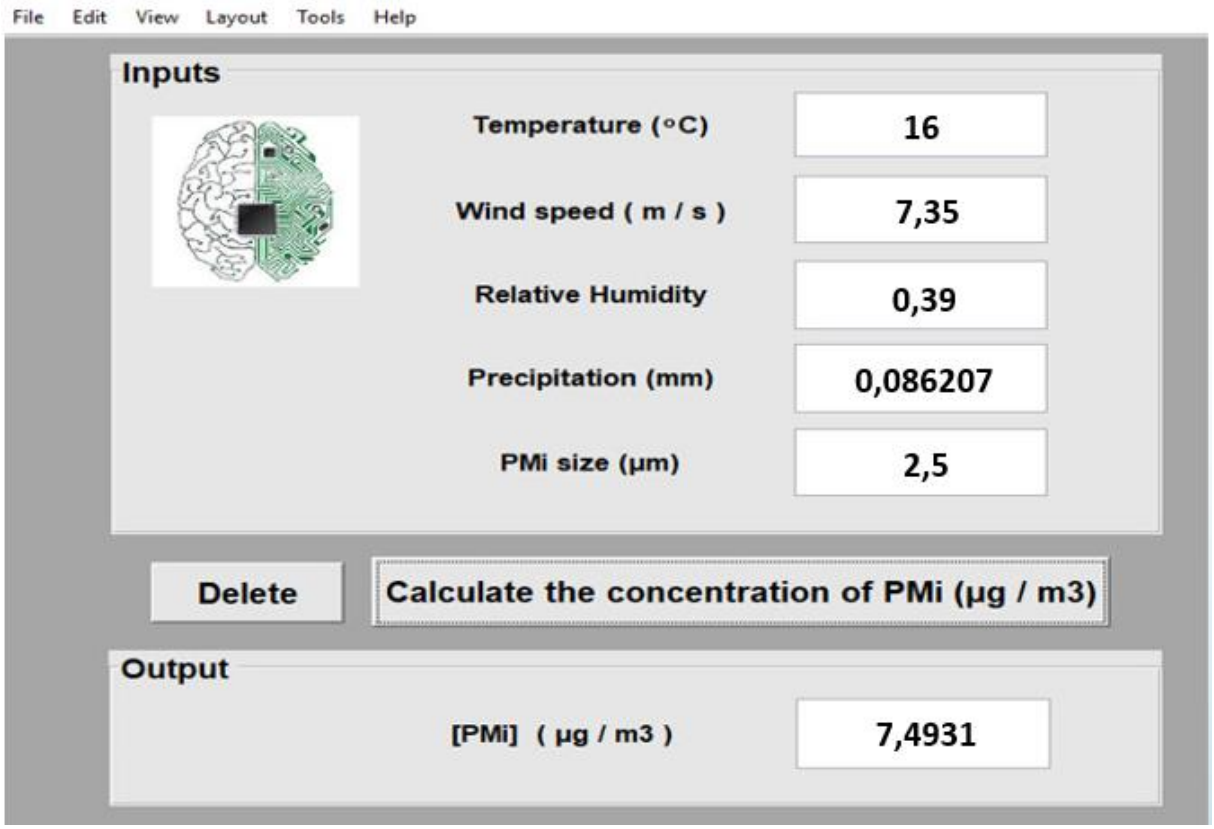



**Figure II.9 :** L'interface graphique du modèle RNAo.

### II.6. Conclusion

Ce travail de mémoire a pour but de modéliser les taux de concentration des PMi dans un milieu urbain.

Pour cela, une base de données sur la variation des taux de concentrations des PMi a été collectée afin d`élaborer un modèle mathématique corrélatif /prédictif des taux de concentrations des PMi en fonction des conditions météorologiques. Les résultats obtenus montrent que le modèle établi a de bonnes performances prédictives, avec un coefficient de corrélation R = 0.97 et la racine de l'erreur quadratique moyenne RMSE = 3.595.

## Références bibliographiques

El bey, M., Laidi, M., Yettou, A., Hanini, S., Ibrir, A., Hentabli, M., Ouldkhaouaa, H. (2021a). Practical Artificial Neural Network Tool for Predicting the Competitive Adsorption of Dyes on Gemini Polymeric Nanoarchitecture. *Journal of Chemists and Chemical Engineers*, *70*(9–10), 481–488.

El bey, M., Laidi, M., Yettou, A., Hanini, S., Ibrir, A., Hentabli, M., Ouldkhaouaa, H. (2021b). Praktični alat umjetne neuronske mreže za predviđanje kompetitivne adsorpcije bojila na polimernoj nanoarhitekturi gemini. *Journal of Chemists and Chemical Engineers*, *70*(9–10), 481–488.

Bai, Y, Yong L, Xiaoxue W, Jingjing X, and Chuan L. 2016. "Air Pollutants Concentrations Forecasting Using Back Propagation Neural Network Based on Wavelet Decomposition with Meteorological Conditions." *Atmospheric Pollution Research* 7 (3): 557–66. https://doi.org/10.1016/j.apr.2016.01.004.

Bouzemlal H, Boumahdi M, Hanini S, Laidi M, Ibrir A, Roubehie Fissa M, Boucherit N. 2023. "New Method of Prediction of Climatic Conditions by Artificial Neural Networks (Case of the Province of Médéa)." *Algerian Journal of Environmental Science and Technology December Edition. Vol.9. No4. (2023)* 9: 1419–28.

Ibrir, A, Kerchich, Y., Hadidi, N., Rebhi, R. (2021). Evaluation and prediction of the effects of the dispersion of (VOCs) on the population in urban air using ANSYS CFX. *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*, *7*(4), 2135–2142.

Ibrir, Abdellah. (2022). *Contribution À L'Étude En Trois Dimensions (3D) De La Dispersion D'Un Polluant Gazeux Dans Un Milieu Urbain*. These de doctorat.Univ. Yahia Fares de Medea.

Ibrir, A, Kerchich, Y., Hadidi, N., Merabet, H., Hentabli, M. (2021). Prediction of the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, and PM10 by using the hybrid dragonfly-SVM algorithm. *Air Quality, Atmosphere and Health*, *14*(3), 313–323.

Ibrir, A, Ouldkhaoua, H. (2017). *Modélisation neuronale et empirique de l'adsorption d'un système multi composants*. Mémoire de Master.Univ. Yahia Fares de Medea.

Kanungo, D. P., Arora M. K., Sarkar S., Gupta. R. P. 2006. "A Comparative Study of Conventional, ANN Black Box, Fuzzy and Combined Neural and Fuzzy Weighting Procedures for Landslide Susceptibility Zonation in Darjeeling Himalayas." *Engineering Geology* 85 (3–4): 347–66.

Saïfour, K., Feddak, F. (2022). *Utilisation d'une méthode d'intelligence artificielle pour la modélisation d'un procédé de traitement des eaux*. Mémoire de Master.Univ. Yahia fares de

Medea.

Kurt, A, Ayşe B, O. 2010. "Forecasting Air Pollutant Indicator Levels with Geographic Models 3days in Advance Using Neural Networks." *Expert Systems with Applications* 37 (12): 7986–92. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.05.093.

Li, L, Xue Z, Ming-Lang T, Raymond R. 2020. "Short-Term Wind Power Forecasting Based on Support Vector Machine with Improved Dragonfly Algorithm." *Journal of Cleaner Production* 242 (January): 118447. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118447.

Li, R, Hongjun M, Lin W, Jianjun H, Peipei R, Xiaoyu L. 2016. "The Evaluation of Emission Control to PM Concentration during Beijing APEC in 2014." *Atmospheric Pollution Research* 7 (2): 363–69. https://doi.org/10.1016/j.apr.2015.10.010.

Liu, T, Mei Ping W, Kai D-Z, Ying L, Jie Z. 2014. "Correlation Analysis and Control Scheme Research on PM2.5." *Applied Mechanics and Materials* 590 (June): 888–94. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.590.888.

Moumen, R., Laidi, M., Hanini, S., Hentabli, M., Ibrir, A. (2023a). Multicomponent Adsorption Capacity Forecasting Based on Support Vector Machine with Dragonfly Algorithm. *Journal of Chemists and Chemical Engineers of Croatia*, *72*(3–4), 169–178.

Moumen, R., Laidi, M., Hanini, S., Hentabli, M., Ibrir, A. (2023b). Predviđanje kapaciteta višekomponentne adsorpcije metodom potpornih vektora uz algoritam Dragonfly. *Journal of Chemists and Chemical Engineers of Croatia*, *72*(3–4), 196–178.

Reynel-Avila, E., Didilia I, Adrián B, Joaquín S. 2015. "Assessment of Naproxen Adsorption on Bone Char in Aqueous Solutions Using Batch and Fixed-Bed Processes." *Journal of Molecular Liquids* 209: 187–95.

Shen, C. 2018. "A Transdisciplinary Review of Deep Learning Research and Its Relevance for Water Resources Scientists." *Water Resources Research* 54 (11): 8558–93.

Wang, P, Hong Z, Zuodong Q, Guisheng Z. 2017. "A Novel Hybrid-Garch Model Based on ARIMA and SVM for PM2.5 Concentrations Forecasting." *Atmospheric Pollution Research*.

# CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

## Conclusion Générale et Perspectives

Le but de ce projet de fin d`etude est la prédiction des concentrations des aérosols. Les résultats ont été collectés pour la période de février à avril 2019. Les concentrations de polluants et les paramètres mesurés comprennent les PM-10, PM-4, PM-2.5, PM-1, PM-Tot, température et humidité relative, ces derniers ont été prélevés dans un site urbain au centre-ville d'Alger. La vitesse du vent et les précipitations sont fournies par l'ONM. Les résultats numériques ont fait l'objet d'une modélisation par (RNA) des concentrations de PMi mesurées en fonction des conditions météorologiques. La principale caractéristique bénéfique de ce modèle mathématique réside dans sa capacité de résoudre des problèmes non linéaires associés à des phénomènes complexes. L'utilisation de l'algorithme d`apprentissage Levenberg–Marquardt dans cette étude est de sélectionner les poids et les biais du RNA, et d'améliorer la robustesse du modèle. Les résultats prometteurs du modèle mathématique sont démontrés par la forte correspondance entre les données prédites et les données expérimentales, évaluées à l'aide de la première régression bissectrice. Le coefficient de détermination $R^2$ et le RMSE confirment également ces résultats encourageants. Ainsi, cet outil mathématique de prédiction est considéré comme une ressource précieuse via son interface graphique, permettant d'aider les autorités gouvernementales à anticiper les périodes critiques de mauvaise qualité de l'air. Cela se révèle particulièrement utile lorsque des stations de mesure continues font défaut, afin de prévenir les effets négatifs sur l'économie et la santé.

Des perspectives suggérées sont :

1. Explorer d'autres méthodes d'intelligence artificielle afin de modéliser et prédire la qualité de l'air en se basant sur d'autres critères.

# PARTIES BIBILIOGRAPHIQUES

## Références bibliographiques

Abdul-Wahab, S.A., Charabi, Y., Osman, I.I. et al.(2019) . Impact of the ambient air quality due to the dispersion of $PM_{10}$ from a hot-dip galvanizing plant located in the Sultanate of Oman. *Air Qual Atmos Health* 12, 1279–1289 (2019). https://doi.org/10.1007/s11869-019-00738-0.

Baysal, F., Adar, E., Sakar, S., & Nuhoglu, Y. (2019). The determination of microorganisms in indoor and outdoor atmosphere in the y.t.u. davutpasa campus. *Sigma Journal of Engineering and Natural Sciences*.

Çaydaş U, Hasçalık A, Ekici S (2009) An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model for wire-EDM. Expert Syst Appl, Expert Systems with Applications ,36,6135–6139.doi: 10.1016/j.eswa.2008.07.019.

Ibrir, A., Kerchich, Y., Hadidi, N., & Rebhi, R. (2020). Evaluation and prediction of the effects of the dispersion of (VOCs) on the population in urban air using ANSYS CFX. *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*.

Ibrir, A. (2022). Etude et modélisation de la dispersion des particule atmospherique dans un milieu urbain. Yahia Fares.

Izhar, S., Goel, A., Chakraborty, A., & Gupta, T. (2016). Annual trends in occurrence of submicron particles in ambient air and health risk posed by particle bound metals. *Chemosphere*, *146*, 582–590. https://doi.org/10.1016/j.chemosphere.2015.12.039

Jovašević-Stojanović, M., Bartonova, A., Topalović, D., Lazović, I., Pokrić, B., & Ristovski, Z. (2015). On the use of small and cheaper sensors and devices for indicative citizen-based monitoring of respirable particulate matter. *Environmental Pollution*, *206*, 696–704. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2015.08.035.

Liu, H., Chen, C., 2020. Prediction of outdoor PM2.5 concentrations based on a three-stage hybrid neural network model, Atmospheric Pollution Research, 11,469-481. https://doi.org/10.1016/j.apr.2019.11.019.

Li, N., Han, W., Wei, X., Shen, M., & Sun, S. (2019). Chemical characteristics and human health assessment of PM1 during the Chinese Spring Festival in Changchun, Northeast China. *Atmospheric Pollution Research*, *10*(6), 1823–1831. https://doi.org/10.1016/j.apr.2019.07.014

Racherla, P. N., & Adams, P. J. (2006). Sensitivity of global tropospheric ozone and fine

particulate matter concentrations to climate change. *Journal of Geophysical Research*, *111*(D24), 1–11. https://doi.org/10.1029/2005JD006939

Talbi, A., Kerchich, Y., Kerbachi, R., & Boughedaoui, M. (2018). Assessment of annual air pollution levels with PM1, PM2.5, PM10 and associated heavy metals in Algiers, Algeria. *Environmental Pollution*, *232*, 252–263. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2017.09.041

Tang, Z., Chai, M., Cheng, J., Jin, J., Yang, Y., Nie, Z., Huang, Q., & Li, Y. (2017). Contamination and health risks of heavy metals in street dust from a coal-mining city in eastern China. *Ecotoxicology and Environmental Safety*, *138*, 83–91. https://doi.org/10.1016/j.ecoenv.2016.11.003

Tsai, P.-J., Young, L.-H., Hwang, B.-F., Lin, M.-Y., Chen, Y.-C., & Hsu, H.-T. (2020). Source and health risk apportionment for PM2.5 collected in Sha-Lu area, Taiwan. *Atmospheric Pollution Research*, *11*(5), 851–858. https://doi.org/10.1016/j.apr.2020.01.013

Wang, W., Ren, L., Zhang, Y., Chen, J., Liu, H., Bao, L., Fan, S., & Tang, D. (2008). Aircraft measurements of gaseous pollutants and particulate matter over Pearl River Delta in China. *Atmospheric Environment*, *42*(25), 6187–6202. https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2008.06.001

Zheng, Z., Xu, G., Li, Q., Chen, C., & Li, J. (2019). Effect of precipitation on reducing atmospheric pollutant over Beijing. *Atmospheric Pollution Research*, *10*(5), 1443–1453. https://doi.org/10.1016/j.apr.2019.04.001

Barakeh Z. 2012. “Suivi de Pollution Atmosphérique Par Système Multi-Capteurs - Méthode Mixte de Classification et de Détermination d ’ Un Indice de Pollution.” Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne.

Benimam H. 2019. “Contribution à La Modélisation Du Coefficient d’activité à Dilution Infinie Des Solutés Organiques et de l’eau Dans Les Liquides Ioniques.” Yahia Fares de Medea (Algerie)

Borgie M. 2016. “Étude Des Particules Fines et Ultrafines En Suspension Dans l ’ Air Au Liban : Caractérisation Physicochimique et Évaluation Des Effets Toxicologiques Sur Des Cellules Pulmonaires Humaines BEAS-2B.” l’Université du littoral côte d’opale et l’Université libanaise.

Brągoszewska E, Józef S. 2018. “Influence of Meteorological Factors on the Level and Characteristics of Culturable Bacteria in the Air in Gliwice, Upper Silesia (Poland).” Aerobiologia 34 (2): 241–55.

Brasseur G, Susan S. 1982. Aeronomy of the Middle Atmosphere. Reidel Pub. Paris.

Buseck P, Schwartz S. 2003. “Tropospheric Aerosols.” Treatise on Geochemistry 4: 99–142.

Chang K, Fu T, Ya L, Pay L. 2000. “Modeling of Long-Range Transport on Taiwan’s Acid Deposition under Different Weather Conditions.” Atmospheric Environment 34 (20): 3281–95.

Cheng S, Ling X, Xue Z, Li k, Xiao G, Yang Z, Wen W. 2011. “Size-Fractionated Water-Soluble Ions, Situ PH and Water Content in Aerosol on Hazy Days and the Influences on Visibility Impairment in Jinan, China.”

Elichegaray C., Bouallala A, Ba M. 2009. “État Et Évolution De La Pollution Atmosphérique.” Revue Des Maladies Respiratoires 26 (2): 191–206.

Fenger J. 2009. “Air Pollution in the Last 50 Years - From Local to Global.” Atmospheric Environment 43 (1): 13–22.

Foy B, Zifeng L, David S. 2016. “Satellite NO2 Retrievals Suggest China Has Exceeded Its NOx Reduction Goals from the Twelfth Five-Year Plan.” Scientific Reports , 6 (1): 1-9.

Gao M, Carmichael R, Wang Y, Saide P. E, Yu M, Xin J, Liu Z, and Wang, Z. 2016. “Modeling Study of the 2010 Regional Haze Event in the North China Plain.” Atmospheric Chemistry and Physics 16 (3): 1673–91.

Izhar S, Anubha G, Abhishek C, Tarun G. 2016. “Annual Trends in Occurrence of Submicron Particles in Ambient Air and Health Risk Posed by Particle Bound Metals.” Chemosphere 146: 582–90.

Jacobson Z. 2002. Atmospheric Pollution. Cambridge. New York.

Jin H, Miyoshi Y, Fujiwara H, Shinagawa H, Terada K, Terada N, Ishii M, Otsuka Y, Saito. A. 2011. “Vertical Connection from the Tropospheric Activities to the Ionospheric Longitudinal Structure Simulated by a New Earth’s Whole Atmosphere-Ionosphere Coupled Model.” Journal of Geophysical Research: Space Physics 116 (1): 1–9.

Koukouli E, Balis S, Ronald Johannes N, Theys P, Hedelt A, Richter N, Krotkov C-L, Taylor M. 2016. “Anthropogenic Sulphur Dioxide Load over China as Observed from Different Satellite Sensors.” Atmospheric Environment 145: 45–59.

Lighthart B, Alan j. 1994. Atmospheric Microbial Aerosols. Edited by Bruce Lighthart and Alan Jeff Mohr. Chapman. Boston, MA: Springer US.

Liu X, Li J, Qu Y, Han T, Hou L, Gu J, Chen C.2013. “Formation and Evolution Mechanism of Regional Haze: A Case Study in the Megacity Beijing, China.” Atmospheric Chemistry and Physics 13 (9): 4501–14.

Mauderly L, Judith C. 2008. Health Effects of Organic Aerosols. Inhalation Toxicology , 20(3): 257-288.

McMullen N, Isabella A, Jean B. 2021. “Impact of Rain Precipitation on Urban Atmospheric Particle Matter Measured at Three Locations in France between 2013 and 2019.” Atmosphere 12 (6): 769.

Metcalfe S, Dick D. 2005. Atmospheric Pollution and Environmental Change. Oxford Uni. New York.

Michelot N. 2014. “L’influence Des Topoclimats Sur La Pollution de l ’ Air Aux Particules Dans Le Sud-Ouest Des Alpes-Maritimes.” Université de Nice Sophia-Antipolis.

Mohanakumar K. 2008. Stratosphere Troposphere Interactions. Springer. Cochin, India.

Monks P, Granier S, Fuzzi A, Stohl M, Williams H, Akimoto M-A. 2009. “Atmospheric Composition Change - Global and Regional Air Quality.” Atmospheric Environment 43 (33): 5268–5350.

Mouli P. Chandra S. Venkata M, Jayarama Reddy S. 2005. “Assessment of Microbial (Bacteria) Concentrations of Ambient Air at Semi-Arid Urban Region: Influence of Meteorological Factors.” Applied Ecology and Environmental Research 3 (2): 139–49.

Tang Z, Miao C, Jiali C, Jing J, Yufei Y, Zhiqiang N, Qifei H, Yanhua L. 2017. “Contamination and Health Risks of Heavy Metals in Street Dust from a Coal-Mining City in Eastern China.” Ecotoxicology and Environmental Safety 138 : 83–91.

Tomasi C, Sandro F, Alexander K. 2016. Atmospheric Aerosols. Edited by Alexander Kokhanovsky. Wiley Seri.

Tsai P, Li H, Bing F, Ming Y, Yu C, Hui T. 2020. “Source and Health Risk Apportionment for PM2.5 Collected in Sha-Lu Area, Taiwan.” Atmospheric Pollution Research 11 (5): 851–58.

Wu Y, Chang C, Ginger L, Chew P, Chung T, Jasmine C. 2012. “Meteorological Factors and Ambient Bacterial Levels in a Subtropical Urban Environment.” International Journal of Biometeorology 56 (6): 1001–9.

Xu Z. 2014. Fundamentals of Air Cleaning Technology and Its Application in Cleanrooms. Fundamentals of Air Cleaning Technology and Its Application in Cleanrooms. Beijing, China: Springer Berlin Heidelberg.

Zhang G, Honghui X, Hongli W, Likun X, Jianjun H, Wanyun X, Bing Q. 2020. “Exploring the Inconsistent Variations in Atmospheric Primary and Secondary Pollutants during the 2016 G20 Summit in Hangzhou, China: Implications from Observations and Models.” Atmospheric Chemistry and Physics 20 (9): 5391–5403.

Zhang H, Shuiyuan C, Jianbing L, Sen Y, Xiaoqi W. 2019. “Investigating the Aerosol Mass and Chemical Components Characteristics and Feedback Effects on the Meteorological Factors in the Beijing-Tianjin-Hebei Region, China.” Environmental Pollution 244: 495–502.

Zheng B, Zhang Y, Zhang,K, He, K, Wang G, Zheng K, Duan Y, Kimoto T. 2015. “Heterogeneous Chemistry: A Mechanism Missing in Current Models to Explain Secondary Inorganic Aerosol

Formation during the January 2013 Haze Episode in North China." Atmospheric Chemistry and Physics 15 (4): 2031–49.

Zheng J, Duan K, Su H, Ma Y, Cheng Y, Zheng B, Zhang Q. 2015. "Exploring the Severe Winter Haze in Beijing: The Impact of Synoptic Weather, Regional Transport and Heterogeneous Reactions." Atmospheric Chemistry and Physics 15 (6): 2969–83.

Hagan T, Demuth B, Beale M. 1995. "Neural Network Design." Boston Massachusetts PWS 2: 734. https://doi.org/10.1007/1-84628-303-5.

Krenker A, Janez B, Andrej K. 2011. "Introduction to the Artificial Neural Networks." InTech, 1–18.

Kukreja H, Bharath N, Siddesh C, Kuldeep S. 2016. "An Introduction to Artificial Neural Network." International Journal Of Advance Research And Innovative Ideas In Education 1 (5): 27–30.

Mohamed Roubehie fissa. 2021. "Estimation de Quelques Propriétés Physico-Chimiques Des Hydrocarbures En Fonction de Leurs Propriétés (RQSP) En Utilisant La Méthode de Réseaux de Neurone Artificiel (RNA)." Université 8 Mai 1945 Guelma.

Si-Moussa Chérif. 2010. "Modélisation Des Équilibres de Phases à Pressions Élevées Par Les Réseaux de Neurones Artificiels." Alger, Ecole Nationale Polytechnique.

El bey, M., Laidi, M., Yettou, A., Hanini, S., Ibrir, A., Hentabli, M., Ouldkhaouaa, H. (2021a). Practical Artificial Neural Network Tool for Predicting the Competitive Adsorption of Dyes on Gemini Polymeric Nanoarchitecture. *Journal of Chemists and Chemical Engineers*, *70*(9–10), 481–488.

El bey, M., Laidi, M., Yettou, A., Hanini, S., Ibrir, A., Hentabli, M., Ouldkhaouaa, H. (2021b). Praktični alat umjetne neuronske mreže za predviđanje kompetitivne adsorpcije bojila na polimernoj nanoarhitekturi gemini. *Journal of Chemists and Chemical Engineers*, *70*(9–10), 481–488.

Bai, Y, Yong L, Xiaoxue W, Jingjing X, and Chuan L. 2016. "Air Pollutants Concentrations Forecasting Using Back Propagation Neural Network Based on Wavelet Decomposition with Meteorological Conditions." *Atmospheric Pollution Research* 7 (3): 557–66. https://doi.org/10.1016/j.apr.2016.01.004.

Bouzemlal H, Boumahdi M, Hanini S, Laidi M, Ibrir A, Roubehie Fissa M, Boucherit N. 2023. "New Method of Prediction of Climatic Conditions by Artificial Neural Networks (Case of the Province of Médéa)." *Algerian Journal of Environmental Science and Technology December Edition. Vol.9. No4. (2023)* 9: 1419–28.

Ibrir, A, Kerchich, Y., Hadidi, N., Rebhi, R. (2021). Evaluation and prediction of the effects of the dispersion of (VOCs) on the population in urban air using ANSYS CFX. *Algerian Journal of Environmental Science and Technology*, *7*(4), 2135–2142.

Ibrir, Abdellah. (2022). *Contribution À L'Étude En Trois Dimensions (3D) De La Dispersion D'Un Polluant Gazeux Dans Un Milieu Urbain*. These de doctorat.Univ. Yahia Fares de Medea.

Ibrir, A, Kerchich, Y., Hadidi, N., Merabet, H., Hentabli, M. (2021). Prediction of the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, and PM10 by using the hybrid dragonfly-SVM algorithm. *Air Quality, Atmosphere and Health*, *14*(3), 313–323.

Ibrir, A, Ouldkhaoua, H. (2017). *Modélisation neuronale et empirique de l'adsorption d'un système multi composants*. Mémoire de Master.Univ. Yahia Fares de Medea.

Kanungo, D. P., Arora M. K., Sarkar S., Gupta. R. P. 2006. "A Comparative Study of Conventional, ANN Black Box, Fuzzy and Combined Neural and Fuzzy Weighting Procedures for Landslide Susceptibility Zonation in Darjeeling Himalayas." *Engineering Geology* 85 (3–4): 347–66.

Saïfour, K., Feddak, F. (2022). *Utilisation d'une méthode d'intelligence artificielle pour la modélisation d'un procédé de traitement des eaux*. Mémoire de Master.Univ. Yahia fares de Medea.

Kurt, A, Ayşe B, O. 2010. "Forecasting Air Pollutant Indicator Levels with Geographic Models 3days in Advance Using Neural Networks." *Expert Systems with Applications* 37 (12): 7986–92. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2010.05.093.

Li, L, Xue Z, Ming-Lang T, Raymond R. 2020. "Short-Term Wind Power Forecasting Based on Support Vector Machine with Improved Dragonfly Algorithm." *Journal of Cleaner Production* 242 (January): 118447. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2019.118447.

Li, R, Hongjun M, Lin W, Jianjun H, Peipei R, Xiaoyu L. 2016. "The Evaluation of Emission Control to PM Concentration during Beijing APEC in 2014." *Atmospheric Pollution Research* 7 (2): 363–69. https://doi.org/10.1016/j.apr.2015.10.010.

Liu, T, Mei Ping W, Kai D-Z, Ying L, Jie Z. 2014. "Correlation Analysis and Control Scheme Research on PM2.5." *Applied Mechanics and Materials* 590 (June): 888–94. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.590.888.

Moumen, R., Laidi, M., Hanini, S., Hentabli, M., Ibrir, A. (2023a). Multicomponent Adsorption Capacity Forecasting Based on Support Vector Machine with Dragonfly Algorithm. *Journal of Chemists and Chemical Engineers of Croatia*, *72*(3–4), 169–178.

Moumen, R., Laidi, M., Hanini, S., Hentabli, M., Ibrir, A. (2023b). Predviđanje kapaciteta

višekomponentne adsorpcije metodom potpornih vektora uz algoritam Dragonfly. *Journal of Chemists and Chemical Engineers of Croatia*, *72*(3–4), 196–178.

Reynel-Avila, E., Didilia I, Adrián B, Joaquín S. 2015. "Assessment of Naproxen Adsorption on Bone Char in Aqueous Solutions Using Batch and Fixed-Bed Processes." *Journal of Molecular Liquids* 209: 187–95.

Shen, C. 2018. "A Transdisciplinary Review of Deep Learning Research and Its Relevance for Water Resources Scientists." *Water Resources Research* 54 (11): 8558–93.

Wang, P, Hong Z, Zuodong Q, Guisheng Z. 2017. "A Novel Hybrid-Garch Model Based on ARIMA and SVM for PM2.5 Concentrations Forecasting." *Atmospheric Pollution Research*.