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

UNIVERSITÉ YAHIA FARÈS DE MÉDÉA
Département de Génie des Procédés et Environnement
Laboratoire Matériaux et Environnement (LME)

THÈSE DE DOCTORAT

Présentée par :

Abdellah IBRIR

Licencié en Génie des Procédés et Environnement : Université de Médéa, Algérie

Master en Génie des procédés et Environnement : Université de Médéa, Algérie

En vue de l'obtention du titre de Docteur (LMD)

Filière : Sciences et Génie de l'Environnement

Thème

CONTRIBUTION À L'ÉTUDE EN TROIS DIMENSIONS (3D) DE LA DISPERSION D'UN POLLUANT GAZEUX DANS UN MILIEU URBAIN

Soutenue le : 26 / 03 / 2022 à 10H30 à la salle des conférences (Services Communs) devant le jury composé de :

Pr. NEDJHIOUI Mohamed Professeur, Université Yahia Fares de Médéa	Président
Dr. SI-MOUSSA Cherif Maitre de Conférences A, Université Yahia Fares de Médéa	Examinateur
Pr. BOUAFIA Souâd Professeur, Université Houari-Boumédiène de Bab Ezzouar	Examinatrice
Pr. MOUSSAOUI Yacine Professeur, Université Kasdi Merbah d'Ouargla	Examinateur
Dr. KERCHICH Yacine MCA, Ecole Nationale Supérieure Polytechnique d'Alger	Directeur de thèse
Pr. HADIDI Noureddine Professeur, Université Yahia Fares de Médéa	Co Directeur de thèse

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

Remerciements et Gratitude

En premier lieu, je remercie Dieu ALLAH le Tout Puissant de m`avoir donné la volonté, la force, la patience et le courage pour réaliser ce travail.

Je tiens à adresser mes plus sincères remerciements à mon Directeur de Thèse Dr. Yacine KERCHICH et à mon Co-Directeur de Thèse Pr. Noureddine HADIDI pour le temps précieux qu'ils ont consacrés durant mes travaux et recherches, pour leurs suggestions, tant sur le plan scientifique que moral.

Je tiens également à exprimer mes plus vifs remerciements aux : Mes chers parents pour le suivi quotidien des activités de recherche, Dr. Cherif SI-MOUSSA et Dr. Redha REBHI pour leurs aides et encouragements, et leurs éclairages techniques, Pr. Mohamed NEDJHIOUI ex directeur de laboratoire (LME) ainsi que le Pr. Mohamed ANNOUN directeur de laboratoire (LME) pour leurs aides et soutiens, Pr. Mabrouk HAMADACHE, Dr. Samira FERHAT et Mme Habiba KACIMI pour leurs soutiens moraux. Pr. Salah HANINI, Pr. Othmane BENKORTBI, Pr. Maamar LAIDI, Dr. Latifa KHAOUNE, Mr. Abdelkader BENSDGUA et Mr Mohamed HENTABLI pour leurs aides et précieux conseils techniques.

Je tiens également à présenter ma profonde gratitude aux : Pr. Mohamed NEDJHIOUI, Dr. Cherif SI-MOUSSA Maitre de Conférence A, à l`université de Médéa, Pr. Souad BOUAFIA Chef de département à l`Université Houari-Boumédiène de Bab Ezzouar, Pr. Yacine MOUSSAOUI à l`Université Kasdi Merbah de Ouargla, d'avoir accepté de juger ce modeste travail.

Merci 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 et à tous mes collègues.

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail de doctorat

A mes très ***chers parents***

Je vous dois ce que je suis aujourd'hui grâce à votre amour, à votre patience, à vos innombrables sacrifices et pour tout l'enseignement que vous m'avez transmis.

Que ce modeste travail, soit pour vous une petit compensation et reconnaissance envers ce que vous avais fait d'incroyable pour moi.

A ma chère sœur ***Asmaa*** *ainsi qu`a sa* ***petite famille***

A mes nièces ***Hadia***, ***Maria*** *et* ***Racha***

A toute la famille ***IBRIR*** *et* ***ALI KHOUDJA***

Une spéciale dédicace à ***HENTABLI Mohamed, ROUBEHIE FISSA Mohamed, KHEDDAR Lyes, BOUDERBALA Moustapha et MAMI Youcef.***

A tous qui ont contribué dans ma formation depuis mon enfance.

Tous qui connaissent Abdellah de près ou de loin.

Abdellah Ibrir

المساهمة في الدراسة ثلاثية الأبعاد (3D) لتشتت الملوثات الغازية في البيئة الحضرية

الملخص: يمثل تلوث الهواء بأشكاله المختلفة خطرا كبيرا وأساسيا على صحة الإنسان. من بين هذه الأشكال، نذكر المركبات العضوية المتطايرة (VOC) وكذلك الجسيمات الدقيقة (PMi) بأحجامها المختلفة. تركز هذه الدراسة على محاكاة تشتت الغاز المتطاير في بيئة حضرية (Médéa) ومراقبة قياسات تركيز PMiمن أجل نمذجة ظاهرة تشتت [PMi] وفقًا لظروف الأرصاد الجوية (CM) في منطقة حساسة إلى التلوث، الموجود في المركز الجامعي للمستشفى الجامعي مصطفى باشا (CHUMP) في الجزائر العاصمة. وأظهرت النتائج أنه كلما اقترب مصدر التلوث من البيئة الحضرية يظل التلوث مرتفعا في المناطق الحضرية مما يؤثر على رفاهية السكان. يهدف العمل الثاني إلى نمذجة التطور اليومي لتركيزات الجسيمات التي تقل عن 1 ميكرومتر (PM-1) و 2.5 ميكرومتر (PM-2.5) و 4 ميكرومتر (PM-4) و 10 ميكرومتر (PM-10) وPM-Total ، بناءً على الأحوال الجوية باستخدام خوارزميات ذكاء اصطناعي مختلفة مثل (RNA) و (SVM) و .(DA-SVM) تم تسجيل بيانات كل ساعة عن تركيزات PMi و CM في الغلاف الجوي في وقت واحد في محطة مراقبة جودة الهواء الأوتوماتيكية الموجودة في موقع حضري في الجزائر العاصمة، باستخدام جهاز قياس الغبار الدقيق، .Fidas® 200وكان عدد بيانات PM التي تم جمعها 890 قياسًا. في هذه الدراسة، تم استخدام خوارزمية اليعسوب metaheuristic (DA) من أجل تحديد المعلمات الفائقة المثلى لنموذج .SVM لهذا الغرض، تمت كتابة برنامج MATLAB® استنادًا إلى خوارزمية تحسين اليعسوب إلى جانب خوارزمية انحدار SVM لربط تركيزات .PMiأظهرت النتائج التي تم الحصول عليها أن النموذج الذي تم إنشاؤه له أداء تنبؤي جيد، مع معامل تحديد R = 0.98 وجذر متوسط الخطأ التربيعي . RMSE = 1.9261

الكلمات المفتاحية: *تلوث الغلاف الجوي ; PMi ; COV ; بيئة حضرية ; تشتت; نموذج رياضي; البنزن (C_6H_6); نموذج الاضطراب k-ε ; ANSYS-CFX ; ذكاء الاصطناعي (RNA ; SVM ; DA-SVM) ; Fidas® 200.*

Contribution to the three-dimension (3D) study of the dispersion of a gaseous pollutant in an urban environment

Abstract: Air pollution with its different forms represents a significant and primordial danger to human health. Among these forms, we cite Volatile Organic Compounds (VOC) as well as Fine Particulate Matter (PMi) with their different sizes. This study focuses on the simulation of the dispersion of a volatile gas in an urban environment (Médéa) and the monitoring of PMi concentration measurements in order to model the phenomenon of [PMi] dispersion according to the meteorological conditions (CM) in an area sensitive to pollution, located at the Center Hospitalo Universities Mustapha Pacha (CHUMP) in Algiers. The results showed that whenever the source of pollution gets closer to the urban environment, the pollution remains high in the urban areas, which affects the well-being of the population. The second work aims to model the daily evolution of particle concentrations 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 different artificial intelligence algorithms such as (RNA), (SVM) and (DA-SVM). Hourly data on atmospheric concentrations of PMi and CM were recorded simultaneously at an automatic air quality monitoring station located at an urban site in Algiers, using the fine dust-measuring device, Fidas® 200. The number of PM data collected was 890 measurements. In this study, the dragonfly metaheuristic (DA) algorithm was used in order to select the optimal hyper-parameters of the SVM model. For this, a MATLAB® program based on the dragonfly optimization algorithm coupled with the SVM regression algorithm was written in order to correlate PMi concentrations. The results obtained show that the established model has good predictive performance, with a coefficient of determination R2 = 0.98 and the root mean square error RMSE = 1.9261.

Key words : *The atmospheric pollution; COV ; PMi ; Urban environment; dispersion ; mathematical model ; benzene (C_6H_6) ; k-ε turbulence model; ANSYS-CFX; artificial intelligence (RNA ; SVM ; DA-SVM) ; Fidas® 200.*

Contribution à l'étude en trois dimensions (3D) de la dispersion d'un polluant gazeux dans un milieu urbain

Résumé : La pollution atmosphérique avec ses différentes formes représente un danger important et primordial sur la santé humaine. Parmi ces formes, on cite les Composés Organiques Volatils (COV) ainsi que les Matières Particules fines (PMi) avec leurs différentes tailles. La présente étude s`intéresse à la simulation de la dispersion d`un gaz volatil dans un milieu urbain (Médéa) et le suivi des mesures des concentrations des PMi afin de faire une modélisation du phénomène de la dispersion des [PMi] en fonction des conditions météorologiques (CM) dans une zone sensible à la pollution, située au Centre Hospitalo Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP) à Alger. Les résultats ont montré qu`à chaque fois que la source de pollution se rapproche de l'environnement urbain, la pollution reste élevée dans les zones urbaines, ce qui affecte le bien-être de la population. Le deuxième travail vise à modéliser l'évolution quotidienne des concentrations de particules inférieures 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 différents algorithmes d`intelligence artificielle tels que (RNA), (SVM) et (DA-SVM). Les données horaires sur les concentrations atmosphériques de PMi et CM ont été enregistrées simultanément à une station de contrôle automatique de la qualité de l'air située sur un site urbain à Alger, à l'aide du dispositif de mesure des poussières fines, Fidas® 200. Le nombre de données collectées sur les PM était de 890 mesures. Dans cette étude, l'algorithme méta-heuristique de libellule (DA) a été utilisé afin de sélectionner les hyper-paramètres optimaux du modèle SVM. Pour cela, un programme MATLAB® basé sur l'algorithme d'optimisation de la libellule couplé à l'algorithme de régression SVM a été écrit afin de corréler les concentrations de PMi. Les résultats obtenus montrent que le modèle établi a de bonnes performances prédictives, avec un coefficient de détermination R2 = 0.98 et la racine de l'erreur quadratique moyenne RMSE = 1.9261.

Mots Clés : *La pollution atmosphérique ; COV ; PMi ; milieu urbain ; dispersion ; modèle mathématique ; benzène (C_6H_6) ; modèle de turbulence k-ε ; ANSYS-CFX / k-ε ; intelligence artificielle (RNA ; SVM ; DA-SVM) ; Fidas® 200.*

Table des Matières

Table des matières ….....I
Abréviations ….....V
Nomenclature et symbole….....IX
Liste des tableaux….....X
Liste des figures….....XI
Liste des travaux scientifiques et activités de recherches ….....XIV

Introduction générale ….....1
Références bibliographiques.....3

Chapitre I : Aperçu général sur la pollution atmosphérique

I.1. Introduction ….....4
I.2. Structure du manteau atmosphérique….....5
I.2.1. L'atmosphère de la terre et sa composition ….....5
I.3. La pollution atmosphérique 6
I.3.1. Les différents types de la pollution atmosphérique 7
I.3.1.1. L'échelle locale 7
I.3.1.2. L'échelle régionale 7
I.3.1.3. L'échelle globale ou mondiale 8
I.3.2. Les principaux polluants atmosphériques et leurs sources 8
I.3.2.1. Polluant primaire 9
I.3.2.1.1. Le monoxyde de carbone.....10
I.3.2.1.2. Le dioxyde de soufre (SO_2).....10
I.3.2.1.3. Les oxydes d'azote (NO et NO_2).....10
I.3.2.1.4. Les hydrocarbures et les composés organiques volatils (COV).....11
I.3.2.1.5. Les Particules en suspension (PM).....11
I.3.2.1.6. Les métaux lourds.....11
I.3.2.1.7. Le méthane.....11
I.3.2.1.8. Les hydrocarbures aromatiques polycycliques (HAP).....12
I.3.2.2. Polluant secondaire.....12
I.3.2.2.1. L'Ozone.....13
I.3.3. Les particules atmosphériques (PMi).....13
I.3.3.1. Définition des particules atmosphériques 13
I.3.3.2. Classification des particules.....15
I.3.3.2.1. Classification des particules selon le processus de formation.....15
I.3.3.2.2. Classification des particules selon leurs tailles 15
I.3.3.2.3. Classification des particules selon leurs origines 16
I.3.3.3. Evolution des particules dans l'atmosphère.....17
I.3.3.3.1. Evolution physique.....17
I.3.3.3.2. Evolution chimique.....17
I.3.3.4. Composition des particules atmosphériques.....18

I.4. L'influence des facteurs météorologiques sur la concentration et la distribution des particules atmosphérique 18
I.4.1. Influence de la vitesse du vent 18
I.4.2. Influence de la précipitation des pluies 19
I.4.3. Influence de l`humidité 19
I.4.4. Influence de la température 19
I.5. Impact des matières particulières atmosphériques 20
I.5.1. Impact positifs 20
I.5.1.1. Pollinisation par le vent (anémogamie) 20
I.5.2. Impact négatifs 21
I.5.2.1. Effets sur la santé humaine 21
I.5.2.1.1. Effet sur l`appareil respiratoire 21
I.5.2.1.2. Effets sur la grossesse 21
I.5.2.1.3. Effets sur les animaux 21
I.5.2.1.4. Effets sur les végétaux 21
I.5.2.1.5. Effets sur le climat 22
I.5.2.1.6. Effets sur la visibilité 22
I.5.2.1.7. Effets sur l'économie 22
I.5.2.1.8. Effets sur le tourisme 23
I.6. Normes, législation et réglementation sur la qualité de l'air 23
I.6.1. Les réglementations algérienne 24
I.6.2. Les réglementations Européenne (UE) 25
I.6.3. Les réglementations Mondial (OMS) 28
I.7. Conclusion 29
Références bibliographiques 30

Chapitre II : Tendances et généralités sur la simulation par ANSYS et quelques techniques d`intelligence artificielle.

II.1. Techniques et modélisation par intelligence artificielle 35
II.1.1. Réseaux des neurones artificiels (RNA) 35
II.1.1.1. Introduction 35
II.1.1.2. Historique 36
II.1.1.3. Neurone biologique 36
II.1.1.4. Neurone Formel 38
II.1.1.5. Analogie avec le modèle biologique 39
II.1.1.6. Catégories des réseaux de neurones artificiels 39
II.1.1.6.1. Réseaux de neurones multicouches statiques 40
II.1.1.6.2. Réseaux de neurones dynamiques 40
II.1.1.7. Apprentissage des réseaux de neurones 41
II.1.1.7.1 Types d'apprentissages 41
II.1.1.7.1.1. Apprentissage non supervisé 41
II.1.1.7.1.2. Apprentissage forcé ou imposé 42
II.1.1.7.1.3. Apprentissage supervisé 42
II.1.1.7.2. Algorithme de la rétro-propagation 43
II.1.1.8. Fonctions d'activation 44

II.1.1.9. Formalité de modélisation neuronale.....45
II.1.1.9.1. Sélection des données.....46
II.1.1.9.2. Séparation des bases de données.....46
II.1.1.9.3. Normalisation des données.....47
II.1.1.9.4. Choix du type de réseau de neurones.....47
II.1.1.9.5. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée.....47
II.1.1.9.6. Choix de la fonction de transfert.....47
II.1.1.9.7. Estimation des paramètres ou apprentissage.....47
II.1.1.9.8. Validation et généralisation.....48
II.1.1.10. Avantages et inconvénients des RNA 48
II.1.2. Machine à Vecteur de Support (SVM).....48
II.1.2.1. Introduction.....48
II.1.2.2. Apprentissage statistique 48
II.1.2.3. SVM pour la régression.....49
II.1.2.3.1. Utilisation des noyaux 50
II.1.2.3.2. Les noyaux.....51
II.1.2.4. Évaluation du modèle 52
II.1.3. Algorithme de Libellule (Dragonfly Algorithm).....52
II.2. Simulation par ANSYS (Description du logiciel ANSYS CFD) 52
II.2.1. Introduction 54
II.2.2. Présentation du code de calcul ANSYS CFD (CFX) 54
II.2.3. Les étapes de construction de système d`analyse de mécanique de fluide (CFX) 54
II.2.3.1. Création de la géométrie 55
II.2.3.2. Génération du maillage 55
II.2.3.3. Configuration du système (Conditions initiales et conditions aux limites) 56
II.2.3.4. ANSYS CFX-Solver..... 56
II.2.3.5. ANSYS CFX (Resultats)..... 56
Références bibliographiques.....58

Chapitre III : Processus méthodologiques

III.1. Introduction.....60
III.2. Suivi en continu des concentrations des particules fines (PM1 ; PM 2.5 ; PM4 ; PM10 et PM tot) en fonction des conditions météorologiques au niveau du Centre Hospitalo Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP).....60
III.2.1. Zone et période de mesure.....60
III.2.1.1. Station de mesures et de surveillance atmosphérique « Nesma ».....61
III.2.2. Appareil de mesure des poussières fines Fidas® 200 62
III.2.3. Logiciel PDAnalyze de gestion, traitement et d'analyse de la granulométrie et de la concentration pour l'appareil de mesure des particules Fidas® 200.....67
III.2.4. Modèle de trajectoire HYSPLIT.....67
III.2.4.1. L`accès à la rétro trajectoire avec HYSPLIT.....68
III.2.5. Modèle de prévisions quotidiennes de la poussière Barcelona (BSC).....69
III.3. Modélisation numériques pour la prédiction des taux de (PM1 ; PM 2.5 ; PM4 ; PM10 et PM tot) en fonction des conditions météorologiques au niveau du Centre Hospitalo Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP).....70

III.3.1. Collection de la base de données.....71
III.3.2. Modélisation par les Réseaux de Neurone Artificiel (RNA)..... 71
III.3.2.1. Méthodologie de calcul..... 72
III.3.2.1.1. Normalisation des données.....73
III.3.2.1.2. Dé-normalisation des données.....74
III.3.2.1.3. Conception de réseau de neurone artificiel 74
III.3.3. Modélisation par Support Vector Machine (SVM) et le Support Vector Machine couplé avec l`Algorithme de Libellule (DA-SVM)..... 76
III.3.3.1. Modélisation par Support Vector Machine (SVM).....76
III.3.3.2. Modélisation par Support Vector Machine couplé avec l`Algorithme de Libellule (DA-SVM).....78
III.3.4. Critères de performances statistiques (Analyse et évaluation d'un modèle).....80
III.4. Évaluation et prédiction des effets de la dispersion de (COV) sur la population dans l'air urbain à l'aide de logiciel de simulation ANSYS (CFX)..... .81
III.4.1. Simulation numérique..... 82
III.4.2. Conditions initiales et aux limites..... 87
Références bibliographiques..... 88

Chapitre IV : Résultats et discussions

IV.1. Introduction.....91
IV.2. Suivi en continu des concentrations des particules fines (PM1 ; PM 2.5 ; PM4 ; PM10 et PMtot) dans un milieu urbain (*Contribution I*).....91
IV.2.1. Variation des niveaux des concentrations de particules atmosphériques 95
IV.3. Modélisation par les méthodes d`intelligence artificiel (MATLAB) (*Contribution II*).....100
IV.3.1. Etude statistique des concentrations atmosphériques en PMi et les conditions météorologique 100
IV.3.2. Prédiction des concentrations de PM1, PM2.5, PM4, PM10 et PM-Tot à l'aide des réseaux de neurone artificiel (RNA) 103
IV.3.2.1. Choix des paramètres de RNA.....103
IV.3.2.2. Concept du réseau de neurones de type feedforward (MLP).....104
IV.3.2.3. Interprétation des résultats 107
IV.3.3. Prédiction des concentrations de PM1, PM2,5, PM4, PM10 et PM-Tot à l'aide de l'algorithme hybride de libellule couplée avec Support Vector Machine (DA-SVM) 111
IV.3.4. Etude comparative.....116
IV.3.5. Interface graphique d'utilisation du meilleur modèle.....118
IV.4. Simulation par ANSYS (*Contribution III*).....119
IV.4.1. Evaluation et prédiction par ANSYS CFX des effets de la dispersion des COVs sur la population dans un milieu urbain.....119
IV.5. Conclusion 126
Références Bibliographiques.....127
Conclusion Générale et Perspectives..... 129
Références bibliographiques 131
Annexe..... 132
Articles scientifiques et attestations de participation aux travaux de recherche.....137

Abréviations

Abréviation	Signification
ANSYS	**AN**alysis **SYS**tem
ARIMA	**A**uto **R**egressive **I**ntegrated **M**oving **A**verage
ARL	**L**aboratoire des **R**essources **A**tmosphériques
BAnz AT	**A**mtlicher **T**eil des **B**undes **ANZ**eigers
BP	**B**ack **P**ropagation
BSC	**B**arcelona **S**uper computing **C**enter
BTEX	**B**enzène, **T**oluène, **E**thylbenzène et **X**ylène
CDER	**C**entre de **D**éveloppement des **E**nergies **R**enouvelables
CEEMD	**C**omplementary **E**nsemble **E**mpirical **M**ode **D**ecomposition
CFC	**C**hloro **F**luoro **C**arbures
CFD	**C**ompetationnel **F**luide **D**ynamiques
CFX	**C**omputational **F**luid **X**erography
CHU	**C**entre-**H**ospitalo **U**niversitaire
CHUMP	**C**entre-**H**ospitalo **U**niversitaire **M**ustapha **P**acha
CM	**C**onditions **M**étéorologique
COV	**C**ompose **O**rganique **V**olatile
COVID 19	**CO**rona **VI**rus **D**eveloper 2019
CPSOGSA	**C**haotic **P**article **S**warms **O**ptimization **S**earch **A**lgorithm by **G**ravity
CS	**C**uckoo **S**earch
CV	**V**alidation **C**roisée
DA	**D**ragonfly **A**lgorithme
Dae	**D**iamètre **a**érodynamique **é**quivalent
DD	**D**éveloppement **D**urable
DNS	**S**imulation **N**umérique **D**irecte
Dp	**D**iamètre d'une **P**article
ECR	**E**xcès de **R**isque de **C**ancer
EEMD	**E**nsemble **E**mpirical **M**ode **D**ecomposition
ERA	**E**rreur **R**elative **A**bsolue
ERECC	**E**quipe de **R**echerche **E**nvironnement et **C**hangement **C**limatique
Fidas200®	**F**ine **D**ust **A**erosol **S**pectrometer
FM	**F**acteurs **M**étéorologiques
FVM	**M**éthode des **V**olumes **F**inis
GA	**A**lgorithme **G**énétique
GB	**G**iga **B**its
GDAS	**G**lobal **D**ata **A**ssimilation **S**ystem
GDE	**G**uide **D'E**quivalence
GES	**G**az à **E**ffet de **S**erre
GIF	**G**raphic **I**nterchange **F**ormat
GNC	**G**az **N**aturel **C**arburant
Go	**G**iga **O**ctet
GPLC	**G**az de **P**étrole **L**iquéfié **C**arburant
GRBF	**F**onction **G**aussienne de **B**ase **R**adiale
GRNN	**G**eneral **R**egression **N**eural **N**etwork
GWO	**G**rey **W**olf **O**ptimizer

HAP	**H**ydrocarbures **A**romatiques **P**olycycliques
HC	**H**ydro**C**arbure
HYSPLIT	**HY**bride de **T**rajectoire **L**agrangienne **I**ntégrée à une **S**eule **P**articule
IA	**I**nteligence **A**rtificiel
IADS	**I**ntelligent **A**erosol **D**rying **S**ystem
INERIS	**I**nstitut **N**ational de l'**E**nvironnement **I**ndustriel et des **R**isques
JO	**J**ournal **O**fficielle
LAURE	**L**oi de l'**A**ir et l'**U**tilisation **R**ationnelle de l'**E**nergie
LBW	**L**ow **B**irth **W**eight
LCSQA	**L**aboratoire **C**entral de **S**urveillance de la **Q**ualité de l'**A**ir
LED	**L**ight **E**mitting **D**iode
LES	**L**arge-**E**ddy **S**imulation
LSSVM	**L**east **S**quare **S**upport **V**ectors **M**achine
LSSVR	**L**east **S**quare **S**upport **V**ectors **R**egression
MATLAB	**M**atrix **L**aboratory
MAE	**E**rreur **M**oyenne **A**bsolue
MAPE	**E**rreur **M**oyenne **A**bsolue en **P**ourcentage
MARS	**M**ultivariate **A**daptive **R**egression **S**plines
MEER	**M**inistère de l'**E**nvironnement et des **E**nergies **R**enouvelables
MLP	**M**ulti-**L**ayer **P**erceptron
MLR	**M**ulti **L**inear **R**egression
MSE	**M**ean **S**quared **E**rror
NCEP	**C**entres **N**ationaux de **P**révision **E**nvironnementale
NOAA	**N**ational **O**ceanic and **A**tmospheric **A**dministration
NPA	**N**itrates de **P**eroxy **A**cétyle
NRMSE	**R**acine de l`**E**rreur **Q**uadratique **M**oyenne **N**ormalisée
OMS	**O**rganisation **M**ondial de la **S**ante
ONM	**O**ffice **N**ational de la **M**étéorologie
PC	**P**ersonal **C**omputer
PDAnalyze	**P**article **D**evices **A**nalyze
PDF	**P**ortable **D**ocument **F**ormat
PM	**P**articulate **M**atter
PMi	**M**atiere **p**articulier
PPBv	**P**artie Par **B**illion en **V**olume
PTB	**P**reterm **B**irth
PSO	**P**article **S**warm **O**ptimization
PSOGSA	**P**article **S**warms **O**ptimization with the **S**earch **A**lgorithm by **G**ravity
QA	**Q**ualité de l`**A**ir
RAM	**R**andom **A**ccess **M**emory
RANS	**R**eynolds **A**verage **N**aviers-**S**tocks
RBF	**R**adial **B**asis **F**unction
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.
RSRF	**R**emote **S**ensing with **R**andom **F**orest
SAFEX	**S**ociété **A**lgérienne des **F**oires et des **EX**portations
SGA	**S**mall for **G**estational **A**ge
SI	**S**warm **I**ntelligence
SI	**S**ystème **I**nternational
SRM	**M**inimisation des **R**isques **S**tructurels

STD	**S**tandard **D**eviation
SVM	**S**upport **V**ector **M**achin
SVMr	**S**upport **V**ector **M**achin for **R**egression
TM	**M**étaux **T**races
TSP	**T**otal **S**uspended **P**articulate
UE	**U**nion **E**uropean
UMB	**U**niversal **M**easurement **B**us
USB	**U**niversal **S**erial **B**us
UV	**U**ltra-**V**iolet
VDI	**V**erein **D**eutscher **I**ngenieure
WRELM	**W**eighted **R**egularized **E**xtreme **L**earning **M**achine
Wi-Fi	**W**Ireless **F**Idelity

Nomenclatures et Symboles

Lecture	Désignation	Unité
2D	**2 D**imensions	(-)
3D	**3 D**imensions	(-)
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
K	Fonction du noyau (**K**ernel)	(-)
N	**N**ombre des points expérimentaux	(-)
$\mathbf{U_i}$	composante de vitesse moyenne dans la direction i	m/s
$\mathbf{u_i}$	composante de vitesse flottante dans la direction i	m/s
k-ϵ	modèle de turbulence standard	(-)
k	énergie cinétique turbulente	m^2/s^2
R	Coefficient de corrélation	(-)
$\mathbf{R^2}$	Coefficient de détermination	(-)
w	Poids	(-)
$\mathbf{b_i}$	Biais	(-)
Fc	**F**acteur de **c**hoix	(-)
Cn	**C**oncentration en **n**ombre de particules	P/cm^3

Lettres Grecques

Lecture	Désignation	Unité
$\boldsymbol{\mu}$	viscosité dynamique	kg/m.s
$\boldsymbol{\mu_t}$	viscosité dynamique turbulente	kg/m.s
$\boldsymbol{\rho}$	Masse volumique	Kg/m^3
ε	**C**oefficient de non-sensibilité	(-)
σ	Largeur de Bande Passante du noyau gaussien RBF	(-)
ε	taux de dissipation	(-)
υ	Viscosité cinématique	(m^2/s)

Exposants/ Indices

Lecture	Désignation
$\mathbf{Y_{i\ cal}}$	Sortie Calculé
$\mathbf{Y_{i\ exp}}$	Sortie Expérimental
sat	Saturation
0	Initial
Inlet	Entrée
Wall	Mur

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)	9
Tableau I.2	Classification des particules atmosphériques selon leur taille : dénominations et définitions correspondantes	16
Tableau I.3	Les Directives imposées par l'Union Européenne pour la protection et la réglementation de la qualité de l'air	25
Tableau I.4	Récapitulatif sur les objectifs de qualité et les limites imposées par la Loi n° 96-1236 parue le 30/12/96 sur l'air et l'utilisation rationnelle de l'énergie sur les polluants (directive 2008/50/CE)	27
Tableau I.5	Les valeurs préconisées par les lignes directrices OMS relatives à la qualité de l'air	28
Chapitre II		
Tableau II.1	Correspondance entre les modèles neuronaux biologiques et artificiels	39
Tableau II.2	Fonctions d`activation usuelles, a = f(t)	45
Tableau II.3	Les avantages et les inconvénients des RNA	48
Tableau II.4	Exemples de noyaux	51
Chapitre III		
Tableau III.1	Fiche de données de l'appareil de mesure des poussières fines Fidas® 200	63
Tableau III.2	Plages des paramètres initiaux pour SVM	78
Tableau III.3	Emissions de certains polluants en Europe	82
Tableau III.4	Valeurs des constantes du modèle k-ε	84
Tableau III.5	Les paramètres de maillage utilisés	87
Chapitre IV		
Tableau IV. 1	Description statistique de l'ensemble des données	101
Tableau IV.2	Structure du RNA optimisé	103
Tableau IV.3	Modèle de réseau de neurones établi {(Couche entrée –1^{ére} couche cachée)}	106
Tableau IV.4	Modèle de réseau de neurones établi {[1ère Couche cachée - 2ème Couche cachée]}	106
Tableau IV.5	Modèle de réseau de neurones établi {[2ème Couche cachée – couche sortie]}	107
Tableau IV.6	Résultats des paramètres statistiques du modèle RNAO développé dans ce travail	110
Tableau IV.7	Structure du modèle SVM et DA-SVM optimisé par l'algorithme de la libellule (Dragonfly)	111
Tableau IV.8	Résultats des paramètres statistiques des modèles de SVM et DA-SVM développés dans ce travail	115
Tableau IV.9	Comparaison entre le modèle DA-SVM présenté et les modèles existants	117

Liste des Figures

Figure	Titre de la figure	Page
	Chapitre I	
Figure I.1	Structure de l'atmosphère terrestre	6
Figure I.2	Structure thermique verticale de l'atmosphère terrestre jusqu'à 120 km	6
Figure I.3	La fumée noire de l'incendie du dépôt de Panasonic à la SAFEX (Alger)	14
Figure I.4	Suie du Pot D'échappement	15
	Chapitre II	
Figure II.1	Schéma du neurone biologique	37
Figure II.2	Mécanisme de transfert de signal entre deux neurones biologiques	38
Figure II.3	Le neurone formel	38
Figure II.4	Réseau multicouche MLP	40
Figure II.5	Apprentissage non supervisé	42
Figure II.6	Apprentissage supervisé	42
Figure II.7	Réseau de neurones multicouche	43
Figure II.8	Hyper-tube modélisant la fonction de régression	50
Figure II.9	Utilisation des noyaux pour la résolution de la régression non linéaire	51
Figure II.10	Géométrie globale du domaine de calcul	55
Figure II.11	Exemples de mailles utilisées en Volumes Finis	56
Figure II.12	Choix des conditions initiales et conditions aux limites	56
Figure II.13	Visualisation des résultats par le code CFX	57
	Chapitre III	
Figure III.1	Localisation du site de prélèvement NESMA	61
Figure III.2	Station atmosphérique NESMA (CHUMP ex CDER)	62
Figure III.3	Appareil de mesure des poussières fines Fidas® 200	63
Figure III.4a	composants d'un système Fidas® 200	65
Figure III.4b	boîtier de protection contre les intempéries IP65	65
Figure III.5	Face avant de la centrale Fidas® 200	66
Figure III.6	Aperçu des données, un exp. Valeurs PMi	66
Figure III.7	Aperçu sur l`interface de logiciel PDAnalyz	67
Figure III.8	Aperçu de l'interface HYSPLIT	67
Figure III.9a	la sélection de type des trajectoires	69
Figure III.9b	Détails de l'exécution du modèle HYSPLIT	69
Figure III.10	Prévisions quotidiennes de la poussière BSC	70
Figure III.11	Schéma de calcul de la concentration des PMi par les réseaux de neurones artificiel (RNA)	73
Figure III.12	Organigramme de la méthodologie de calcul du RNA	75
Figure III.13	Organigramme du SVM	77
Figure III.14	Organigramme de l'algorithme Dragonfly	78
Figure III.15	Représentation schématique du modèle DA-SVMr appliqué à la prédiction des PMi	79
Figure III.16	Organigramme du modèle DA-SVM	80
Figure III.17	Dimensions et conditions de configuration	85
Figure III.18	Le sens des entrées et sorties du domaine à étudier	86
Figure III.19	Détail du maillage final	86

Chapitre IV		
Figure IV.1	Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de février 2019	92
Figure IV. 2	Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de mars 2019	92
Figure IV. 3	Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois d`avril 2019	93
Figure IV. 4	Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de mai 2019	93
Figure IV. 5	Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de juin 2019	94
Figure IV. 6	Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de juillet 2019	94
Figure IV. 7	Déplacement des particules de Nord-Est d`Italie selon le modèle Hysplit	97
Figure IV. 8	Déplacement des particules du Nord de Maroc selon le modèle Hysplit	98
Figure IV. 9	Déplacement des particules de la côte Sud-Est d`Espagne selon le modèle Hysplit	98
Figure IV.10	Déplacement des particules du Sud Algérien (Sahara) selon le modèle Hysplit	99
Figure IV.11	Prévisions de la poussière par BSC pour le 21/04/2019	99
Figure IV.12	Analyse de corrélation des données d'entrée pour les modèles prédictifs	102
Figure IV.13	Réseau de neurones artificiels de type feedforward	104
Figure IV.14	la différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée	105
Figure IV.15	Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale	108
Figure IV.16	Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données de la phase d`apprentissage	108
Figure IV.17	Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test	109
Figure IV.18	Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de validation	109
Figure IV.19	Courbe de régression linéaire des données prédites par SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale	112
Figure IV.20	Courbe de régression linéaire des données prédites par SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase d`apprentissage	112
Figure IV.21	Courbe de régression linéaire des données prédites par SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test	113
Figure IV.22	Courbe de régression linéaire des données prédites par DA-SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale	113
Figure IV.23	Courbe de régression linéaire des données prédites par DA-SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase d`apprentissage	114
Figure IV.24	Courbe de régression linéaire des données prédites par DA-SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test	114
Figure IV.25	la différence en terme d`erreur et la racine quadratique moyenne entre les modèles de RNA, SVM et DA-SVM	116
Figure IV.26	L'interface graphique du modèle DA-SVM	118
Figure IV.27	Profile de dispersion du gaz au centre des quatre bâtiments H = 18m	119
Figure IV.28	Profile de dispersion de gaz au milieu des bâtiments H = 18m	120
Figure IV.29	Vitesse de dispersion des gaz d'échappement au centre des bâtiments	120
Figure IV.30	Dispersion de gaz dans l'axe à une distance de 7 m des façades des bâtiments	121
Figure IV.31	Dispersion du gaz à 7 m des façades des bâtiments	121

Figure IV.32	Vitesse de dispersion des gaz d'échappement émis à une distance de 7 m de l'axe des bâtiments	122
Figure IV.33	Dispersion des gaz du benzène à une source située au niveau inférieur de l'axe des bâtiments.	123
Figure IV.34	Effet de la dispersion du gaz à une source située au niveau inférieur sur les façades des bâtiments	123
Figure IV.35	Vitesse de dispersion du benzène à une source située au niveau inférieur de l'axe des bâtiments	124
Figure IV.36	Effet de la hauteur des bâtiments H = 12 m sur l'accumulation de gaz polluants	124
Figure IV.37	Effet de la hauteur des bâtiments H = 12 m sur la vitesse de dispersion des polluants gazeux	125

Liste des Travaux Scientifiques et Activités de Recherches

Publications dans des revues internationales

1. Abdellah Ibrir, Yacine Kerchich, Noureddine Hadidi, Redah Rebhi (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. http://www.aljest.org/index.php/aljest/article/view/678/543
2. Abdellah Ibrir, Yacine Kerchich, Noureddine Hadidi, Hamza Merabet, Mohamed Hentabli (2021) Prediction of the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, and PM10 by using the hybrid dragonfly-SVM algorithm. Air Quality, Atmosphere & Health. https://link.springer.com/article/10.1007/s11869-020-00936-1

Communications internationals

1. IBRIR Abdellah, KERCHICH Yacine, HADIDI Noureddine, REBHI Redha. Modeling of NOx dispersion in a canyon street in Medea (2019). The First International Conference on Materials, Environment, Mechanical and Industrial Systems (ICMEMIS'19) Djelfa on 29-30 June 2019, Algeria.
2. IBRIR Abdellah, KERCHICH Yacine, HADIDI Noureddine, REBHI Redha. Prediction of urban air quality (VOCs) using ANSYS simulation method (2019). 4th International symposium on materials and sustainable development (ISMSD2019) November 12 -14, 2019 Boumerdes, Algeria.
3. IBRIR Abdellah, KERCHICH Yacine, HADIDI Noureddine, MERABET Hamza, HENTABLI Mohamed. Modélisation par apprentissage de la machine (SVM) de la dispersion des particules fines atmosphériques dans un site urbain. 1st International seminar on the environment and sustainable development (SIEDD'20) Fevrier 10 -11, 2020 Relizane, Algeria.
4. Abdellah IBRIR, Malika KEDDAM, Yacine KERCHICH, Yacine MOUSSAOUI, Noureddine HADIDI, Mohamed Redha BELHADJI. L'impact de la pandémie de Covid-19 sur les concentrations atmosphériques en particules acides et les métaux lourds qui leurs sont associés à Alger. 1st International Symposium Impact du COVID-19 sur L'environnement (ICOVID-19E2020).
5. Best E-poster award Certificate awarded to IBRIR Abdellah For his E-poster entitled: «L'impact de la pandémie de Covid-19 sur les concentrations atmosphériques en particules acides et les métaux lourds qui leurs sont associés à Alger» Presented in the first international seminar : Impact of Covid19 on the environment '30th& 31st December 2020
6. IBRIR Abdellah, KERCHICH Yacine, HADIDI Noureddine, MERABET Hamza. Experimental and Numerical Study for the Prediction of the Concentration of Particulate Matters (PM2.5) by Using SVM Algorithm. ReachSci Air Quality Summer 2021 Conference.

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction Générale

L'atmosphère est un espace biosphérique géant qui comprend plusieurs êtres vivants et non vivants avec un champ de vie pour les créatures (Baysal et al., 2019). Les particules fines PM avec ces différentes tailles (PM-1; PM-2.5; PM-4; PM-10 avec un diamètre aérodynamique de 1 ; 2,5 ; 4 ; 10 μm ou moins respectivement et PM-Totaux) représentent une fraction importante dans la couche troposphérique (Wang et al., 2008). Les concentrations des matières de particules (PMi) peuvent augmenter ou diminuer rapidement en fonction des conditions ambiantes (Jovašević-Stojanović et al., 2015; Racherla & Adams, 2006; Zheng et al., 2019) telles que la vitesse du vent, la précipitation des pluies, le taux d`humidité et la température (Li et al., 2019; Talbi et al., 2018). Des recherches ont prouvé que les effets de la composition chimique des PM fines a un rôle important sur la santé humaine (Tsai et al., 2020). Les PM-10 et ces fractions sont considérés comme l'une des particules les plus dangereuses sur l'environnement et constituent un facteur de risque crucial pour les maladies cardiorespiratoires chroniques et les problèmes pulmonaires aigus (tels que la bronchite et l'asthme) (Izhar et al., 2016; Tang et al., 2017) lors de l'inhalation par le système respiratoire humain. Pour cela des procédures sont introduites pour la surveillance de la qualité de l`air (QA) par des appareils ou capteurs des particules respirables afin de prévenir la santé humaine. Cependant, quand on parle de pollution de l'air la phase particulaire n'est pas la seule concernée. La phase gaz elle a aussi un rôle important notamment dans la formation d'autres polluants secondaires. Parmi les polluants gazeux, on trouve principalement les composés organiques volatils (COV) qui sont réglementés par les directives européennes et non réglementés en Algérie.

Pour cela, l'observation, la modélisation, la gestion et l'évaluation des effets de la pollution de l'air sur la santé et l'environnement sont essentielles au développement durable (DD), en particulier dans les grandes agglomérations urbaines (Ibrir et al., 2020). Afin de répondre à ces problématiques liées à l'environnement et la santé humaine, des laboratoires et organismes dédiés à la mesure en continu des différents types de pollution ont été créés dans différents pays. En Algérie et plus particulièrement à Alger, le réseau existant de SAMASAFIA du Ministère de l'Environnement, pour la mesure de la qualité de l'air est équipé de quatre stations de mesure. Ces dernières sont depuis quelques années à l'arrêt à cause des problèmes liés à l'étalonnage et la maintenance curative et préventive. Actuellement la seule station de mesure de la qualité de l'air qui est en service c'est la station NESMA du Centre de Développement des Energies Renouvelables (CDER) qui est installée au sein du centre-universitaire Mustapha pacha, Alger centre. Cette méthode de mesure et de suivi des concentrations des polluants dans l'air est possible, mais reste donc toujours couteuse, car le prix de l`appareillage de mesure et

des systèmes d'acquisition, l'entretien et la réparation sont très élevés et nécessitent des conditions de travail bien définit pour trouver des résultats exacts.

Pour pallier à cette problématique plusieurs méthodes numériques pour la simulation, l'estimation et la prédiction de la pollution existent. Parmi ces dernières on trouve la simulation par la dynamique des fluides computationnelle (CFD) et les méthodes d`intelligences artificiel.

L'objectif fixé dans ce travail est de simuler dans un premier temps par la dynamique des fluides computationnelle (CFD) le flux et la dispersion d'un polluant gazeux dans une agglomération urbaine en appliquant l'approche Reynolds Average Naviers-Stocks (RANS) basée sur un modèle de turbulence k-ε implanté dans le code CFD de logiciel ANSYS xérographie fluide computationnelle (CFX). Les résultats des simulations sont présentés afin d'étudier la structure de l'écoulement et la dispersion rapide des COV dans les agglomérations urbaines.

Dans un second temps, nous avons complété les mesures des PMi expérimentales obtenues à l'aide de la station NESMA par une approche de modélisation, afin d`obtenir un modelé mathématique prédictif des concentrations des PMi en fonction des conditions météorologique (CM) avec un faible coût, une erreur acceptable et en peu de temps.

Dans cette partie, les concentrations des PMi ont été modélisées à l'aide des modèles d`intelligence artificielle (RNA, SVM et DA-SVM). La température, la vitesse du vent, l`humidité relative, la précipitation des pluies cumulées et le facteur de choix de PM ont été considérés comme des caractéristiques d'entrées. Pour faciliter l`utilisation de ce modèle mathématique, on a procédé à la construction d`une interface graphique pour l`utilisateur.

Le reste de la thèse est organisé comme suit : Chapitre 1 : représente un aperçu général sur la pollution atmosphérique. Chapitre 2 : il est consacré à une vision générale sur la simulation par ANSYS et quelques techniques d`intelligence artificielle. Chapitre 3 : il est consacré à la méthodologie utilisée dans la partie expérimentale et numérique. Chapitre 4 : il traite des résultats expérimentaux et numériques. Et enfin une conclusion et perspectives.

Références Bibliographiques

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*.

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*.

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

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

APERÇU GÉNÉRAL SUR LA POLLUTION ATMOSPHERIQUE

I.1. Introduction

La Terre est vraiment une planète merveilleuse. C'est la seule planète 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. Ces organismes peuvent vivre sur terre car il y a une Atmosphère. Les animaux et les plantes vivent presque partout à la surface de la terre. L'atmosphère modère les variations de température diurnes et nocturnes. L'atmosphère filtre l'énergie radiante pendant la journée, évitant ainsi à la surface de surchauffer. Durant la nuit, l'atmosphère empêche une grande partie de la chaleur radiante de s'échapper dans l'espace, gardant la surface au chaud. La plupart des organismes, végétaux et animaux, ont essentiellement besoin d'eau pour vivre. Les êtres vivants ont également besoin d'azote, d'oxygène et de dioxyde de carbone.

La mince couche d'atmosphère de la terre fournit tous ces éléments. L'atmosphère filtre également les niveaux mortels du rayonnement Ultra-Violet (UV) du soleil. Cependant, l'atmosphère, ne pourrait pas existée si la terre n'était pas à une certaine distance du soleil. La pression atmosphérique est la pression au-dessus de toute zone de l'atmosphère terrestre causée par le poids de l'air. La pression atmosphérique varie dans l'espace et dans le temps, car la quantité et le poids de l'air au-dessus de la terre varient en fonction du lieu et du temps. La pression atmosphérique moyenne au niveau de la mer est d'environ 1013,25 hectopascals (hPa). L'air atmosphérique polluée est un mélange de gaz et de particules, qui sont tous deux constitués d'atomes (Jacobson 2002). Dans presque tous les exemples de «combustion appliquée», des particules sont libérées. C'est la raison pour laquelle, dans les villes et les zones industrielles, les bâtiments perdent leur couleur de pierre d'origine et deviennent noirs (Jones C. 2008).

Ces particules et gaz ont été classés comme pollution atmosphérique si leurs concentrations dans l`air dépassent la règlementation en vigueur. Les Composés Organique Volatile (COVs) sont émis par de nombreuses sources, y compris les véhicules automobiles et les raffineries. Le niveau de COV à l'intérieur d'un bâtiment dépasse celui de l'air environnant le bâtiment d'un facteur compris entre 2 à 5. Cela est dû au rejet de COV par des substances «accessoires» telles que les peintures, les vernis, les équipements de bureau et les cosmétiques. Les mesures d'atténuation des COV visent cependant principalement les véhicules et les raffineries (Jones C. 2008). Les particules dans l'atmosphère proviennent de sources naturelles, telles que la poussière du vent, les embruns et les volcans, et les activités anthropiques, telles que la combustion de carburant.

L'aérosol est techniquement défini comme une suspension de fines particules solides ou liquides dans un gaz. Ces particules émises directement sous forme (aérosol primaire) ou formés dans

l'atmosphère par des procédés de conversion gaz-particules (aérosol secondaire), les aérosols atmosphériques sont généralement considérés comme des particules dont la taille varie de quelques nanomètres (nm) à des dizaines de micromètres (µm) en diamètre (Seinfeld and Pandis 2006). La matière particulaire fine (PM) est un mélange complexe de nombreuses classes de composés (Daisey 1980). L'une des principales raisons de l'étude des PMi et COVs est la possibilité que ces composés présentent un danger pour la santé (Izhar et al. 2016; Tang et al. 2017; Tsai et al. 2020).

I.2. Structure du manteau atmosphérique

L'enveloppe gazeuse entourant la Terre est connue sous le nom d'Atmosphère. C'est un mélange relativement stable de plusieurs types de gaz d'origines différentes. Il a une masse d'environ $5{,}15.10^{15}$ tonnes maintenue sur la planète par attraction gravitationnelle. La masse moléculaire moyenne de l'air est de 28,966 $g.mol^{-1}$ (Mohanakumar 2008).

I.2.1. L'atmosphère de la terre et sa composition

Les couches atmosphériques neutre et transparente (du sol à l'exobase) sont caractérisées par des variations de température produites par des différences dans la composition radiative et chimique de l'atmosphère à différentes altitudes. À mesure que l'on s'éloigne de la surface de la Terre, la composition chimique de l'air dépend de l'altitude et l'atmosphère s'enrichit de gaz plus légers. Sur la base des variations de température avec la hauteur, l'atmosphère terrestre est divisée en cinq couches sphériques concentriques par des zones de transition étroites. Chaque couche est une région où le changement de température par rapport à la hauteur a une tendance constante. Les couches sont appelées sphères et les zones de transition entre les couches concentriques sont appelées pauses. Les cinq couches concentriques de l'atmosphère sont appelées troposphère, stratosphère, mésosphère, thermosphère et l`exosphère (Jin et al. 2011) la figure I.1 représente les différentes couches de l`atmosphère terrestre. La distribution verticale de la température dans l'atmosphère terrestre jusqu'à 120 km est illustrée dans la figure I.2.

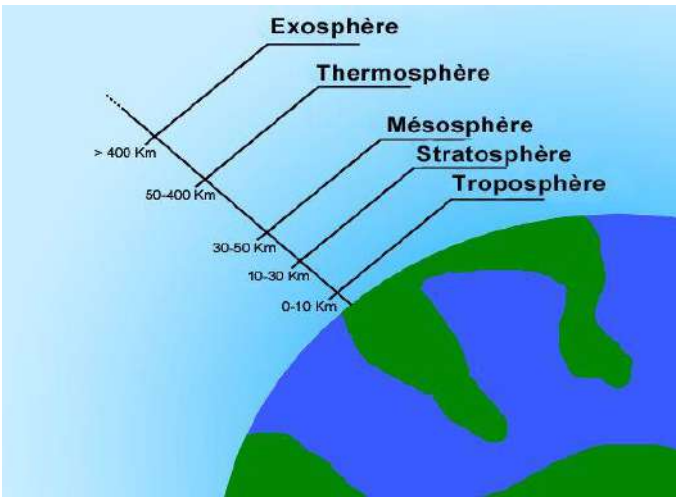


Figure I.1 : Structure de l'atmosphère terrestre.

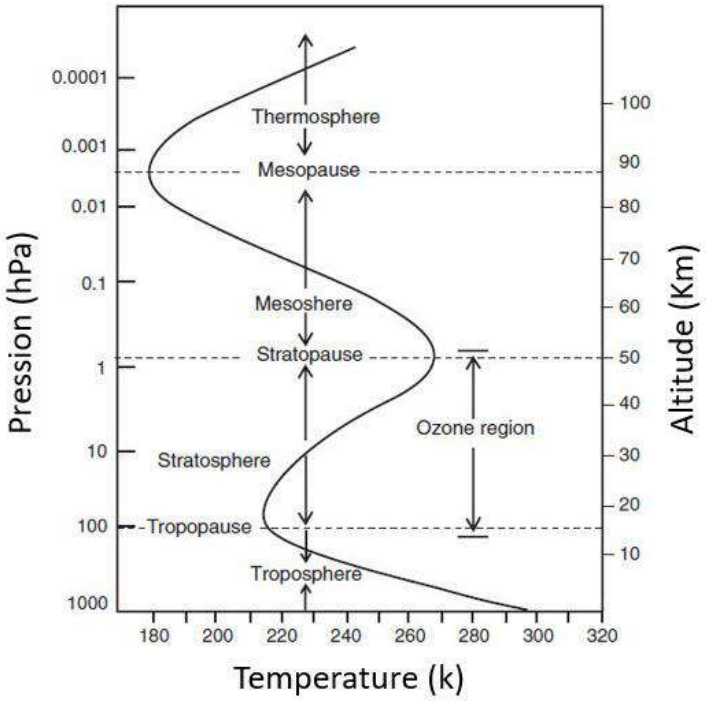


Figure I.2 : Structure thermique verticale de l'atmosphère terrestre jusqu'à 120 km (Brasseur and Solomon 1982).

I.3. La pollution atmosphérique

Avant le 20ème siècle, la pollution de l'air n'était pas traitée comme une science mais comme un problème réglementaire ou juridique. Les réglementations étant souvent faibles ou non appliquées et les problèmes de santé associés à la pollution de l'air n'étant pas bien compris, les problèmes de pollution étaient rarement atténués (Jacobson 2002). La pollution atmosphérique est identifiée comme toute étude de la nature changeante de l'atmosphère (à n'importe quelle échelle) nécessite des données sur les concentrations changeantes des composants atmosphériques dans l'espace et dans le temps (Metcalfe and Derwent 2005). Les sources de cette pollution peuvent être soit naturelles (feu de forêt, éruption volcanique,…), soit anthropiques,

c'est-à-dire liées à l'activité humaine, dans ce dernier cas, la pollution est souvent le résultat direct des progrès industriels de ces derniers siècles, comme par exemple l'émission continue et parfois sans précaution des polluants associés aux processus de combustion (véhicules automobiles, installations industrielles, production d'énergie par combustion…) (Barakeh 2012). Il s'agirait aussi d'un matériau comme les hydrocarbures gazeux toxiques qui auront un effet néfaste sur notre vie, comme il pourrait s'agir d'un rayonnement atomique sous une forme que nous ne pouvons pas observer et qui pourrait être nuisible pour les cellules végétales ou animales. Les pluies acides (pollution atmosphérique combinée aux pluies), sont considérées comme des polluants qui ont un impact négatif sur la végétation et le réchauffement terrestre (Barakeh 2012). De nombreuses villes aux États-Unis étaient comme en Europe fortement polluées dès le début du 19ème siècle et avec des niveaux croissants et notamment après la seconde guerre mondiale (Fenger 2009).

I.3.1. Les différents types de la pollution atmosphérique

La pollution de l'air n'a pas de barrière. Ainsi, certains polluants atmosphériques dont la durée de vie est élevée, peuvent migrer loin de leurs sources d'émission en interférant à différentes échelles spatiales. C'est pour cette raison que lors de la classification des phénomènes de pollution, il faut faire référence à l'échelle d'étude. Souvent dans la littérature, on se limite à trois niveaux d'échelles : locale, régionale et mondiale (Borgie 2016; Chang et al. 2000; Elichegaray et al. 2009; Monks et al. 2009; Ramanathan and Feng 2009).

1.3.1.1. L'échelle locale

Il s'agit des pollutions rencontrées au voisinage direct des sources d'émissions comme les foyers industriels de combustion, les axes de circulation, le chauffage domestique, l'incinération des déchets, etc. Ces sources engendrent des pollutions de proximité et/ou des nuisances olfactives à des distances inférieures à quelques kilomètres. En effet, la matière particulaire en suspension (PM), les oxydes d'azote (NO_X), le dioxyde de soufre (SO_2), le monoxyde de carbone (CO), les Composés Organiques Volatils (COVs), les Hydrocarbures Aromatiques Polycycliques (HAP) et les métaux constituent les polluants les plus caractéristiques de ce type de pollution (Borgie 2016; Chang et al. 2000; Elichegaray et al. 2009; Monks et al. 2009; Ramanathan and Feng 2009).

1.3.1.2. L'échelle régionale

La pollution régionale touche les zones distantes de quelques kilomètres à quelques centaines de kilomètres des sources d'émission de polluants. Cette pollution résulte des phénomènes physico-chimiques plus ou moins complexes à l'origine de la formation dans l'atmosphère de polluants dits «secondaires» à partir de polluants dits «primaires» rejetés par des sources émettrices.

Notamment l'ozone (O_3), dont la formation dépend de la présence des NO_X et des COVs, est le principal représentant de la pollution photochimique ainsi que les acides nitriques et sulfuriques, à partir des NO_X et du SO_2, sont responsables de la formation des pluies acides (Borgie 2016; Chang et al. 2000; Elichegaray et al. 2009; Monks et al. 2009; Ramanathan and Feng 2009).

1.3.1.3. L'échelle globale ou mondiale

Elle correspond à une pollution à l'échelle de la planète, susceptible d'affecter l'équilibre de l'écosystème. Elle se caractérise par les substances impliquées dans le phénomène de changement climatique, notamment les gaz à effet de serre et en particulier le dioxyde de carbone (CO_2) et par les substances responsables de la diminution de la couche d'ozone stratosphérique, principalement les émissions de Chloro Fluoro Carbures (CFC) (Borgie 2016; Chang et al. 2000; Elichegaray et al. 2009; Monks et al. 2009; Ramanathan and Feng 2009).

I.3.2. Les principaux polluants atmosphériques et leurs sources

L'atmosphère est un mélange de gaz, dont certains avec des concentrations assez constantes, d'autres variables dans l'espace et dans le temps. De plus, il y a des particules en suspension (par ex. Aérosols, fumée, cendres, etc.) et des hydrométéores (par ex. Gouttelettes de nuages, gouttes de pluie, neige, etc.). Le tableau I.1 montre la composition de l'air sec dans l'atmosphère terrestre au-dessous de 100 km (Mohanakumar 2008). Toutes augmentations ou diminutions ou changements dans ces concentrations se traduisent comme une pollution atmosphérique, pouvant endommager l'environnement et la santé humaine. L'Organisation mondiale de la santé (OMS) se réfère toujours à 4,2 millions de décès imputables à la pollution de l'air extérieur, sur la base de l'année 2016. Les chercheurs de Harvard arrivent eux à un total de 8,7 millions de morts prématurées sur la base de l'année 2018 (OMS 2020). La pollution atmosphérique peut être généralement divisée en deux types : visible et invisible. On trouve à titre d`exemple les polluants atmosphériques visibles, telle la poussière, qui ont évidemment un impact sur la qualité de la vie en bloquant la vue des paysages, tandis que les polluants atmosphériques invisibles, tels que les oxydes d'azote, sont peu susceptibles de créer de telles perceptions et sensations (Guo et al. 2019).

Les particules atmosphériques peuvent être classées en aérosols primaires ou secondaires (Tomasi, Fuzzi, and Kokhanovsky 2016). Les aérosols primaires sont émis directement dans l'atmosphère sous forme particulaire depuis les sources d'émission. Tandis que, les aérosols secondaires désignent les particules générées au sein même de l'atmosphère soit par le mode de conversion gaz-particules dû à la condensation des vapeurs d'origine naturelle ou anthropique, soit par l'évolution d'une particule primaire (Borgie 2016).

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)	18.2×10^{-4}	20.18
Hélium (He)	5.2×10^{-4}	04.02
Krypton (Kr)	1.1×10^{-4}	83.80
Xénon (Xe)	0.089×10^{-4}	131.29
Hydrogène (H)	0.5×10^{-4}	02.02
Méthane (CH_4)	1.5×10^{-4}	16.04
Protoxyde d'azote (N_2O)	0.27×10^{-4}	44. 01
Monoxyde de carbone (CO)	0.19×10^{-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)	0.004×10^{-4}	17.02
Dioxyde de soufre (SO_2)	0.001×10^{-4}	64.06
Dioxyde d'azote (NO_2)	0.001×10^{-4}	46.05
Autres gaz	Tracer les quantités	—
Aérosols, poussières, gaz	Très variable	—

I.3.2.1. Polluant primaire

Les particules ou les polluants primaires, par définition, sont ceux qui proviennent directement d'une source polluante identifiée : tels que le monoxyde de carbone provenant des processus de combustion et présent dans les gaz d'échappement des voitures, le dioxyde de soufre et les oxydes d'azote ($NO_x = NO + NO_2$) provenant de l'industrie (G. Zhang et al. 2020; Koukouli et al. 2016; de Foy, Lu, and Streets 2016). En outre, 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 (rayon de 1 à 10 µm ou plus). Alors que celles émises par les sources de combustion sont généralement petites (jusqu'à un rayon de quelques nanomètres). Bien que, la plus grande fraction de la masse de matière particulaire primaire se trouve dans des particules de diamètre supérieur à 1 µm, les particules de poussière minérale et de sel marin submicrométriques sont des constituants importants des aérosols troposphériques (Buseck and Schwartz 2003).

I.3.2.1.1. Le monoxyde de carbone

Il résulte de la combustion incomplète des combustibles fossiles (charbons, fuels, …). Ce gaz est issu des combustions et chaudières mal réglées, et de la circulation automobile. Il se fixe sur l'hémoglobine et peut entraîner des troubles respiratoires, des effets asphyxiants mortels à hautes concentrations, des maux de tête, et des troubles cardiaques (Elichegaray et al. 2009).

I.3.2.1.2. Le dioxyde de soufre (SO_2)

Ce gaz est produit naturellement par les volcans, il peut également être produit par différents procédés industriels comme les industries métallurgiques, les raffineries de pétrole et les combustions (oxydation du soufre, des combustibles fossiles). Ce gaz est associé à de nombreuses pathologies respiratoires, souvent en combinaison avec les particules. Il peut entraîner des inflammations et une altération de la fonction respiratoire et les études épidémiologiques montrent également, souvent des liens entre le dioxyde de soufre et les particules dans l'air, et abouti à l`hospitalisations pour troubles respiratoires et cardiaques. Le dioxyde de soufre peut se transformer en particules de sulfates dans l'air ambiant et concourt également au phénomène des pluies acides, néfastes pour les écosystèmes aquatiques et terrestres (Elichegaray et al. 2009).

I.3.2.1.3. Les oxydes d'azote (NO et NO_2)

Ils comprennent notamment le monoxyde d'azote (NO) et le dioxyde d'azote (NO_2). Ce sont des gaz fortement toxiques qui résultent de l'oxydation de l'azote de l'air par l'oxygène à température élevée, phénomène qui se produit généralement lors des processus de combustion en particulier dans les (moteurs à combustion interne, les centrales thermiques et les chaudières...), et le dioxyde d'azote est le plus nocif pour la santé humaine. C'est un gaz irritant pour l'appareil respiratoire et il favorise l'hyperréactivité bronchique. Les populations asthmatiques semblent plus sensibles également à ce polluant. Chez l'enfant il peut favoriser des infections pulmonaires. Les oxydes d'azote participent en outre à la formation de polluants photochimiques comme l'ozone, néfastes pour la santé, et concourent au phénomène des pluies acides (Elichegaray et al. 2009).

I.3.2.1.4. Les hydrocarbures et les composés organiques volatils (COV)

Ils sont définis comme tout composé organique, contenant au moins l'élément carbone et un ou plusieurs des éléments suivants : hydrogène, halogène, oxygène, soufre, phosphore, silicium ou azote à l'exception des oxydes de carbone et des carbonates et bicarbonates inorganiques, ayant une pression de vapeur de 0,01 kPa ou plus à une température de 293,15 K ou ayant une volatilité correspondante dans les conditions d'utilisation particulières. Ils sont émis par diverses sources anthropiques et biogènes (solvants, pétrochimie, moteurs automobiles, centrale thermique et les peintures...) et recouvrent de nombreux composés aux effets différents (odeurs, altération de la fonction respiratoire, troubles nerveux..). Certains COV comme le formaldéhyde et le benzène sont cancérogènes. Les COVs contribuent aussi à la formation de polluants photochimiques comme l'ozone dans la troposphère, ayant un effet indirect et nocifs pour la santé. L'atmosphère peut comporter également des composés organiques persistants et peu volatils tels que des pesticides, dioxines, furanes, etc. (Elichegaray et al. 2009).

I.3.2.1.5. Les Particules en suspension (PM)

Ces particules (notées « PM » en anglais dite « Particulate Matter ») qui sont la somme de toutes les particules solides, liquides et gazeux en suspension dans l'air, dont beaucoup sont dangereuses (Barakeh 2012). Le reste est détaillé et illustrée dans le paragraphe 1.3.3.

I.3.2.1.6. Les métaux lourds

Ce sont des métaux de densité élevée comme le plomb (Pb), le Mercure (Hg), l'Arsenic (As), le Cadmium (Cd) et le Nickel (Ni). Dans l'air, les métaux lourds se retrouvent majoritairement sous forme particulaire à l'exception du mercure qui est principalement gazeux. Ils proviennent de la combustion des combustibles fossiles et du bois, des cimenteries, de l'agriculture, de certains procédés industriels et de l'incinération des déchets. Ils peuvent s'accumuler dans l'organisme et avoir des effets variables selon les métaux : atteintes du système nerveux, des fonctions rénales ou hépatiques, etc… (Borgie 2016; Poëy and Philibert 2000).

I.3.2.1.7. Le méthane

Ce gaz n'est pas réglementé en tant que polluant dans l'atmosphère par les Directives Européennes, mais peut être un bon traceur de certaines pollutions anthropiques. On le trouve à l'état naturel produit par des organismes vivants. Il constitue l'essentiel du gaz naturel qui est exploité comme combustible fossile. Il est l'un des principaux gaz à l`effet de serre et a un rôle important dans le réchauffement climatique. Depuis l'ère industrielle, la concentration de méthane n'a cessé d'augmenter dans l'atmosphère. Elle est passée de 700 ppbv au début du 19ème

siècle à 1750 ppbv aujourd'hui en raison de l'augmentation des activités humaines liées à l'industrialisation et à l'urbanisation (Barakeh 2012).

I.3.2.1.8. Les hydrocarbures aromatiques polycycliques (HAP)

Ce sont des composés organiques dont la molécule comporte au moins deux noyaux benzéniques. Deux types de HAP sont distingués

- Les pétro géniques : se dit des hydrocarbures présents dans les bruts pétroliers, d'origine naturelle qui se caractérisent par une forte proportion d'hydrocarbures ramifiés.
- Les pyro géniques : se dit des hydrocarbures produits par combustion de matière organique (riche en carbone, combustibles fossiles ou bois).Ces hydrocarbures dont l'origine est liée à l'activité humaine, sont considérés comme des polluants primaires. Ce sont les HAP qui prédominent dans l'environnement. Ce sont principalement les composés non-ramifiés.

On y trouve des composés tels que le benzo(a)pyrène qui est cancérogène. Certains HAP peuvent aussi affecter le système immunitaire. Dans l'air ils proviennent notamment des combustions du secteur domestique dans des conditions mal maitrisées (mauvaises combustions du bois dans des cheminées et foyers ouverts) et pour une plus faible part de la circulation automobile (Elichegaray et al. 2009).

I.3.2.2. Polluant secondaire

Les polluants secondaires ne sont pas émis directement par des sources connues et identifiées. Au contraire, ils se forment dans l'air à la suite de réactions mettant en jeu les composés émis par les sources primaires ou encore qui ne proviennent pas d'une source directement polluante, notamment lors d'épisodes météorologiques particuliers. La production des polluants secondaire peut se produire soit par formation de nouvelles particules (nucléation), soit par addition de matière aux particules d'aérosol existantes. Ce dernier processus peut avoir lieu dans de l'air clair (sans nuage) ou par réaction dans des gouttelettes de nuage qui, lors de l'évaporation, renvoient les particules dans l'aérosol à air clair. On reconnaît depuis longtemps que la formation de particules secondaires est responsable d'une grande partie des aérosols dans les régions influencées par les émissions anthropiques (Buseck and Schwartz 2003). Un exemple majeur de polluant secondaire est l'ozone troposphérique, un des nombreux polluants secondaires qui forment le smog photochimique, mais on peut citer aussi les NPA (nitrates de peroxyacétyle) ou encore les COV (composé organiques volatiles) dits « COV secondaires » (Barakeh 2012).

I.3.2.2.1. L'Ozone

Dans la basse atmosphère et sous des conditions climatiques particulières (comme une augmentation de l'irradiation solaire), en zone urbaine, les émissions de précurseurs sont importantes : les hydrocarbures et les oxydes d'azote sont donc présents en grande quantité. Beaucoup d'ozone se formera mais, celui-ci réagira très vite, une fois formé, avec le monoxyde d'azote dont l'apport est constant. L'ozone sera donc en partie consommé au niveau des agglomérations et généralement présent en faible quantité (Barakeh 2012).

I.3.3. Les particules atmosphériques (PMi)

Ce mélange complexe comprend à la fois des particules organiques et inorganiques, telles que la poussière, les éruptions volcaniques, la végétation (pollen), la suie, la fumée et les gouttelettes liquides et les incendies de forêts. Elles sont émises, aussi par la combustion des fossiles combustibles (Barakeh 2012). Ces particules varient considérablement en taille, en composition et en origine. Celles d'un diamètre inférieur à 10 micromètres (PM-10) sont dites « inhalables » car elles peuvent atteindre l'appareil pulmonaire. Les particules fines regroupent celles plus petites que 2,5 micromètres. Les effets dépendent de la composition chimique des particules (présence de métaux toxiques comme le plomb, ou de composés cancérogènes tels que certains hydrocarbures aromatiques polycycliques (HAP). Les particules fines sont également impliquées dans la genèse de troubles respiratoires et cardiovasculaires (Elichegaray et al. 2009).

I.3.3.1. Définition des particules atmosphériques

Les aérosols ou les particules atmosphériques sont communément appelés fumée, poussière, brume et smog, termes qui reflètent vaguement leur origine et leur composition. Les particules d'aérosol sont apparues naturellement pendant des éons des embruns marins, des émissions volcaniques, de l'entraînement éolien de poussières minérales, des incendies de forêt et de la conversion gaz-particule des hydrocarbures des plantes et du sulfure de diméthyle des océans. Cependant, au cours de la période industrielle, l'aérosol de fond naturel a été considérablement augmenté par les contributions anthropiques, c'est-à-dire celles produites par les activités humaines. Une des manifestations de cet impact est la visibilité réduite (Buseck and Schwartz 2003).

Pour débuter notre travail sur la pollution par les particules fines (PMi), un certain nombre de termes doivent être identifiés.

- **Les aérosols :** Toutes les particules liquides ou solides en suspension dans l'air sont définies comme des particules d'aérosol : la suie, le pollen, les particules de sel marin, les

poussières minérales, les fibres d'amiante, les cendres volantes et bien d'autres types de particules sont résumés par cette définition (Curtius 2006)

- **Fumée :** La fumée est un mélange de gaz, de vapeurs et de particules en suspension ou d'aérosols. La nature de la composante aérosol de la fumée peut jouer un rôle important dans son dépôt dans l'environnement du feu et dans ses effets létaux et sublétaux sur les personnes (Butler and Mulholland 2004). La figure I.3 représente une fumée noire de l'incendie de dépôt de Panasonic à la SAFEX (Alger).



Figure I.3 : La fumée noire de l'incendie du dépôt de Panasonic à la SAFEX (Alger).

- **Brouillard et brume :** Le brouillard comprend toutes les particules liquides dispersées et les particules liquides coagulées (Quan et al. 2011).
- **Les suies :** Les particules de suie sont formées lors d'une combustion. Leur gamme de taille est très étendue puisque les plus grosses particules sont de l'ordre du micron alors que les plus fines ne mesurent que quelques nanomètres. Dans un premier temps, lors de la combustion, l'oxydation incomplète du carburant est responsable de la production de composés aromatiques. Le processus d'addition de composés aromatiques à un seul noyau (tels que le benzène) engendre des HAPs (Hydrocarbures Aromatiques Polycycliques) qui constituent les précurseurs moléculaires des sphérules de suies (Reynaud 2019). La figure I.4 représente les suies résidu de la mauvaise combustion du carburant.



Figure I.4 : Suie du Pot D'échappement.

- **Les cendres volantes :** Les cendres volantes, générées lors de la combustion du charbon pour la production d'énergie, sont un sous-produit industriel reconnu comme un polluant environnemental. Les cendres volantes sont généralement de couleur grise, abrasives, principalement alcalines et de nature réfractaire (Ahmaruzzaman 2010).

I.3.3.2. Classification des particules

Les particules atmosphériques, dont la taille peut varier de quelques nanomètres à quelques micromètres, peuvent être classées en différentes catégories, selon leurs processus de formation, leurs tailles et selon leurs origine (Borgie 2016).

I.3.3.2.1. Classification des particules selon le processus de formation

Les particules peuvent être émises dans l'atmosphère en tant que telles (particules d'aérosol primaires) ou peuvent être formées dans l'atmosphère par conversion gaz-particules (aérosol secondaire) (Buseck and Schwartz 2003).

I.3.3.2.2. Classification des particules selon leurs tailles

Une autre classification fréquemment utilisée s'appuie sur la distribution granulométrique des particules et donc sur leur diamètre. Ce paramètre est important pour caractériser le pouvoir de pénétration des particules dans l'appareil respiratoire.

On ne peut pas aisément attribuer un diamètre géométrique aux particules car elles ont des formes et des densités variées. C'est la raison du concept de la forme sphérique équivalente. Cependant,

le diamètre aérodynamique équivalent (d_{ae}) des particules, le plus utilisé dans les études environnementales, correspond au diamètre d'une particule sphérique et de densité 1 g/cm^3, ayant la même vitesse de chute dans l'air que la particule concernée. C'est la taille des particules qui gouverne leur transport dans l'air, leur élimination de l'atmosphère ainsi que leur déposition dans les voies respiratoires (Borgie 2016).

Le tableau I-2 regroupe les dénominations des particules atmosphériques (selon leurs tailles) les plus fréquemment utilisées ainsi que leurs définitions correspondantes.

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

Dénominations	Définitions
TSP	Total Suspended Particulate ou particules totales en suspension = particules ayant un diamètre aérodynamique inférieur à 100 μm.
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.3.3.2.3. Classification des particules selon leurs origines

- **Particules organiques :** Tels que les fibres végétales, la peau d'animal, les cheveux, les cornes, les débris de peau, carburant chimique et le plastique.
- **Particules inorganiques :** Tels que les particules de poussière métallique, les particules de poussière minérale et les particules de matériaux de construction.
- **Particules vivantes :** Tels que les algues unicellulaires, les champignons, les protozoaires, les bactéries et les virus comme le (COVID-19) (Xu 2014).

I.3.3.3. Evolution des particules dans l'atmosphère

Les particules n'ont pas une composition constante tout au long de leur vie dans l'atmosphère. Depuis leur émission, leur taille, leur abondance et leur composition chimique peuvent être modifiées par différents processus physico-chimiques (Borgie 2016).

I.3.3.3.1. Evolution physique

Parmi les processus de transformation auxquels sont soumises les particules, deux d'entre eux méritent particulièrement de retenir notre attention : la coagulation et la condensation (Borgie 2016).

- **La coagulation :** Du fait du mouvement brownien, les particules migrent en permanence dans l'atmosphère et peuvent entrer en collision avec d'autres particules. Un certain nombre de ces collisions conduit à un agglomérat aboutissant à la formation de particules de taille plus grande. La vitesse de la coagulation dépend de la concentration des particules, leurs compositions, de la vitesse de leurs mouvements et de la surface spécifique de chaque particule. Le phénomène de coagulation est le plus efficace dans le domaine des plus petites particules et semble être le facteur principal pour définir la limite inférieure de la taille des particules : les particules les plus petites subissent le phénomène de coagulation si rapidement, qu'elles sont éliminées pour donner naissance à des particules plus grandes (Borgie 2016).
- **La condensation :** L'augmentation de la taille des particules par condensation est le mécanisme le plus important pouvant se produire entre les gaz et les particules dans l'atmosphère. Ce processus nécessite une phase vapeur sursaturée en présence de particules jouant le rôle de noyaux de condensation. Cependant les condensations de gaz qui s'en suivent sur ces particules nouvellement formées, conduisent à des phénomènes de transformation, à savoir des changements au niveau de leur composition et de leur taille (Borgie 2016).

I.3.3.3.2. Evolution chimique

Les processus d'évolution chimique des particules au cours de leur transport correspondent le plus souvent à des réactions chimiques homogènes ou hétérogènes de nucléation ou de condensation de gaz émis de façon naturelle ou anthropique. Ce phénomène est connu sous le nom de conversion gaz-particule. Les particules résultantes ont une faible taille à l'état initial, mais qui augmente rapidement par des processus de coagulation et de condensation (Borgie 2016).

I.3.3.4. Composition des particules atmosphériques

La composition des particules atmosphériques est très hétérogène et varie en fonction de leurs sources d'émission (marine, crustale, biogène, transport, industrie, etc.), de leurs évolutions physico-chimiques dans l'atmosphère ainsi que de leurs fractions granulométriques.

Les espèces majoritairement retrouvées au sein des particules sont les ions sulfate, nitrate et ammonium, les éléments de la croûte terrestre, les espèces carbonées organiques et inorganiques, ainsi que la fraction biogénique et également l'eau. A ces composés s'ajoutent des espèces à l'état de traces, tels que les métaux lourds. Quant à la fraction biologique des particules atmosphériques, elle est constituée de bactéries, de champignons, de virus ainsi que de pollens (Borgie 2016).

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

Les conditions météorologiques, y compris la température, la vitesse du vent, l'humidité relative et les précipitations cumulées des pluies sont parmi les facteurs les plus importants influençant les concentrations des particules atmosphériques (Brągoszewska and Pastuszka 2018; Mouli, Mohan, and Reddy 2005; Wu et al. 2012)

I.4.1. Influence de la vitesse du vent

Dans les villes modernes, la poussière atmosphérique est principalement produite à partir d'une source ponctuelle (cheminée et autre dispositif d'émission), d'une source linéaire (rues bondées de voitures) et d'une source locale (quartier industriel). Le moyen le plus important de propagation des pollutions est le vent (Xu 2014).

L'impression commune que les gens ont à propos du vent est que celui-ci est toujours accompagné de poussière. Mais cela ne montre que le cas où le vent soulève les poussières sur le sol. La taille et la masse des aérosols individuels sont si petites que les gouttelettes individuelles s'adaptent rapidement au mouvement de l'air (c'est-à-dire le vent) (Lighthart and Mohr 1994). Dans la plupart des cas et en général, la concentration de polluants dans l'atmosphère est directement proportionnelle à la quantité totale d'émissions et inversement proportionnelle à la vitesse moyenne du vent. Ainsi, si la vitesse du vent augmente deux fois, la concentration de polluant sous le vent sera réduite de moitié. C'est le bon sens dans le domaine de la protection de l'environnement. Un rapport de recherche professionnelle pertinent à l'étranger mentionne que, lorsque le compteur de particules précis a été utilisé avec soin pour étudier les propriétés de la poussière atmosphérique, on peut constater que le vent est le facteur qui cause la faible

concentration de poussière atmosphérique mesurable (Xu 2014). Donc le vent contribue à disperser les particules polluantes.

I.4.2. Influence de la précipitation des pluies

Les précipitations sont en grande partie causées par les vents pluvieux apportant de grandes masses d'air humide. Par conséquent, la quantité de pluie varie en fonction de la topographie et des régimes du vent (Borgie 2016).

Les études ne tentent pas de séparer les changements dans les concentrations de PM dus aux processus microphysiques (lessivage) du transport à grande échelle associé aux changements de masse d'air qui peuvent se produire en même temps que les processus de précipitation. Par conséquent, il n'est pas possible de conclure que les changements de PM sont dus uniquement au lessivage. L'effet de lessivage des précipitations semble une cause probable des diminutions observées à la suite d'événements pluvieux (McMullen, Annesi-Maesano, and Renard 2021).

I.4.3. Influence de l`humidité

Il est indiqué que généralement les poussières atmosphériques contiennent à la fois des particules solides et des particules liquides. Les fines particules appartiennent à la gamme des poussières atmosphériques permanentes, mais elles sont appelées spécialement noyau de condensation. Le noyau de condensation peut être divisé en deux parties. L'une absorbe facilement l'eau et peut être dissous par l'eau, comme le NaCl et le sulfate, qui appartiennent aux noyaux de condensation solubles. Le deuxième type n'est pas dissous par l'eau mais peut être mouillé par l'eau comme 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 aucune preuve pour montrer laquelle des deux type d`humidité influe d`avantage. Mais selon les analyses de certains résultats de mesure, on peut dire que l'humidité relative a plus d'influence sur la concentration de poussière atmosphérique que l'humidité absolue. Cet opinion est possible lorsque l'humidité relative a une influence sur l'augmentation des noyaux de condensation et sa masse volumétrique augmente ce qui conduit à sa précipitation (Xu 2014).

I.4.4. Influence de la température

En journée, les effets convectifs d'origine thermique et la turbulence mécanique occasionnent une instabilité de l’air et donc une bonne dilution des particules en altitude. On peut donc dire que l’augmentation de la température agit comme agent de diffusion des particules et par conséquent provoque une diminution dans leurs concentrations (Michelot 2014).

I.5. Impact des matières particulières atmosphériques

Accompagnée d'une urbanisation et d'une industrialisation rapides, la pollution atmosphérique par les aérosols s'est produite fréquemment dans diverses zones métropolitaines au cours des dernières décennies (Gao et al. 2016). La visibilité et les effets néfastes des aérosols sur la santé sont très préoccupants, car des concentrations élevées d'aérosols jouent un rôle crucial dans la diminution de la visibilité (Cheng et al. 2011), l'augmentation de la fréquence des maladies respiratoires, cardiovasculaires (Mauderly and Chow 2008) et l'influence du système climatique (Gao et al. 2016). Plus la taille de l'aérosol est petite, plus l'impact sur la santé humaine est important (de Kok et al. 2006). De nombreuses études ont rapporté que la pollution par les aérosols est principalement affectée par les conditions météorologiques combinées aux émissions anthropiques (B. Zheng et al. 2015; G. J. Zheng et al. 2015). Cependant, ce que l'on oublie facilement, c'est qu'une forte concentration d'aérosols a également de forts effets de rétroaction sur les facteurs météorologiques, ce qui peut affecter davantage le climat mondial et aggraver la pollution atmosphérique (Gao et al. 2016). De plus, les rétroactions climatiques produites par la pollution par les aérosols ont également montré des variations saisonnières (Liu et al. 2013). Il est donc devenu une préoccupation environnementale urgente concernant la façon dont la pollution par les aérosols affecte les facteurs météorologiques régionaux qui pourraient affecter davantage les caractéristiques physiques, chimiques et saisonnières de la pollution par les aérosols (H. Zhang et al. 2019).

I.5.1. Impact positifs

I.5.1.1. Pollinisation par le vent (anémogamie)

La pollinisation est une étape clé dans la fécondation et la formation des graines. Elle correspond à la libération, au transport, puis au dépôt des grains de pollen sur le stigmate suivis de l’acheminement des noyaux spermatiques jusqu’aux ovules. Pour le tournesol, les grains de pollen peuvent être transférés des organes mâles vers les organes femelles selon trois modes : le vent, en véhiculant les grains de pollen et en agitant les plantes (pollinisation anémophile), la gravité ou le contact direct entre les anthères et les stigmates (autopollinisation passive pour les variétés auto fertiles) et via les insectes (pollinisation entomophile) (Fougeroux et al. 2017).

I.5.2. Impact négatifs

I.5.2.1. Effets sur la santé humaine

I.5.2.1.1. Effet sur l`appareil respiratoire

Du point de vue des maladies respiratoires, des études, principalement basées aux États-Unis, ont associé un risque accru de maladies respiratoires et de tumeurs du système respiratoire à une exposition chronique aux particules atmosphériques. Chaque augmentation de 10 µg/m^3 des valeurs ambiantes moyennes de PM-2.5 équivaut à une augmentation de 15 à 21 % dans les cas de cancer du poumon. De plus, ces expositions produisent également des effets à court terme sur la mortalité respiratoire (Guaita et al. 2011).

I.5.2.1.2. Effets sur la grossesse

Sur la base d'une analyse de 25 études éligibles sur l'association entre l'exposition aux PM-2.5 et les issues défavorables de la grossesse, les résultats des effets combinés concluent que l'exposition maternelle aux PM-2.5 pendant la grossesse a un impact défavorable sur les issues de la grossesse (le changement de poids à la naissance, faible poids de naissance, la naissance prématurée et la mortinatalité). Ces résultats soulignent que les femmes enceintes doivent prendre des mesures efficaces pour réduire l'exposition aux PM-2.5 (Zhu et al. 2015).

I.5.2.1.3. Effets sur les animaux

La concentration de particules (PM) a été liée à plusieurs manifestations cliniques de maladies pulmonaires et cardiovasculaires et est associée à la morbidité et à la mortalité induites par les maladies respiratoires, tant chez l'homme que chez l'animal. La composition et la taille des PM sont associées à divers effets cliniques et toxicologiques observés dans des études menées in vivo et in vitro sur des animaux. Ces composés pénétrés sous forme d'aérosol, sont capables de modifier diverses activités biologiques dont la production de cytokines, la fonction pulmonaire et cardiaque (Losacco and Perillo 2018).

I.5.2.1.4. Effets sur les végétaux

La pollution par les particules atmosphériques (PM) et la contamination par les métaux traces (TM) du sol sont des problèmes environnementaux binaires qui nuisent aux écosystèmes et à la santé humaine, en particulier dans la dernière décennie en développement avec une urbanisation et une industrialisation rapides. Étant donné que les PM contiennent des TM, le lien air-sol doit être étudié de manière synthétique. Bien que les PM et les TM aéroportées soient principalement émis par les zones urbaines ou industrielles, ils peuvent atteindre les zones de montagne rurales et reculées en raison de la capacité de transport à longue distance. Après un dépôt sec ou humide,

ils participeront aux cycles biogéochimiques terrestres des TM dans divers systèmes sol-plante, y compris les arbres de verdissement des sols urbains, les cultures vivrières agricoles et les systèmes de forêts naturelles de sol de montagne. Outre l'absorption racinaire bien connue, la voie de dépôt des feuilles et d'absorption foliaire contribue de manière significative à l'accumulation de TM par la plante, et menacent alors la santé humaine par les symptômes de toxicité (comme la nécrose) induits par les particules contaminées sur la feuille (Luo et al. 2019).

I.5.2.1.5. Effets sur le climat

La pollution atmosphérique aux PM-2.5 et le changement climatique sont liés à plusieurs niveaux. Les particules (sous forme d'aérosol) refroidissent le climat. Le changement climatique fait référence au changement de l'état du climat, dû à la fois à la variabilité naturelle et à l'activité humaine. Les principaux indicateurs du changement climatique sont les concentrations de gaz à effet de serre (GES) et d'aérosols, la couverture terrestre et le rayonnement. En raison du changement climatique, la température mondiale devrait augmenter de 1,8 à 4,0 °C entre 1980-1999, selon les scénarios d'émission (Tainio et al. 2013).

I.5.2.1.6. Effets sur la visibilité

De nombreuses analyses ont été menées dans le monde entier non seulement pour estimer les avantages pour la santé de la réduction de la pollution atmosphérique, mais également pour identifier la compréhension scientifique et technique de la façon dont les polluants atmosphériques nuisent à la visibilité. Il est connu que la dégradation de la visibilité peut résulter directement ou indirectement de l'émission de particules et est dominée par les particules fines (PM). La dégradation de la visibilité est une forme basique de pollution de l'air que les gens peuvent voir et reconnaître sans instruments spéciaux. La dégradation de la visibilité est un problème majeur de pollution atmosphérique dans de nombreuses mégalopoles à travers le monde (Kim et al. 2006).

I.5.2.1.7. Effets sur l’économie

Les particules peuvent être le polluant le plus grave dans les zones urbaines et que les maladies liées à la pollution entraînent des pertes de bien-être financier et non financier. L'amélioration de l'état de santé de la population avec une diminution des niveaux de la pollution réduira les absences du travail résultant de problèmes de santé et les coûts de l'assurance maladie (El-Fadel and Massoud 2000).

I.5.2.1.8. Effets sur le tourisme

L'impact des aérosols atmosphériques sur d'autres secteurs économiques, en particulier ceux impliquant des comportements et des activités humaines, est moins bien étudié. Le tourisme est un secteur important, et il est devenu évident que les touristes perçoivent les matières particulières fines atmosphériques comme présentant un risque potentiel pour la santé ou une utilité réduite et modifient leurs plans de voyage. De cette littérature pertinente, nous pouvons facilement déduire que les touristes et les résidents pourraient modifier leurs plans et horaires détaillés et s'abstenir de sortir un jour de forte concentration de particules. Ce modèle de comportement affecterait leurs activités de consommation et entraînerait peut-être un désavantage économique important (Yoon 2019).

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

En raison du caractère dangereux des différents polluants et la dégradation de la qualité de l'air provoquant une dégradation de la santé des populations, la surveillance de la qualité de l'air est devenue une nécessité soit par des méthodes expérimentales par des capteurs soit par des approches numériques (intelligence artificielle). Cette surveillance a débuté au début des années 60 pour ce qui concerne les dépositions des particules, puis elle a été remplacée, au début des années 70, par la surveillance de polluants gazeux, cette surveillance a été organisée par l'apparition des directives européennes de la gestion de la qualité de l'air dont l'Union Européenne (UE) définit le cadre. La stratégie de surveillance et de gestion de la qualité de l'air ambiant extérieur se base sur la Directive Européenne 96/62/CE. Ces Directives sont mises en place dans le dispositif national de surveillance de la qualité de l'air (QA) avec l'appui technique des laboratoires de référence nationaux comme par exemple le Laboratoire Central de Surveillance de la Qualité de l'Air (LCSQA) composé de Institut national de l'environnement industriel et des risques (INERIS) (Barakeh 2012).

Il existe différentes réglementations, normes, recommandations et systèmes de prévisions concernant la qualité de l'air dans le monde. A cet égard nous présenterons trois échelles : mondiale avec les lignes directrices de l`organisation mondiale de la sante (OMS), le niveau de l'Union Européen (UE) et le niveau national (Algérie) :

Les normes algériennes traitant des particules comme des Particules fines en suspension sans précision ou définition de ces tailles, par contre, les normes européennes ciblent les particules comme PM-10 et PM-2.5.

I.6.1. Les réglementations algérienne

Pour surveiller la qualité de l`air et la quantité de la pollution générée par les rejets gazeux, pour préserver la santé des populations et protéger l'environnement, l'état algérien a mis au point des lois et des décrets tel que le décret exécutif n°06-02 du 7 dhou el hidja 1426 correspondant au 7 janvier 2006 définissant les valeurs limites, les seuils d'alerte, les seuils d'information et les objectifs de qualité de l'air en cas de pollution atmosphérique (JO. Décret exécutif n° 06-02 2006), qui stipule dans les articles suivants :

Art. 3. La surveillance de la qualité de l'air concerne les substances suivantes :

- le dioxyde d'azote ;
- le dioxyde de soufre ;
- l'ozone ;
- les particules fines en suspension.

Art. 5. La détermination des objectifs de qualité de l'air et des valeurs limites de pollution atmosphérique est fixée sur une base moyenne annuelle.

Art. 6. Les valeurs limites ainsi que les objectifs de qualité de l'air sont fixés comme suit :

1. Dioxyde d'azote :

a) objectif de qualité : 135 µg /Nm^3 ;

b) valeur limite : 200 µg /Nm^3 (centile 98).

2. Dioxyde de soufre :

a) objectif de qualité : 150 µg /Nm^3 ;

b) valeur limite : 350 µg /Nm^3 (centile 99,9).

3. Ozone :

a) objectif de qualité : 110 µg /Nm^3 ;

b) valeur limite : 200 µg /Nm^3.

4. Particules fines en suspension :

a) objectif de qualité : 50 µg /Nm^3 ;

b) valeur limite : 80 µg /Nm^3.

Art. 8. Les seuils d'information et les seuils d'alerte sont fixés comme suit :

1. Dioxyde d'azote :

a) seuil d'information : 400 µg /Nm^3 ;

b) seuil d'alerte : 600 µg /Nm^3.

2. Dioxyde de soufre :

a) seuil d'information : 350 µg /Nm^3 ;

b) seuil d'alerte : 600 µg /Nm^3.

3. Ozone :

a) seuil d'information : 180 µg /Nm^3 ;

b) seuil d'alerte : 360 µg /Nm^3.

4. Particules fines en suspension :

Selon les caractéristiques physiques et chimiques des particules concernées. Les seuils d'alerte sont fixés, le cas échéant, par arrêté conjoint du ministre chargé de l'environnement et du ministre concerné par l'activité engendrant le type de particule considérée (JO. Décret exécutif n° 06-02 2006).

I.6.2. Les réglementations Européenne (UE)

Les polluants gazeux dont les émissions dans l'atmosphère sont surveillées doivent répondre aux directives imposées par l'Union Européenne relatives aux «polluants réglementés». Le tableau I.3 donne la liste des Directives les plus importantes imposées par l'Union Européenne pour la réglementation et la protection de la qualité de l'air. La loi n°96-1236 du 30 décembre 1996 sur l'air et l'utilisation rationnelle de l'énergie (LAURE) énonce le principe du droit de chacun à respirer un air qui ne nuise pas à sa santé (Barakeh 2012). Il est à noter que la réglementation a évolué et qu'à ce jour, c'est la Directive 2008/50/CE qui est en vigueur et définit le cadre de surveillance d'un grand nombre de polluants sauf pour les métaux lourds et les HAP pour lesquels la directive 2004/107/CE est toujours en vigueur.

Tableau I.3 : Les Directives imposées par l'Union Européenne pour la protection et la réglementation de la qualité de l'air (Barakeh 2012).

Directive	Date de parution	Polluant cible
80/779/EEC (C.E., 1980)	15-juillet-1980	SO_2 et PM-10
82/884/EEC (C.E., 1982)	3-Decembre-1982	

85/283/EEC (C.E., 1985)	7-Mars-1985	NO_X
92/72/EEC (C.E., 1992)	21-Septembre-1992	O_3
1999/30/CE (C.E., 1999)	22-Avril-1999	SO_2, NO, NO_2, PM-10 et Pb
2000/69/CE (C.E., 2000)	16-Novembre-2000	C_6H_6, CO
2002/3/CE (C.E., 2002)	12-Février-2002	O_3
2004/107/CE (C.E., 2004)	15-décembre-2004	As, Cd Hg, Ni et HAP
2008/50/CE (C.E., 2008)	21-mai-2008	SO_2, NO_2 & NOx, PM-10, PM-2.5, Pb, C_6H_6, CO, O_3.

Ces Directives imposées par l'Union Européenne introduisent des valeurs limites et des seuils d'information et d'alerte pour la protection de la santé humaine et de la végétation. La notion d'objectif de qualité a été introduite et vise à réduire chaque année la présence des polluants dans l'air. Le tableau I.4 répertorie les valeurs des objectifs de la qualité de l'air avec les valeurs limites et les seuils d'alerte et d'information en vigueur à ce jour au vu des Directives 2008/50/CE. Ces limites et valeurs imposées par les Directives Européennes sont renforcées par les termes de la loi n° 96-1236 du 30/12/96 (LAURE) (Barakeh 2012).

Tableau I.4 : Récapitulatif sur les objectifs de qualité et les limites imposées par la Loi n° 96-1236 parue le 30/12/96 sur l'air et l'utilisation rationnelle de l'énergie sur les polluants (directive 2008/50/CE) (Barakeh 2012).

Gaz Cible	Objectif de qualité	Valeurs limites pour la protection de la santé humaine	Valeur limite pour la protection de la végétation	Seuil d'information	Seuils d'alerte
NO_2	40 µg/m³ en moyenne annuelle	200 µg/m³ en moyenne horaire à ne pas dépasse plus de 18 heures par an.	30 µg/m³ en moyenne	200 µg/m³ en moyenne horaire	400 µg/m³ en moyenne horaire
O_3	(--)	à compter de 120 µg/m³ maximums journaliers de la moyenne sur 8 heures à ne pas dépasser plus de 25 jours par an.	(--)	180 µg/m³ en moyenne horaire	1er seuil : 240 µg/m³ moyennes horaires pendant 3 heures consécutives 2e seuil : 300 µg/m³ moyennes horaires pendant 3 heures consécutives 3e seuil : 360 µg/m³ en moyenne horaire
CO	(--)	10 mg/m³ soit 10 000 µg/m³ pour le maximum journalier de la moyenne glissante sur 8 heures.	(--)	(--)	(--)
SO_2	50 µg/m³ en moyenne annuelle	350 µg/m³ en moyenne horaire à ne pas dépasser plus de 24 heures par an. 125 µg/m³ en moyenne journalière à ne pas dépasser plus de 3 jours par an.	20 µg/m³ en moyenne annuelle.	300 µg/m³ en moyenne horaire	500 µg/m³ en moyenne horaire pendant 3 heures consécutives
BENZÈNE	2 µg/m³ en moyenne annuelle	5 µg/m³ en moyenne annuelle	(--)	(--)	(--)
BENZO-(α)-PYRÈNE	à compter de 1ng/m³ en moyenne annuelle dans la fraction PM-10	(--)	(--)	(--)	(--)
PM-2.5	10 µg/m³ en moyenne annuelle	20 µg/m³ en moyenne annuelle	(--)	25 µg/m³ en moyenne annuelle.	(--)
PM-10	30 µg/m³ en moyenne annuelle	50 µg/m³ en moyenne journalière à ne pas dépasser plus de 35 jours par an. 40 µg/m³ en moyenne annuelle	(--)	80 µg/m³ en moyenne sur 24 heures	125 µg/m³ en moyenne sur 24 heures.

I.6.3. Les réglementations Mondiale (OMS)

L'Organisation Mondiale de la Santé (OMS) a fixé Les lignes directrices OMS concernant la surveillance de la qualité de l'air. Publiées pour la première fois en 1987, et révisées en 1997, elles ont fait l'objet d'une dernière mise à jour en 2005. Ces lignes directrices visent à informer les responsables de l'élaboration des politiques et à fournir des cibles appropriées à toute une série d'actions à mener pour la prévention de la pollution atmosphérique dans les différentes parties du monde. Elles constituent l'évaluation la plus largement reconnue et la plus actuelle des effets de la pollution aérienne sur la santé. Elles préconisent des objectifs de qualité de l'air qui réduisent fortement les risques sanitaires. Les nouvelles directives (2005) s'appliquent au monde entier et se fondent sur l'évaluation des données scientifiques actuelles par des experts. Les concentrations limites recommandées ont été révisées pour un certain nombre de polluants qui sont : les particules en suspension, l`ozone ($O_3$), dioxyde d'azote ($NO_2$) et dioxyde de soufre ($SO_2$) (OMS 2005). Le tableau I.5 regroupe les valeurs préconisées par les lignes directrices de l`OMS relatives à la qualité de l'air.

Tableau I.5 : Les valeurs préconisées par les lignes directrices OMS relatives à la qualité de l'air (OMS 2005).

Gaz Cibles		Lignes directrices OMS relatives à la qualité de l'air.	
Matières Particulaires	PM-2.5	10 µg/m^3 en moyenne annuelle.	25 µg/m^3 en moyenne sur 24 heures.
	PM-10	20 µg /m^3 en moyenne annuelle.	50 µg/m^3 en moyenne sur 24 heures.
O_3		100 µg/m^3 moyenne sur 8 heures.	(--)
NO_2		40 µg/m^3 en moyennes annuelles.	200 µg/m^3 en moyennes horaires.
SO_2		20 µg/m^3 en moyenne sur 24 heures	500 µg/m^3 en moyenne sur 10 minutes

I.7. Conclusion

De nombreuses études épidémiologiques ont associé la pollution atmosphérique, notamment particulaire (PM-10 et PM-2.5), à l'augmentation des taux de mortalité et de morbidité par cause respiratoire et cardiovasculaire et ont montré que l'exposition aux PM-2.5 peut engendrer plusieurs formes de pathologies respiratoires, y compris la bronchite et l'asthme, ainsi que des maladies cardiovasculaires et de cancer du poumon. Pour cela, l'analyse de la pollution atmosphérique utilise des réseaux de stations de mesures de la qualité de l'air mettant en œuvre des analyseurs basés sur des techniques d'échantillonnage qui nécessitent souvent des équipements complexes, lourds, et coûteux.

L`Algérie et en raison de sa localisation au milieu méditerranéen, plusieurs facteurs influencent la qualité de l'air, tels que : les tempêtes de poussière émanant du Sahara, les polluants provenant et transportés à partir de l'Europe, l'enrichissement des masses d'air par des aérosols marins et le faible niveau de précipitation accompagné d'un rayonnement solaire intense. En plus de ces incontournables origines. Les émissions dues au trafic routier peuvent être directes suite à la combustion des combustibles fossiles, et indirectes suite à l`érosion des pneus et des plaquettes de freins ainsi qu'à la remise en suspension des particules déposées sur le sol en raison de la turbulence générée par les roues.

L`objectif de cette étude est de contrôler la pollution atmosphérique par un appareil capteur (Fidas® 200) pour connaitre à quelle situation de danger nous somme arrivés à travers les normes internationale selon l`OMS pour chaque polluant dans un milieu urbain et surtout que la pollution atmosphérique a un caractère différencié par rapport aux autres pollutions (l`eau et la terre) qui est toujours invisible. Et comme la phase expérimentale reste très couteuse, donc on passe à la modélisation et à la simulation pour prédire le taux des concentrations des PMi, COVs, HAP en fonction des conditions physico-chimiques, à un moment où les appareils capteur sont endommager ou inexistant, pour intervenir en temps voulu sur les épisodes critiques de mauvaise qualité de l'air et éviter les impacts économiques et sanitaires néfastes et sauver la vie des citoyens.

Références bibliographiques

Ahmaruzzaman, M. 2010. "A Review on the Utilization of Fly Ash." Progress in Energy and Combustion Science 36 (3): 327–63.

Barakeh, Zaher Al. 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.

Borgie, Mireille. 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, Ewa, and Józef S. Pastuszka. 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, Guy, and Susan Solomon. 1982. Aeronomy of the Middle Atmosphere. Reidel Pub. Paris.

Buseck, P R, and S. E. Schwartz. 2003. "Tropospheric Aerosols." Treatise on Geochemistry 4: 99–142.

Butler, Kathryn M., and George W. Mulholland. 2004. "Generation and Transport of Smoke Components." Fire Technology 40 (2): 149–76.

Chang, Ken Hui, Fu Tien Jeng, Ya Ling Tsai, and Pay Liam Lin. 2000. "Modeling of Long-Range Transport on Taiwan's Acid Deposition under Different Weather Conditions." Atmospheric Environment 34 (20): 3281–95.

Cheng, Shu hui, Ling xiao Yang, Xue hua Zhou, Li kun Xue, Xiao mei Gao, Yang Zhou, and Wen xing Wang. 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." Atmospheric Environment 45 (27): 4631–4640.

Curtius, Joachim. 2006. "Nucleation of Atmospheric Aerosol Particles." Comptes Rendus Physique 7 (9–10): 1027–45. https://doi.org/10.1016/j.crhy.2006.10.018.

Daisey, Joan M. 1980. "Organic Compounds in Urban Aerosols." Annals of the New York Academy of Sciences 338 (1): 50–69.

El-Fadel, M., and M. Massoud. 2000. "Particulate Matter in Urban Areas: Health-Based Economic Assessment." Science of the Total Environment 257 (2–3): 133–46.

Elichegaray, C., S. Bouallala, A. Maitre, and M. Ba. 2009. "État Et Évolution De La Pollution

Atmosphérique.” Revue Des Maladies Respiratoires 26 (2): 191–206.

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

Fougeroux, André, Solenne Leylavergne, Vincent Guillemard, Olivier Geist, Pauline Gary, Charlotte Cenier, Edith Caumes-Sudre, Christopher Senechal, and Bernard Vaissière. 2017. “Effet de l’activité Des Insectes Pollinisateurs Sur La Pollinisation et Le Rendement Du Tournesol de Consommation.” OCL - Oilseeds and Fats, Crops and Lipids , 24 (6): D603.

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

Guaita, Rosana, Miryam Pichiule, Tomas Mate, Cristina Linares, and Julio Diaz. 2011. “Short-Term Impact of Particulate Matter (PM2.5) on Respiratory Mortality in Madrid.” International Journal of Environmental Health Research 21 (4): 260–74.

Guo, Xiaoying, Wei Wei, Yang Li, and Lei-ya Wang. 2019. “A Study of Different Types of Air Pollutants on the Efficiency of China ’ s Hotel Industry.” International Journal of Environmental Research and Public Health 16 (4319): 1–13.

Huard, J., J. Gueudry, J.-P. Leroy, L.-M. Joly, and M. Muraine. 2021. “Impact de l’incendie de l’usine Lubrizol à Rouen Le 26 Septembre 2019 Sur La Fréquentation Des Urgences Ophtalmologiques.” Journal Français d’Ophtalmologie, 44(8): 1121-1128. https://doi.org/10.1016/j.jfo.2020.07.022.

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

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

Jin, H., Y. Miyoshi, H. Fujiwara, H. Shinagawa, K. Terada, N. Terada, M. Ishii, Y. Otsuka, and A. Saito. 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.

Jones C., J. 2008. Atmospheric Pollution. Ventus pub.

Journal Officiel de la République Algérienne N°01. “Décret exécutif n° 06-02 du 7 Dhou El Hidja 1426 correspondant au 7 janvier 2006 définissant les valeurs limites, les seuils d`alerte et les objectifs de qualité de l`air en cas de pollution atmosphérique.”.

Kim, Young J., Kyung W. Kim, Shin D. Kim, Bo K. Lee, and Jin S. Han. 2006. “Fine Particulate Matter Characteristics and Its Impact on Visibility Impairment at Two Urban Sites in Korea: Seoul and Incheon.” Atmospheric Environment 40 (SUPPL. 2): 593–605.

Kok, Theo M.C.M. de, Hermen A.L. Driece, Janneke G.F. Hogervorst, and Jacob J. Briedé. 2006. “Toxicological Assessment of Ambient and Traffic-Related Particulate Matter: A Review of Recent Studies.” Mutation Research - Reviews in Mutation Research 613 (2–3): 103–122.

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

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

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

Losacco, Caterina, and Antonella Perillo. 2018. “Particulate Matter Air Pollution and Respiratory Impact on Humans and Animals.” Environmental Science and Pollution Research 25 (34): 33901–33910.

Luo, Xiaosan, Haijian Bing, Zhuanxi Luo, Yujun Wang, and Ling Jin. 2019. “Impacts of Atmospheric Particulate Matter Pollution on Environmental Biogeochemistry of Trace Metals in Soil-Plant System: A Review.” Environmental Pollution 255: 113138.

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

McMullen, Neal, Isabella Annesi-Maesano, and Jean Baptiste Renard. 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, Sarah, and Dick Derwent. 2005. Atmospheric Pollution and Environmental Change. Oxford Uni. New York.

Michelot, Nicolas. 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. S., C. Granier, S. Fuzzi, A. Stohl, M. L. Williams, H. Akimoto, M. Amann, et al. 2009. "Atmospheric Composition Change - Global and Regional Air Quality." Atmospheric Environment 43 (33): 5268–5350.

Mouli, P. Chandra, S. Venkata Mohan, and S. Jayarama Reddy. 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.

Organisation mondiale de la Santé 2005. "Lignes directrices OMS relatives à la qualité de l'air : particules, ozone, dioxyde d'azote et dioxyde de soufre Mise à jour mondiale 2005."

Poëy, Jacques, and Claude Philibert. 2000. "Toxicite Des Metaux." Revue Française Des Laboratoires, 2000 (323): 35-43.

Quan, J., Q. Zhang, H. He, J. Liu, M. Huang, and H. Jin. 2011. "Analysis of the Formation of Fog and Haze in North China Plain (NCP)." Atmospheric Chemistry and Physics 11 (15): 8205–8214.

Ramanathan, V., and Y. Feng. 2009. "Air Pollution, Greenhouse Gases and Climate Change: Global and Regional Perspectives." Atmospheric Environment 43 (1): 37–50.

Reynaud, Adrien. 2019. "Compréhension et Modélisation Des Mécanismes de Captation Des Aérosols Par Couplage Des Phénomènes Aérodynamiques et Électriques." Ecole Nationale Supérieure des Mines de Saint-Etienne.

Seinfeld, John H., and Spyros N. Pandis. 2006. Atmospheric Chemistry and Physics. Wiley. Canada.

Tainio, Marko, Katarzyna Juda-Rezler, Magdalena Reizer, Aleksander Warchałowski, Wojciech Trapp, and Krzysztof Skotak. 2013. "Future Climate and Adverse Health Effects Caused by Fine Particulate Matter Air Pollution: Case Study for Poland." Regional Environmental Change 13 (3): 705–715.

Tang, Zhenwu, Miao Chai, Jiali Cheng, Jing Jin, Yufei Yang, Zhiqiang Nie, Qifei Huang, and Yanhua Li. 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, Claudio, Sandro Fuzzi, and Alexander Kokhanovsky. 2016. Atmospheric Aerosols. Edited by Alexander Kokhanovsky. Wiley Seri.

Tsai, Perng Jy, Li Hao Young, Bing Fang Hwang, Ming Yeng Lin, Yu Cheng Chen, and Hui Tsung Hsu. 2020. "Source and Health Risk Apportionment for PM2.5 Collected in Sha-Lu Area, Taiwan." Atmospheric Pollution Research 11 (5): 851–58.

Wu, Yi Hua, Chang Chuan Chan, Ginger L. Chew, Po Wen Shih, Chung Te Lee, and H. Jasmine Chao. 2012. "Meteorological Factors and Ambient Bacterial Levels in a Subtropical Urban Environment." International Journal of Biometeorology 56 (6): 1001–9.

Xu, Zhonglin. 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.

Yoon, Heeyeun. 2019. "Effects of Particulate Matter (PM10)on Tourism Sales Revenue: A Generalized Additive Modeling Approach." Tourism Management 74 : 358–369.

Zhang, Gen, Honghui Xu, Hongli Wang, Likun Xue, Jianjun He, Wanyun Xu, Bing Qi, et al. 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, Hanyu, Shuiyuan Cheng, Jianbing Li, Sen Yao, and Xiaoqi Wang. 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., Q. Zhang, Y. Zhang, K. B. He, K. Wang, G. J. Zheng, F. K. Duan, Y. L. Ma, and T. Kimoto. 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, G. J., F. K. Duan, H. Su, Y. L. Ma, Y. Cheng, B. Zheng, Q. Zhang, et al. 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.

Zhu, Xiaoxia, Ying Liu, Yanyan Chen, Cijiang Yao, Zhen Che, and Jiyu Cao. 2015. "Maternal Exposure to Fine Particulate Matter (PM2.5) and Pregnancy Outcomes: A Meta-Analysis." Environmental Science and Pollution Research 22 (5): 3383–96.

CHAPITRE II

TENDANCES ET GÉNÉRALITÉS SUR LA SIMULATION PAR ANSYS ET QUELQUES TECHNIQUES D`INTELLIGENCE ARTIFICIELLE

II.1. Techniques et modélisation par intelligence artificielle

II.1.1. Réseaux des neurones artificiels (RNA)

II.1.1.1. Introduction

Comment une personne peut-elle penser, parler, calculer et apprendre... ?

On considère qu'un cerveau est un ensemble, très complexes, de neurones interconnectés et que chaque neurone a un comportement simple et modélisable. Sous le terme de Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) on regroupe un certain nombre de modèles dont l'intention est d'imiter quelques fonctions du cerveau humain en reproduisant certaines de ses structures de base (Benimam 2019).

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) gagnent en importance dans diverses applications. En mettant davantage l'accent sur les réseaux intelligents, RNA a un rôle important et il appartient à la famille de l'intelligence artificielle (Kukreja et al. 2016). Les réseaux de neurones artificiels peuvent être la technologie la plus réussie au cours des deux dernières décennies, ils ont été largement utilisés dans une grande variété d'applications dans divers domaines. Un réseau de neurones artificiels, souvent simplement appelé réseau de neurones, est un modèle mathématique (ou informatique) inspiré de la structure et de la fonction des réseaux de neurones biologiques dans le cerveau.

Un réseau de neurones artificiels se compose d'un certain nombre de neurones artificiels (c'est-à-dire des unités de traitement non linéaires) qui sont connectés les uns aux autres via des poids synaptiques (ou simplement des poids). Un réseau de neurones artificiels peut « apprendre » une tâche en ajustant les poids. Un réseau de neurones artificiels est un outil puissant et polyvalent. Les réseaux de neurones artificiels ont été utilisés avec succès dans diverses applications telles que les applications biologiques, médicales, industrielles, de génération de contrôle, d'ingénierie logicielle, la prévision météorologique, la reconnaissance faciale, le pilotage automatique, la robotique, les domaines environnementaux, finances, économiques et sociales. La grande polyvalence des réseaux de neurones artificiels provient de leur grande capacité d'apprentissage.

Il a été théoriquement prouvé qu'un réseau de neurones artificiels peut approximer n'importe quel mappage continu avec une précision arbitraire. La cartographie continue souhaitée ou la tâche souhaitée est acquise dans un réseau de neurones artificiels par apprentissage. Un réseau de neurones artificiels est un modèle mathématique qui tente de simuler la structure et les fonctionnalités des réseaux de neurones biologiques. Le bloc de construction de base de tout réseau de neurones artificiels est composé de neurones artificiels, c'est-à-dire un modèle mathématique (fonction). Un tel modèle a trois ensembles de règles simples : la multiplication, la sommation et l'activation.

À l'entrée du neurone artificiel, les entrées sont pondérées, ce qui signifie que chaque valeur d'entrée est multipliée par un poids individuel. Dans la section médiane du neurone artificiel se trouve la

fonction somme qui additionne toutes les entrées pondérées et les biais. À la sortie du neurone artificiel, la somme des entrées et du biais précédemment pondérés passe par la fonction d'activation qui est également appelée fonction de transfert (Krenker, Bešter, and Kos 2011).

II.1.1.2. Historique

Les premiers à proposer un modèle sont deux américains de Chicago, le neurophysiologiste Warren Mc cullers et le logicien Walter Pitt, qui inventent en 1943 le premier neurone formel qui portera leurs noms (neurone de Mc cullers- pitt) (McCulloch and Pitts 1943).

Quelques années plus tard en 1949, Heb propose une formulation du mécanisme d'apprentissage, sous la forme d'une règle de modification des connexions synaptiques. Cette règle repose sur le fait que si deux neurones sont connectés entre eux et activés au même temps, les connexions qui les relient doivent être renforcées, dans le cas contraire, elles ne sont pas modifiées.

Le premier réseau de neurones artificiels apparaît en 1958, grâce aux travaux de Frank Rosenblatt qui conçoit le fameux perceptron. Le perceptron possède une couche de neurones d'entrée, ainsi qu'une couche de sortie. Ce réseau parvient à apprendre à identifier des formes simples et à calculer certaines fonctions logiques, à la fin des années 60 (1969) Rosenblatt à reçut une critique violente par Marvin Minsky et Seymour Papert, qui publient un livre dans lequel ils décrivent une série de problèmes de reconnaissance des forme qu'un perceptron ne peut pas résoudre, problème dit d'un apprentissage difficile. Les travaux sur la technologie des réseaux neuronaux sont alors quasiment interrompus, il faudra alors attendre le début des années 80 (1982) pour que Hopfield démontre l'intérêt d'utiliser des réseaux récurrents ('feed-back') (Benimam 2019).

En parallèle des travaux de Hopfield, Werbos conçoit son algorithme de rétro-propagation de l'erreur, qui offre un mécanisme d'apprentissage pour les réseaux multicouches de type perceptron (MLP), fournissant ainsi un moyen d'entraîner les neurones des couches cachées (Werbos 1974). L'année 1986 est considérée comme une pierre angulaire (Basheer and Hajmeer 2000) dans l'histoire récente des RNA puisque (Rumelhart, Hinton, and Williams 1985) ont redécouvert l'algorithme d'apprentissage par rétro propagation (back propagation) après son développement initial par Werbos.

II.1.1.3. Neurone biologique

Le système nerveux humain se compose de milliards de neurones de différents types et longueurs correspondant à leur emplacement dans le corps (Basheer and Hajmeer 2000). La figure II.1 montre un schéma d'un neurone biologique simplifié avec trois unités fonctionnelles principales : les dendrites, le corps cellulaire et l'axone. Le corps cellulaire a un noyau qui contient des informations sur les traits d'hérédité et un plasma qui contient l'équipement moléculaire utilisé pour produire le

matériel nécessaire au neurone (Jain, Mao, and Mohiuddin 1996). Les dendrites reçoivent des signaux d'autres neurones et les transmettent au corps cellulaire. La zone de réception totale des dendrites d'un neurone typique est d'environ 0,25 mm (Zupan and Gasteiger 1993). L'axone, qui se ramifie en collatérales, reçoit des signaux du corps cellulaire et les emporte à travers la synapse (un espace microscopique) vers les dendrites des neurones voisins. Une illustration schématique du transfert de signal entre deux neurones à travers la synapse est montrée sur la figure II.2. Une impulsion, sous la forme d'un signal électrique, se déplace à l'intérieur des dendrites et à travers le corps cellulaire vers la membrane pré-synaptique de la synapse. À l'arrivée à la membrane, un neurotransmetteur (chimique) libère des vésicules en quantités proportionnelles à la force du signal entrant. Le neurotransmetteur diffuse dans l'espace synaptique vers la membrane post-synaptique, et éventuellement dans les dendrites des neurones voisins, les forçant ainsi (selon le seuil du neurone récepteur) à générer un nouveau signal électrique. Le signal généré traverse le deuxième neurone d'une manière identique à celle qui vient d'être décrite. La quantité de signal qui traverse un neurone récepteur dépend de l'intensité du signal émanant de chacun des neurones nourriciers, de leurs forces synaptiques et du seuil du neurone récepteur. Parce qu'un neurone a un grand nombre de dendrites/synapses, il peut recevoir et transférer de nombreux signaux simultanément. Ces signaux peuvent soit aider (exciter) soit inhiber le déclenchement du neurone. Ce mécanisme simplifié de transfert de signal a constitué l'étape fondamentale du développement précoce de la neuro-informatique (par exemple, l'unité de seuil binaire (McCulloch and Pitts 1943) et le fonctionnement de l'unité de construction des RNA (Basheer and Hajmeer 2000).

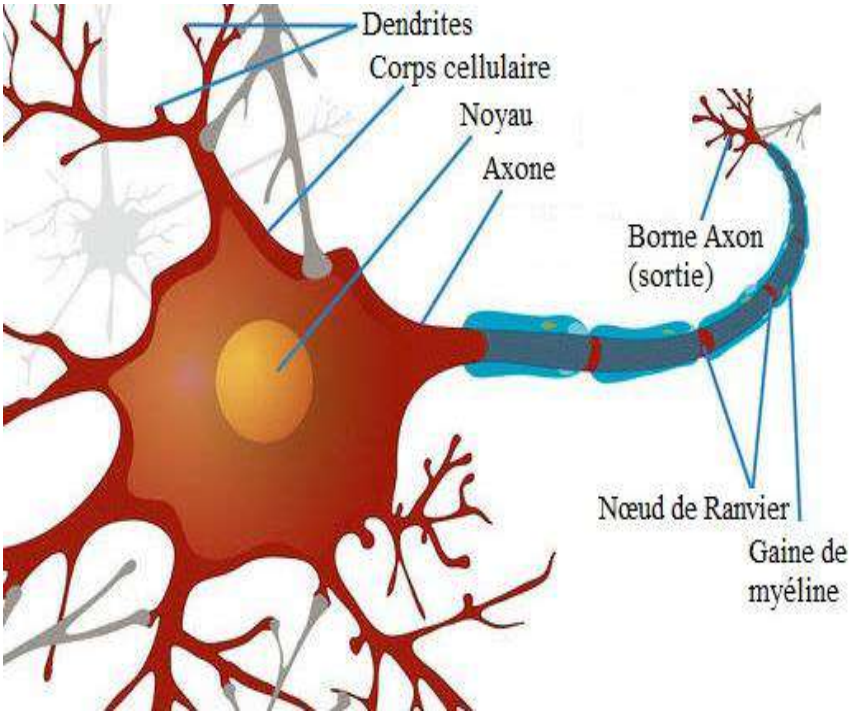


Figure II.1 : Schéma du neurone biologique (Basheer and Hajmeer 2000).

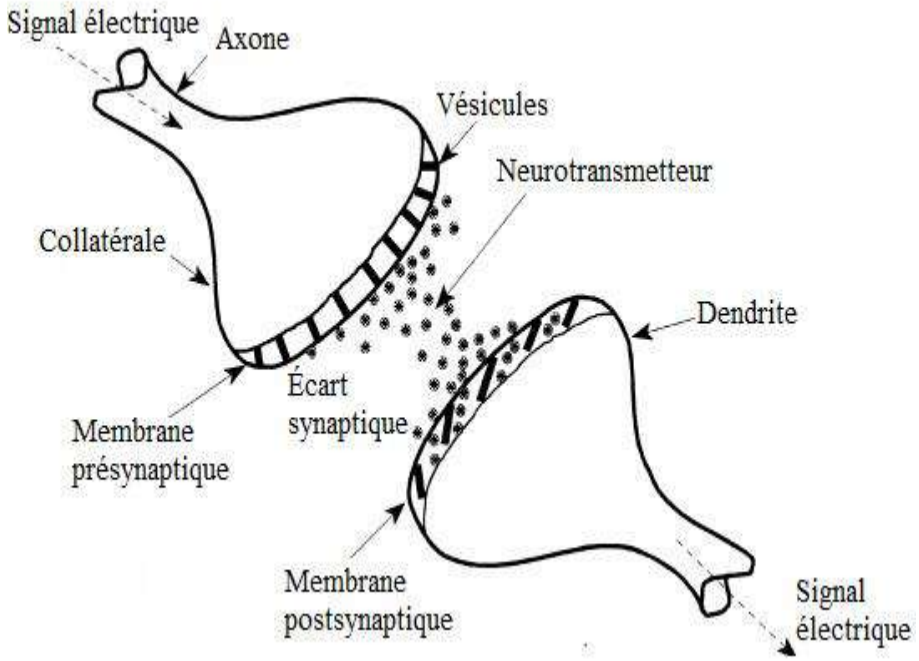


Figure II.2 : Mécanisme de transfert de signal entre deux neurones biologiques (Basheer and Hajmeer 2000).

II.1.1.4. Neurone Formel

Le neurone formel peut être considéré comme une modèle mathématique qui reprend les principes de fonctionnement du neurone biologique.

C'est un dispositif possédant une ou plusieurs sorties avec plusieurs entrées, ce neurone fait pondéré ces entrées, suivies en général d'une non-linéarité appelée fonction d'activation.

Le neurone peut être représenté comme suit (figure II.3)

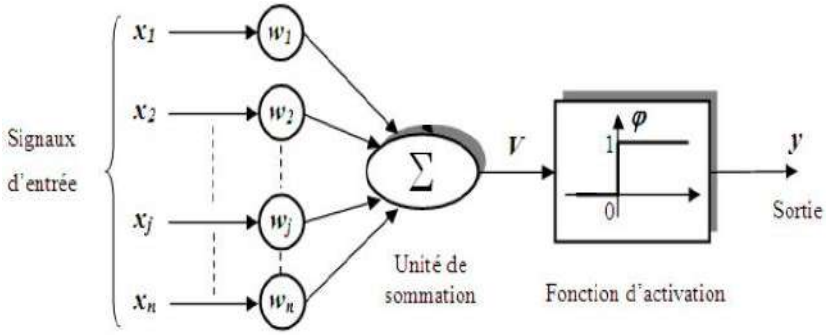


Figure II.3 : Le neurone formel (Benharir et al. 2014)

- Les entrées : (x_1,x_2, x_3…, x_n)
- Les poids synaptiques (w_1, w_2…, w_n) ;

L'état du neurone (la somme pondérée (Eq. II.1)) :

$$u(w,x) = \sum_{i=0}^{n} w_i * x_i \quad \text{(II.1)}$$

- La fonction d'activation (Eq. II.2):

$$y = f(u) \quad \text{(II.2)}$$

- La sortie du neurone est : *y*.

Les fonctions d'activations les plus utilisées sont les fonctions : Linéaire, Linéaire saturée, Linéaire saturée symétrique, Sigmoïde et Tangente hyperbolique.

Le choix d'une fonction d'activation linéaire facilite les calculs mais le neurone perd sa robustesse. Tandis que, les neurones dont la fonction d'activation est non linéaire augmentent la capacité du réseau à approximer les fonctions complexes.

La fonction sigmoïde (Eq.II.3):

$$f(u) = \frac{1}{1+e^{-B*u}} \quad \text{(II.3)}$$

B : est le gai de la fonction sigmoïde.

II.1.1.5. Analogie avec le modèle biologique

L'idée des neurones artificiels est inspirée par analogie des neurones biologiques, et est résumée dans le tableau II.1 :

Tableau II.1. Correspondance entre les modèles neuronaux biologiques et artificiels (Gallinari and Gascuel 1996).

Cerveau	**Réseau de neurone artificiel**
Neurone	Elément processeur
Dendrites	Somme pondérée
Corps cellulaire	Fonction d'activation
Axone	Fonction de sortie
Synapse	Poids

II.1.1.6. Catégories des réseaux de neurones artificiels

On peut classer les réseaux de neurones en deux grandes catégories :

- Les réseaux de neurones statiques.
- Les réseaux de neurones dynamiques.

II.1.1.6.1. Réseaux de neurones multicouches statiques

Ce type de réseau est organisé généralement en couche de neurones. Chaque neurone d'une couche reçoit ses entrées à partir des neurones de la couche précédente ou tout simplement de l'entrée du réseau. Dans ce cas il n'existe pas de "feed-back" (retour) d'information c'est-à-dire l'information circule dans un seul sens, de l'entrée vers la sortie.

Ces réseaux peuvent être utilisés pour les problèmes de classification ou d'approximation de fonctions non linéaires complexes.

Les réseaux de neurones statiques les plus connus sont :

- Les réseaux multicouches (MLP : Multi-Layer Perceptron).
- Les réseaux modulaires.
- Le modèle de Kohonen.

L'architecture d'un MLP est organisée en couches successives qui comprennent une couche d'entrée, une couche de sortie et une ou plusieurs couches intermédiaires appelées couches cachées car elles ne sont pas observées à l'extérieur. Chaque couche est composée d'un certain nombre de neurone. Chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante tel qu'il n'y a pas de connexion entres les neurones de la même couche (Benimam 2019).
Un neurone ne peut envoyer son résultat qu'à un neurone situé dans une couche antérieure à la sienne figure II.4**.**

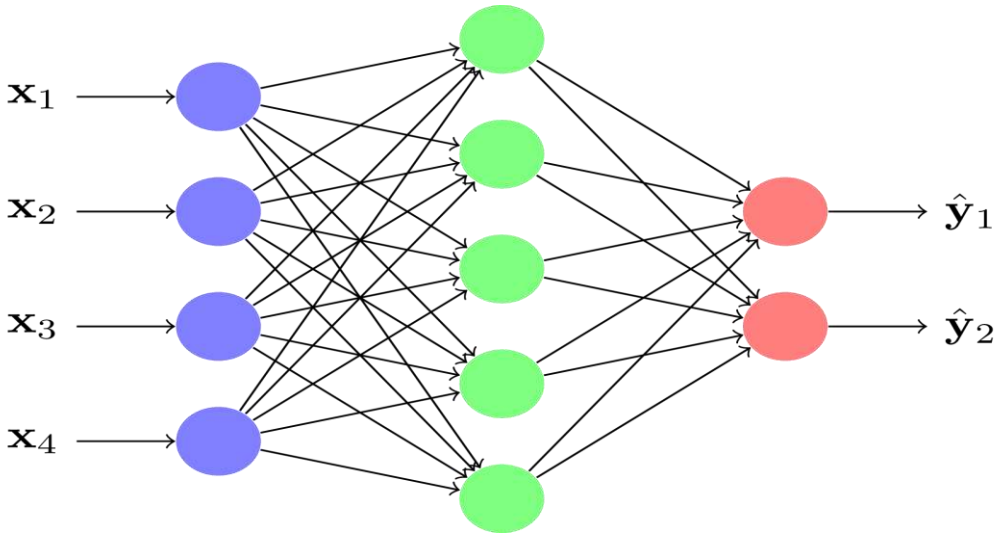


Figure II.4 : Réseau multicouche MLP.

II.1.1.6.2. Réseaux de neurones dynamiques

Les réseaux dynamiques ou réseaux récurrents sont organisés de telle sorte que chaque neurone reçoit sur ses entrées une partie ou la totalité de l'état du réseau (sortie des autres neurones) en plus des informations externes. Pour ces réseaux l'influence entre les neurones s'exerce dans les deux

sens. L'état global du réseau dépend aussi de ses états précédents. L'équation du neurone dans ce cas, est décrite par des équations différentielles ou aux différences. La structure interne de ces réseaux est exploitée pour l'identification et la commande de systèmes dynamiques (Benimam 2019).

Les réseaux de neurones dynamiques les plus connus sont :

- Les réseaux de neurones avec temps de retard.
- Les réseaux de neurones avec retour de sortie.
- Le réseau de Hopfield.

II.1.1.7. Apprentissage des réseaux de neurones

On appelle apprentissage, l'opération par laquelle le réseau de neurones acquiert la capacité de réaliser certaines tâches en modifiant les paramètres internes (poids synaptique), cette modification se fait en utilisant un algorithme d'adaptation paramétrique appelé "algorithme d'apprentissage". L'apprentissage consiste alors à améliorer les performances futures du réseau en se basant sur les expériences acquises.

Plusieurs modes d'apprentissage peuvent être distingués, ceux-ci se différencient principalement par le type d'exemple disponible pour un RNA, l'apprentissage peut être considéré comme le problème de la mise à jour des poids des connexions au sein du réseau, afin de réussir la tâche qui lui est demandée. L'apprentissage est la caractéristique principale des RNA et il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles.

L'objectif des algorithmes d'apprentissages est de minimiser l'erreur de décision effectuée par le RNA en ajustant les poids à chaque présentation d'un vecteur d'entraînement (Benimam 2019).

II.1.1.7.1 Types d'apprentissages

Les algorithmes d'apprentissages peuvent se répartir en trois classes :

- Apprentissage non supervisé.
- Apprentissage forcé ou imposé.
- Apprentissage supervisé.

II.1.1.7.1.1. Apprentissage non supervisé

Cet entraînement se fait sur la base d'informations locales existant à l'entrée. Il représente la capacité des réseaux de neurones à apprendre sans connaître la sortie désirée. Dans ce cas, le réseau organise lui-même les entrées qui lui sont présentées de façon à minimiser un critère de performance donné. Les informations d'entrée sont présentées au réseau et des catégories internes sont formées par une auto-organisation du réseau. Cet apprentissage est dit aussi compétitif du moment où il y a une compétition entre les unités du réseau à représenter le vecteur d'entré (figure II.5).

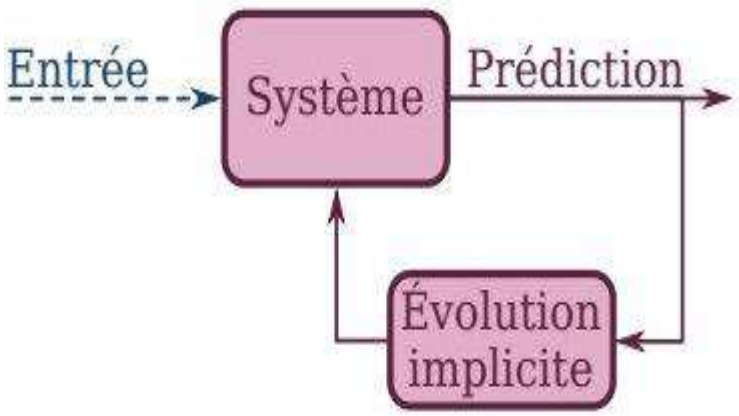


Figure II.5 : Apprentissage non supervisé.

II.1.1.7.1.2. Apprentissage forcé ou imposé

Dans cet apprentissage on indique seulement au réseau si la sortie est bonne ou mauvaise en induisant ainsi une variation sélective des poids de connexions (Benimam 2019).

II.1.1.7.1.3. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé correspond au cas où l'on dispose d'exemples d'entrées et de sorties simultanément (c'est-à-dire les entrées et les sorties désirées correspondantes). On cherche alors à construire un modèle capable de prédire et donner la valeur de la sortie désirée connaissant celle de l'entrée et fournit un signal d'erreur quand une erreur est établie ; en minimisant celle-ci, on a un outil d'optimisation des paramètres internes du réseau qui sont les poids synaptiques. Cette procédure est répétée jusqu'à qu'un critère de performance soit satisfait figure II.6**.**

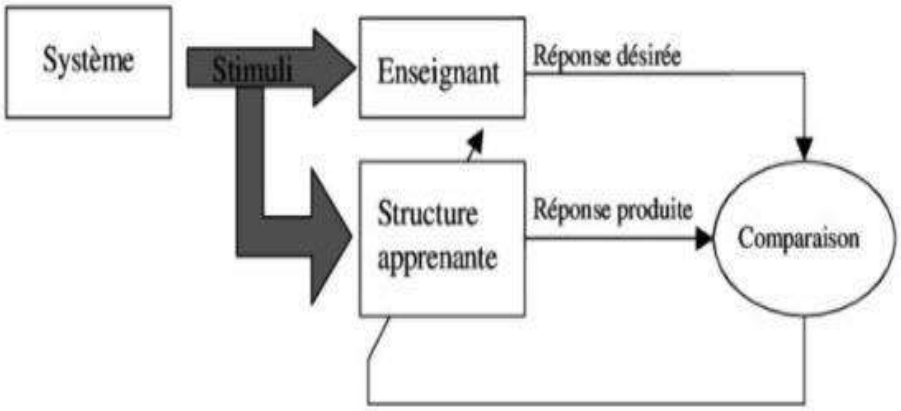


Figure II.6 : Apprentissage supervisé.

Le réseau de neurone génère une ou plusieurs valeurs de sorties basées sur la performance de calcul des valeurs d'entrées. Les résultats de ces calculs dépendent des valeurs des poids assignés à chaque entrée obtenue après la phase d'apprentissage.

La rétro-propagation est la méthode d'apprentissage supervisée la plus utilisée pour l'entraînement des réseaux statiques.

Une fois l'apprentissage effectué, le réseau de neurones acquis la capacité de réaliser la tache prévue (Benimam 2019).

II.1.1.7.2. Algorithme de la rétro-propagation

La règle de la rétro-propagation est la règle la plus utilisée pour l'apprentissage supervisé des réseaux de neurones.

Le terme "rétro-propagation" est utilisé pour décrire l'apprentissage du réseau de neurones de type MLP utilisant la descente du gradient appliquée à la fonction de la somme des erreurs quadratique, mais elle peut être appliquée à n'importe quelle architecture à fonctions d'action dérivables. Le principe de cet algorithme est de propager le signal de la couche d'entrée vers la couche de sortie (propagation avant), calculer ensuite l'erreur commise entre les sorties désirées et les sorties calculées par le réseau, et enfin de rétro propager cette erreur de la sortie vers l'entrée : ainsi, la rétro propagation de l'erreur est utilisée dans l'ajustement des poids synaptiques du réseau. Le réseau multicouche est présenté comme suit (figure II.7) :

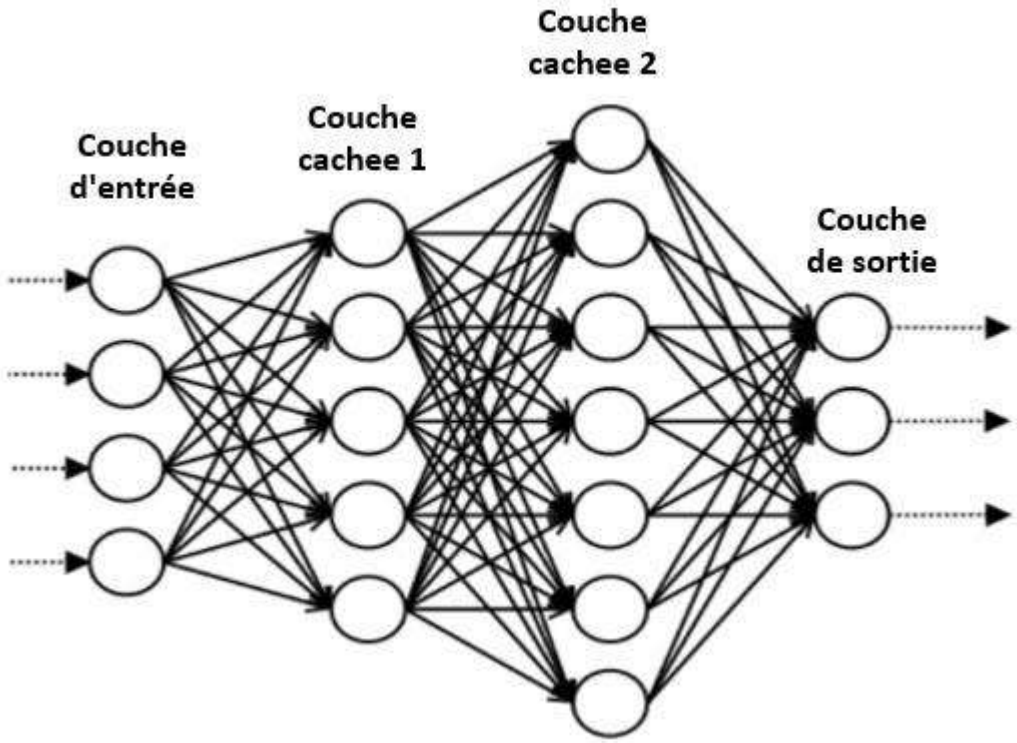


Figure II.7 : Réseau de neurones multicouche.

La somme pondérée peut être présentée dans la formule suivante (Eq. II.4) :

$$Neti = \sum_{j=0}^{N} Wij * Xj \qquad \text{(II.4)}$$

Tel que :

- *Xj :* 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.II.5)

$$y_i = f(Neti) = \frac{1}{(1+exp(-Neti))} \quad \text{(II.5)}$$

Où :

$f(Neti)$: est la fonction sigmoïde

L'erreur quadratique est décrite par la formule suivante (Eq.II.6)

$$E = \sum_{i=1}^{N}(y_{i\,exp} - Y_{i\,cal})^2 \quad \text{(II.6)}$$

Avec :

$Y_{i\,cal}$ *:* la sortie désirée.

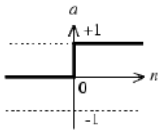
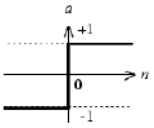
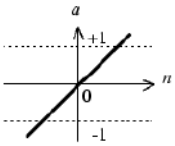
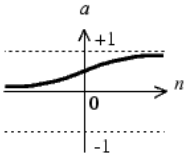
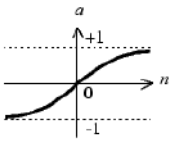
$Y_{i\,exp}$ *:* la sortie observée.

N : Nombres des données.

II.1.1.8. Fonctions d'activation

La fonction d'activation calcule la valeur de l'état de neurone qui est transmise aux neurones en avals. La fonction d'activation sert aussi à introduire une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone. A la différence des neurones biologiques dont l'état est binaire, la plupart des fonctions de transfert sont continues, offrant une infinité de valeurs possibles comprises dans l'intervalle [0, +1] ou [-1, +1]. Il existe de nombreuses formes possibles pour la fonction de transfert. Le tableau II.2 résume quelques fonctions de transfert utilisées dans le programme de calcul techniques MATLAB® (Hagan, Demuth, and Beale 1995). En outre, du fait que la continuité et la différentiabilité des fonctions d'activation à tous les points sont les caractéristiques requises par les algorithmes d'optimisation actuels, les fonctions d'activation typiques qui accomplissent ces exigences sont la fonction linéaire, la fonction tangente hyperbolique et la fonction sigmoïde logarithmique. La fonction linéaire est plus appropriée pour les neurones de sorties alors que les fonctions de sigmoïdes sont plus appropriées pour les neurones des couches cachées (Benimam 2019).

Tableau II.2. 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 a=1 Si n ≥ 0		***hardlim***
Seuil symétrique	$a = -1$ Si $n < 0$ $a = 1$ 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***

II.1.1.9. Formalité de modélisation neuronale

Le modèle boite noire constitue la forme la plus primitive de modèle mathématique: il est réalisé uniquement à partir de données expérimentales ou d'observations ; il peut avoir une valeur prédictive, dans un certain domaine de validité, mais il n'a aucune valeur explicative (Dreyfuss, Kim, and Kataoka 2002). A l'opposé, un modèle de connaissance, que l'on pourrait qualifier de boite blanche, est issu de l'analyse des phénomènes physiques, chimiques, biologiques, etc., dont résulte la grandeur que l'on cherche à modéliser. Ces phénomènes sont mis en équation à l'aide des connaissances théoriques disponibles au moment de l'élaboration du modèle. La démarche scientifique s'efforce, dans la mesure du possible, de construire des modèles de connaissance : l'élaboration d'un modèle de connaissance nécessite l'existence d'une théorie, alors qu'un modèle boite noire requiert seulement la disponibilité de mesures (Benimam 2019).

Entre la boite noire et le modèle de connaissance se situe le modèle semi- empirique, ou modèle boite grise, qui contient à la fois des équations résultant d'une théorie, et des équations purement empiriques, résultant d'une modélisation de type boite noire (Dreyfuss, Kim, and Kataoka 2002).

Les réseaux de neurones constituent le plus souvent des modèles boite noire, néanmoins dans certaines conditions, ils peuvent être utilisés avec profit dans le cadre de modèles boite grise. Un modèle statique est régi exclusivement par des équations algébriques ; un modèle dynamique, en revanche, obéit à des équations différentielles et à des équations algébriques (Dreyfuss, Kim, and Kataoka 2002). Nous examinerons en bref, exclusivement, dans ce qui suit la conception d'un modèle statique type boite noire, réalisé à l'aide de réseaux de neurones bouclés (MLP). L'objectif de la modélisation boite noire est de trouver, à partir des données ou des mesures disponibles, une relation déterministe, si elle existe, entre les variables d'entrées du modèle x et la grandeur à modéliser y (Benimam 2019).

La procédure de développement d'un réseau de neurone qui répond à une modélisation statique peut se résumer aux étapes suivantes :

1. Sélection des données
2. Séparation des bases de données
3. Normalisation des données
4. Choix du type de réseau de neurones
5. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée
6. Choix de la fonction de transfert
7. Estimation des paramètres ou apprentissage
8. Validation et généralisation.

II.1.1.9.1. Sélection des données

Lorsqu'on conçoit un modèle à partir de mesures, il est indispensable que l'ensemble des variables d'entrée soit aussi réduit que possible ; en effet, à chaque entrée du modèle correspond un nombre de paramètres égal au nombre de neurones cachés. Il est donc nécessaire

- Que la représentation des entrées soit aussi compacte que possible,
- Que la représentation des entrées contienne tous les facteurs pertinents par rapport à la grandeur à modéliser, (Dreyfuss, Kim, and Kataoka 2002).

II.1.1.9.2. Séparation des bases de données

Afin de développer un modèle neuronal, il est nécessaire de disposer d'au moins deux bases de données : une base pour effectuer l'apprentissage et une autre pour valider le réseau obtenu et déterminer ses performances. On peut utiliser une troisième base de données, si elle est disponible, pour tester le réseau. Il n'y a pas de règle précise pour déterminer le partage de manière quantitative des données. Il résulte souvent d'un compromis tenant compte du nombre de données dont on dispose, l'essentiel, est que la base de données consacrées à l'apprentissage doit être la plus

importante. Il est important de souligner que les sous-ensembles formés à partir de la base de données de départ devront être représentatifs de celle-ci.

II.1.1.9.3. Normalisation des données

Avant tout apprentissage, il est indispensable de normaliser et de centrer toutes les variables d'entrée. En effet, si des entrées ont des grandeurs très différentes, celles qui sont petites n'ont pas d'influence sur l'apprentissage. Il existe plusieurs approches de normalisation des données dont le choix dépend de la nature des données et de la fonction à approximer.

II.1.1.9.4. Choix du type de réseau de neurones

Comme il s'agit d'une modélisation statique type boite noire pour approcher une fonction bornée et continue, la meilleure approche neuronale envisageable est celle des MLP à une seule couche cachée.

II.1.1.9.5. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée

Il n'existe pas de règle permettant de prévoir à l'avance le nombre de neurones dans la couche cachée. On pourrait penser qu'en plaçant un grand nombre de neurones dans la couche cachée, on obtiendrait systématiquement de meilleurs résultats. Mais il convient de prendre garde d'une part au temps de calcul (plus le nombre de neurones placés dans la couche cachée est important, plus le temps de calcul est long), d'autre part au risque de sur apprentissage (diminue la capacité de généralisation du réseau) ou de sous apprentissage lorsque leur nombre est insuffisant.

D'autre part, nous savons que le nombre des paramètres croit linéairement avec le nombre des variables d'entrées du modèle (parcimonie). Il va falloir donc trouver un compromis entre la parcimonie et le sur ou le sous apprentissage.

II.1.1.9.6. Choix de la fonction de transfert

La fonction de transfert neuronale, que l'on appelle aussi fonction d'activation, est la fonction mathématique appliquée à la sortie de chaque neurone. Là encore, il n'existe pas de méthode permettant de prévoir à priori quelle sera la fonction qui donnera les meilleurs résultats. Mais pour les MLP, il faut des fonctions de type sigmoïde pour les neurones de la couche cachée et généralement une fonction linéaire pour le neurone de la couche de sortie.

II.1.1.9.7. Estimation des paramètres ou apprentissage

Pour les modélisations statiques au moyen des MLP, il s'agit de faire un apprentissage supervisé.

Le critère d'arrêt de l'apprentissage est souvent calculé à partir d'une fonction de coût, caractérisant l'écart entre les valeurs de sortie obtenues et les valeurs désirées. Ce qui permet un arrêt adéquat de l'apprentissage pour obtenir de bonnes performances de généralisation.

II.1.1.9.8. Validation et généralisation

La validation consiste à tester le réseau après ou au cours de l'apprentissage avec des données proches des données utilisées lors de la phase d'apprentissage. Les résultats de ce test permettront au modèle d'éviter les situations de sous ou de sur apprentissage. En revanche la généralisation s'effectue avec des données tout à fait nouvelles et différentes de la base de données de départ. Elle permet de savoir si le réseau a développé une capacité de généralisation assez performante.

II.1.1.10. Avantages et inconvénients des RNA

L'utilisation conjointe des RN, permet de tirer les avantages et les inconvénients de la méthode du RNA. Le tableau II.3 regroupe les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones artificiels.

Tableau II.3. Les avantages et les inconvénients des RNA (Benimam 2019).

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

II.1.2. Machine à Vecteur de Support (SVM)

II.1.2.1. Introduction

L'algorithme des machines à vecteurs de support a été développé dans les années 90 par Vapnik. Il a initialement été développé comme un algorithme de classification binaire supervisée. Il s'avère particulièrement efficace de par le fait qu'il peut traiter des problèmes mettant en jeu de grands nombres de descripteurs, qu'il assure une solution unique (pas de problèmes de minimum local comme les réseaux de neurones) et il a fourni de bons résultats sur des problèmes réels (Li, 2006).

II.1.2.2. Apprentissage statistique

La théorie d'apprentissage statistique étudie les propriétés mathématiques des apprentissages de la machines (Vapnik 2000). Elles représentent les propriétés de la classe de fonctions ou modèles qui peuvent implémenter la machine. L'apprentissage statistique utilise un nombre limité d'entrées (appelées exemples) d'un système avec les valeurs de leurs sorties pour apprendre une fonction qui décrit la relation fonctionnelle existante, mais non connue, entre les entrées et la sortie du système.

On suppose premièrement que les exemples d'apprentissage, appelés aussi exemples d'entrainement, sont générés selon une certaine probabilité inconnue (mais fixe) c'est-à-dire indépendants et identiquement distribués. C'est une supposition standard dans la théorie d'apprentissage. Les exemples sont de dimension $m \in \Re^m$ et dans le cas d'apprentissage supervisé, accompagnés d'étiquettes caractérisant leurs types ou classes d'appartenance. Si ces étiquettes sont dénombrables, on parle de classification sinon on parle de régression. Dans le cas d'une classification binaire cette étiquette est soit +1 ou -1. L'ensemble des exemples et leurs étiquettes correspondantes sont appelés ensemble d'apprentissage.

Dans le cas des machines à vecteurs de support, la fonction recherchée est de forme linéaire. Les SVMs sont, donc, des systèmes d'apprentissage qui utilisent un espace d'hypothèses de fonctions linéaires dans un espace de caractéristique à haute dimension. Cette stratégie d'apprentissage introduite par Vapnik et ses co-auteurs (Vapnik 2000) est une méthode très puissante. Elle a pu, en quelques années depuis sa proposition, conquérir la plupart des autres systèmes d'apprentissage dans une grande variété de domaines d'application.

II.1.2.3. SVM pour la régression

Dans leur origine, les SVMs ont été développées pour des problèmes de classification. Cependant, leur nature leur permet de résoudre également des problèmes de régression. La régression est un cas particulier de classification où les classes des exemples ne sont pas dénombrables c-à-d. continues. Le problème consiste à trouver, en utilisant $\{(x_1,y_1),\ldots(x_n,y_n)\}$, une fonction $\hat{f}: \Re^m \rightarrow \Re$ qui rapproche le plus possible des y_i, en d'autres termes qui minimise la différence entre les $\hat{f}(x_i)$ et les y_i.

Souvent, $\hat{f}$ est considérée comme fonction linéaire : $\hat{f} = (w, x) + b$ où w est un vecteur et b est un scalaire. Le problème revient donc à trouver un hyperplan caractérisé par w^* et b^* qui minimise l'écart global entre $\hat{f}$ et les y_i (équation II.7).

$$(w^*, b^*) = argmin_{w,b} \sum_{i=1}^{n} (y_i - \langle w, x_i \rangle - b)^2 \qquad \text{(II.7)}$$

Pour résoudre ce problème, les SVMs utilisent une astuce semblable à celle utilisée en classification (Hamel 2011; Farag and Mohamed 2004; Basak, Pal, and Patranabis 2007). On propose de modéliser la fonction de régression par un hyperplan qui se situe au centre d'un hyper-tube de largeur 2ε contenant tous les exemples d'entrainement (figure II.8).

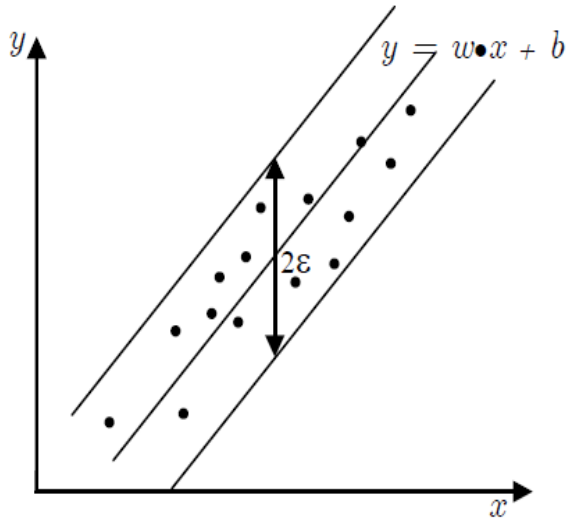


Figure II.8: Hyper-tube modélisant la fonction de régression.

Plusieurs hyper-tubes, de largeur 2ε contenant tous les exemples d'entrainement, peuvent exister. L'hyper-tube optimal est celui qui minimise la distance entre les exemples d'entrainement et ses frontières, autrement dit, qui maximise la distance des exemples de l'hyperplan du centre (figure II.8).

La détermination de l'hyper-tube optimal est semblable à la détermination de l'hyperplan optimal de marge maximale dans le cas de classification. On doit donc rechercher un hyper-tube de marge maximale avec tous les exemples d'entrainement à l'intérieur. Par une analyse similaire à celle du problème de classification, la solution du problème de régression est réduite à la résolution du problème dual d'optimisation quadratique de l'équation (II.8).

$$\begin{cases} Maximiser\ \alpha, \alpha' -\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{n}(\alpha_i - \alpha_i')(\alpha_j - \alpha_j')\langle x_i, x_j\rangle \\ -\epsilon\sum_{i=1}^{n}(\alpha_i + \alpha_i') + \sum_{i=1}^{n} y_i(\alpha_i + \alpha_i') \\ SousContraintes \\ \sum_{i=1}^{n}(\alpha_i + \alpha_i') = 0 \\ 0 \le \alpha_i + \alpha_i' \le C \end{cases} \quad \text{(II.8)}$$

Où les α_i et les α_i' sont les coefficients des exemples respectivement au dessus et au dessous de l'hyperplan et C est un paramètre pour leur pénalisation. La fonction de sortie $\hat{f}(x_i)$ peut être donnée par l'équation (II.9).

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^{n}(\alpha_i - \alpha_i')\langle x_i, x\rangle + b \quad \text{(II.9)}$$

Où b est calculé à partir d'un exemple dont $0 < \alpha_i < C$ (vecteur support) par l'équation (II.10).

$$b = y_i - \langle w, x_i\rangle + \epsilon \quad \text{(II.10)}$$

II.1.2.3.1. Utilisation des noyaux

Parmi les motivations les plus solides du développement des machines à vecteur support pour la régression, est leur extension simple aux cas non linéaires, grâce à l'utilisation des noyaux.

En effet, d'une manière similaire au cas de classification, on fait une transformation d'espace $\emptyset$ pour se trouver toujours face à une régression linéaire. La transformation d'espace inverse $\emptyset^{-1}$, permet de retourner à l'espace d'origine après la résolution dans le nouvel espace (figure II.9).

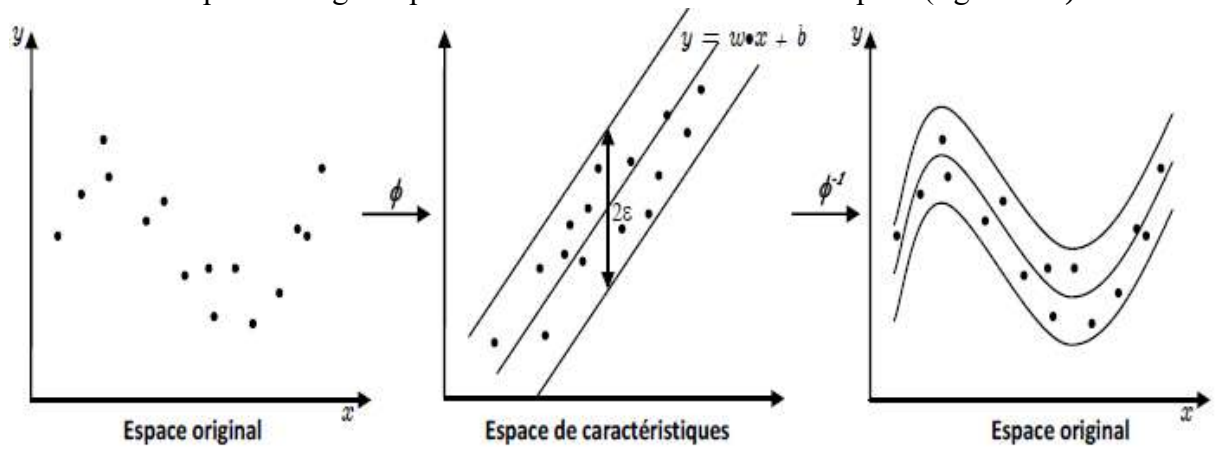


Figure II.9 : Utilisation des noyaux pour la résolution de la régression non linéaire.

Comme dans le cas de classification, la transformation $\emptyset$ et son inverse sont réalisées grâce à une fonction réelle K (x_i,x_j) appelée Noyau (Kernel). Le produit scalaire dans les équations est remplacé par la fonction du noyau.

II.1.2.3.2. Les noyaux

Outre le passage au non linéaire, l'utilisation de noyaux permet une autre généralisation très utile dans la pratique : la définition des SVM sur des objets complexes comme des images, des graphes, des protéines où des automates pour ne citer qu'eux. Nous n'avons donc pas besoin de faire d'hypothèse sur la nature du domaine des observations X et un noyau k est défini de manière générale comme une fonction de deux variables sur $\Re$:

$$(x, x') \rightarrow \Re$$

Tableau II.4 représente quelque fonctions de noyau

La plupart de ces noyaux dépendent d'un paramètre σ appelé "largeur de bande" dont le réglage est souvent critique pour le bon fonctionnement de la méthode

Tableau II.4. Exemples de noyaux.

Type	Nom	K (s,t)
Radial	Laplacien	$\exp\left(-\frac{r}{\sigma}\right)$
	Rationnel	$1-\frac{r^2}{r^2+\sigma}$
	Loc gauss	$\max\left(0,1-\frac{r}{\sigma}\right)^p \exp\left(-\frac{r^2}{\sigma}\right)$
Non Stationnaire	X^2	$\exp\left(-\frac{r}{\sigma}\right), r=\sum_k \frac{(s_k-t_k)}{s_k+t_k}$

Projectif	Polynomial	$(s^T t)^P$
	Affine	$(s^T t + \sigma)^P$
	Cosinus	$\frac{s^T t}{\|s\|\|t\|}$
	Corrélation	$\exp\left(\frac{s^T t}{\|s\|\|t\|} - \sigma\right)$

II.1.2.4. Évaluation du modèle

La qualité d'un modèle de décision obtenu par la méthode SVM dépend de plusieurs paramètres, à savoir le paramètre de pénalisation sur les multiplicateurs de Lagrange *C*, le noyau utilisé et ses paramètres (σ dans le cas des noyaux radial et projective) et les exemples utilisés pour l'entrainement (les vecteurs supports).

Le choix des valeurs de ces paramètres se fait actuellement à travers plusieurs essais et évaluation pour atteindre des performances satisfaisantes du modèle. Les paramètres (C^*, K^*, σ^*) optimaux pour un modèle donné sont les paramètres qui lui permettent de donner une précision de 100%. Cette situation serait idéale si l'ensemble des exemples représentait parfaitement l'ensemble de tous les exemples possibles. Le modèle appris peut donner une très grande précision face aux exemples d'entrainement, mais se comporte très mal avec les nouveaux exemples.

Cela représente un phénomène très connu en apprentissage qui est le sur-apprentissage ou l'apprentissage par cœur. Le sur-apprentissage donne, généralement, des modèles à faible capacité de généralisation, et par conséquent la mesure de précision n'est pas suffisante pour qualifier les performances d'un modèle. Les méthodes d'évaluation permettent de tirer des conclusions sur le comportement d'un modèle face à tout l'espace d'exemples en limitant l'influence des exemples d'entrainement et du bruit qui peut y exister (erreurs d'étiquetage, erreurs d'acquisition, ...) et leur ordre sur le modèle (Benimam 2019).

II.1.3. Algorithme de Libellule (Dragonfly Algorithm)

L'intelligence d'essaims ou bien Swarm Intelligence en Anglais (SI) est un domaine d'étude proposé pour la première fois par Beni et Wang en 1989 (Beni and Wang 1993). L'étude vise à comprendre les différentes interactions entre des créatures vivantes individuelles pouvant entraîner une intelligence sociale. C'est-à-dire, elle simule et met en œuvre le comportement d'intelligence collective et sociale de toute une population sur la base de règles découvertes entre certains membres de la population (Bonabeau, Dorigo, and Theraulaz 1999). Tharwat et ses collègues (Tharwat, Gabel, and Hassanien 2018) ont résumé les principes régissant le comportement de tout essaim comme suit (Benimam 2019):

- Principe de séparation : représente l'évitement constant des collisions entre les individus d'une population. Il s'ensuit de l'équation (II.11):

$$S_i = -\sum_{i=1}^{n}(x - x_i) \quad \text{(II.11)}$$

Où x représente la solution actuelle, et x_i la position dans l'individu *i* de voisinage, tandis que *n* est le nombre total de membres dans un voisinage.

- Principe de cohésion : Ce principe est basé sur la tendance des individus à s'arranger vers le point médian de la masse du voisinage et est décrit par l`équation (II.12):

$$C_i = \frac{\sum_{i=1}^{n} x_i}{n} - x \quad \text{(II.12)}$$

- Principe d'alignement : qui représente la vitesse identique des membres libellules existant dans le même groupe et est défini comme suit :

$$A_i = \frac{\sum_{i=1}^{n} V_i}{n} \quad \text{(II.13)}$$

Où V_i est la vitesse de l'individu *i* de voisinage.

Le mouvement des libellules vers la nourriture dans la nature peut être exprimé par l'équation (II.14):

$$F_i = x^+ + x \quad \text{(II.14)}$$

Où x^+ représente la position de la nourriture, et leur éloignement de l'ennemi est exprimé par l'équation (II.15):

$$E_i = x^- + x \quad \text{(II.15)}$$

étant donné x^- est la position de l'ennemi (Mirjalili 2016).
La localisation / coordonnée d'une libellule est la somme de sa position x et de son pas Δx et peut être exprimée par l'équation (II.16):

$$x_{t+1} = x_t + \Delta x_{t+1} \quad \text{(II.16)}$$

Où t est l'itération en cours, et Δx_{t+1} est déterminé à l'aide de l'équation (II.17):

$$\Delta x_{t+1} = sS_i + aA_i + cC_i + fF_i + eE_i + \omega \Delta x_i \quad \text{(II.17)}$$

où S_i est la séparation pour x_i, et s est son poids de séparation ; A_i est l'alignement de x_i, et a son poids d'alignement ; C_i est la cohésion de x_i et c son poids de cohésion ; F_i est l'attraction alimentaire de x_i, et f est le paramètre de nourriture ; E_i est la distraction de l'ennemi et e son facteur ; et ω est le poids d'inertie. Les facteurs s, a, c, f, et e sont déterminés lors de l'optimisation et ont une double

action, celle d'exploration et d'exploitation dans l'algorithme de libellule (Dragonfly Algorithm (DA)) (Mirjalili 2016).

II.2. Simulation par ANSYS (Description du logiciel ANSYS CFD)

II.2.1. Introduction

Pour l'aspect fondamental, quand il s'agit d'étudier un phénomène physique particulier, on a souvent recours à la Simulation Numérique Directe (DNS). Ce type de simulation, qui consiste en la résolution numérique des équations de Navier Stockes sans aucune modélisation, s'est révélé très utile pour la compréhension des phénomènes physiques mis en jeu dans les écoulements turbulents.

Dans certains cas de configurations géométriques complexes, ces écoulements sont traités numériquement à l'aide de la technique de la Dynamique des fluides computationnelle (CFD).

À l'heure actuelle, il existe un certain nombre de codes tridimensionnels conviviaux, à meilleures performances permettant la prédiction d'écoulements fluides par la résolution des équations de Navier stokes. Ces équations ont été introduites au début du 19ème siècle et n'ont aucune solution analytique générale. Il existe un certain nombre de méthodes de résolution qui sont employées dans le code CFD, telle que la méthode des éléments finis, différence finie et la méthode de volumes finis, cette dernière est la base du code ANSYS CFX15.0.

II.2.2. Présentation du code de calcul ANSYS CFD (CFX)

Le code ANSYS CFD (CFX) est un code de calcul des écoulements qui appartient à la famille CFD. Ce code se caractérise par une meilleure souplesse de manipulation par rapport beaucoup autres codes.

CFX offre une interface puissante pour la définition du problème (modèle choisi, condition Initiale, condition aux limites, propriété de fluide d'écoulement…etc.). Le domaine de calcul est défini à l'aide du module CFX du code de calcul ANSYS CFD. Tout d'abord on définit le fluide qui est un fluide incompressible (air) (Aissa 2009).

Ainsi, pour toutes les simulations, les conditions aux limites sont les suivantes :

- L'entrée **:** pression totale (1atm), le régime est subsonique.
- La sortie **:** le régime est subsonique.
- Les parois **:** lisses et adiabatiques.

II.2.3. Les étapes de construction de système d`analyse de mécanique de fluide (CFX)

II.2.3.1. Création de la géométrie

Dans un premiers temps, l'utilisateur de logiciel est tenu de choisir un système de coordonnées afin de caractériser la géométrie. Les domaines pouvant varier suivant les études, il peut employer des coordonnées cartésiennes ou cylindriques. ANSYS permet d'établir la géométrie du système étudié. La géométrie est construite à partir de points servant à créer des lignes et ensuite les différentes surfaces de la géométrie comme le montre la figure (II.10).

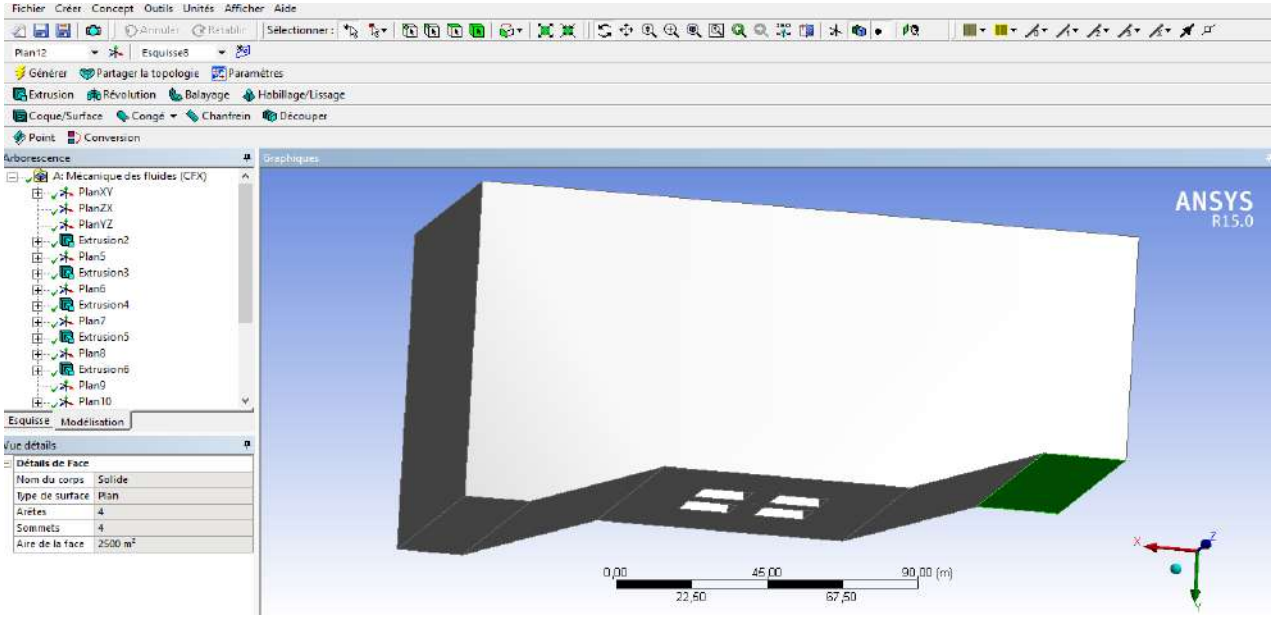


Figure II.10 : Géométrie globale du domaine de calcul.

II.2.3.2. Génération du maillage

Une fois le domaine généré, il est indispensable de le subdiviser en volumes de contrôles afin de pouvoir résoudre le problème par la méthode des volumes finis, cette opération est dite génération du maillage. La spécification du maillage dépend de la complexité de la géométrie. Généralement, si cette dernière est rectangulaire, l'utilisateur opte pour une grille rectangulaire et impose la taille des pas d'espace dans les trois directions du domaine. Le maillage sert donc à une représentation discrète d'une variable continue.

Les mailles primitives sont des triangles ou des quadrilatères en 2D. En 3D, on peut utiliser des tétraèdres, prismes ou pyramides (figure II.11)

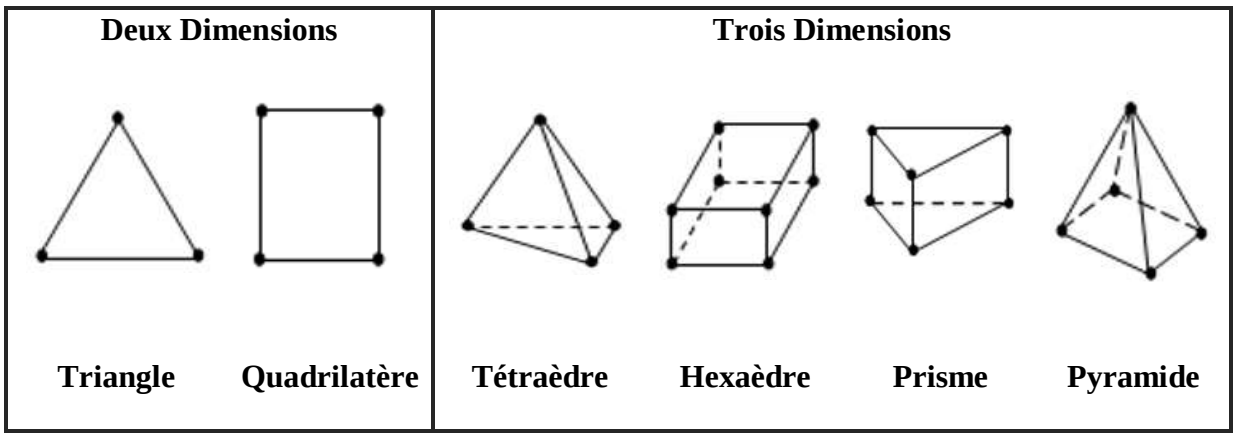


Figure II.11 : Exemples de mailles utilisées en Volumes Finis.

II.2.3.3. Configuration du système (Conditions initiales et conditions aux limites)

Il faut fournir au modèle numérique l`intitule du fluide et les conditions initiales qui représentent l'état de base du modèle à l'instant où commence la simulation. Le domaine de calcul est défini à l'aide du module CFX du code de calcul ANSYS15.0. Il reste à déterminer les conditions aux limites à chaque section entourant le domaine de calcul figure (II.12).

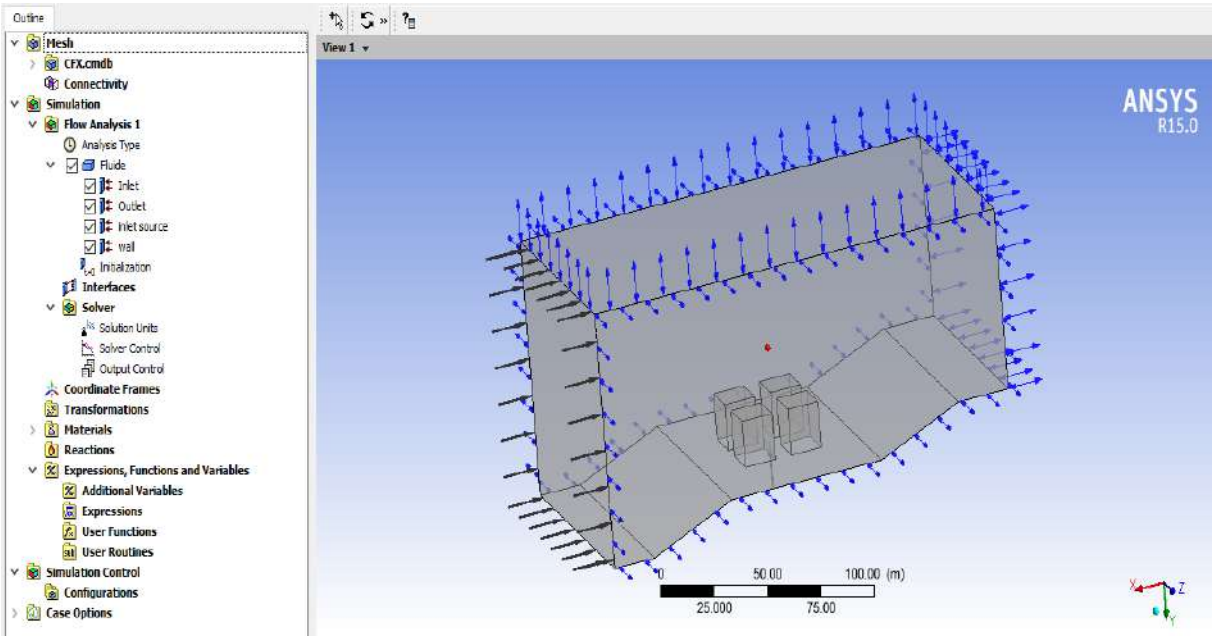


Figure II.12 : Choix des conditions initiales et conditions aux limites.

II.2.3.4. ANSYS CFX-Solver

C'est le solveur (solver) lui-même, qui permet le retour d'information sur la progression de convergence à travers la définition d'exécution et le contrôle, avec des graphes configurés pour l'utilisateur.

II.2.3.5. ANSYS CFX (Resultats)

Une interface très puissante, elle est conçue pour permettre la visualisation facile et le traitement quantitatif et qualitatif des résultats de simulation figure (II.13)**.**

Il dispose d'outils graphiques très puissants permettant la présentation et l'analyse des résultats en forme :

- lignes de courant, champ de vitesse…,
- visualiser différents paramètres définis par l'utilisateur,
- Définir et calculer des nouvelles variables,
- Exporter les résultats en différents formats, pour tracer l'évolution des variables avec d'autres logiciels graphiques.

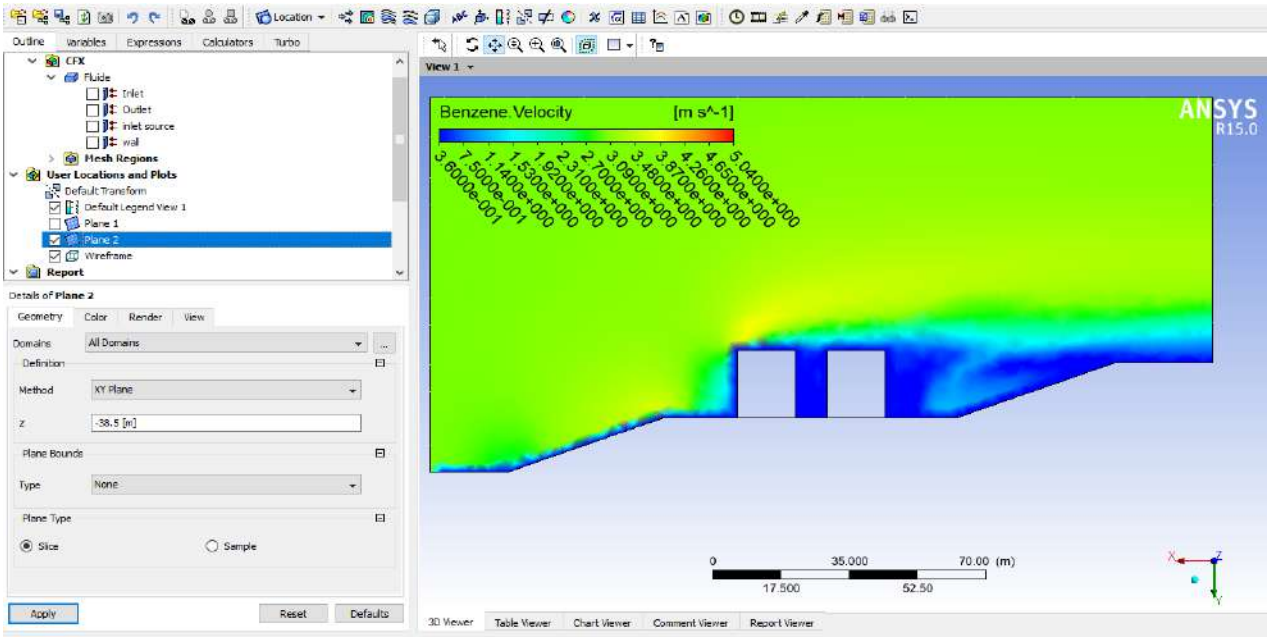


Figure II.13 : Visualisation des résultats par le code CFX.

Références bibliographiques

Aissa, Benzekhroufa. 2009. "Caractéristiques et Modèles de Dispersions Des Sources Ponctuelles de La Pollution Industrielle «Application Aux Émissions d'origine Automobiles»." Hassiba benbouali - Chlef.

Basak, Debasish, Srimanta Pal, and Dipak Chandra Patranabis. 2007. "Support Vector Regression." Neural Information Processing-Letters and Reviews 11 (10): 203–24.

Basheer, I.A, and M Hajmeer. 2000. "Artificial Neural Networks: Fundamentals, Computing, Design, and Application." Journal of Microbiological Methods 43 (1): 3–31. https://doi.org/10.1016/S0167-7012(00)00201-3.

Benharir, N., M. Zerikat, S. Chekroun, and A. Mechernene. 2014. "Approche Adaptative d ' Une Commande Neuronale sans Capteur d ' Un Moteur Asynchrone Associée à Un Observateur Par Mode Glissant." Communication Science & Technology 14.

Beni, Gerardo, and Jing Wang. 1993. "Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems." In Robots and Biological Systems: Towards a New Bionics?, 703–712.

Benimam, Hania. 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), Thèse de doctorat.

Bonabeau, Eric., Marco. Dorigo, and Guy. Theraulaz. 1999. Swarm Intelligence : From Natural to Artificial Isystems. Oxford University Press.

Dreyfuss, Gideon, V. Narry Kim, and Naoyuki Kataoka. 2002. "Messenger-rna-binding proteins and the messages they carry." Nature Reviews Molecular Cell Biology 3 (3): 195–205. https://doi.org/10.1038/nrm760.

Farag, Aly, and Refaat M Mohamed. 2004. "Regression Using Support Vector Machines: Basic Foundations.", University of Louisville, Technical Report.

Gallinari, P, and O Gascuel. 1996. "Statistique, Apprentissage et Généralisation. Application Aux Réseaux de Neurones." Revue d'intelligence Artificielle 10 (2-3): 285–343.

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

Hamel, Lutz H. 2011. Knowledge Discovery with Support Vector Machines. Vol. 3. John Wiley & Sons.

Jain, A. K., Jianchang Mao, and K. M. Mohiuddin. 1996. "Artificial Neural Networks: A Tutorial." In Computer 29: (31–44).

Krenker, Andrej, Janez Bešter, and Andrej Kos. 2011. "Introduction to the Artificial Neural Networks." InTech, 1–18.

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

Li, M. (2006). Sequence and text classification: features and classifiers (Doctoral dissertation, University of East Anglia).

McCulloch, Warren S., and Walter Pitts. 1943. "A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity." The Bulletin of Mathematical Biophysics 5 (4): 115–33.

Mirjalili, Seyedali. 2016. "Dragonfly Algorithm: A New Meta-Heuristic Optimization Technique for Solving Single-Objective, Discrete, and Multi-Objective Problems." Neural Computing and Applications 27 (4): 1053–73. https://doi.org/10.1007/s00521-015-1920-1.

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, Thèse de doctorat .

Rumelhart, D.E., G.E. Hinton, and R.J. Williams. 1985. "Learning Internal Representations by Error Propagation." In Readings in Cognitive Science, 399–421. Elsevier. https://doi.org/10.1016/B978-1-4832-1446-7.50035-2.

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

Tharwat, Alaa, Thomas Gabel, and Aboul Ella Hassanien. 2018. "Classification of Toxicity Effects of Biotransformed Hepatic Drugs Using Optimized Support Vector Machine." Edited by Aboul Ella Hassanien, Khaled Shaalan, Tarek Gaber, and Mohamed F. Tolba, Advances in Intelligent Systems and Computing, 639. https://doi.org/10.1007/978-3-319-64861-3.

Vapnik, Vladimir. 2000. The Nature of Statistical Learning Theory. Springer science & business media.

Werbos, Paul. 1974. "Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Science." Harvard University.

Zupan, J., and J. Gasteiger. 1993. "Neural Networks for Chemists; an Introduction." VCH publishers.

CHAPITRE III

PROCESSUS MÉTHODOLOGIQUES

III.1. Introduction

Ce chapitre présente les différentes méthodes adoptées pour mesurer, prédire les niveaux de pollution par les PMi et simuler la dispersion d'un polluant gazeux (Benzène) dans un milieu urbain.

- ✓ La mesure en continu des PMi a été réalisée en utilisant l'appareil de mesure type Fidas® 200.
- ✓ La modélisation des taux de concentration des PMi dans l'air ambiant a été effectuée par les méthodes d'intelligence artificielle en utilisant les RNA, SVM et DA-SVM.
- ✓ La simulation de la dispersion des polluants gazeux (Benzène) a été menée par l`application de simulateur ANSYS (CFD).

La description détaillée des différentes méthodes utilisées est présentée dans le présent chapitre.

III.2. Suivi en continu des concentrations des particules fines (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)

Cette partie représente les étapes concernant la partie pratique effectuée au sein de l'Equipe de Recherche Environnement et Changement Climatique (ERECC) affiliée à la division bioénergie et environnement du Centre de Développement des Energies Renouvelables (CDER) à Bouzaréah, Alger.

III.2.1. Zone et période de mesure

Le site de mesure de la station d'analyse de la qualité de l`air (NESMA-CDER) est localisé au niveau du Centre-Hospitalo Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP) dans la commune de Sidi M'Hamed (Alger centre) (latitude de 36,762130 N et une longitude de 3,053034 E**)** (Figure III.1). La capitale (Alger), est la ville la plus peuplée d'Algérie, elle a atteint en 2010, 6.7 million d'habitants selon le classement effectué par (Geoba, 2020). Alger est caractérisée par un climat méditerranéen avec des étés qui sont chauds, lourds, secs et dégagés et des hivers qui sont longs, frisquets, venteux et partiellement nuageux. Au cours de l'année, la température varie généralement de 6 °C à 30 °C et est rarement inférieure à 2 °C ou supérieure à 34 °C. Le site de mesure se trouve à environ 600 m de la mer. Il est ouvert sur la mer et subit de ce fait également une bonne ventilation naturelle.

Ce site est situé près de plusieurs sources fixes et mobiles telles que les usines installées au niveau du port d'Alger (2 Km), le trafic routier (800 m), la gare ferroviaire d'Alger (1,5 km) et l'aéroport d'Alger qui se trouve à environ (10 Km) du point de mesure.

Les données horaires 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 enregistrées

simultanément à l'aide de l'analyseur Fidas® 200, par contre les données de la vitesse des vents et la précipitation cumulée ont été collectées auprès de l`Office National de la Météorologie (ONM) de Dar El-Beida, Alger (ONM, 2019). La durée de prélèvement a été effectuée sur une période de 6 mois allant du 1er Février au 28 juillet 2019. Le nombre de données collectées est de 890 mesures pour chaque paramètre.

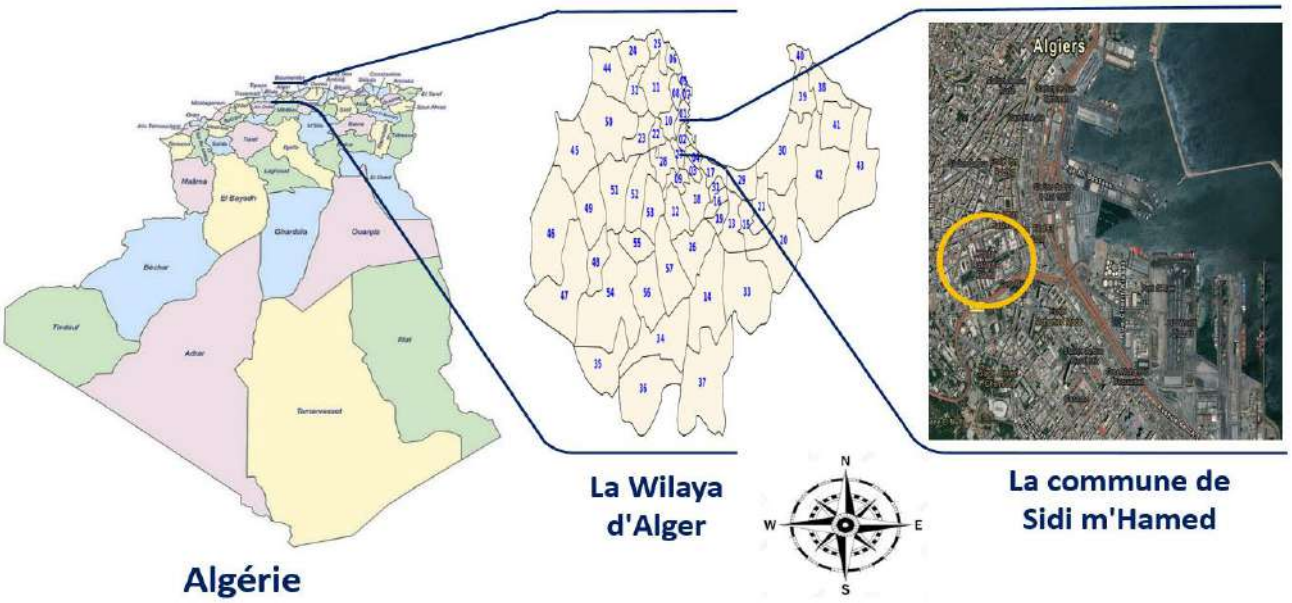


Figure III.1 : Localisation du site de prélèvement NESMA.

III.2.1.1. Station de mesures et de surveillance atmosphérique « Nesma »

La création du réseau de mesure et de surveillance de la qualité de l'air à Alger, baptisé «NESMA» en 2017 après la station de «SamaSafia». Cette station (Figure III.2) a été installée par le Centre de Développement des Energies Renouvelables (CDER), au sein du Centre-Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP) dans la commune de Sidi M`Hamed (Alger-Centre). Le choix de ce site pour l'implantation de la station est dû, entre autre, au fait qu'au niveau de ce CHU, il existe une station de mesure du réseau Samasafia relevant du Ministère de l'environnement et des énergies renouvelables (MEER) et qui n'est plus opérationnelle depuis 2009, et que ce CHU, parmi ces spécialités médicales : les maladies respiratoire et pulmonaire. Il se trouve également un marché populaire (marché el mellah) près de l`hôpital CHUMP qui peut être une source de ces PMi.



Figure III.2 : Station atmosphérique NESMA (CHUMP ex CDER).

III.2.2. Appareil de mesure des poussières fines Fidas® 200

Fidas® 200 est un spectromètre optique pour aérosol développé spécifiquement pour le contrôle réglementaire de la pollution atmosphérique (Figure III.3). Il analyse en continu les fines particules de poussière présentes dans l'air ambiant dans la plage de taille de 180 nm à 18 μm et calcule simultanément les valeurs d'émission des PM-1, PM-2.5, PM-4, PM-10, PM-tot, la concentration en nombre de particules Cn et la distribution granulométrique sont calculées et enregistrées. Il fournit ainsi des informations complètes sur les fines particules de poussière. La version Fidas® 200 présentée ici se compose d'un dispositif de montage en rack 19" installé dans une armoire en acier inoxydable protégée contre l'eau et conçue pour une installation à l'extérieur (plage de température de +5 à +40 °C) (Tableau III.1**)**. Une armoire climatisée plus grande, qui permet l'installation d'équipements supplémentaires (Fidas® 200a, 2021). Fidas® 200 avec capteurs séparés (pour une intégration plus facile dans les stations avec presse-étoupes existants) est actuellement le seul appareil de mesure optique des particules uniques qui est homologué pour la surveillance simultanée des PM-10 et PM-2,5 selon les normes VDI 4202-1, VDI 4203-3 , EN 12341, EN 14907, EN 16450 et le guide d'équivalence de l'UE GDE et certifié conforme aux normes EN 15267-1 et -2. La déclaration d'approbation de type du Fidas® 200 a été publiée pour la première fois dans la Gazette fédérale allemande BAnz AT 1er Avril 2014 B12 au chapitre IV, notification 5.1. Le certificat de conformité du produit selon EN 152671 délivré par le TÜV Rheinland et l'Agence fédérale allemande pour l'environnement (Fidas® 200a, 2021).

Le spectromètre optique d'aérosol Fidas® 200 est basé sur la détection de la lumière diffusée par les aérosols pour déterminer leurs tailles et leurs nombres par classe de taille en temps réel. L'élément central de l'appareil est un capteur optique d'aérosol. L'analyse de la lumière diffusée des particules individuelles est appliquée pour déterminer la taille des particules. Les particules individuelles se déplacent à travers un volume de mesure différencié optiquement et est éclairé de manière homogène par une source lumineuse LED polychromatique blanche (Fidas® 200a, 2021).



Figure III.3 : Appareil de mesure des poussières fines Fidas® 200 (Fidas® 200b, 2021).

Chaque particule génère une impulsion de lumière diffusée qui est détectée à un angle de 85° à 95° degrés. Le nombre de particules est déterminé sur la base du nombre d'impulsions lumineuses diffusées. Le niveau de l'impulsion lumineuse diffusée mesurée est une mesure du diamètre des particules (Fidas® 200a, 2021).

Tableau III.1 : Fiche de données de l'appareil de mesure des poussières fines Fidas® 200 (Fidas® 200c,d, 2021).

Paramètres	Description
Interfaces	USB, Ethernet, RS232/485, Wi-Fi
Plage de mesure (taille)	0,18 - 18 µm
Concentrations massiques mesurables	0 - 10,000 µg/m^3
Canaux de taille	64 (32/décennie)
Principe de mesure	Diffusion optique de la lumière
Plage de mesure (numéro CN)	0 - 20 000 particules/cm^3

Débit volumique	4.8 l/min ≈ 0.3 m^3/h
L'acquisition des données	Processeur numérique 20 MHz, 256 canaux de donné brutes
Connexion électrique	115/230 V AC, 50/60 Hz
Consommation d'énergie	Fonctionnement normal : 60 W
	Maximum : 200 W
Source de lumière	LED
Interface utilisateur	Écran tactile, 800 * 480 pixels, 7"
Logement	Boîtier extérieur résistant aux intempéries (IP65)
Boîtier de protection contre les intempéries avec IADS et station météo : (H * L * l)	1 810 * 600 * 400 mm
Unité de commande (H * L * l)	450 * 310 * 195 mm / installé dans un rack 19".
Poids	Contrôleur : 10 kg
	Tête de prélèvement : 2,25 kg
	Tube de prélèvement : 4,50 kg
Émissions sonores	< 70 dB
Système opérateur	Windows
Stockage de l'enregistreur de données	4 GB
Logiciel	PDAnalyze Fidas®
Conditionnement d'aérosols	Thermique avec IADS
Valeurs mesurées	PM-1, PM-2.5, PM-4, PM-10, PM-Tot, CN, distribution granulométrique, pression de l'air, température de l'air, humidité relative
Température ambiante pendant le fonctionnement	+5 ~ +40 °C, résistant aux intempéries
Système d'échantillonnage	Séchage en aérosol avec IADS
	(Intelligent Aerosol Drying System)
Tête de prélèvement	Sigma-2
Temps de réponse (capteur)	< 2s

Les composants suivants du système Fidas® 200 doivent être disponibles (les lettres entre parenthèses renvoient aux indications de la figure III.4a et 4b) :

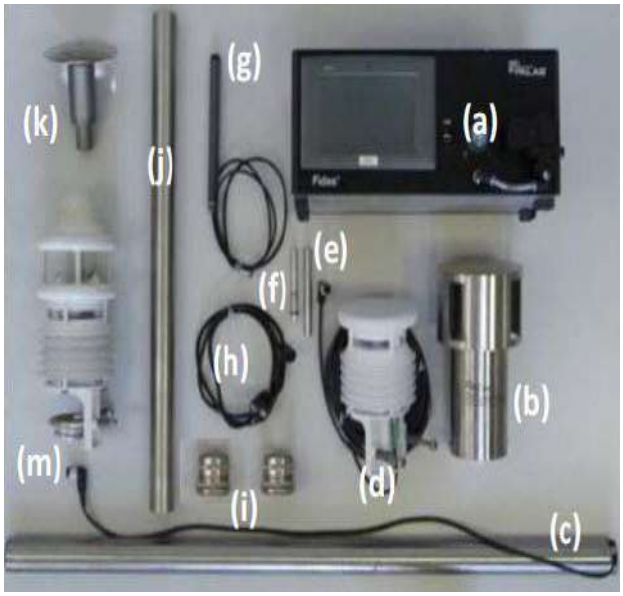




Figure III.4a et 4b : À gauche composants d'un système Fidas® 200, à droite boîtier de protection contre les intempéries IP65 (Fidas® 200c, 2021).

(a) Unité de contrôle Fidas® 200.

(b) Tête de prélèvement Sigma-2.

(c) Tube de prélèvement avec IADS.

(d) Station de météo WS300-UMB.

(e) Raccordement tête de prélèvement au tube de prélèvement.

(f) Tube d'entrée d'aérosol.

(g) Antenne.

(h) Câble d'alimentation.

(i) Fixation du tube de prélèvement au boîtier.

(j) Tube pour station météo.

(k) En option à la place ou supplémentaire également tête de prélèvement PM-10 ou PM-2,5.

(l) Boîtier de protection contre les intempéries IP-65.

(m) En option à la place également WS600-UMB.

La figure III.5 représente la face centrale du contrôleur Fidas® 200.



Figure III.5 : Face avant de la centrale Fidas® 200 (Fidas® 200c, 2021).

L'utilisateur peut passer d'une option d'affichage à une autre en utilisant l'écran tactile. La figure III.6 montre un aperçu d'un exemple des valeurs de poussière :

Poussière mesure

- ✓ PM-1
- ✓ PM-2.5
- ✓ PM-4
- ✓ PM-10
- ✓ PM-total (concentration massique totale)
- ✓ Cn : Concentration numérique de particules en (P/cm^3)

Capteurs météorologiques :

- ✓ Humidité relative
- ✓ Température
- ✓ Pression atmosphérique

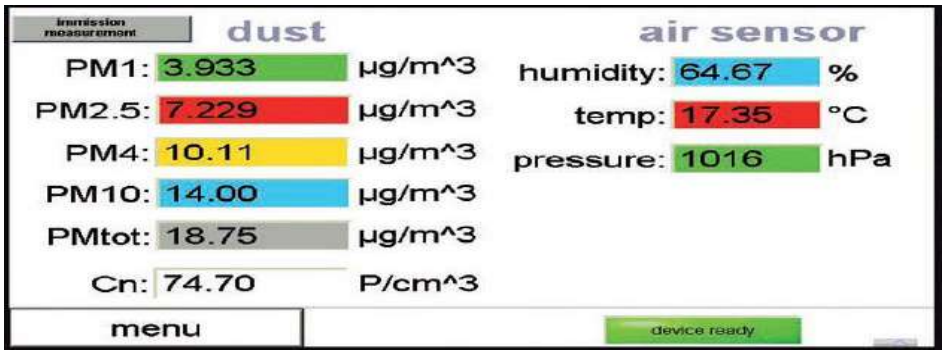


Figure III.6 : Aperçu des données, un exp. Valeurs PMi (Fidas® 200b, 2021).

Les données compilées sont traitées et enregistrées dans le contrôleur. L'appareil peut être intégré dans un système de mesure de rang supérieur via les interfaces (RS232 et Ethernet). Les données mesurées peuvent également être transférées via le port USB vers un support de données externe et traitées ultérieurement sur un PC externe avec le logiciel supplémentaire PDAnalyze (Fidas® 200b,c, 2021).

III.2.3. Logiciel PDAnalyze de gestion, traitement et d'analyse de la granulométrie et de la concentration pour l'appareil de mesure des particules Fidas® 200.

Le logiciel PDAnalyze est conçu pour l'acquisition de valeurs de mesure et l'analyse de données par tous les appareils de mesure de particules autonomes (Figure III.7). Il permet une analyse rapide et facile des tailles et concentrations de particules à l'aide de Promo, Promo mobile, Fidas, Fidas mobile. Le logiciel PDAnalyze offre des avantages particuliers pour l'analyse et la comparaison des distributions de concentration et de taille de particules à l'aide de divers types d'affichage et d'un concept de fonctionnement uniforme, quel que soit l'appareil de mesure utilisé. De plus, il est également possible de mettre en place une connexion à distance aux appareils de mesure, qui peut être utilisée pour télécharger des fichiers de mesure et contrôler les appareils de mesure à distance (PDAnalyze, 2021).

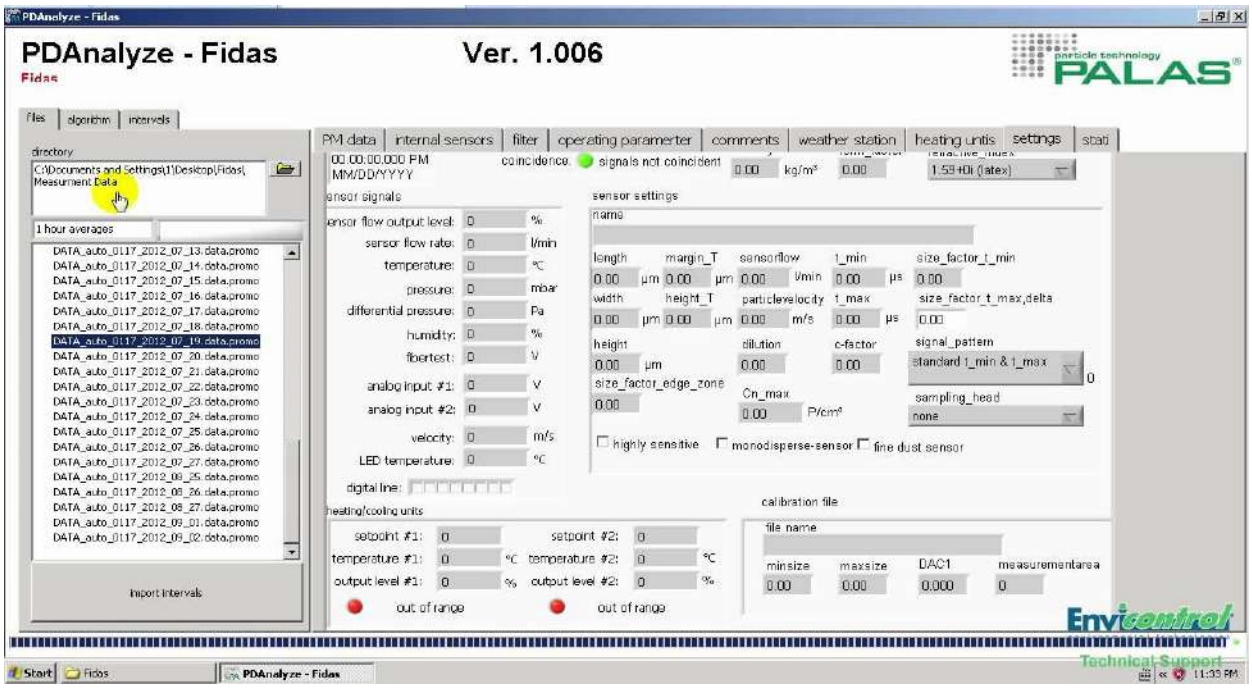


Figure III.7 : Aperçu sur l`interface de logiciel PDAnalyz (PDAnalyze, 2021).

III.2.4. Modèle de trajectoire HYSPLIT

Le modèle hybride de trajectoire lagrangienne intégrée à une seule particule (HYSPLIT) du Laboratoire des Ressources Atmosphériques (ARL) de la National Océanique et Atmospheric Administration (NOAA) est un système complet permettant de calculer des trajectoires simples de

masses d'air, ainsi que des simulations complexes de transport, de dispersion, de transformation chimique et de dépôt de polluants gazeux ou particulaires. HYSPLIT continue d'être l'un des modèles de transport et de dispersion atmosphériques les plus largement utilisés dans la communauté des sciences atmosphériques. Une application courante est une analyse de trajectoire arrière pour déterminer l'origine des masses d'air et établir des relations source-récepteur. HYSPLIT a également été utilisé dans diverses simulations décrivant le transport atmosphérique, la dispersion et le dépôt de polluants et de matières dangereuses. Quelques exemples d'applications incluent le suivi et la prévision des rejets de matières radioactives, de la fumée des incendies de forêt, de la poussière soufflée par le vent, des polluants provenant de diverses sources d'émission fixes et mobiles, des allergènes et des cendres volcaniques (Stein et al. 2015).

L`utilisation de ce type de modèle HYSPLIT facilite l`interprétation des résultats dans les cas critiques de mauvaise qualité de l'air et connaitre les sources provoquant les fortes concentrations de PMi.

III.2.4.1. L`accès à la rétro trajectoire avec HYSPLIT

On accède à la page d'accueil du modèle HYSPLIT (https://www.ready.noaa.gov/HYSPLIT.php) (Figure III.8)



Figure III.8 : Aperçu de l'interface HYSPLIT.

- ✓ Exécuter le modèle de trajectoire HYSPLIT.
- ✓ Calculer les trajectoires d'archivage.
- ✓ Ensuite, on sélectionne le nombre de points de départ et le type de la trajectoire, puis cliquez sur Next (Figure III.9a).

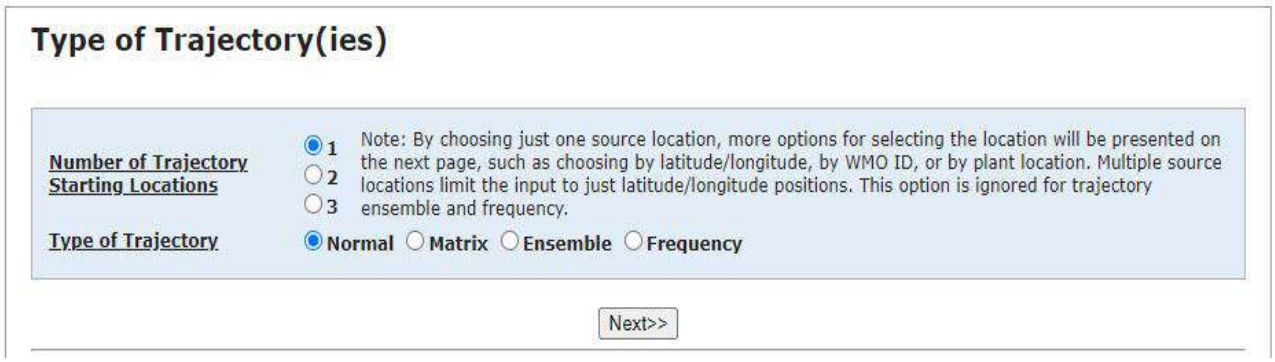


Figure III.9a : la sélection de type des trajectoires.

- ✓ On sélectionne le "Modèle GDAS (mondiale, 2006 à ce jour)" pour les données météorologiques dans le menu déroulant.
- ✓ Cliquez sur un emplacement sur la carte ou sélectionnez par degrés décimaux latitudinal.
- ✓ Choisir un fichier météorologique archivé (la période désignée), puis cliquez Next.
- ✓ Ensuite, fixation du détail de l'exécution du modèle (Figure III.9b).
- ✓ Par la suite, le réglage des options d'affichage.
- ✓ A la fin, on attend jusqu'à l'obtention des résultats soit sous forme fichier (.gif) ou (.pdf).

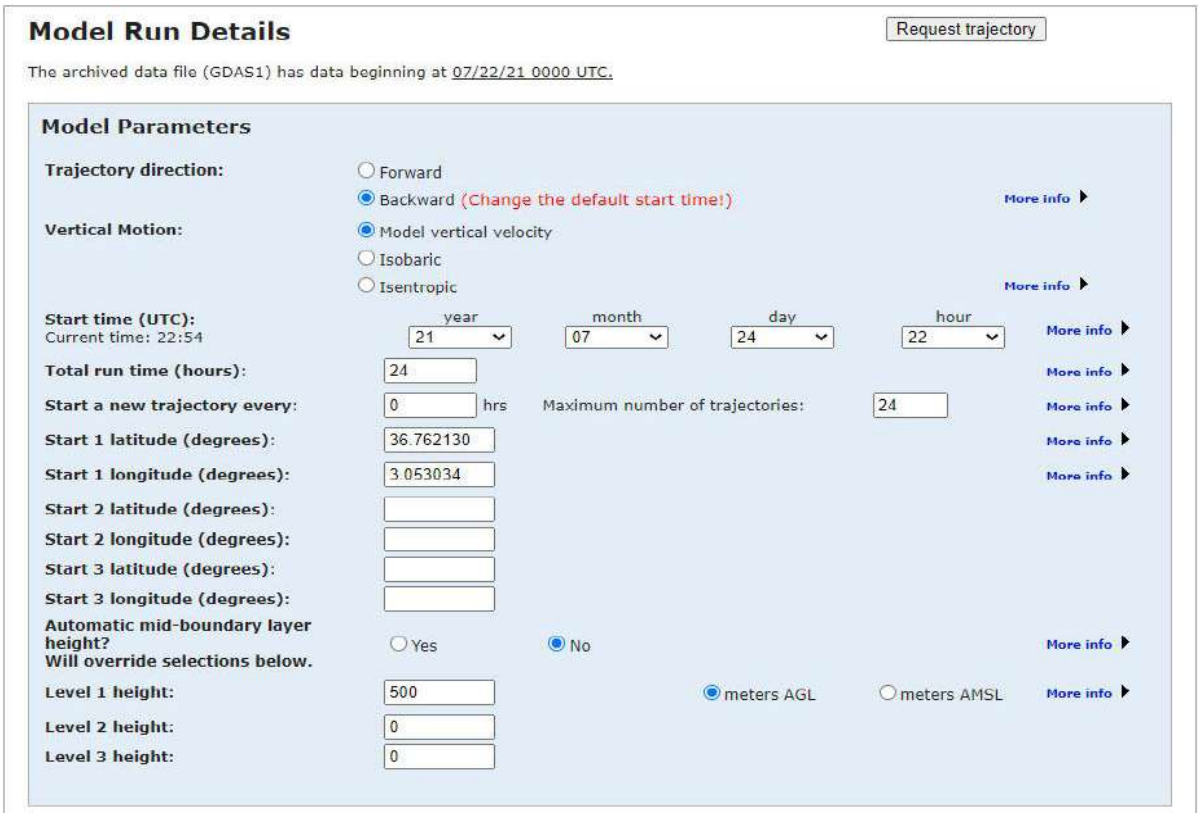


Figure III.9b : Détails de l'exécution du modèle HYSPLIT.

III.2.5. Modèle de prévisions quotidiennes de la poussière Barcelona (BSC)

Une grande quantité de poussières minérales est mobilisée sur les régions arides et injectée dans l'atmosphère dans des conditions météorologiques favorables. L'impact des poussières minérales sur

le climat, les écosystèmes et la qualité de l'air (et par conséquent sur les activités économiques et la santé humaine) représente un enjeu scientifique et sociétal majeur. Les modèles de poussière du désert sont essentiels pour compléter les observations liées à la poussière, comprendre les processus de poussière et prédire l'impact de la poussière sur les concentrations de particules au niveau de la surface. Le BSC DREAM8b (Barcelona Super-computing Center) est un modèle développé par le Département des Sciences de la Terre et les Centres Nationaux de Prévision Environnementale (NCEP) de la NOAA pour simuler et/ou prédire le cycle atmosphérique des poussières minérales au BSC (Córdoba-Jabonero et al. 2021).

On accède à la page d'accueil du modèle BSC (Figure III.10) via (https://ess.bsc.es/bsc-dust-daily-forecast).

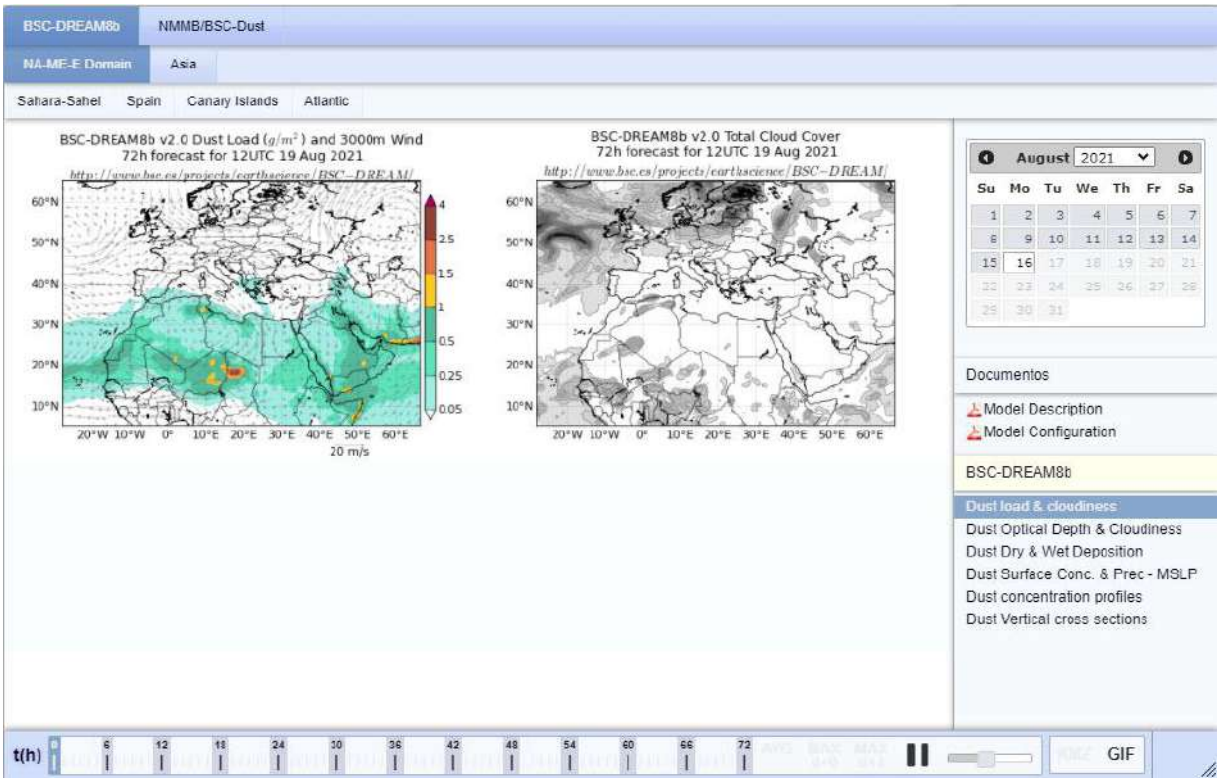


Figure III.10 : Prévisions quotidiennes de la poussière BSC.

III.3. Modélisation numériques 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)

Les méthodes d`intelligence artificielle (IA) sont devenues un outil robuste de calcul scientifique dans plusieurs disciplines de sciences et d'ingénierie dont qu'elles transforment les industries, la vie quotidienne et diverses disciplines scientifiques ces dernières années (Shen 2018). Dans cette contribution on cherche à travers une étude comparative entre les méthodes de prédiction proposées qui sont : (RNA, SVM, et DA-SVM) un meilleur modèle qui peut 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 l`unité.

III.3.1. Collection de la base de données

Pour améliorer la modélisation de la matière particulaire fine (PMi), nous avons utilisé des méthodes d`intelligences artificiels pour développer des modèles corrélatifs/prédictifs liés 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. La nouvelle approche utilisée dans ce travail est basée sur l`introduction d`un facteur de choix (Fc) comme une entrée supplémentaire, a pour but de prédire les 5 fractions de PM par un seul modèle. Ce facteur est un indicateur de conversion permet d'empiler les 5 sorties en une seule sortie et dans un seul vecteur colonne à partir des valeurs de choix. 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 3 méthodes d`intelligence artificielle indiquée au paravent est constituée de 540 valeurs expérimentales collectées du 01 février au 20 Mai 2019 de la premier contribution (Partie expérimentale). 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 mesurées à l'aide de l'analyseur Fidas® 200. 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 (540 ; 5) pour la gamme des entrées et (540 ; 1) pour la gamme de sortie, répartie de la façon suivante : 75% pour la phase d`apprentissage et 25% pour la phase de test et de validation. L'expérience numérique a été réalisée sur le système d'exploitation Microsoft Windows 10 et le logiciel MATLAB® R2018a. La configuration de l'ordinateur est spécifiquement décrite comme suit : (processeur Intel® Core™ i5-4210M, 2,6 GHz, 4 Go de RAM, 64 bits).

III.3.2. Modélisation par les Réseaux de Neurone Artificiel (RNA)

La connaissance expérimentale des concentrations des particules fines atmosphériques telles que les PMi sont souvent influencées par les grandeurs mesurables telles que la température, la vitesse du vent, ainsi que la précipitation cumulée des pluies et le taux d`humidité. Bien que les RNA font partie des modèles de boites noires qui représentent une relation empirique entre des ensembles 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 sélection et la collecte des données sur lesquelles les méthodes d`intelligence artificielle font l`apprentissage, constituent la première étape de la modélisation neuronale. Le choix des variables d'entrées et de sorties et le prétraitement des données constituent la deuxième étape. Ensuite la normalisation et la division de la base de données en trois phases (apprentissage, test et validation). L'étape suivante concerne le choix des paramètres du réseau de neurones (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) qui vont permettre au réseau d'apprendre la relation entre les entrées et la sortie choisie à partir des données sélectionnées. La troisième étape est consacrée à l'apprentissage, test et la validation du réseau choisi. Enfin la performance du réseau peut être, éventuellement, comparée avec celles des autres types de modélisation.

III.3.2.1. Méthodologie de calcul

Le schéma de la figure III.11 illustre le principe de calcul des concentrations des PMi (PM-1, PM-2.5, PM-4, PM-10 et PM-Tot) en utilisant les RNA.

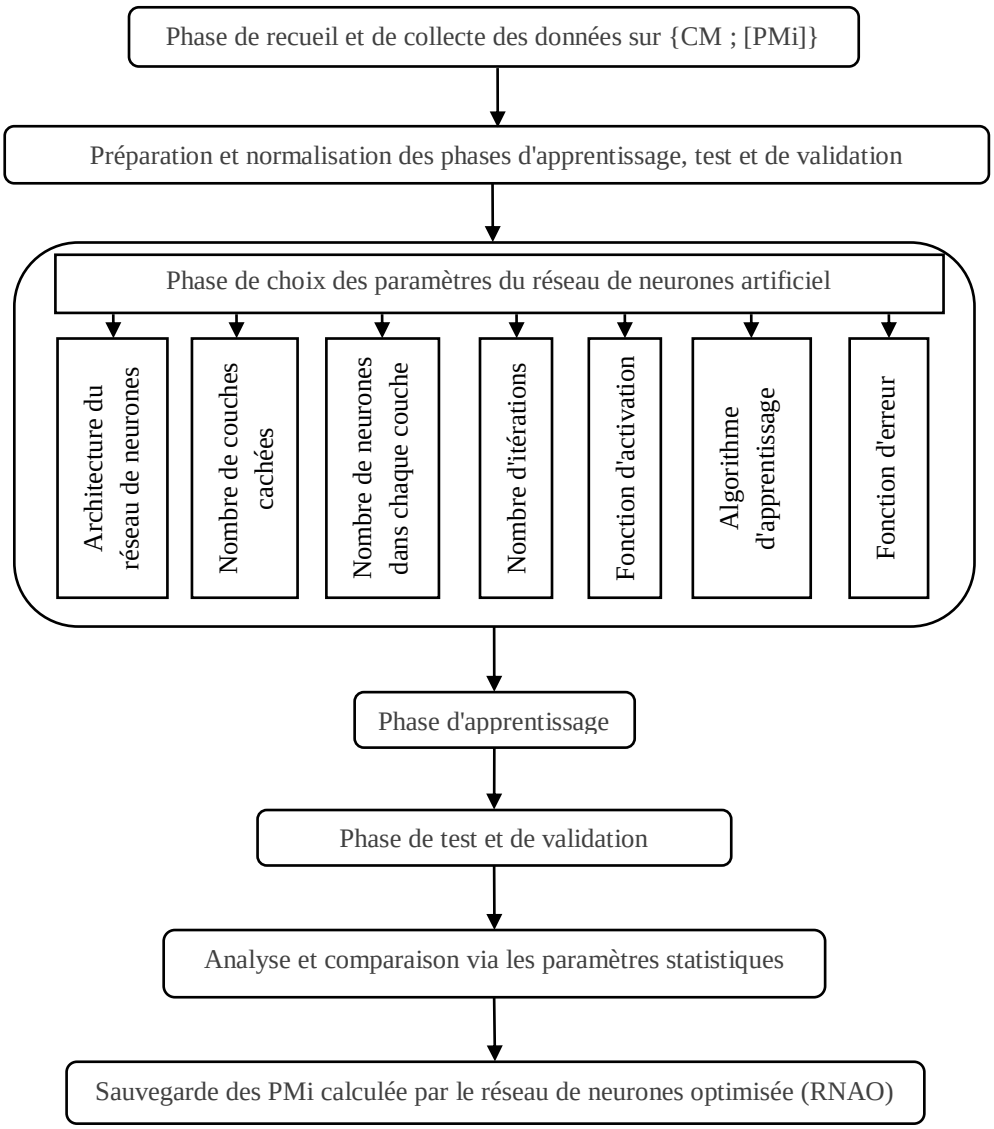


Figure III.11 : Schéma de calcul de la concentration des PMi par les réseaux de neurones artificiel (RNA).

III.3.2.1.1. Normalisation des données

Les données sont réparties en six colonnes, correspondant respectivement aux :
{Temperature, Vitesse de vent, Humidite 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 (III.1) (Premnmx de MATLAB) suivante :

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

III.3.2.1.2. Dé-normalisation des données

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

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

III.3.2.1.3. Conception de réseau de neurone artificiel :

L'apprentissage supervisé est retenue 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}.

Un algorithme de correction des poids synaptiques va permettre de diminuer cette erreur et d'améliorer ainsi la réponse du RN. La mise en œuvre de cette technique impose la constitution d'une base d'apprentissage formée de l'ensemble de jeux de données et des sorties associées.

Il n'existe pas de règle pour la fixation du nombre de couches cachées, ainsi que du nombre de neurones dans chaque couche cachée dans un réseau de neurones de type MLP pour un problème donné, sauf des limitations par quelques lois statistiques basées sur la règle heuristique qui dicte que le nombre de connexions entre neurones, qui est directement proportionnel au nombre de poids et de biais ne doit jamais dépasser la taille de la matrice données. Par conséquent, la stratégie d'essai et d'erreur est la plus raisonnable. Pour obtenir la meilleure structure neuronale, le nombre de neurones dans chaque couche cachée est varié par le modélisateur à partir d'un programme Matlab pour optimiser la structure à travers des tests basée sur des formules d'erreur statistique. 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 20, et pour les deux couches cachées : entre 1 et 20 neurones pour la première couche cachée et entre 1 et 20 neurones pour la deuxième couche cachée. Cependant, chaque architecture a été répété 200 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 III.12 représente l`organigramme de la méthodologie de calcule par les RNA.

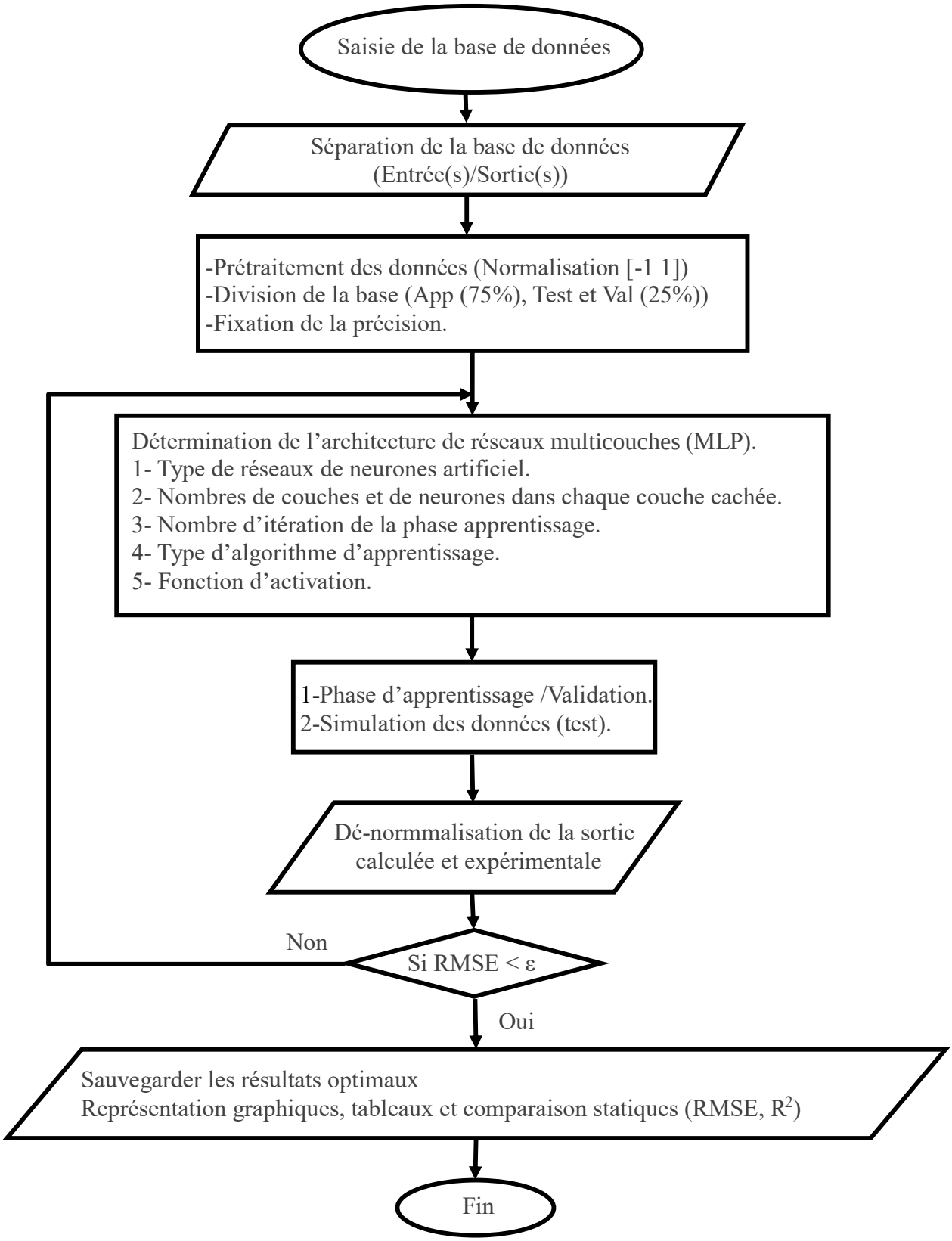


Figure III.12 : Organigramme de la méthodologie de calcul du RNA.

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 prédite 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 (III.3) (pour le neurone "j" de la première couche cachée.

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

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 (III.4) :

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

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

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

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 III.6 :

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

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

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

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

III.3.3. Modélisation par Support Vector Machine (SVM) et le Support Vector Machine couplé avec l`Algorithme de Libellule (DA-SVM)

III.3.3.1. Modélisation par Support Vector Machine (SVM)

Dans cette partie, l`algorithme de SVM est utilisé pour la modélisation non linéaire des concentrations des [PMi] en fonction des conditions météorologiques dans l'air dans un milieu urbain en utilisant les mêmes données expérimentales utilisées pour développer le modèle de RNA, et la répartition des données est faite d'une manière aléatoire et divisée en 2 phases : 75% pour la phase d'apprentissage et 25% pour la phase de test. Le modèle SVM génère une relation non linéaire entre les entrées, qui sont T, Hr, Vv, Pc et Fc, et la sortie qui est la concentration des PMi. Pour cette raison, une fonction du noyau est requise pour le mappage implicite des motifs d'apprentissage dans l'espace des fonctionnalités. Une fonction de noyau peut être n'importe quelle fonction mathématique répondant au théorème de Mercer. Plusieurs fonctions du noyau sont rapportées dans la littérature. L`obtention

d`une meilleure structure du modèle prédictif est basée sur le test de ses paramètres de régularisation d'une manière systématique durant le processus d'optimisation par le modélisateur à partir d'un programme Matlab, à travers des formulées d`erreur statistique. Cependant, cela peut être une tâche délicate et peut conduire à un ajustement excessif du critère de sélection du modèle (généralement basé sur une validation croisée) lorsque plus de quelques hyper-paramètres doivent être ajustés. Dans la présente modélisation par SVM, la fonction du noyau utilisée est la fonction gaussienne de base radiale (GRBF). L`expression mathématique de la fonction du noyau testée est la suivante (Eq. III.8) (Scholkopf and Smola 2001; Min and Lee 2005; Keskes et al. 2020) :

Gaussian Radial Basic

Function (GRBF): $$k(x_i.x_j) = exp\left(-1/2\,\sigma^2 * |x_i - x_j|^2\right) \quad \text{(III.8)}$$

Où σ est la largeur de la fonction RBF définis par l'utilisateur. L'organigramme de la méthode de SVM est présenté dans la figure III.13.

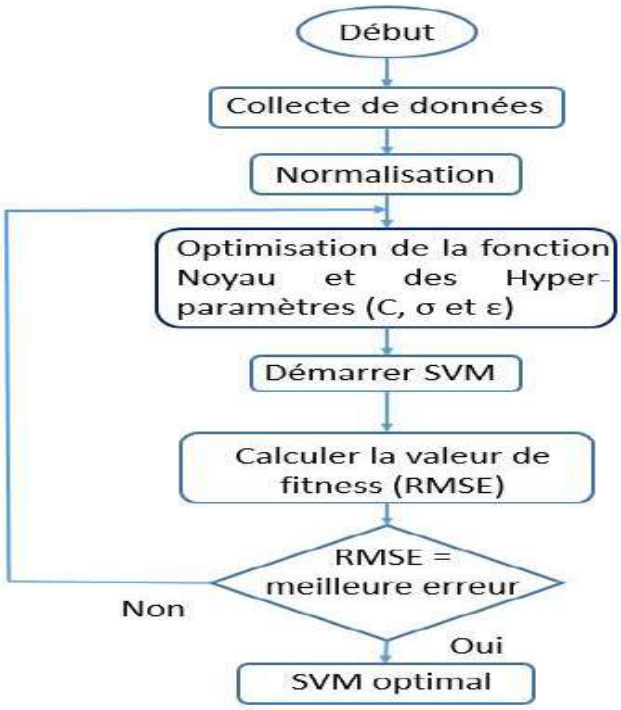


Figure III.13 : Organigramme du SVM.

Pour obtenir un modèle SVM performant avec une bonne capacité prédictive, il y a trois paramètres qui nécessitent d'être choisis avec soin (X. Li et al. 2013; Amroune, Bouktir, and Musirin 2018). Ces paramètres dit les hyper-paramètres du modelé SVM incluent le paramètre de pénalité C, le coefficient de non-sensibilité ε et les paramètres du noyau (bande passante du noyau gaussien RBF σ dans cette étude). Ces hyper-paramètres ont une grande importance dans la précision de régression et les performances de généralisation du modèle SVM (X. Li et al. 2013; Amroune, Bouktir, and Musirin 2018). Par conséquent, les valeurs optimales de σ, C et ε sont obtenus par un test d'essais et d'erreur, le tableau III.2 représente les plages de variation des hyper-paramètres utilisés dans cette modélisation.

Tableau III.2 : Plages des paramètres initiaux pour SVM.

	Les hyper- parameters de SVM	C	σ	ε
SVM	Limite inférieur	90	0.3	0
	Limite supérieur	100	0.6	10^{-2}
	Nombre d'agents		10	
	nombre maximum d'itération		200	
	Phase d`apprentissage (%)		75	
	Phase de test (%)		25	

Le coefficient de détermination R^2 et la racine de l`erreur quadratique moyenne RMSE sont les paramètres statistiques qui sont utilisés pour l'évaluation de la performance de ces modèles.

III.3.3.2. Modélisation par Support Vector Machine couplé avec l`Algorithme de Libellule (DA-SVM)

Dans cette partie, la même base de données ajustée pour élaborer le modèle de RNA et SVM est utilisée pour l`élaboration du modèle hybride de DA-SVM, tandis que le modèle proposé est basé sur l'algorithme d'apprentissage SVM couplée à l'algorithme de libellule (DA) pour l'optimisation de ses hyper-paramètres. Les dimensions de partage des données pour l`apprentissage du modèle et pour le test, ainsi que les plages des hyper-paramètres sont identiques à celles décrites pour le modèle de SVM. L'organigramme de l`algorithme metaheureustique de libellule (DA) est présenté dans la figure III.14.

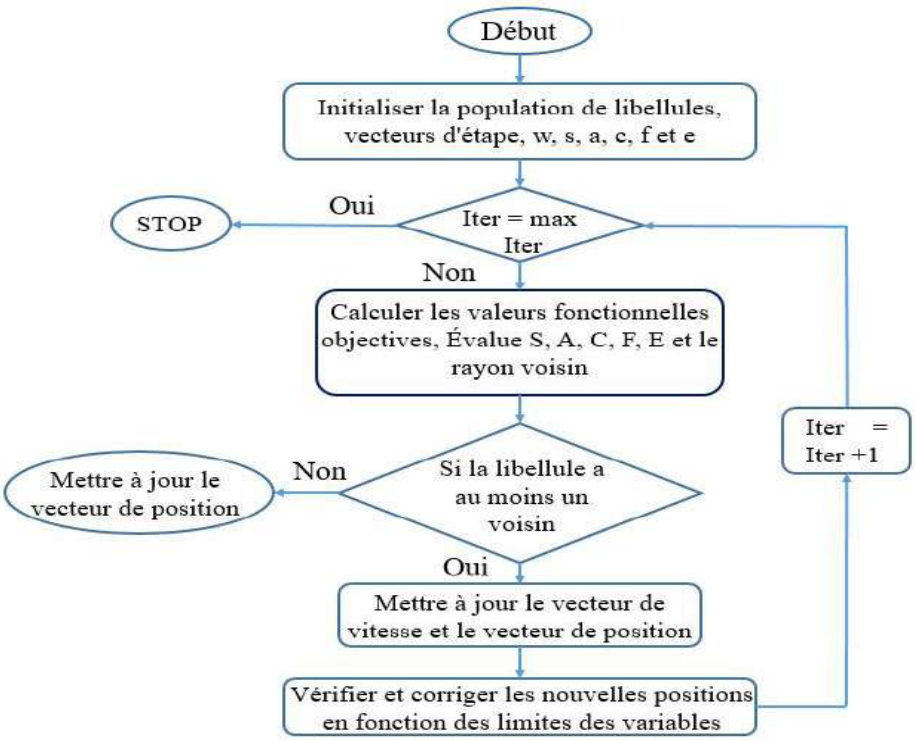


Figure III.14 : Organigramme de l'algorithme Dragonfly.

Le principe de l'algorithme d'apprentissage de la machine à vecteur de support reste le même, sauf que, l'algorithme DA alimente le SVM avec des valeurs aléatoire d'hyper-paramètres dans leurs plages définies au départ.

Le flux de l'algorithme de libellule couplée avec le SVM

Etape 01 : Définissez les valeurs des paramètres du DA tels que :

- ✓ Dimension des paramètres à optimiser
- ✓ Le nombre de libellules ;
- ✓ Le nombre maximum d'itérations ;
- ✓ Les limites supérieure et inférieure de C, σ et ε.

Etape 02 : Initialiser les vecteurs pas ΔXi (i = 1, 2, ..., n), les valeurs de s, a, c, f, e puis initialiser le poids d'inertie (w) et les valeurs des hyper-paramètres SVM (C, σ et ε).

Etape 03 : Entraînez le modèle SVM à l'aide de l'ensemble d'entraînement et calculez la valeur physique de chaque libellule. L'erreur quadratique moyenne (RMSE) a été utilisée comme fonction de fitness.

Etape 04 : Mettez à jour les valeurs de s, a, c, f, e et w.

Etape 05 : Pour tous les individus, calculez les valeurs de S, A, C, F et E.

Etape 06 : Mettre à jour le rayon voisin (r).

Etape 07 : Corrigez les nouvelles positions en tenant compte des valeurs supérieures et inférieures des variables C, σ et ε.

Etape 08 : Vérifiez le critère d'arrêt : si son critère est atteint, la meilleure position pour tous les individus comprenant les paramètres SVMr optimisés est sélectionnée, puis le modèle SVMr a été testé et évalué. Sinon, reviens à l'étape 3.

La figure III.15 représente le schéma du modèle DA-SVMr appliqué pour la prédiction des concentrations de PMi

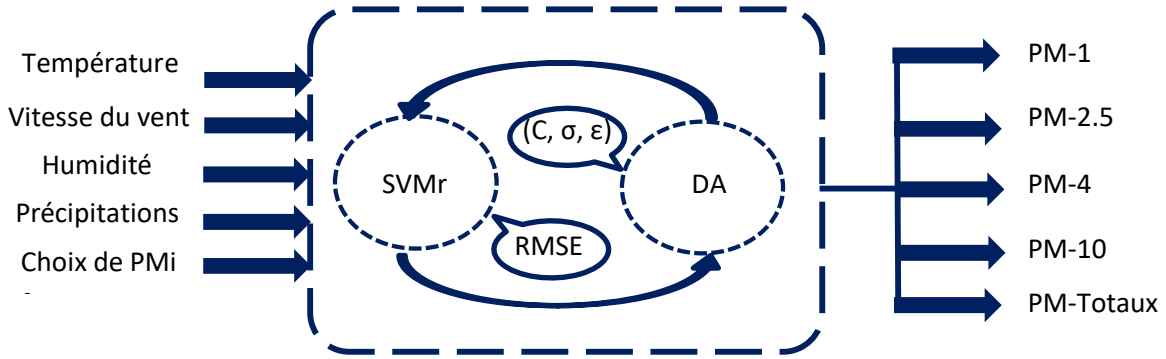


Figure III.15 : Représentation schématique du modèle DA-SVMr appliqué à la prédiction des PMi.

L'organigramme des étapes menant au développement du modèle hybride DA-SVM sont illustrées à la figure III.16.

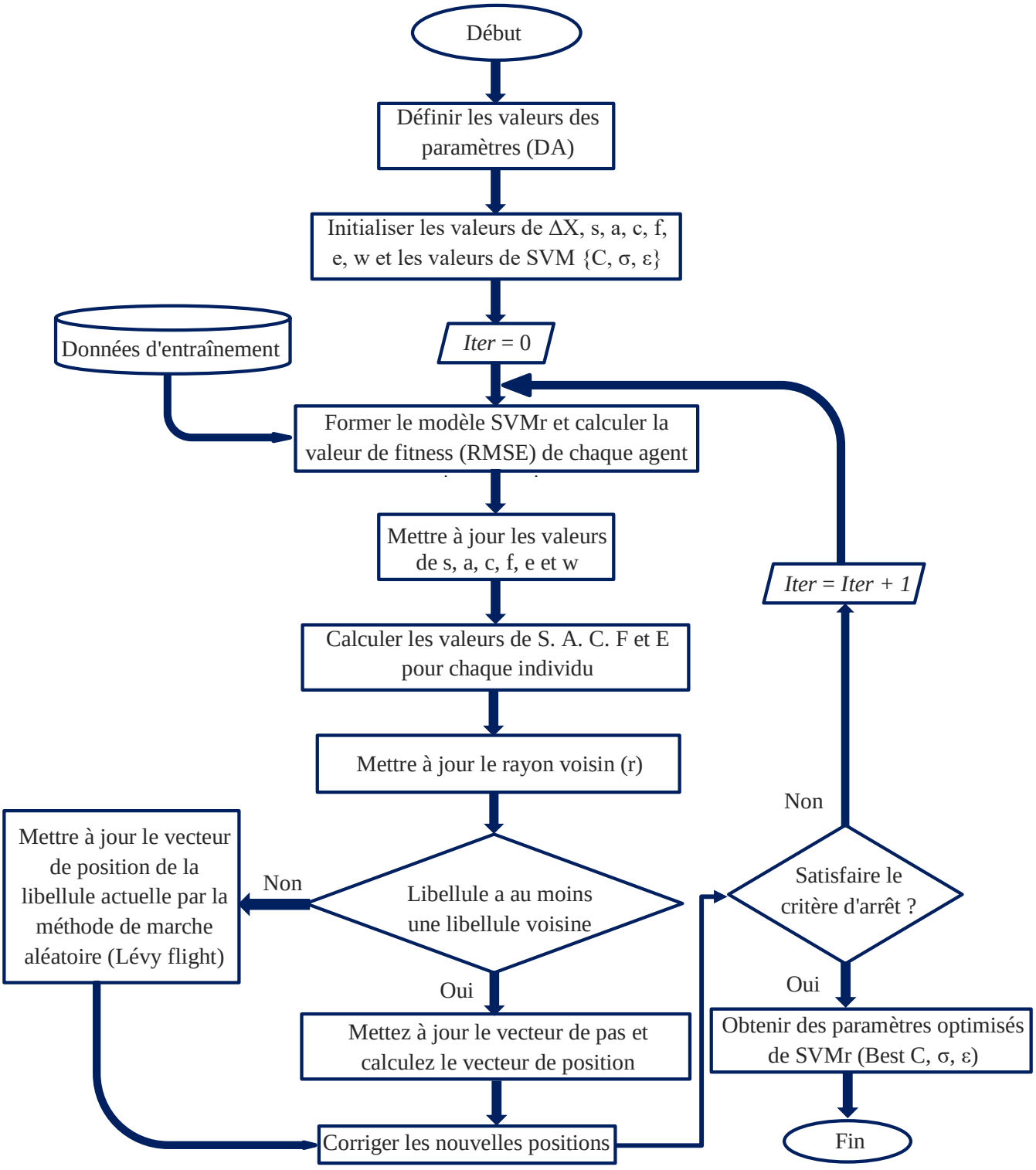


Figure III.16 : Organigramme du modèle DA-SVM.

III.3.4. Critères de performances statistiques (Analyse et évaluation d'un modèle)

La fiabilité et la précision des modèles, développés à partir des méthodes d'intelligence artificielle, reposent sur divers indices statistiques. L'évaluation des modèles proposés dans cette étude a été organisée à l'aide de huit critères de performances statistiques afin de tester le pouvoir prédictif. 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 (III.9) à (III.16) :

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}(Y_{cal} - Y)^2} \quad \text{(III.10)}$$

$$NRMSE = \sqrt{\frac{n \sum_{i=1}^{n}(Y - Y_{cal})^2}{\left(\sum_{i=1}^{n} Y\right)^2}} \quad \text{(III.11)}$$

$$MAE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}|Y_{cal} - Y| \quad \text{(III.12)}$$

$$MAPE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}\left(\frac{|Y - Y_{cal}|}{Y}\right) * 100 \quad \text{(III.13)}$$

$$ERA = \left|\sum_{i=1}^{n} \frac{Y - Y_{cal}}{|Y|}\right| \quad \text{(III.14)}$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}((Y - \bar{Y}) * (Y_{cal} - \bar{Y}_{cal}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y - \bar{Y})^2 * \sum_{i=1}^{n}(Y_{cal} - \bar{Y}_{cal})^2}} \quad \text{(III.15)}$$

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^{n}((Y - Y_{cal})^2)}{\sum_{i=1}^{n}((Y - \bar{Y})^2)}\right) \quad \text{(III.16)}$$

Où *Y* sont les données observées, $\bar{Y}$ est la moyenne arithmétique des données observées donnés par l'équation (III.17), Y_{cal} sont les valeurs calculées, $\bar{Y}_{cal}$ est la moyenne arithmétique des données prédites donnés par l'équation (III.18) et "n" est le nombre des données.

$$\bar{Y} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} Y \quad \text{(III.17)}$$

$$\bar{Y}_{cal} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} Y_{cal} \quad \text{(III.18)}$$

III.4. Évaluation et prédiction des effets de la dispersion de (COV) sur la population dans l'air urbain à l'aide de logiciel de simulation ANSYS (CFX)

Plus de 90 % du benzène présent dans l'air ambiant est émis par le trafic automobile (Pfeffer 1994) Les valeurs dues au trafic (%) sont présentées dans le tableau III.3. Afin d'étudier la dispersion de la pollution (Hennane et al. 2019), nous avons choisi le cas d'une source d'émission de benzène provenant d'un pot d'échappement d'un véhicule stationné dans une agglomération urbaine. Pour ce faire, nous avons procédé à la réalisation de différentes architectures de bâtiments et modification

de relief du sol avec changement de position de la source d'émission par rapport à ceux-ci et ce afin de suivre le phénomène de dispersion de ce polluant en fonction des variations des hauteurs des bâtiments et le niveau du sol. D'autres paramètres de dispersion, tels que (Habet and Benrachedi 2015) la vitesse de dispersion a également été étudié afin de mieux interpréter les résultats de la simulation. Les géométries des bâtiments étudiées sont réalisées selon l'architecture actuelle des villes algériennes et en particulier la ville de Médéa. Les hauteurs maximale et minimale des bâtiments étudiés étaient de 18 et 12 m. Le nombre de bâtiments pris en considération est de quatre. Il a été estimé qu'entre ces quatre bâtiments il y a des trottoirs et une route à deux voies de six mètres et demi, avec une distance totale de 8 m entre les deux bâtiments. La direction de dispersion des polluants a été prise dans la même direction que le vent dominant. La ville de Médéa est considérée comme une ville montagneuse et les quatre bâtiments sont situés à côté d'une montagne qui piège le flux de la pollution rejetée par les voitures. Les bâtiments sont implantés sur un terrain de 7500 m^2. Pour la modélisation de la pollution du gaz de benzène, deux cas ont été supposés. Dans tous les cas, il a été considéré que la route était entre des bâtiments de même hauteur. Dans le premier cas, on change la position de la source d'émission par rapport aux bâtiments et relief. Dans le second cas, le changement s'applique aux hauteurs des bâtiments (12 m) avec une source d'émission positionnée au milieu des bâtiments. La circulation des véhicules sur les différents itinéraires étudiés a été supposée moins encombrée. La simulation de la dispersion du benzène a été étudiée en mois de Mai dans des conditions atmosphériques stables (jour ensoleillé, vitesse du vent 5 m/s selon les données de la station météorologique de sidi-mselem de Médéa, sans réaction photochimique conduisant à son élimination ou à la formation d`autres polluants secondaires.

Tableau III.3 : Emissions de certains polluants en Europe (Pfeffer 1994).

Substance	Émission totale (millions de t)	Pourcentage dû au trafic (%)
Dioxyde de soufre	1	7.4
Monoxyde de carbone	8.25	73.8
Benzène	0.043	90

III.4.1. Simulation numérique

Le code Ansys CFX, basé sur la méthode des volumes finis (FVM), font partie des modèles de boites noires qui représentent une relation physique entre des données d'entrées et de sorties désirées, a été utilisé pour la résolution des équations de conservation qui régissent le problème (Navier-Stokes et quantités de turbulence). Les calculs sont effectués à l'aide du modèle k-ϵ. Un modèle de turbulence k-ϵ standard a été utilisé pour la relation de paroi pour former les valeurs d'énergie cinétique de la turbulence et de la dissipation au premier point du réseau qui s'éloigne de la paroi (Stapleton et al. 2000). L'expérience numérique de simulation a été réalisée (L.-L. Li et al. 2020) sur le système

d'exploitation Microsoft Windows 10 et le logiciel ANSYS Workbench 15.0. La configuration de l'ordinateur est spécifiquement décrite comme suit : (processeur Intel® Core™ i5-4210M, 2,6 GHz, 4 Go de RAM, 64 bits).

L'énergie cinétique turbulente k (m^2/s^2) est définie comme suit l'équation (III.19) (Myong and Kasagi 1990):

$$k = \frac{1}{2}\overline{u_i u_i} = \frac{1}{2}\left(\overline{u_1^2 + u_2^2 + u_3^2}\right) \qquad \text{(III.19)}$$

Où u_i composante de vitesse flottante dans la direction i (m/s).

Le taux de dissipation ε de l'énergie cinétique k est calculé à partir de l'équation (III.20) :

$$\varepsilon = \upsilon \, \overline{\frac{\partial u_i \partial u_i}{\partial x_j \partial x_j}} \qquad \text{(III.20)}$$

Avec υ Viscosité cinématique (m^2/s).

L'équation de transport de l'énergie cinétique turbulente k est donnée par l'équation (III.21) :

$$k = \underbrace{\frac{\partial}{\partial x_i}\left(\rho k \overline{U_i}\right)}_{a} = \underbrace{\frac{\partial}{\partial x_j}\left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k}\right)\frac{\partial k}{\partial x_j}\right]}_{b} + \underbrace{G_k}_{c} - \underbrace{\rho\varepsilon}_{d} \qquad \text{(III.21)}$$

- a : Terme convectif
- b : Terme de diffusion
- c : Taux de production
- d : Taux de dissipation.

Avec ρ représente la masse volumique (kg/m^3), k énergie cinétique de turbulence (m^2/s^2), $\overline{U_i}$ composante de vitesse moyenne dans la direction i (m/s), μ viscosité dynamique (kg/m.s) et μ_t viscosité dynamique turbulente (kg/ m.s) donne par l'équation (III.22)

$$\mu_t = \frac{C_\mu \rho k^2}{\varepsilon} \qquad \text{(III.22)}$$

L'équation (III.23) définit l'équation de transport du taux de dissipation de l'énergie cinétique turbulente ε :

$$\frac{\partial}{\partial x_i}\left(\rho\varepsilon\overline{U_i}\right) = \frac{\partial}{\partial x_j}\left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\varepsilon}\right)\frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j}\right] + C_{1\varepsilon}\frac{\varepsilon}{k}(G_k) - C_{2\varepsilon}\rho\frac{\varepsilon^2}{k} \qquad \text{(III.23)}$$

Le terme de production G_k est donné par l'équation (III.24)

$$G_k = -\rho\overline{u_i u_j}\frac{\partial \overline{U_j}}{\partial x_i} = \rho v_t\left(\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial x_j} + \frac{\partial \overline{U_j}}{\partial x_i}\right)\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial x_j} \qquad \text{(III.24)}$$

L'adaptation des constantes standards du modèle donnée par (B.E.Launder and D.B.Spalding 1974) rend le système d'équations opérationnel. Ils sont regroupés dans le tableau III.4 :

Tableau III.4 : Valeurs des constantes du modèle k-ε.

constantes standards	C_μ	$C_{1\varepsilon}$	$C_{2\varepsilon}$	σ_k	σ_ε
Valeurs	0.09	1.44	1.92	1	1.3

Dans toutes les simulations numériques, la précision des résultats dépendait des modèles de turbulence, du traitement près de la paroi (y^+) appliqué, des critères de convergence, entre autres facteurs du solveur.

Le mur y^+ est une distance adimensionnelle similaire au nombre de Reynolds local. Dans le contexte de la CFD, il est utilisé pour décrire à quel point un maillage est grossier ou fin pour un flux particulier. Il détermine si les influences dans les cellules adjacentes à la paroi sont laminaires, transitionnelles ou turbulentes, indiquant ainsi la partie de la couche limite turbulente qui est résolue par (ANSY CFX). Il est décrit par l'équation III.25 :

$$y^+ = \frac{u^* y}{\upsilon} \qquad \text{(III.25)}$$

Où y est la hauteur entre la paroi et le milieu des cellules adjacentes aux parois, υ est la viscosité cinématique et u* est la vitesse de frottement.

Le préprocesseur ICEM associé à l'ANSYS est utilisé pour la construction du domaine de calcul et la génération de grille. Une grille structurée cartésienne non uniforme dans la direction de remorquage X et Y est utilisée. Une attention particulière a été portée à la génération, en particulier au traitement proche des parois. En raison de l'adaptation du réseau, il s'agit d'une étape majeure dans la validation du modèle pour une analyse future. Une attention particulière a été portée à la génération, en particulier au traitement proche des parois. Parce que l'adaptation de la grille est une étape majeure dans la validation du modèle pour une analyse future. Dans tous les cas, le choix de la configuration du maillage de la grille, par rapport au modèle de turbulence sélectionné, était basé sur la valeur de la distance adimensionnelle à la paroi y^+ calculée à l'aide de l'équation (III.25)

La grille a été ajustée plusieurs fois en fonction des valeurs y^+ des cellules proches de la paroi jusqu'à ce que les valeurs y^+ soient dans la plage limite. Après le premier nœud près de la paroi, le maillage est affiné pour capturer un gradient élevé de quantités de vitesse, de pression et de turbulence à proximité de la paroi. Pour chaque modèle de turbulence utilisé, une étude d'indépendance du maillage a été réalisée pour trouver le maillage qui permet un compromis entre la précision souhaitée et le coût de la solution en temps et en mémoire. À cette fin, trois tailles de maillage de résolution de grille significativement différentes ont été testées pour le modèle k-ϵ étudié, nommé maillage

grossier, moyen et fin comme détaillé dans le tableau III.5. Pour les modèles de turbulence qui utilisent l'équation des fonctions de paroi (k-ε), la première cellule est placée dans la zone totalement turbulente (région loi log) juste après la couche tampon qui satisfait la condition $y^+ \approx 30$.

Cette recherche examine une application potentielle d'une nouvelle configuration pour prédire la concentration et les effets de la pollution de l'air, autour d'une agglomération urbaine, générée par le pot d'échappement d'un véhicule en position d'arrêt à différents endroits à proximité de ces bâtiments. La figure III.17 montre les dimensions et les conditions de configuration pour le domaine d'étude, la figure III.18 montre les entrées et les sorties ainsi que le sens du vent pour le domaine d'étude en trois dimensions.

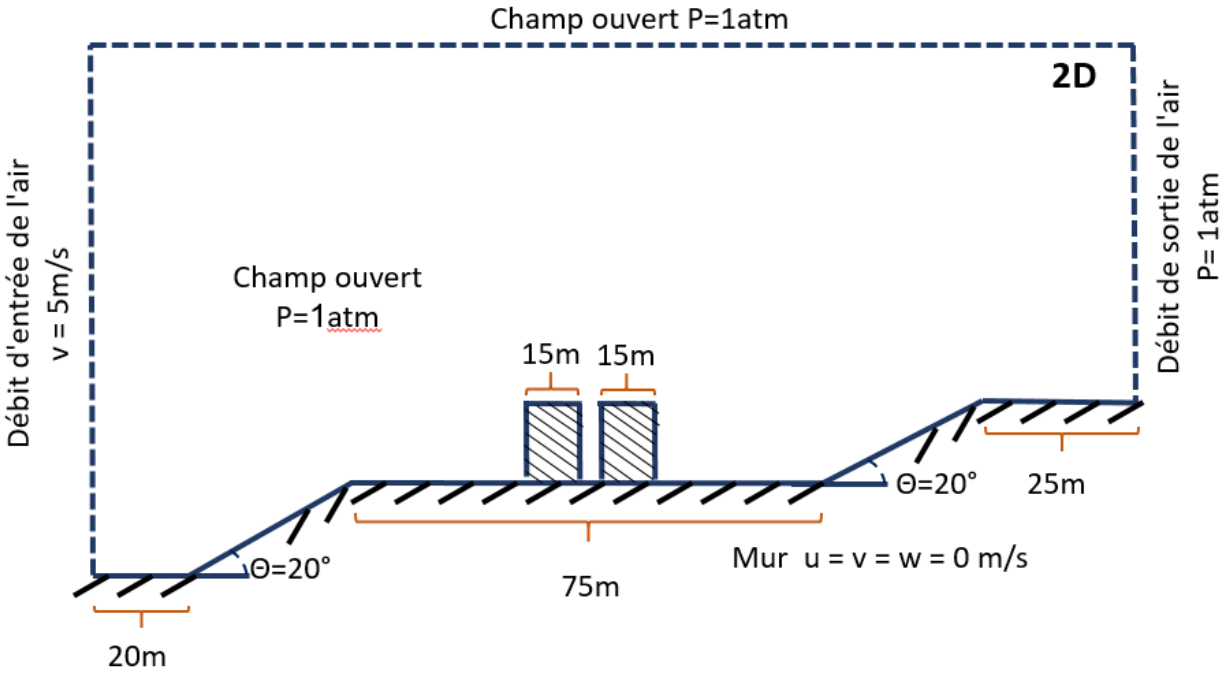


Figure III.17 : Dimensions et conditions de configuration en (2D).

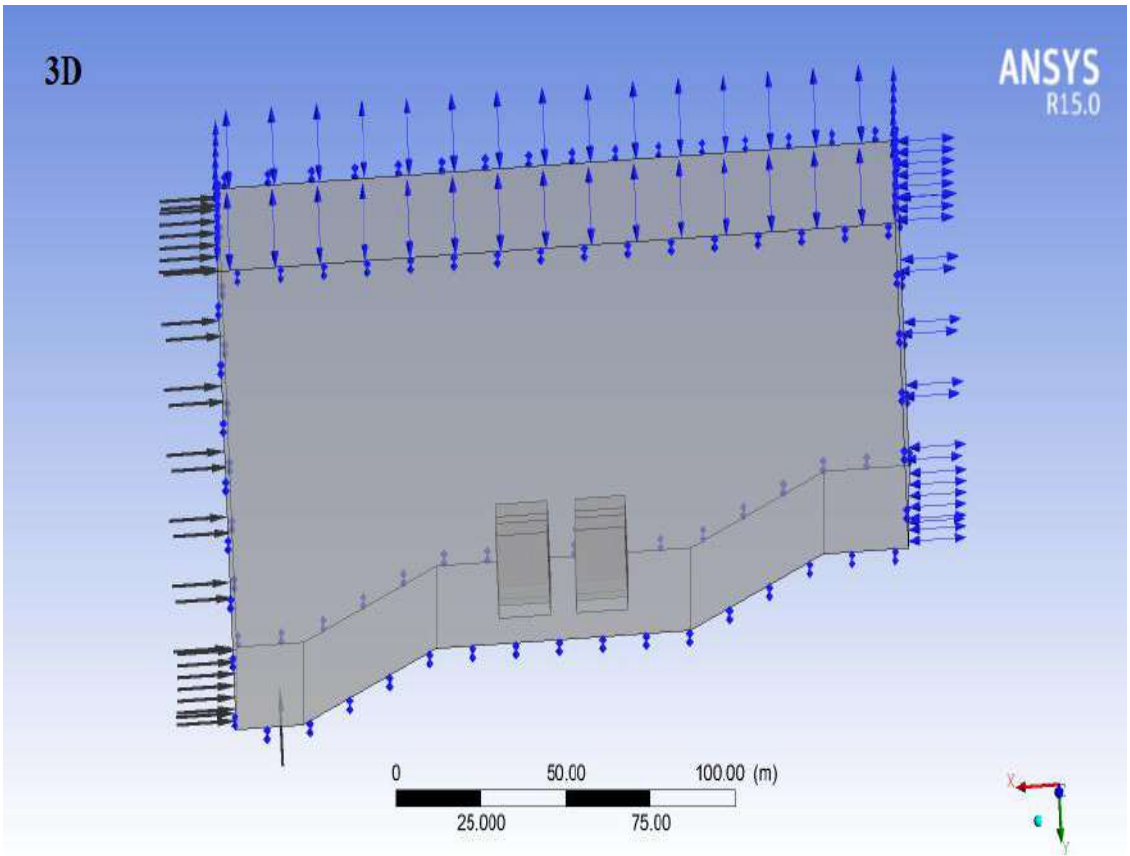


Figure III.18 : Le sens des entrées et sorties du domaine à étudier.

La figure III.19 montre le détail du maillage de la géométrie en (3D).

L'ensemble du domaine était principalement composé de cellules triangulaires. Les paramètres du maillage sont présentés dans le Tableau III.5 :

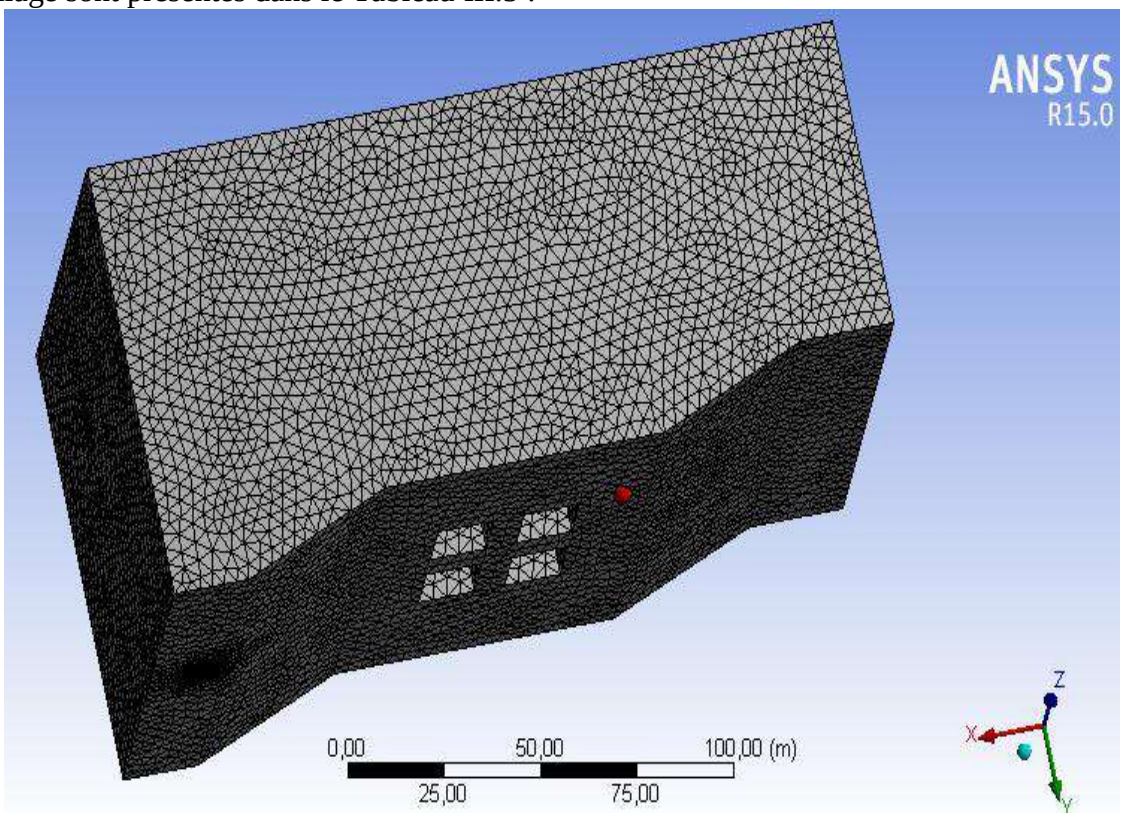


Figure III.19 : Détail du maillage final (Fin).

Tableau III.5 : Les paramètres des maillages utilisés.

Type de maillage	**Statistiques**	**Détails**			
		Source de gaz dispersée au milieu de 4 bâtiments (H18m)	**Source de gaz dispersée à 7 m des façades des bâtiments (H= 18m)**	**Source de gaz dispersée située au niveau inférieur de l'axe des bâtiments (H18m)**	**Source de gaz dispersée au milieu de 4 bâtiments (H= 12m)**
Fin	Éléments	185722	186648	188147	182256
	Nœuds	35388	35515	35757	34761
Moyenne	Éléments	59907	63115	63585	60376
	Nœuds	11733	12247	12327	11792
Grossière	Éléments	24488	27237	25859	25356
	Nœuds	4824	5220	4950	4945

III.4.2. Conditions initiales et aux limites

Dans les équations ci-dessous, v : est le champ de vecteur de vitesse d'écoulement en contact aux murs ; C : est la concentration en gaz polluant et Q : représente le débit, Il est à noter que toutes les grandeurs de cette équation sont en unités SI. L'équation (III.26) définit la condition initiale, tandis que les équations (III.27), (III.28) et (III.29) définissent les conditions aux limites, validées dans les trois directions, à savoir x, y et z.

$$C|_{t=0} = 0 \qquad \text{(III.26)}$$

$$C|_{\text{pollution source}} = C^{sat} \qquad \text{(III.27)}$$

$$Q|_{(\text{inlet})} = Q_i \qquad \text{(III.28)}$$

$$v|_{\text{wall}} = 0 \qquad \text{(III.29)}$$

Références bibliographiques

Amroune, Mohammed, Tarek Bouktir, and Ismail Musirin. 2018. "Power System Voltage Stability Assessment Using a Hybrid Approach Combining Dragonfly Optimization Algorithm and Support Vector Regression." Arabian Journal for Science and Engineering 43 (6): 3023–3036. https://doi.org/10.1007/s13369-017-3046-5.

B.E.Launder, and D.B.Spalding. 1974. "The Numerical Computation of Turbulent Flows." Journal of High Energy Physics 3: 269–289. https://doi.org/10.1007/JHEP10 (2012)057.

Córdoba-Jabonero, Carmen, Michaël Sicard, María Ángeles López-Cayuela, Albert Ansmann, Adolfo Comerón, María Paz Zorzano, Alejandro Rodríguez-Gómez, and Constantino Muñoz-Porcar. 2021. "Aerosol Radiative Impact during the Summer 2019 Heatwave Produced Partly by an Inter-Continental Saharan Dust Outbreak-Part 1: Short-Wave Dust Direct Radiative Effect." Atmospheric Chemistry and Physics 21 (8): 6455–6479.

Fidas®. 2021a. Fine dust measurement device, EN 16450 approved fine dust aerosol spectrometer for simultaneous measurement of PM2.5 and PM10, in weatherproof cabinet for outdoor installation.

Fidas®. 2021b. Fine Dust Measuring Device Fidas 200 – System Operating, Operating Manual For specialized users.

Fidas®. 2021c. Operating Manual Fine Dust Monitor System Fidas®, Fidas® 100, Fidas® 200 / 200 S, Fidas® 300 / 300 S.

Fidas®. 2021d. Fine dust measurement device Fidas® 200 https://www.palas.de/product/fidas200s

PDAnalyze, 2021, Software for management and particle size and concentration analysis of all stand-alone particle-measuring devices.

Geoba (Offers facts, statistics and information about any city or place worldwide) (2019) http://www.geoba.se/ . Accédé en 2019.

Habet, Lila, and K Benrachedi. 2015. "Study of Dispersion of Brine Water into Coastal Seawater by Using a Pilot" 1: 33–39.

Hennane, S., A. Hamou, H. Chemani, G. Janin, and A. Tayeb. 2019. "Évaluation Numérique Des Rejets de Co2, Gaz à Effets de Serre, Au Niveau de La Zone Industrielle d'arzew, Algérie" 5: 977–982.

Kanungo, D. P., M. K. Arora, S. Sarkar, and R. P. Gupta. 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): 347–366.

Keskes, Sonia, Salah Hanini, Mohamed Hentabli, and Maamar Laidi. 2020. "Artificial Intelligence and Mathematical Modelling of the Drying Kinetics of Pharmaceutical Powders." Kemija u Industriji 69 (3–4): 137–152. https://doi.org/10.15255/KUI.2019.038.

Li, Ling-Ling, Xue Zhao, Ming-Lang Tseng, and Raymond R. Tan. 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, Ruipeng, Hongjun Mao, Lin Wu, Jianjun He, Peipei Ren, and Xiaoyu Li. 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.

Li, Xiao-li, Li-hong Li, Bao-lin Zhang, and Qian-jin Guo. 2013. "Hybrid Self-Adaptive Learning Based Particle Swarm Optimization and Support Vector Regression Model for Grade Estimation." Neurocomputing 118 (October): 179–90. https://doi.org/10.1016/j.neucom .2013.03.002.

Min, J, and Y Lee. 2005. "Bankruptcy Prediction Using Support Vector Machine with Optimal Choice of Kernel Function Parameters." Expert Systems with Applications 28 (4): 603–14. https://doi.org/10.1016/j.eswa.2004.12.008.

Myong, Hyon Kook, and Nobuhide Kasagi. 1990. "A New Approach to the Improvement of K-ε Turbulence Model for Wall-Bounded Shear Flows." Chemical Pharmaceutical Bulletin 33 (1): 63–72.

ONM (National Meteorological Office) (2019) https://www.meteo.dz/historique.php/. Accessed in 2019

Pfeffer, H. U. 1994. "Ambient Air Concentrations of Pollutants at Traffic-Related Sites in Urban Areas." Staub, Reinhaltung Der Luft 51 (2): 63–69.

Scholkopf, Bernhard, and Alexander J. Smola. 2001. Learning with Kernels: Support Vector Machines, Regularization, Optimization, and Beyond. The MIT Press, Cambridge.

Shen, Chaopeng. 2018. "A Transdisciplinary Review of Deep Learning Research and Its Relevance for Water Resources Scientists." Water Resources Research 54 (11): 8558–8593.

Stapleton, K. W., E. Guentsch, M. K. Hoskinson, and W. H. Finlay. 2000. "On the Suitability of K-ε Turbulence Modeling for Aerosol Deposition in the Mouth and Throat: A Comparison with Experiment." Journal of Aerosol Science 31 (6): 739–749.

Stein, A. F., R. R. Draxler, G. D. Rolph, B. J.B. Stunder, M. D. Cohen, and F. Ngan. 2015. “Noaa’s Hysplit Atmospheric Transport and Dispersion Modeling System.” Bulletin of the American Meteorological Society 96 (12): 2059–2077.

CHAPITRE IV

RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

IV.1. Introduction

Dans le but d'améliorer 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) et avoir le degré de dispersion des gaz émises sur la population dans un milieu urbain, le présent chapitre consiste à :

- 1ère contribution : Mesure des concentrations des PMi atmosphériques sur une période de six (06) mois allant du 01 février au 28 Juillet 2019.
- 2ème contribution : Utiliser des techniques d'apprentissage de la machine basées sur l'intelligence artificielle telle que : les RNA, SVM et DA-SVM 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). Pour cela, une base de données de 540 points a été collectée et exploitée après avoir réalisé les mesures expérimentales du 01 Février au 20 Mai 2019 prévues lors de la première contribution.
- 3ème contribution : dans ce chapitre une simulation par ANSYS (CFX) de la dispersion de la concentration du Benzène émis par un tuyau d`échappement en fonction de plusieurs paramètres physico-chimiques tels que, la géométrie des bâtiments installés dans un milieu urbain, la température, le nombre d`étages, et la direction du vent.

IV.2. Suivi en continu des concentrations des particules fines (PM-1 ; PM-2.5 ; PM-4 ; PM-10 et PM-tot) dans un milieu urbain (*Contribution I*)

Les résultats collectés par l'appareil de mesure des poussières fines modèle Fidas® 200 nous ont permis de constater que les variations temporelles des concentrations en particules des différentes fractions de PMi mesurées présentent des fluctuations importantes. Ces dernières sont dues à l'influence des conditions météorologiques sur la dispersion des PMi au niveau du site de mesure. Le traitement des données a montré aussi que l'évolution des profils des différentes fractions mesurées sont identiques sur l'ensemble de la période d'étude.

L'évolution de la pollution de l'air par les particules (PMi ; i = 1 ; 2,5 ; 4 ; 10 ; Tot) à Alger-centre a été effectuée durant une période allant du 1 Février au 28 Juillet 2019, avec un prélèvement journalier, ce qui a donné 178 mesures pour chaque classe de particules pendant 6 mois. Chaque prélèvement journalier nous a permis d'obtenir 5 classes granulométriques de particules, soit un total de 890 données. Les figures de IV.1 à IV.6 illustrent l'évolution quotidienne des teneurs atmosphériques en PMi (i= 10 ; 4 ; 2,5 et 1µm) ainsi que les PM-totaux (l'ensemble des particules

en suspension dans l'air) mesurées pendant les mois de Février, Mars, Avril, Mai, Juin et Juillet 2019.

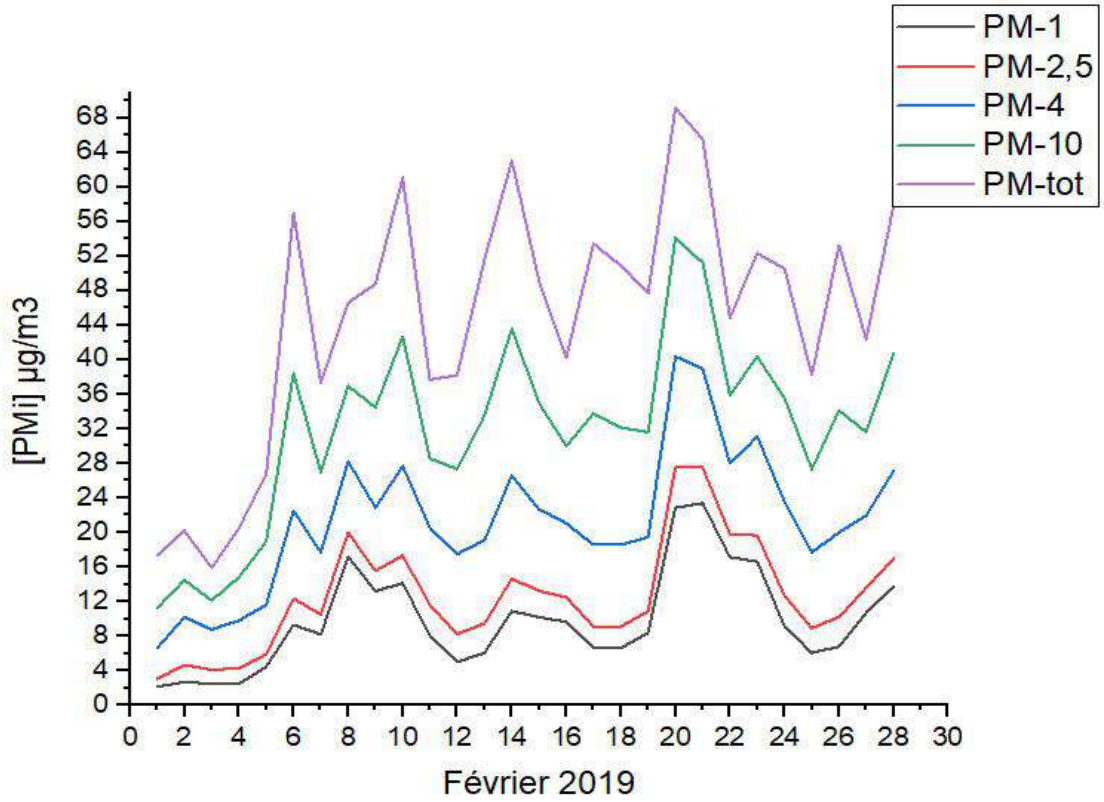


Figure IV.1 : Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de février 2019.

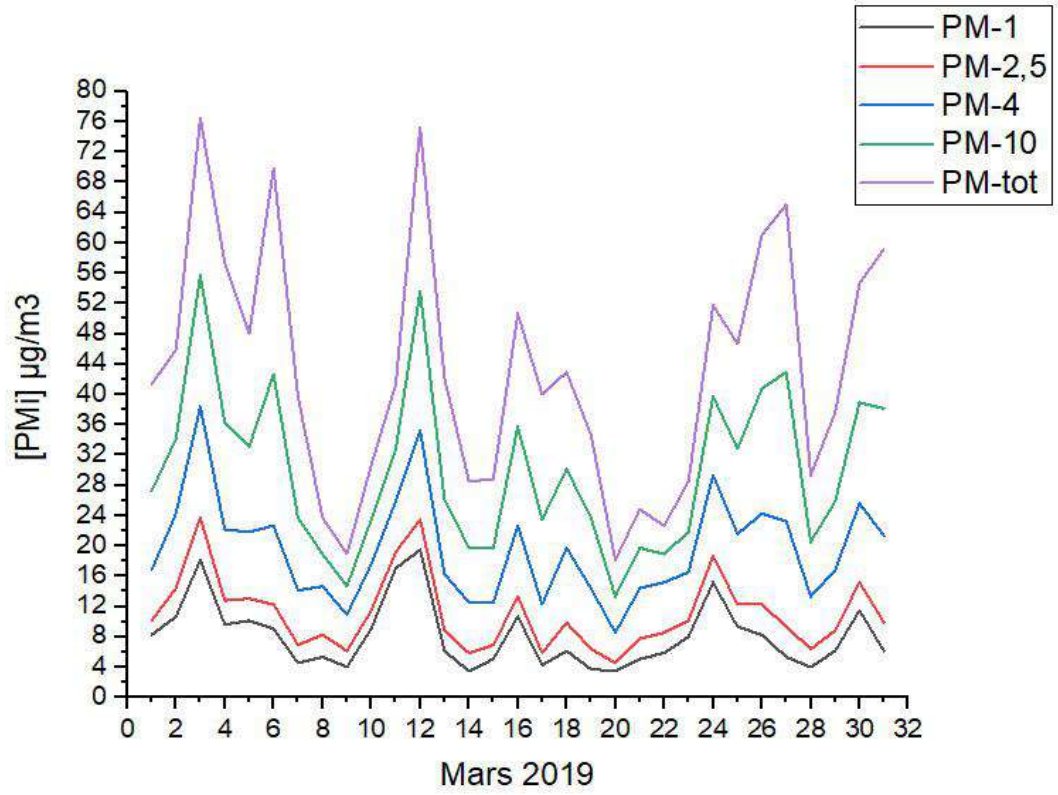


Figure IV.2 : Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de mars 2019.

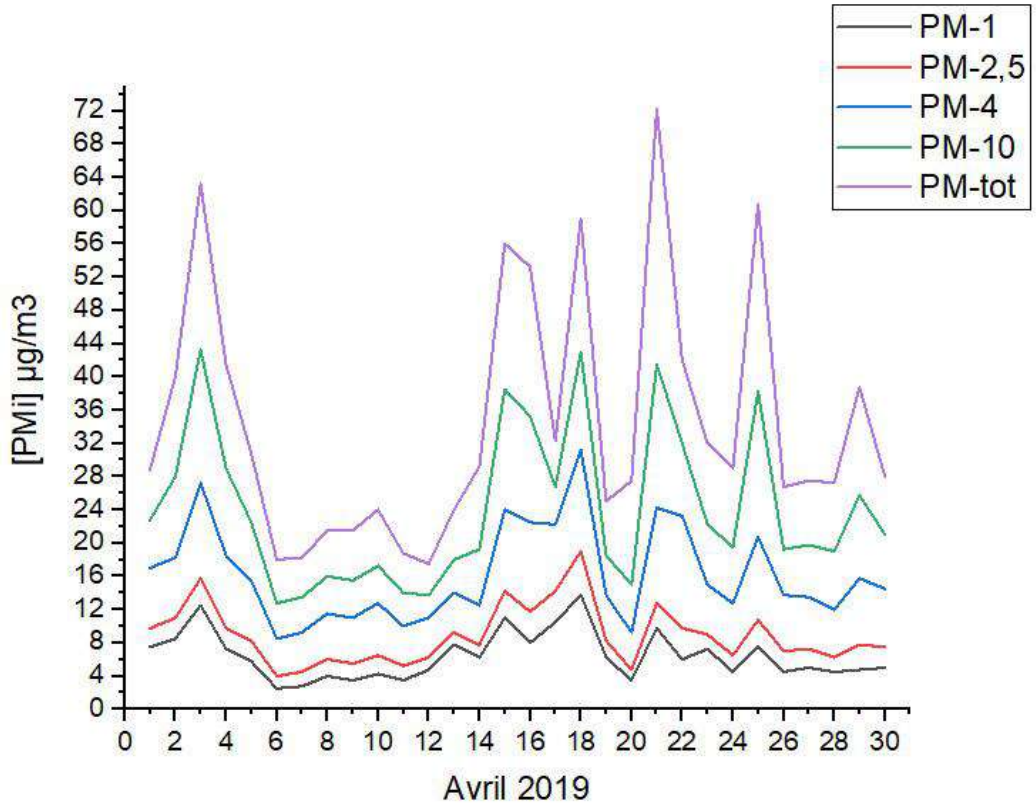


Figure IV.3 : Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois d`avril 2019.

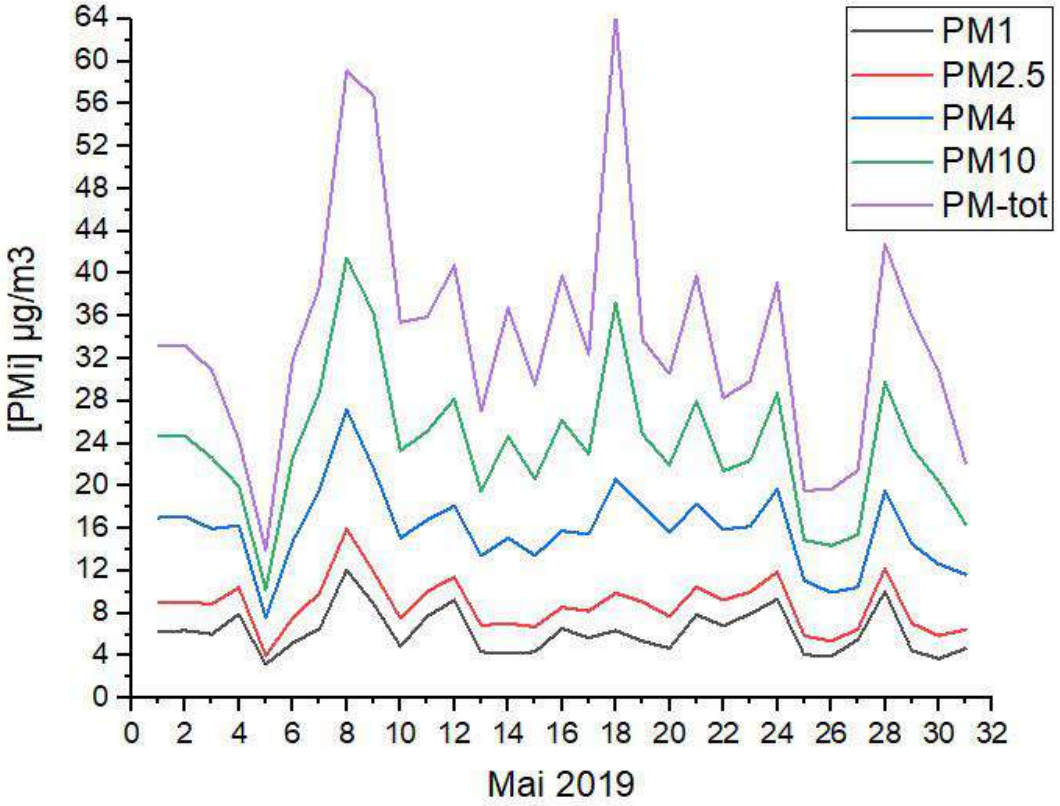


Figure IV.4 : Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de mai 2019.

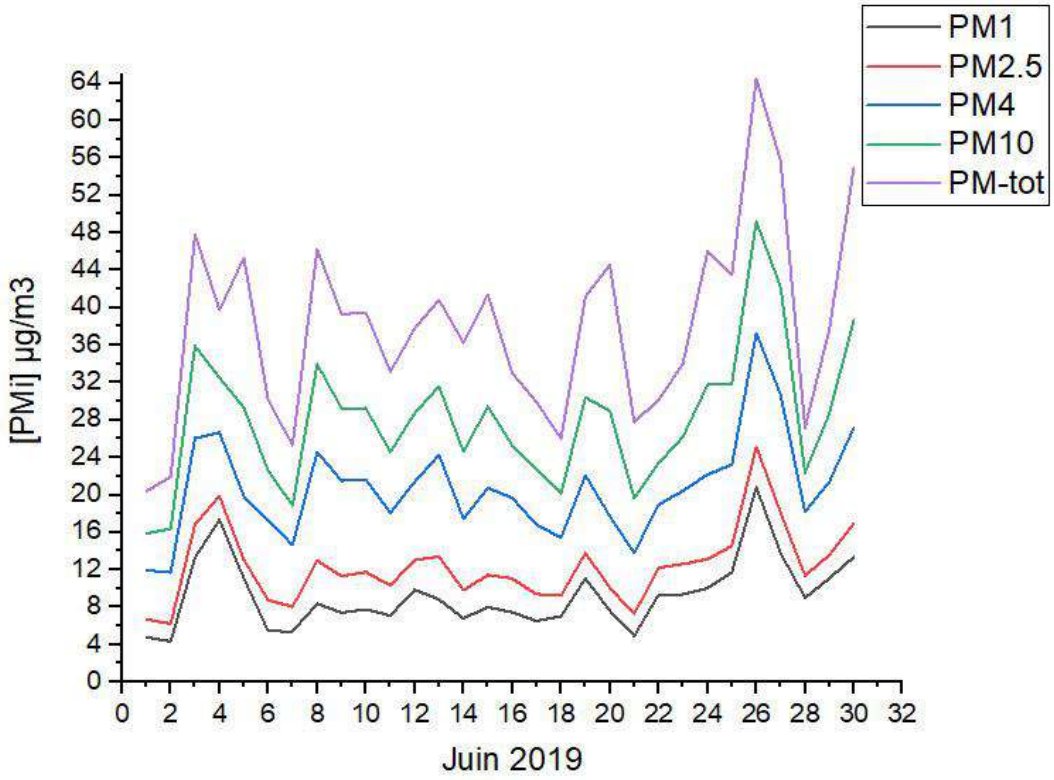


Figure IV.5 : Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de juin 2019.

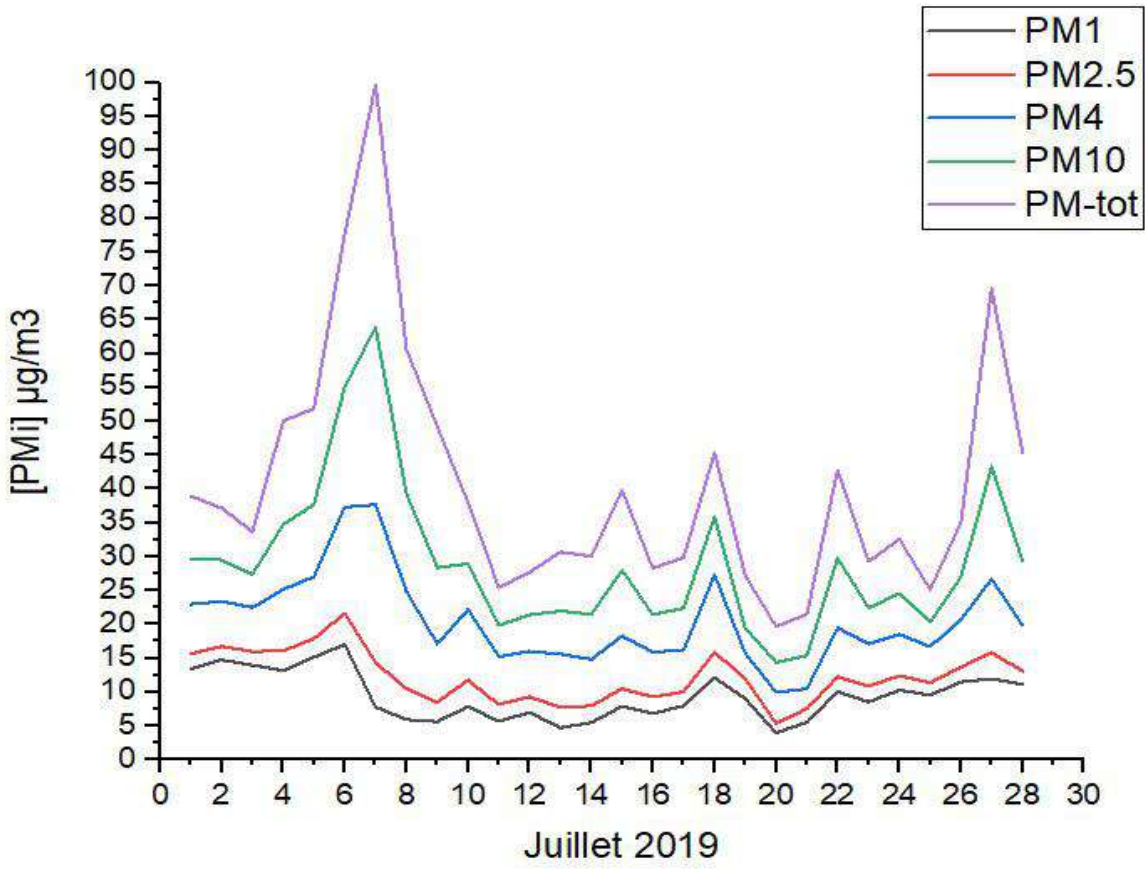


Figure IV.6 : Évolution quotidienne moyenne des niveaux de PMi atmosphériques mesurés au mois de juillet 2019.

IV.2.1. Variation des niveaux des concentrations de particules atmosphériques

Les concentrations de PM-10 et ses fractions (PM-4 ; PM-2.5 ; PM-1 et PM-Tot) varient respectivement de : 10.23 à 63.91 µg/m^3 ; 7.55 à 40.35 µg/m^3 ; 4 à 27.5 µg/m^3 ; 2.14 à 23.39 µg/m^3 et 13.93 à 99.69 µg/m^3.

Les figures de IV.1 à IV.6 démontre qu'il existe une forte fluctuation des concentrations journalières en PMi.

Les fluctuations des concentrations mesurées peuvent provenir : de l'influence des facteurs météorologiques (vitesse du vent, précipitation des pluies cumulées, taux d`humidité et la température), les variations liées aux émissions issues des activités anthropiques (le trafic routier, l`industrie et les guerres) et les sources naturelles (érosion, vents de sables, sels marins, feu de forets etc.).

La précipitation des pluies contribue aussi à la diminution des concentrations des particules dans l'atmosphère, par le lessivage de l'air d'une part et également par le lavage des sols en diminuant la remise en suspension des particules d`autre part. Selon les résultats obtenus et les données météorologiques collectées aux cours de la période de mesure on remarque que le lessivage de l`atmosphère par une pluviométrie d'une hauteur de 21,3793 mm a permis la réduction des teneurs journalières des poussières durant le début février où, les concentrations des PM-1 ; PM-2.5 ; PM-4 ; PM-10 et PM-Tot enregistrées étaient faibles avec 2.67, 4.10, 9.82, 14.73 et 20.3 µg/m^3, respectivement.

Aussi on remarque bien l'influence du vent sur les concentrations des PMi mesurées. Quand la vitesse du vent augmente, on observe que les teneurs en particule diminuent (meilleure dispersion des particules atmosphériques). Ce qui explique les faibles teneurs mesurées lors de la deuxième semaine du mois d'avril du 05 au 12 avril, où un vent fort a balayé l'air de la zone d'étude dont la vitesse moyenne enregistrée aux cours de ces jours était de 12.07 m/s, ce qui a donné respectivement les concentrations en PM-10, PM-4 ; PM-2.5 ; PM-1 et PM-Tot de 15.43, 21.12, 5.03, 3.27 et 21.4 µg/m^3.

Aussi, on peut remarquer qu'il y a de fortes fluctuations des concentrations des PMi mesurées entre les jours ouvrables et les weekends, le début et la fin de chaque semaine. Ces fluctuations sont dues probablement aux fortes activités humaine et économique ainsi que les journées de réception programmées au niveau des différentes directions de la wilaya d'Alger.

En situation normale, le vendredi (jour férié) se caractérise par une réduction des activités humaines y inclus l'arrêt du transport collectif, ce qui a donné une différence significative au niveau des concentrations des PMi entre les jours ouvrables et le vendredi.

Les moyennes journalières ont connu des concentrations de PMi un peu élevées. Ces dernières sont dues probablement au transport des masses d'air provenant des zones voisines et des pays entourant la zone d'étude.

Le transport des polluants a été confirmé par l'utilisation du Modèle HYSPLIT de la NOAA qui est accessible en ligne.

Le modèle hybride de trajectoire lagrangienne intégrée à une seule particule (HYSPLIT), mis au point par le laboratoire Air Ressources de la National Océanique and Atmospheric Administration (NOAA), est l'un des modèles les plus largement utilisés pour les calculs de la Trajectoire atmosphérique et de dispersion.

L'utilisation de ce modèle a montré que :

- Comme Illustrer dans la figure IV.7 obtenue par le Modèle HYSPLIT on remarque que les concentrations élevées de PM-Tot (52.36 $\mu g/m^3$), PM-10 (34.71 $\mu g/m^3$), PM-4 (20.52 $\mu g/m^3$), PM-2.5 (11.29 $\mu g/m^3$) et PM-1 (7.09 $\mu g/m^3$) enregistrés au cours de la journée du mardi 26 février 2019 sont bien influencées par les masses d'air venant du Nord-Est (Italie).
- Aussi, les pics de pollution particulaire de 76.37 $\mu g/m^3$ pour les PM-Tot ; 55.81 $\mu g/m^3$ pour les PM-10 ; 38.12 $\mu g/m^3$ pour les PM-4 ; 23.47 $\mu g/m^3$ pour les PM-2.5 et 18.15 $\mu g/m^3$ pour les PM-1 mesurés durant la journée du 06 Mars 2019 sont causés par le transport des masses d'air venant du Nord (Maroc) et ce comme illustrer dans la figure IV.8 obtenue par le Modèle HYSPLIT.
- Les pics de pollution (figure IV.9) de 55.79 $\mu g/m^3$ pour les PM-Tot ; 37.49 $\mu g/m^3$ pour les PM-10 ; 23.72 $\mu g/m^3$ pour les PM-4 ; 14.09 $\mu g/m^3$ pour les PM-2.5 et 10.37 $\mu g/m^3$ pour les PM-1 mesurés pendant la journée du 15 avril 2019 sont aussi influencés par les masses d'air venant de la côte Sud-Est (Espagne).
- Selon la figure IV.10 obtenue par le Modèle HYSPLIT, les niveaux de pollution élevés de 58.32 $\mu g/m^3$ (PM-Tot), 42.18 $\mu g/m^3$ (PM-10), 30.27 $\mu g/m^3$ (PM-4) ,18.23 $\mu g/m^3$ (PM-2.5) et 13.07 $\mu g/m^3$ correspondent au jeudi 18 avril 2019 sont dus aussi aux masses d'air (vents sable) provenant du Sud Algérien (Sahara).

Ces résultats ont été aussi confirmés par d'autres modèles de calcul (BSC et HYSPLIT). La figure IV.11 par exemple présente une carte de modélisation indiquant l`augmentation de concentration des poussières au niveau du Nord d'Afrique. Cette carte qui est établie par le Centre de Calcul intensif de Barcelone (BSC) pour la Prévisions quotidiennes de la poussière montre bien la présence d'un nuage de poussières au cours de la journée du 21 avril 2019 dans le nord d'Alger et de la méditerranée ce qui confirme les résultats mesurés dans ce travail.

Cette fluctuation montre la complexité du phénomène de la pollution atmosphérique lié à plusieurs facteurs naturels et anthropique en même temps.

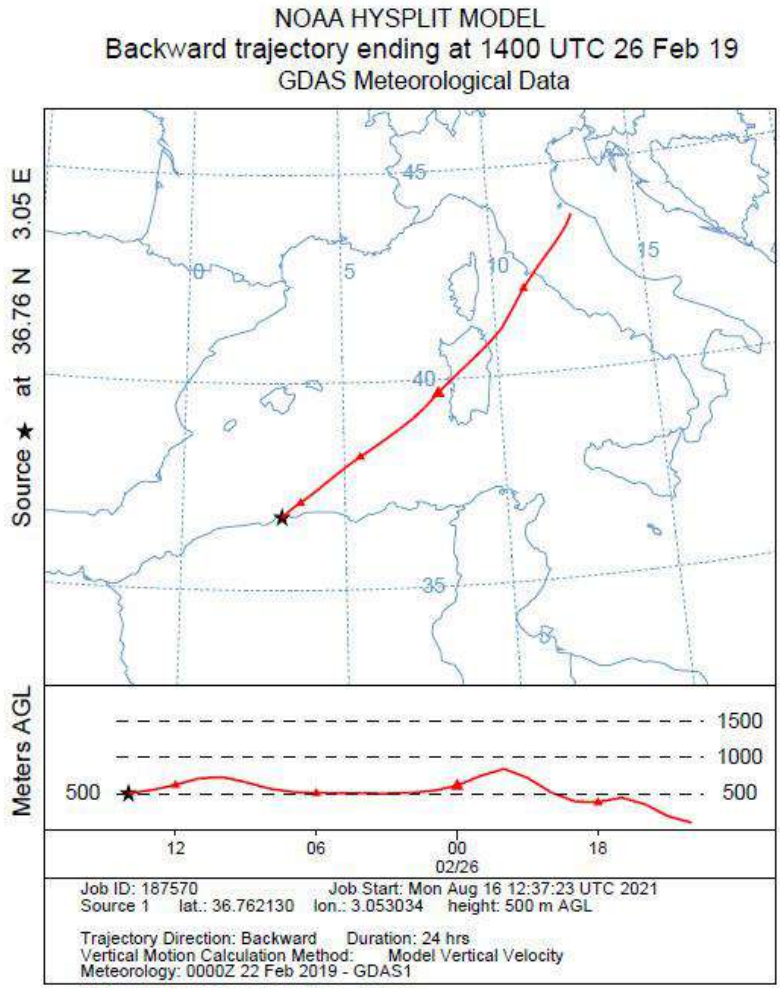


Figure IV.7 : Déplacement des particules de Nord-Est d`Italie selon le modèle HYSPLIT.

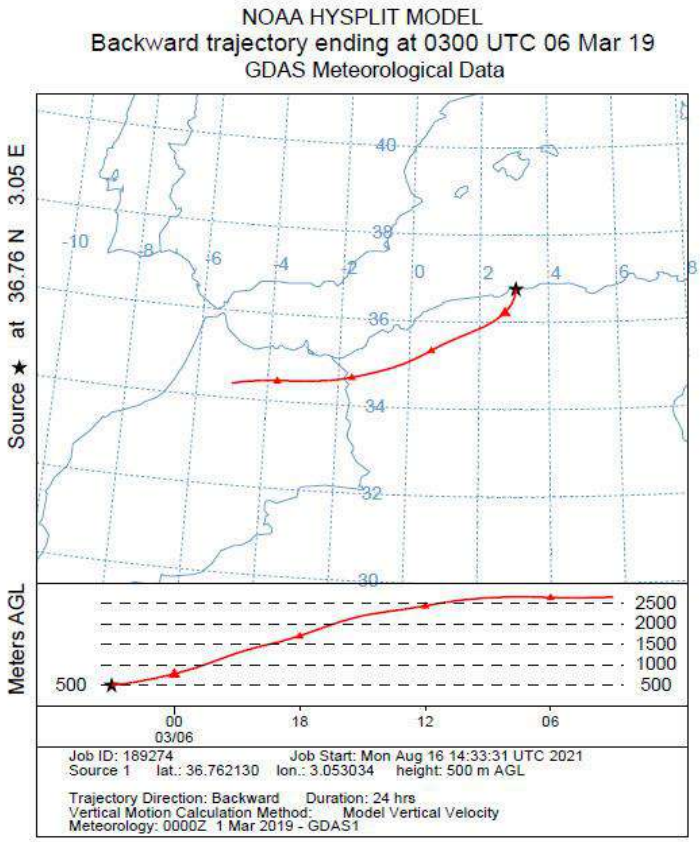


Figure IV.8 : Déplacement des particules du Nord de Maroc selon le modèle HYSPLIT.

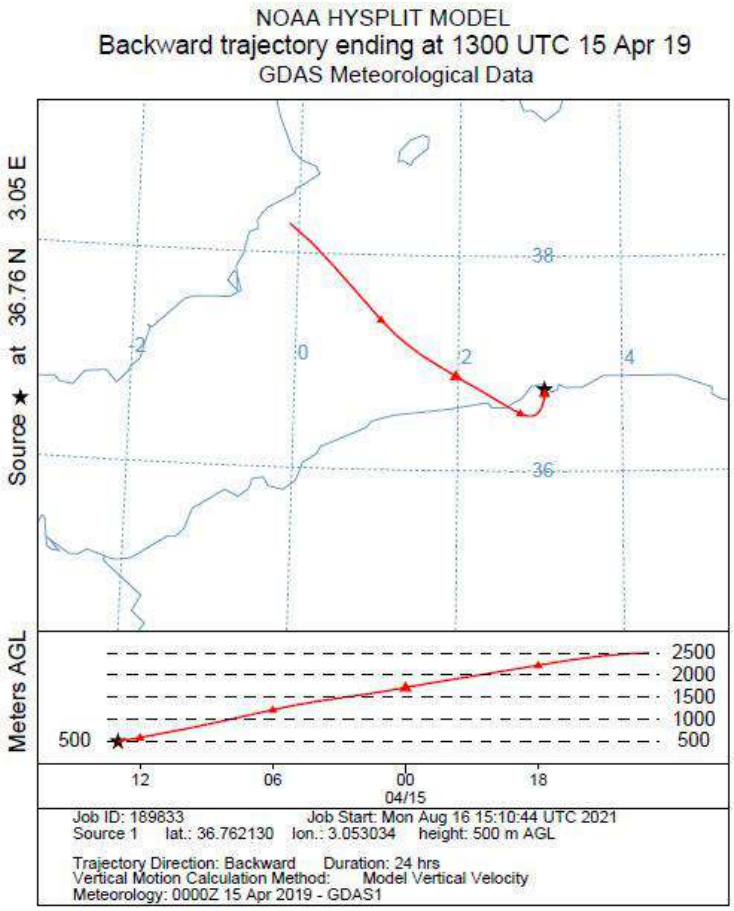


Figure IV.9 : Déplacement des particules de la côte Sud-Est d`Espagne selon le modèle HYSPLIT.

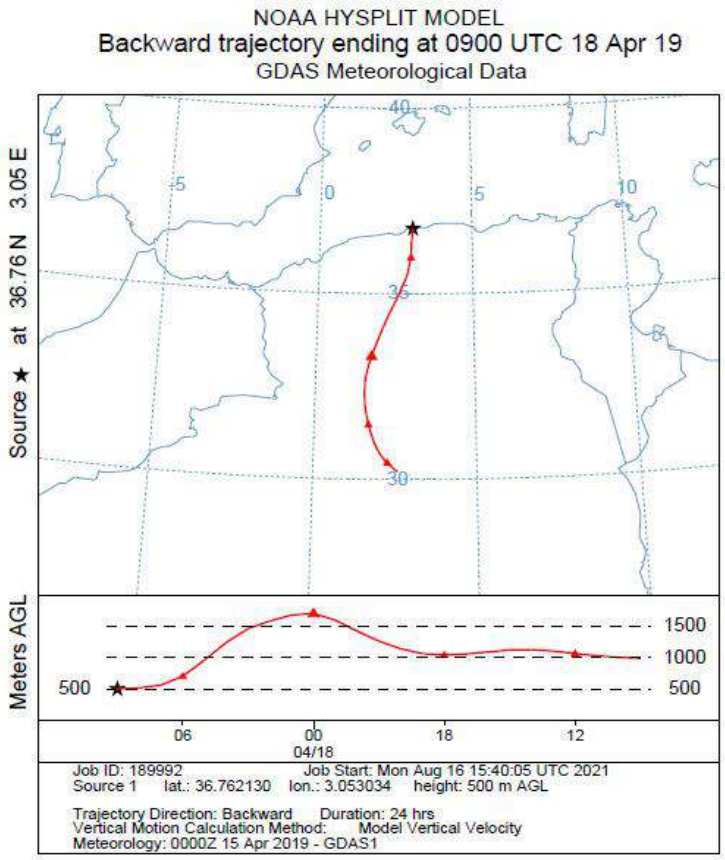


Figure IV.10 : Déplacement des particules du Sud Algérien (Sahara) selon le modèle HYSPLIT.

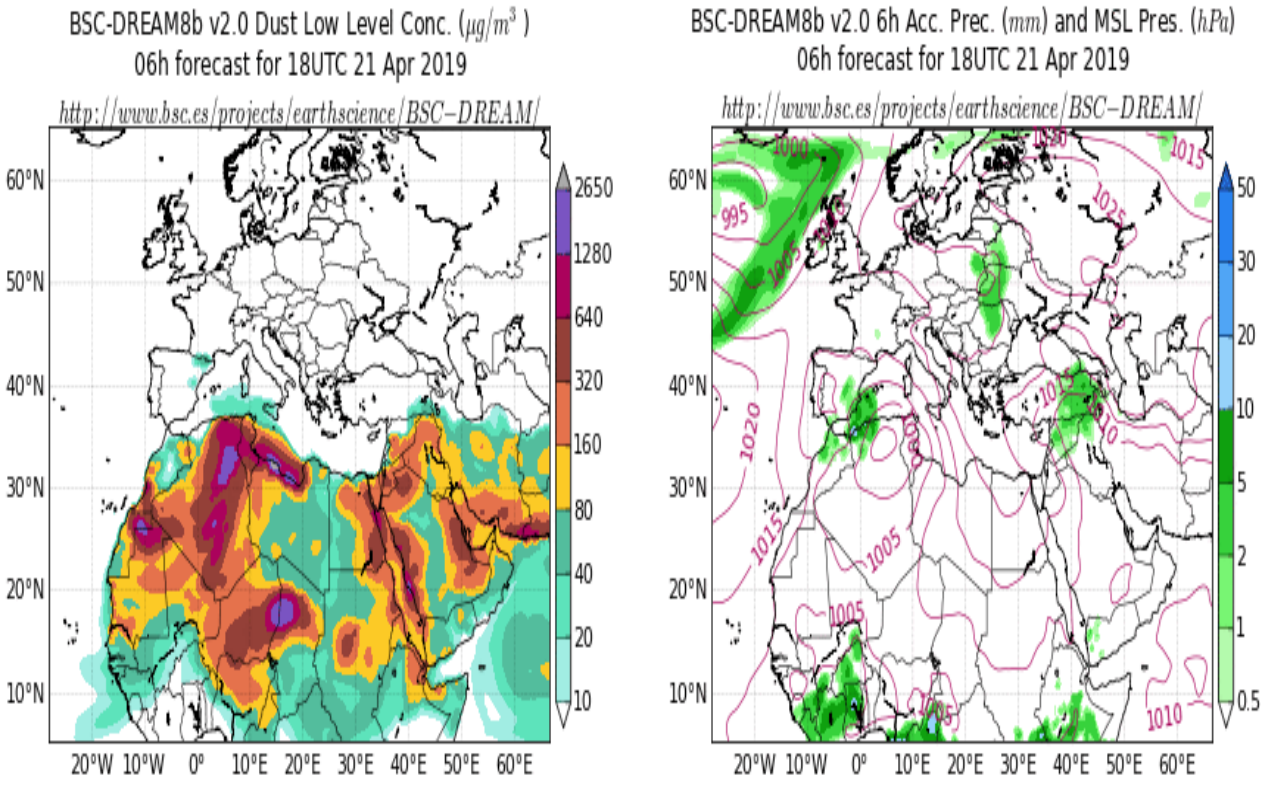


Figure IV.11 : Prévisions de la poussière par BSC pour le 21/04/2019.

IV.3. Modélisation par les méthodes d`intelligence artificiel (MATLAB) (*Contribution II*)

IV.3.1. Etude statistique des concentrations atmosphériques en PMi et les conditions météorologique

Les polluants atmosphériques (PMi) et les conditions météorologiques sont associés les uns aux autres dans une relation complexe, faisant de la modélisation de la qualité de l'air un processus plus complexe (Kurt and Oktay 2010; Bai et al. 2016). Par conséquent, les données d'entrée (variables météorologiques) du modèle doivent être déterminées au départ. Dans cette modélisation, la méthode d'analyse de corrélation, terme désignant les significations d'une relation entre deux ou plusieurs variables, est appliquée pour définir la structure d'entrée (Liu et al. 2014). Les résultats de l'analyse de corrélation des variables d'entrée sont présentés dans la figure IV.12. Il montre que toutes les variables ont une faible corrélation mutuelle. Par conséquent, les variables météorologiques, à savoir la temperature, l`humidité relative, la précipitation cumulée, la vitesse du vent et le facteur de choix sont choisies comme des variables d'entrée. L'évolution du contenu atmosphérique des particules PM-10 et de leurs fractions, en plus des conditions météorologiques, sont caractérisées par les paramètres statistiques. Les statistiques descriptives sont utilisées pour décrire quantitativement ou résumer les caractéristiques des données afin d'expliquer davantage leur implication. Les concentrations moyennes quotidiennes, les teneurs extrêmes (maximum et minimum) et les variations statistiques descriptives des données sur les polluants atmosphériques et les conditions météorologiques sont résumées dans le tableau IV.1. La moyenne est un terme statistique introduit pour expliquer la tendance moyenne des données. Le maximum et minimum montrent l'amplitude de la série temporelle. La variance est la moyenne des différences au carré par rapport à la moyenne (Eq. IV.1). 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 Deviation (STD) est une mesure pour quantifier la quantité de variation ou de dispersion des valeurs de données (Eq. IV.2), 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).

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

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

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

Tableau IV.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)	13.06 - 29	19.03	3.54	12.57
	Humidite relative		%	42 - 91	71	0.10	0.01
	Vitesse du vent		(m / s)	2.08 - 14.49	8.39	2.64	7.01
	Precipitation		(mm)	0.08 - 21.37	0.08	3.13	9.84
	Choix de PMi		(µm)	0 - 10	2.5	3.55	12.60
La sortie	PMi	PM-1	(µg/m^3)	2.14 - 23.39	8.17	4.07	16.57
		PM-2.5	(µg/m^3)	4 - 27.5	10.95	4.52	20.49
		PM-4	(µg/m^3)	7.55 - 40.35	19.07	6.42	41.31
		PM-10	(µg/m^3)	10.23 - 63.91	28.02	9.62	92.67
		PM-Tot	(µg/m^3)	13.93 - 99.69	39.62	14.59	213.07

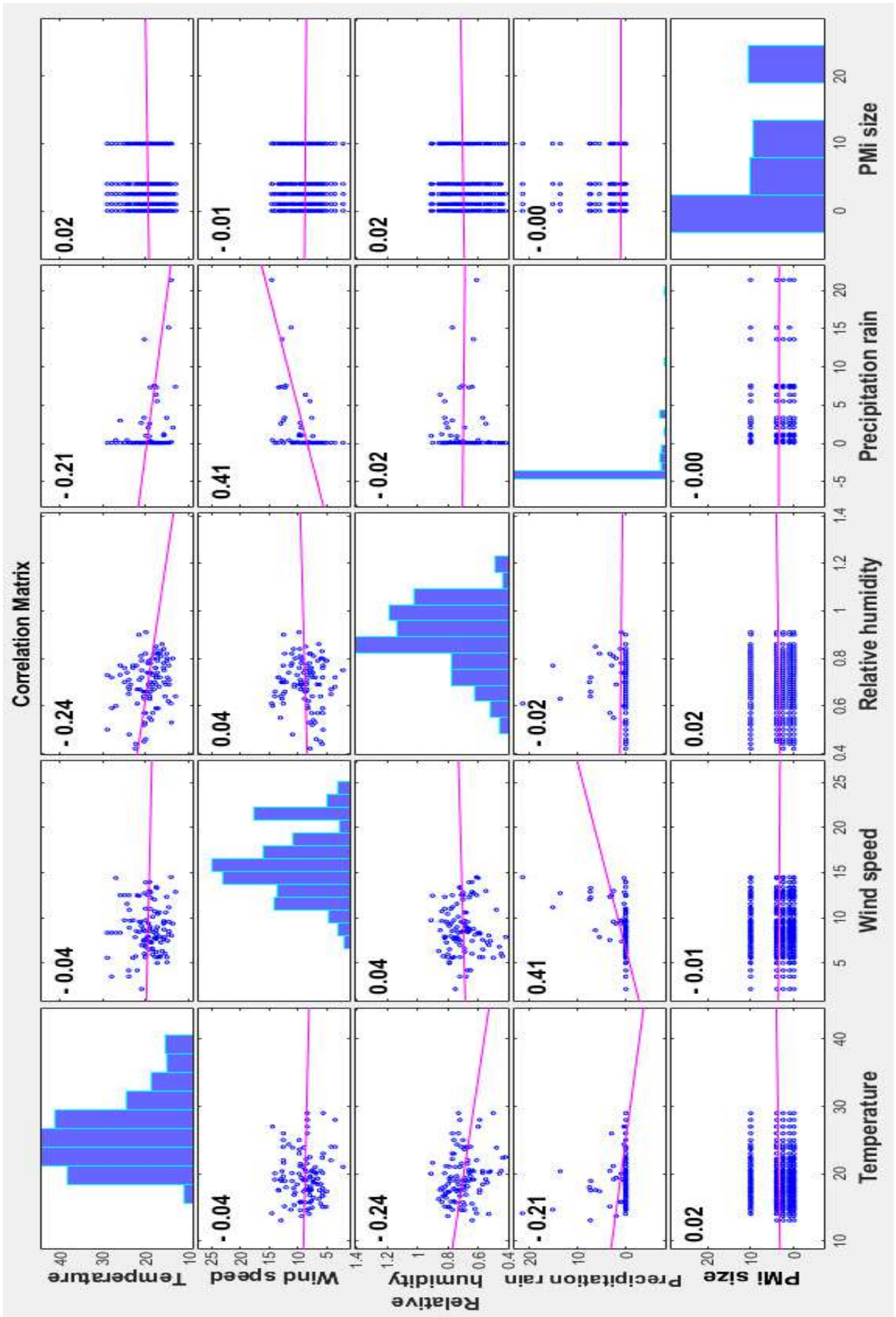


Figure IV.12 : Analyse de corrélation des données d'entrée pour les modèles prédictifs.

IV.3.2. 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 travail on exploite la technique de RNA, en utilisant le logiciel MATLAB® afin de prédire les concentrations de PM-10 et ses fractions en fonction des conditions météorologiques. L'optimisation de l'architecture du RNA consiste à la détermination :

- du nombre de couches et des neurones dans chaque couche cachée.
- de l'algorithme d'apprentissage, par comparaison des performances des RN sur la base d'apprentissage, test et validation en termes de la racine d'erreur quadratique moyenne (RMSE).
- de la fonction d'activation de la couche cachée et la couche de sortie (Reynel-Avila et al. 2015).

IV.3.2.1. 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 cachée 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 tangente 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 IV.2.

Tableau IV.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="2">FFNN-BP (Fonction newff de MATLAB)</td><td rowspan="2">Levenberg-Marquardt. (Fonction trainlm de MATLAB)</td><td rowspan="2">5</td><td>Nb. de neurones</td><td>15</td><td>3</td><td>1</td></tr>
<tr><td>Fonction d'activation</td><td>(Fonction tansig de MATLAB).</td><td>(Fonction tansig de MATLAB).</td><td>(Fonction purelin de MATLAB).</td></tr>
</table>

Le tableau **IV.A1** (voir annexe) représente les erreurs pour chaque nombre de neurone dans le cas d`une seule couches cachées.

Le tableau **IV.A2** (voir annexe) représente les erreurs pour chaque nombre de neurone dans le cas de deux couches cachées.

IV.3.2.2. 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 rétro-propagation est utilisé pour modéliser la concentration des PMi est représentée sur la Figure IV.13.

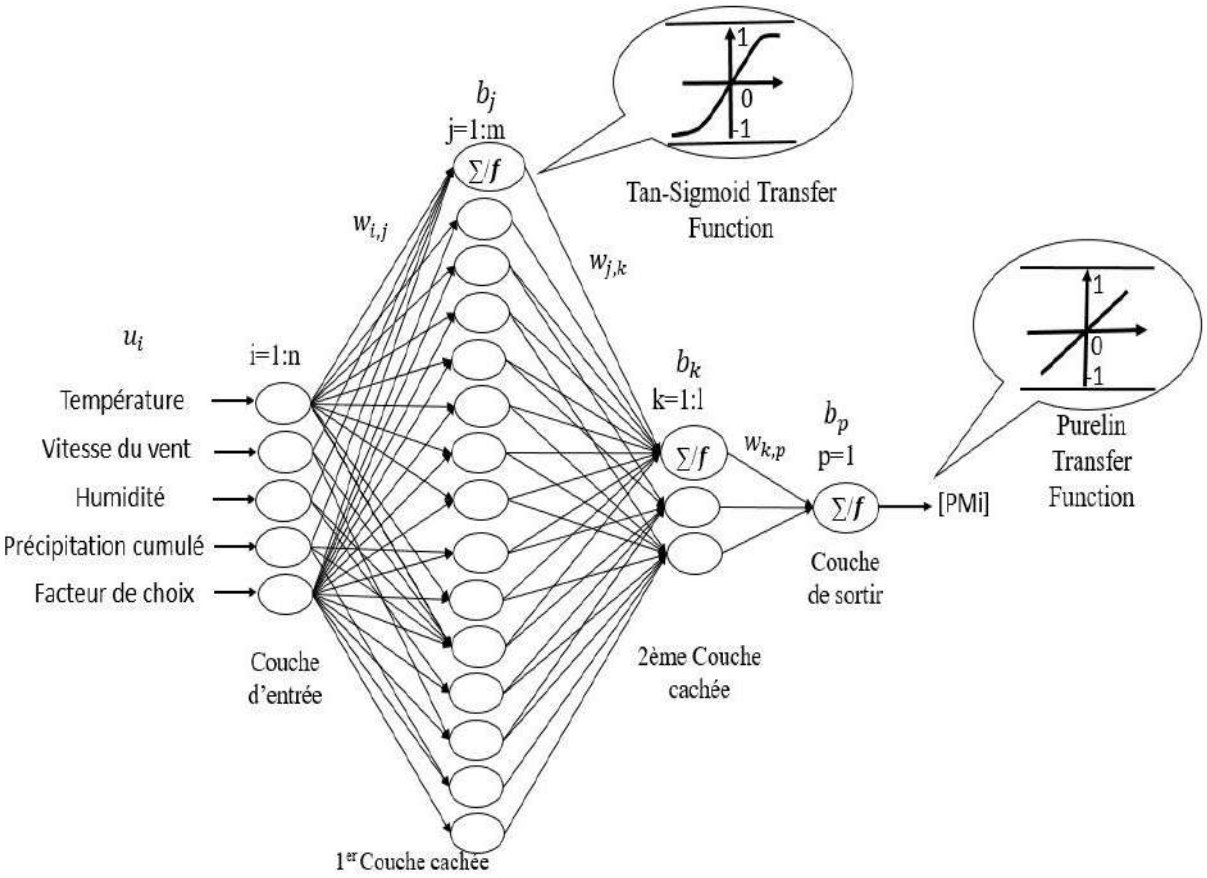


Figure IV.13 : Réseau de neurones artificiels de type feedforward.

La figure IV.14 représente la différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée.

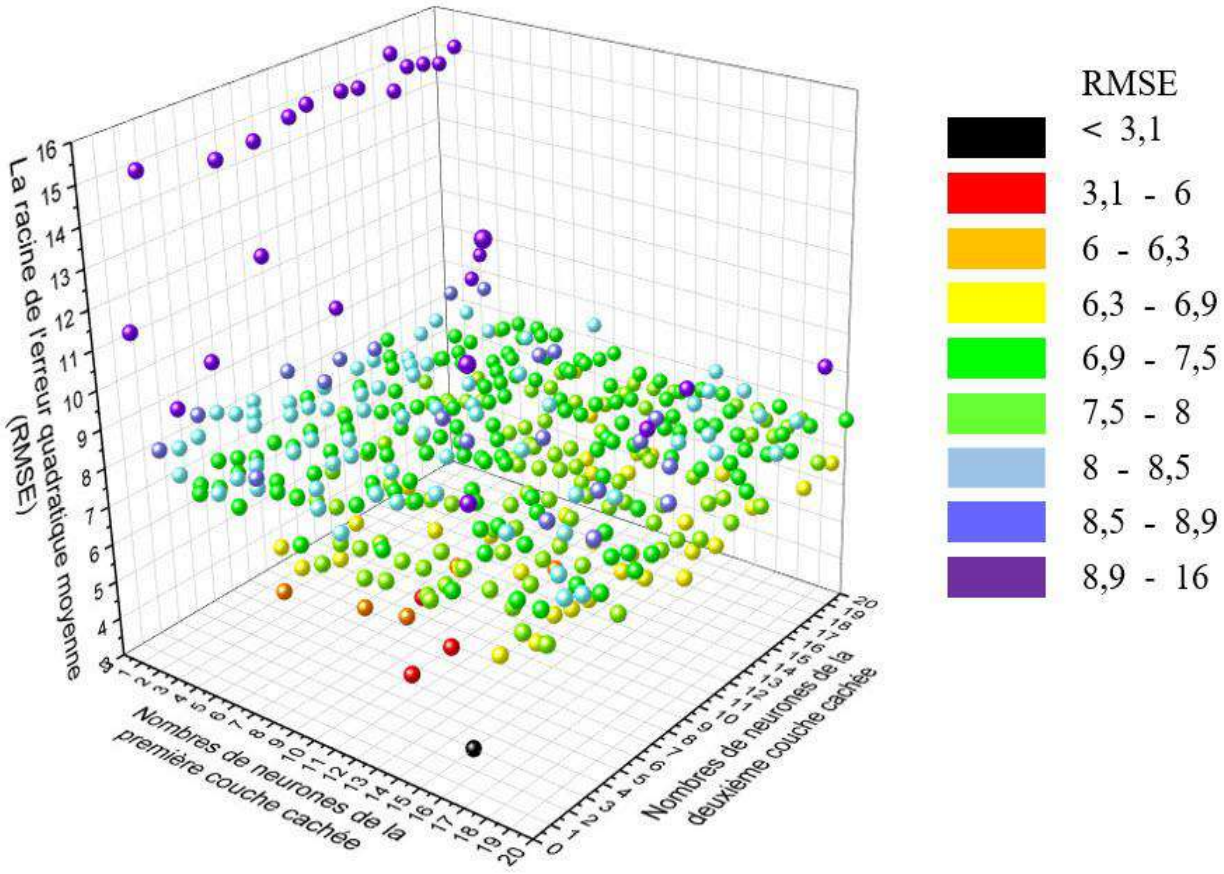


Figure IV.14 : la différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée.

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

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

Connexion [couche entrée – 1^{ére} couche cachée]					
Matrice des poids					**Vecteur des biais**
$W_{i,1}$	$W_{i,2}$	$W_{i,3}$	$W_{i,4}$	$W_{i,5}$	b_j
-1.7478	-3.6285	-6.4271	-9.0685	0.0198	-5.4300
-2.0841	0.9327	8.2848	-1.3239	0.0593	5.5834
6.5290	-0.5006	-7.5357	0.5932	0.0178	6.5065
5.9514	-1.5106	-9.2741	0.8135	0.0122	1.4584
-5.9255	-6.6346	-10.9343	7.6755	0.0089	0.2891
-0.0378	-0.1857	0.2254	-0.3076	3.3065	3.1777
1.6854	-6.1193	-3.6567	-3.1325	0.0201	-3.8584
-22.3245	15.3023	-51.0042	12.6649	-0.0179	18.5400
0.0383	0.1918	-0.2431	0.3852	-2.1510	-1.8837
3.4163	9.4548	-3.1298	-7.0735	-0.0082	-0.6039
-11.5851	-13.5186	-6.3292	4.9518	0.0336	0.0757
-4.3914	3.1011	9.1064	-1.4880	-0.0183	-3.5162
-0.1799	1.0944	0.6595	0.5803	-0.0157	0.3546
8.3144	9.6095	4.6136	-4.0962	-0.0254	-0.6531
-4.4689	-3.2698	-1.0267	4.0927	0.1896	-1.9151

Tableau IV.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
$W_{j,1}$	-0.3176	0.6987	0.2685	0.6277	1.1637	15.8199	-0.5716	0.2485
$W_{j,2}$	3.8377	2.6108	8.0556	0.5973	-12.1973	5.1644	3.8712	-3.0565
$W_{j,3}$	-4.0954	3.5482	5.5931	12.2662	4.0916	-10.6963	-8.2264	2.9387

Connexion [1ère couche cachée – 2ème couche cachée]								
Matrice des poids	9	10	11	12	13	14	15	**Vecteur des biais (b_k)**
$W_{j,1}$	14.1792	-1.4165	5.2089	0.5000	-1.1333	6.0174	-1.1307	1.0508
$W_{j,2}$	12.4884	-10.3112	17.4371	3.3186	4.8429	2.7719	-10.3818	-2.7491
$W_{j,3}$	-8.9883	-8.8119	3.6849	12.8564	-19.2759	7.8629	-7.9949	-9.6166

Tableau IV.5 : Modèle de réseau de neurones établi {[2ème Couche cachée – couche sortie]}.

Poids	**1**	**2**	**3**	**Vecteur des biais (b_p)**
$W_{m,1}$	-4.9235	-0.0993	4.3373	4.0148

IV.3.2.3. 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 IV.15 à IV18 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^2 (coefficient de détermination)] = [0.97, 0.72, 0.96172]$_{Globale}$. Ce qui confirme la robustesse de modèle du RNA.

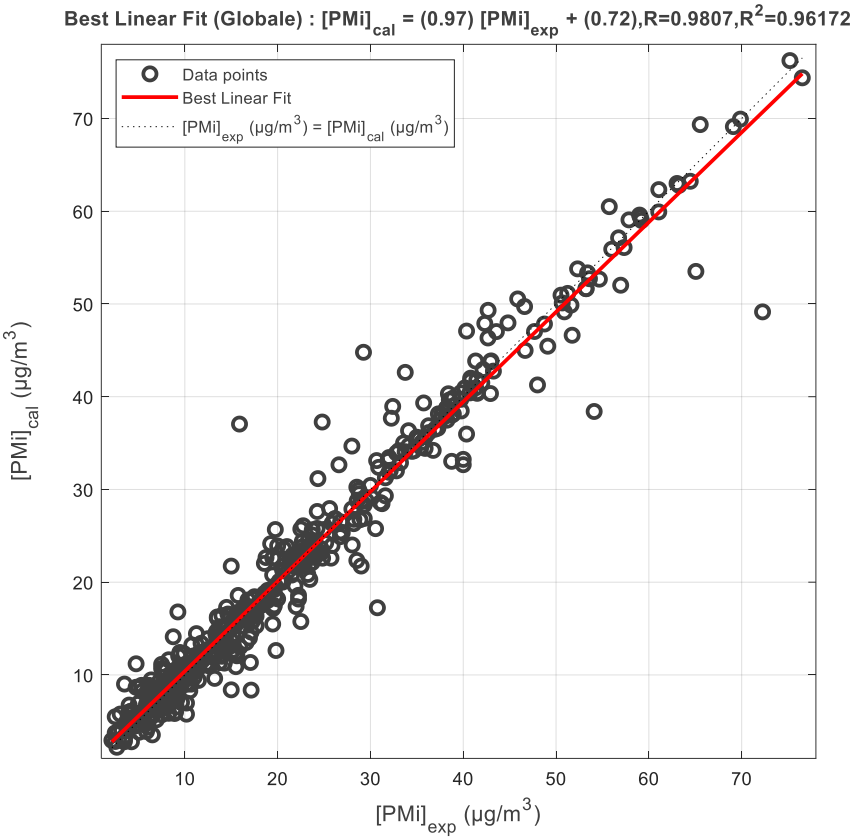


Figure IV.15 : Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale.

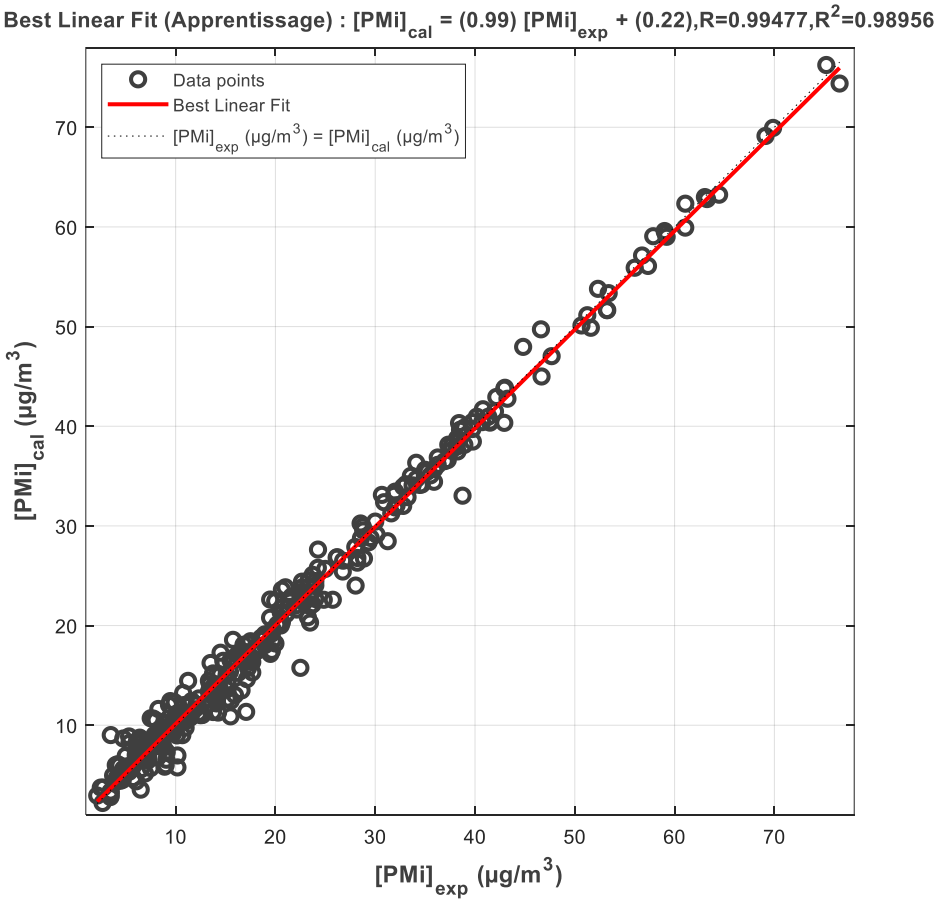


Figure IV.16 : Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données de la phase d`apprentissage.

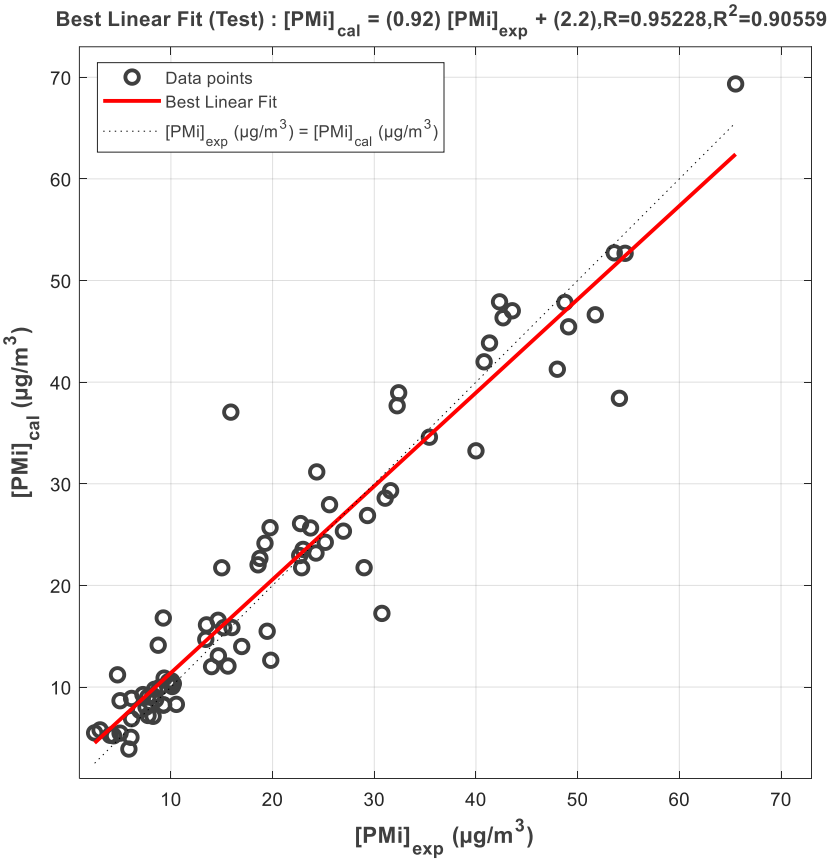


Figure IV.17 : Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test.

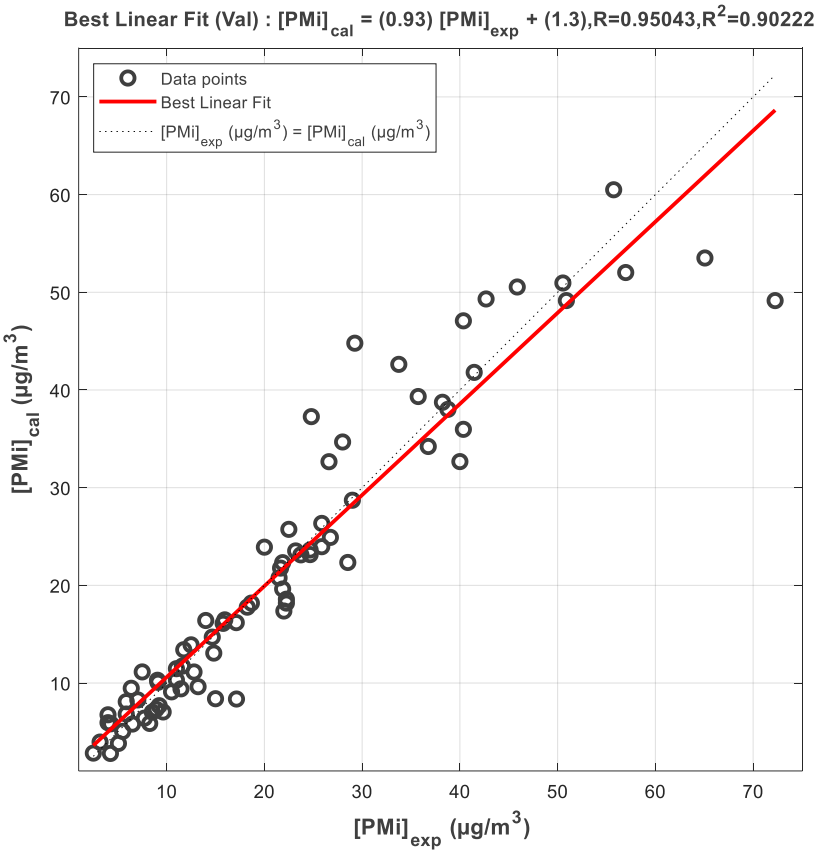


Figure IV.18 : Courbe de régression linéaire des données prédites par RNAO par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de validation.

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 IV.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 IV.6 : Resultats des paramètres statistiques du modèle RNAO développé dans ce travail.

Type d'erreur	Phase (App)	Phase (Test)	Phase (Val)	Phase (All)
MSE	2.4724	21.7818	2.8236	0.8339
RMSE	1.5724	4.6671	1.6803	0.9131
NRMSE	$7.8892.10^{-5}$	0.2135	0.0776	0.0428
MAE	1.1514	3.1460	3.0226	1.7887
MAPE	9.6391	21.4256	16.6862	12.7199
ERA	7.2320	8.4010	0.9793	16.4560
α	0.99	0.92	0.93	0.97
β	0.22	2.2	1.3	0.72
R	0.99477	0.95228	0.95043	0.9807
R^2	0.9896	0.9056	0.9022	0.9617

IV.3.3. Prédiction des concentrations de PM-1, PM-2.5, PM-4, PM-10 et PM-Tot à l'aide de Support Vector Machine (SVM) et l'algorithme hybride de libellule couplée avec Support Vector Machine (DA-SVM)

Dans cette partie, le SVM et le DA-SVM sont utilisés pour la modélisation non linéaire pour la prédiction des concentrations des PMi en utilisant les mêmes données expérimentales de la première contribution utilisée pour élaborer le modèle du RNA.

Différentes permutations de méta-paramètres, c'est-à-dire le paramètre de pénalité C et la fonction de perte ε, ainsi que le paramètre de noyau σ sont adoptés sur une base d'essais et d'erreurs. Les combinaisons des paramètres avec la fonction de noyau de base radiales (RBF Gaussian) offrent une meilleure performance, pour cela ils ont été enregistrés et définies comme paramètres de noyau optimal.

Les résultats optimaux pour les deux méthodes utilisées dans cette étude sont résumés dans le tableau IV.7:

Tableau IV.7 : Structure du modèle SVM et DA-SVM optimisé par l'algorithme de la libellule (Dragonfly).

Modèle	C	ε	σ	kernel function	Quantity of support vectors	Time (Heurs)	RMSE
SVM	94.25	0.993	0.421	RBF Gaussian	393	91.2	2.0242
DA-SVM	99.5	0	0.467	RBF Gaussian	393	0.123	1.9261

Pour évaluer la capacité prédictive des modèles de SVM et DA-SVM optimisé, la fonction Matlab "postreg" est utilisée, pour tracer l'ensemble des données d'apprentissage de test et globale prédites par rapport aux données expérimentales. Les figures de IV.19 à IV.21 représentes les courbes de régression des données calculées par le modèle SVM par rapport aux données expérimentales avec un vecteur d'accord, [α (pente), β (interception y), R^2 (coefficient de détermination)] = [0.97, 0.73, 0.9825] $_{Globale}$. Les figures de IV.22 à IV.24 représentes les courbes de régression des données calculées par le modèle DA-SVM par rapport aux données expérimentales, montre bien que tous les points sont situés sur la première bissectrice avec un coefficient de régression approchant l'idéal [α (pente), β (ordonnée à l'origine), R^2 (coefficient de détermination)] = [0.98, 0.56, 0.9842] $_{Globale}$. Ce qui confirme la robustesse du modèle de DA-SVM.

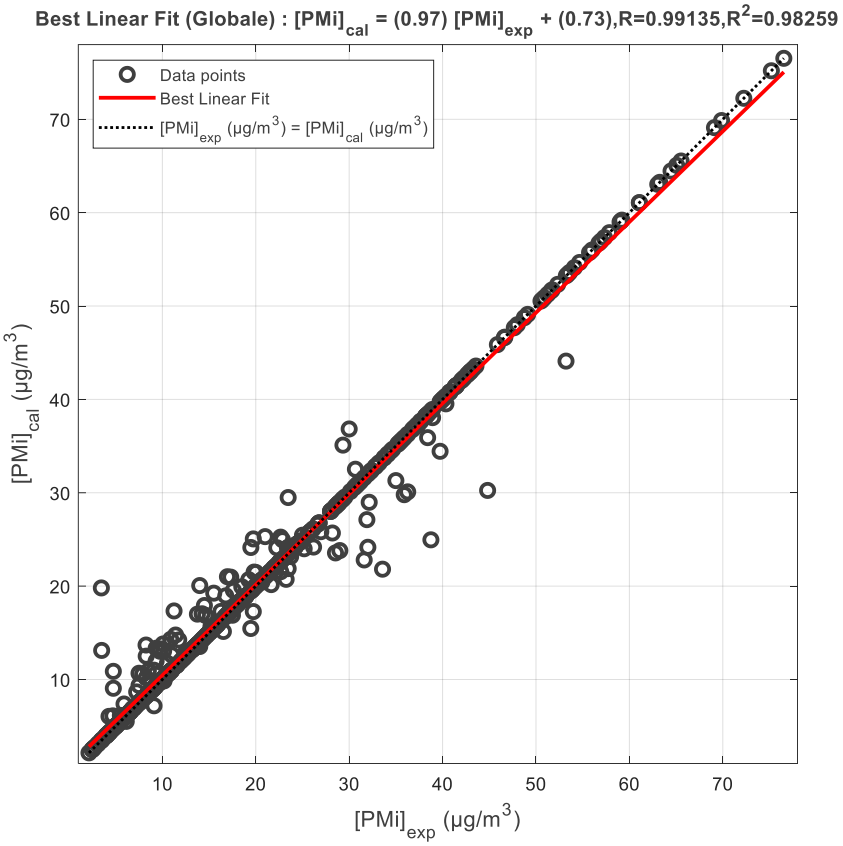


Figure IV.19 : Courbe de régression linéaire des données prédites par SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale.

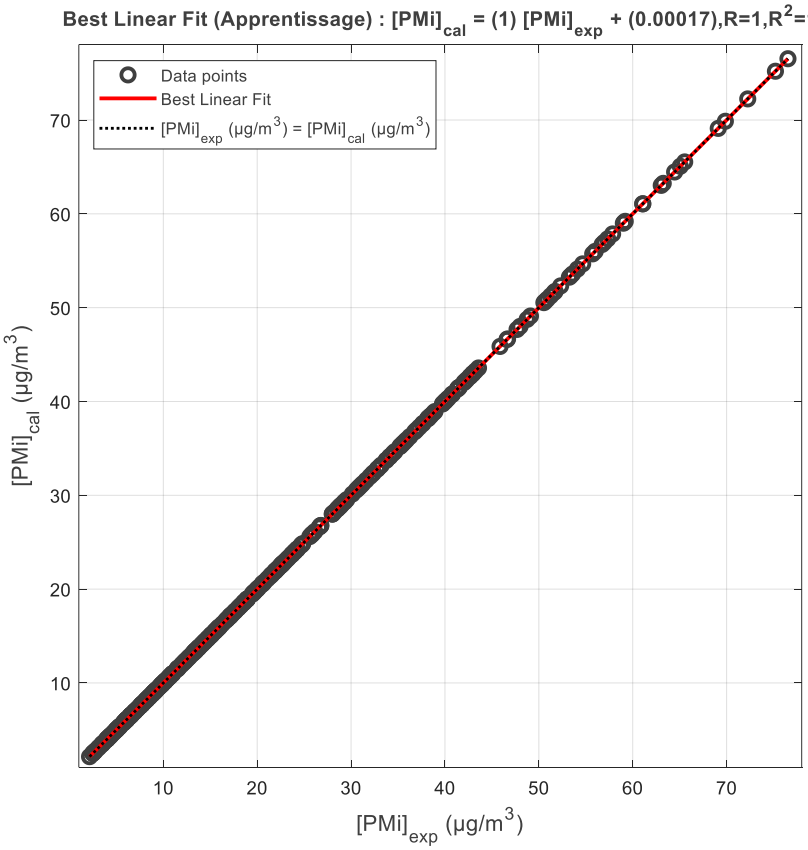


Figure IV.20 : Courbe de régression linéaire des données prédites par SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase d`apprentissage.

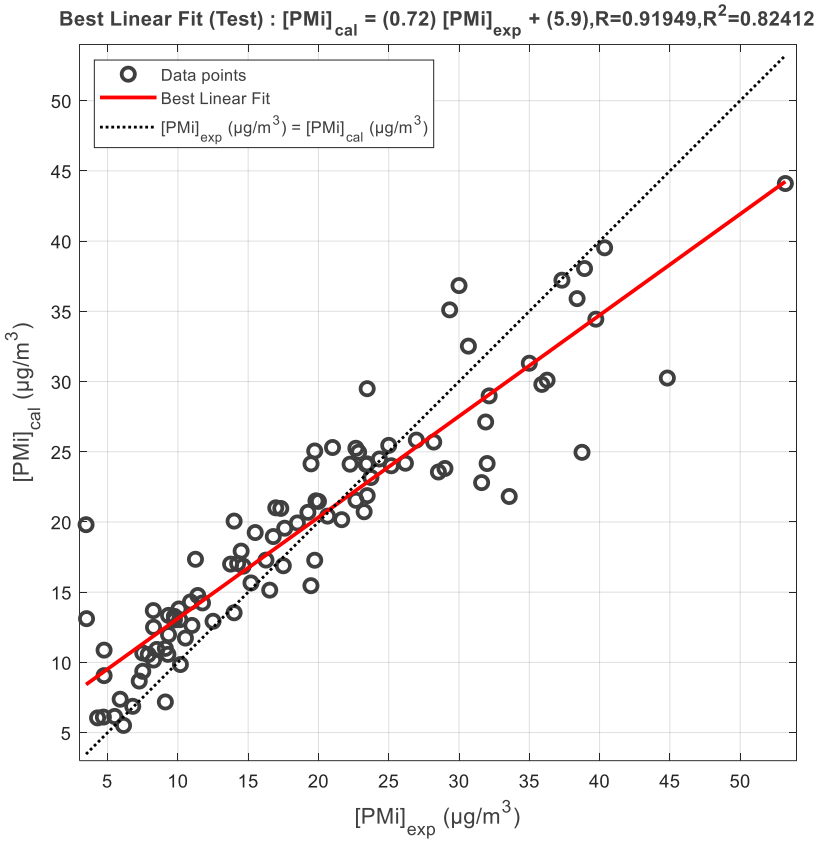


Figure IV.21 : Courbe de régression linéaire des données prédites par SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test.

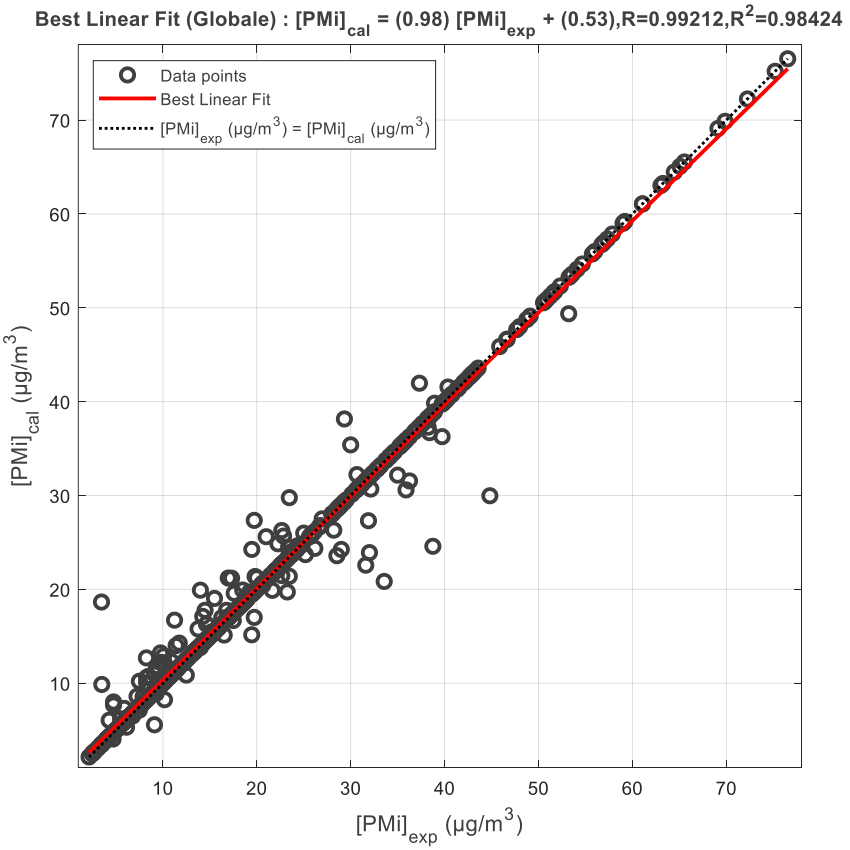


Figure IV.22 : Courbe de régression linéaire des données prédites par DA-SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase globale.

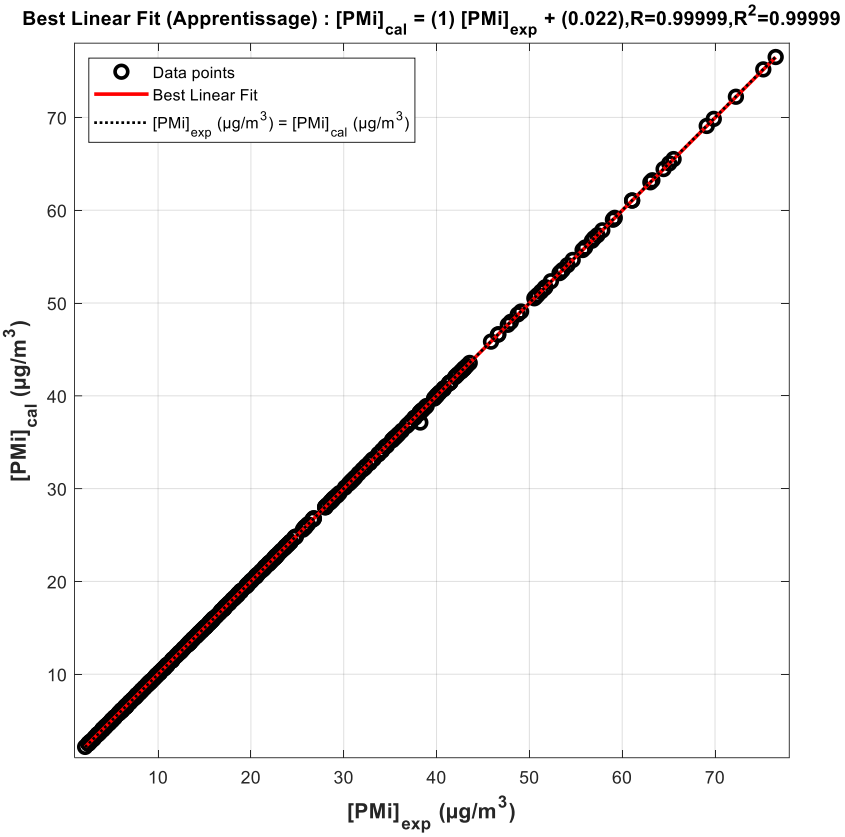


Figure IV.23 : Courbe de régression linéaire des données prédites par DA-SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase d`apprentissage.

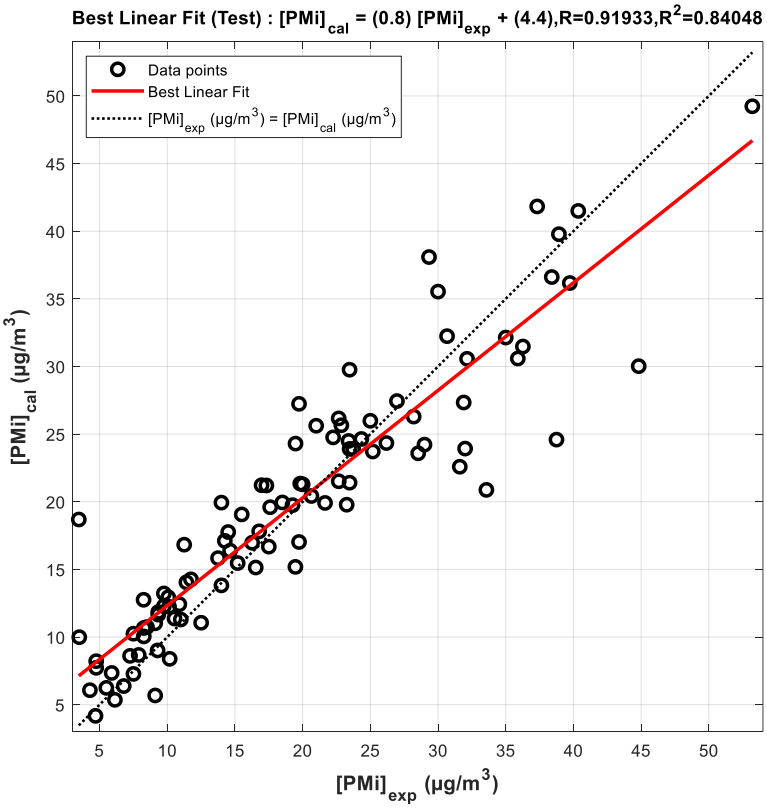


Figure IV.24 : Courbe de régression linéaire des données prédites par DA-SVM par rapport aux données expérimentales pour la base de données pour la phase de test.

Pour analyser plus précisément les performances des modelés de SVM et DA-SVM, un ensemble des formules d`erreurs telles que : MSE ; RMSE ; NRMSE ; MAE ; MAPE ; ERA et R^2 sont calculées pour les valeurs prédites des concentrations des PMi. Les résultats de calcul sont indiqués dans le tableau IV.8

Tableau IV.8 : Resultats des paramètres statistiques du modèle DA-SVM développé dans ce travail.

	SVM			DA-SVM		
Type d'erreur	Phase (App)	Phase (Test)	Phase (Globale)	Phase (App)	Phase (Test)	Phase (Globale)
MSE	$1.121.10^{-6}$	30.9878	6.1898	0.0023	18.6476	3.5595
RMSE	0.0011	4.5309	2.0242	0.0489	4.3101	1.9261
NRMSE	$4.9561.10^{-5}$	0.2906	0.1165	0.0022	0.2254	0.0884
MAE	0.0009	3.3322	0.6658	0.0034	3.0778	0.6170
MAPE (%)	0.0073	27.0956	5.4139	0.0145	23.2025	4.6427
ERA	0.0009	17.6942	17.6951	0.0251	12.9418	12.9167
α	1	0.72	0.97	1	0.8	0.98
β	0.0001	5.9	0.73	0.022	4.4	0.56
R	1.0000	0.9194	0.9913	0.9999	0.9193	0.9921
R^2	1.0000	0.8241	0.9825	0.9999	0.8404	0.9842

Sur la base des résultats de régression entre les valeur expérimentales el les valeurs prédites illustrées dans les figures de IV.19 à IV.24 ainsi que le tableau IV.7 et IV.8, il est constaté que le modèle mathématique avec la fonction de noyau gaussien RBF élaboré à travers l`algorithme de libellule couplé avec la machine à vecteur de support (DA-SVM) est plus performant par rapport au modèle de SVM. La performance du modèle (DA-SVM) ne figure pas seulement sur le taux de régression, qui est élevé par rapport au SVM, mais aussi, elle se traduit par rapport au temps d`apprentissage t=7 minutes et 25 seconde qui est très minime par rapport au temps d`apprentissage du modèle de SVM t= 91 heures et 12 minutes. A cet égard, le modèle (DA-SVM) avec la fonction de noyau gaussien RBF pour lequel il est retenu comme un modèle optimal pour la prédiction des concentrations des PMi objet de la présente modélisation par SVM.

IV.3.4. Etude comparative

Sur la base des résultats en terme d`erreur et coefficient statistique présentés dans les tableaux IV.6 et IV.8, il est observé que la fonction de modélisation RNA est peu performante pour la prédiction des concentrations des PMi par rapport aux fonctions de SVM et DA-SVM. Néanmoins, malgré l'amélioration des résultats de modélisation par SVM obtenus avec le noyau RBF gaussien, le model DA-SVM avec la fonction de noyau gaussien a surpassé les deux derniers modèles (Figure IV.25) et s'est révélé être le plus capable de faire la prédiction des taux de concentration des PMi en fonction des conditions métrologique.

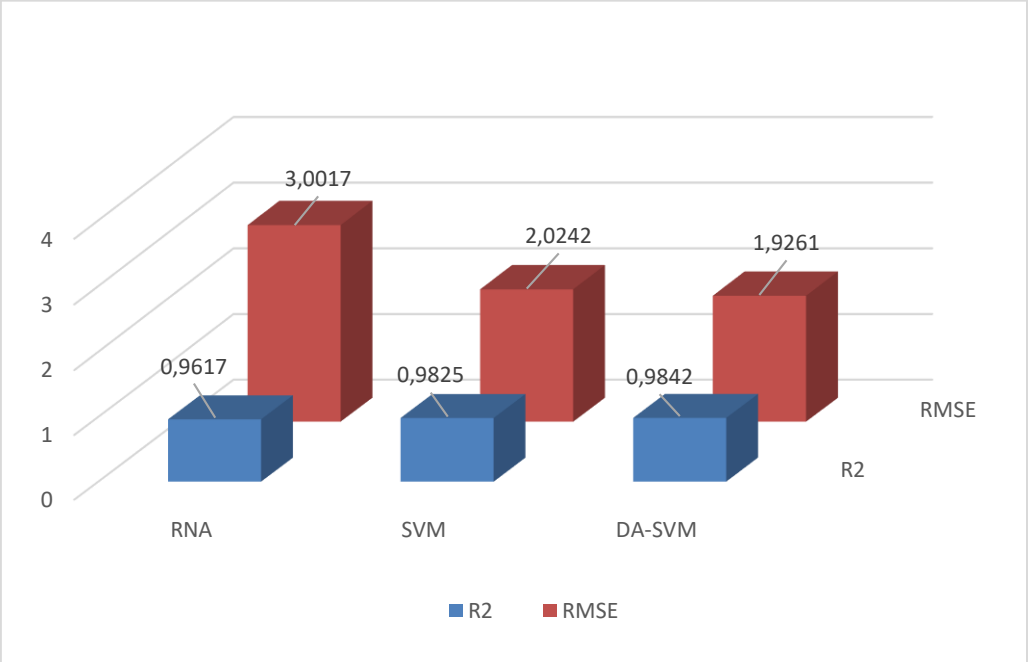


Figure IV.25 : la différence en terme d`erreur et la racine quadratique moyenne entre les modèles de RNA, SVM et DA-SVM.

La performance du meilleur modèle développé dans ce travail (DA-SVM) est comparée aux performances des autres modèles de la littérature basés sur plusieurs types d'algorithmes d'apprentissage, à savoir, MLR, Random Forest, LSSVR-CPSOGSA, CEEMD-PSOGSA-SVR-GRNN , RSRF, SVR, MARS, Random Forest-PSO.

Une comparaison a été effectuée entre le résultat statistique du modèle DA-SVMr et d'autres modèles prédictifs des concentrations de PMi. Selon le tableau IV.9, la valeur du coefficient de détermination R^2 proche de 1, MAE et NRMSE sont proches de 0, ce qui signifie que le modèle proposé (DA-SVMr) surpasse significativement les six modèles de référence, ainsi que l`avantage du modèle proposé est la prédiction des taux de concentration de 5 taille de PM au même temps par un seul modèle, par contre les modèles proposés de la littérature sont tous destinées à la prédiction de la concentration d`un seul type de taille de PM.

Tableau IV.9 : Comparaison entre le modèle DA SVMr présenté et les modèles existants.

Modèles	Méthode	Taille de la prédiction PM		Nombre d'entrées	Nombre de sorties	Paramètres statistiques						
						R	R^2	*MAE*	*RMSE*	*MAPE (%)*	*NRMSE*	*MSE*
Travail actuel	**DA-SVM**	**PM-1**		**5**	**1**	**0.99**	**0.98**	**0.61**	**1.92**	**4.64**	**0.08**	**3.55**
		PM-2.5										
		PM-4										
		PM-10										
		PM-tot										
(Elbayoumi et al. 2014)	**MLR**	**PM-2.5**		**7**	**1**	(-)	0.88	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
		PM-10		**7**	**1**	(-)	0.67	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
(Brokamp et al. 2018)	**Random Forest**	**PM-2.5**		**17**	**1**	(-)	0.91	(-)	2.22	(-)	(-)	(-)
(Gan et al. 2018)	**LSSVR-CPSOGSA**	**Site 1**	**PM-2.5**	**8**	**1**	(-)	(-)	(-)	()	5.35	5.10	(-)
		Site 2	**PM-2.5**	**8**	**1**	(-)	(-)	(-)	()	5.52	3.77	(-)
(Zhu et al. 2018)	**CEEMD-PSOGSA-SVR-GRNN**	**Site 1**	**PM-2.5**	**3**	**1**	0.96	(-)	3.09	3.93	8.63	(-)	(-)
		Site 2	**PM-2.5**	**3**	**1**	0.97	(-)	3.01	4.02	9.71	(-)	(-)
		Site 3	**PM-2.5**	**4**	**1**	0.95	(-)	5.13	6.29	11.79	(-)	(-)
(Li and Zhang 2019)	**RSRF**	**PM-2.5**		**5**	**1**	(-)	0.93	(-)	16.33	(-)	(-)	(-)
	SVR					(-)	0.91	(-)	18.48	(-)	(-)	(-)
	MLR					(-)	0.73	(-)	32.80	(-)	(-)	(-)
	MARS					(-)	0.79	(-)	28.68	(-)	(-)	(-)
(Qi et al. 2020)	**Random Forest-PSO**	**PM-2.5**		**6**	**1**	0.91	(-)	3.95	6.97	(-)	(-)	(-)
		PM-10		**6**	**1**	0.84	(-)	6.65	11.87	(-)	(-)	(-)
		TSP		**6**	**1**	0.86	(-)	7.92	13.50	(-)	(-)	(-)

IV.3.5. Interface graphique d'utilisateur du meilleur modèle

Afin de simplifier la complexité du modèle mathématique élaboré par la meilleure modélisation obtenue dans le présent travail, une interface graphique (également appelée interface d'utilisateur) est développée pour améliorer la convivialité du modèle DA-SVM développé. Cette interface graphique d'utilisateur est un outil qui permet l`utilisation directe et sans effort du modèle de DA-SVMr pour calculer la concentration des PMi. A cette fin, cette interface a été créée pour le calcul de la concentration des PMi dans l'intervalle des variables d'entrées. Pour cela un programme Matlab a été conçu avec une capture d'écran de l'interface résultante (figure IV.26).

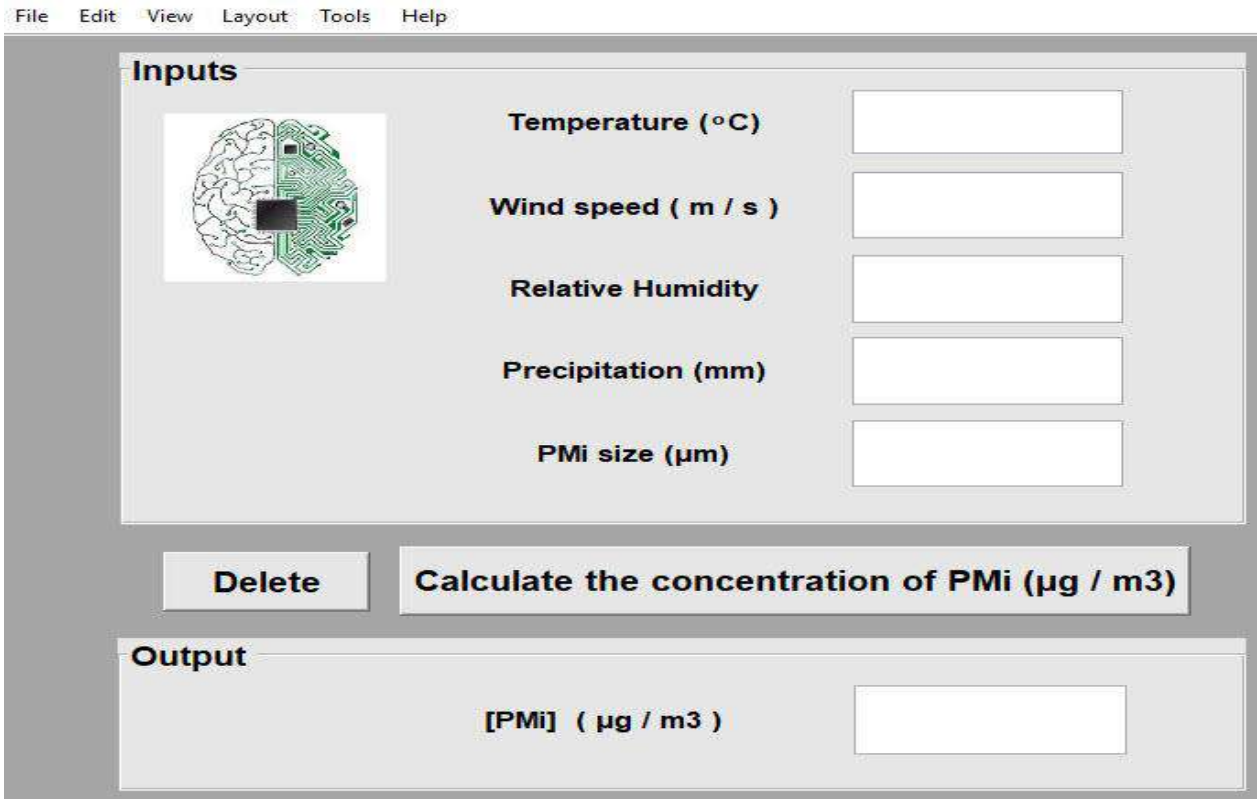


Figure IV.26 : L'interface graphique du modèle DA-SVM.

IV.4. Simulation par ANSYS (*Contribution III*)

IV.4.1. Evaluation et prédiction par ANSYS CFX des effets de la dispersion des COVs sur la population dans un milieu urbain.

Quatre cas d`études avec différentes positions de source d'émission des rejets gazeux (Benzène) à partir d'un tuyau d'échappement d'une voiture arrêtée dans un embouteillage, ont été simulés et analysés. Dans les trois premiers cas d'études, on a supposé que les quatre bâtiments ont une géométrie identique, c'est-à-dire rez-de-chaussée plus cinq étages, avec une hauteur fixe de 18 m et les sources d'émission sont positionnées respectivement aux centre, en amont des bâtiments à une distance de 7 m par rapport aux façades et en dessous des bâtiments par rapport au niveau naturel du terrain. En ce qui concerne le quatrième cas, on a supposé que la hauteur des bâtiments soit de 12 m, rez-de-chaussée plus trois étages, avec une source d'émission positionnée au milieu.

Les paramètres concernés dans cette étude sont la fraction volumique et la vitesse de dispersion en (m/s) de fumées contenant du benzène dans le domaine d'étude.

La simulation de la dispersion du polluant étudié (C_6H_6) émis par le pot d'échappement d'un véhicule stationné au centre des quatre bâtiments dont la hauteur maximale est de 18 m, a montré que les teneurs de pollution les plus élevées sont concentrées en bas des immeubles à environ 6 m de hauteur (rez-de-chaussée plus le 1er étages). Ces niveaux élevés x = 1.064.10^{-3} sont dus au fait que la source d'émission est entourée de bâtiments qui ralentissent la vitesse de la fumée, dans le sens du courant du vent. Par ailleurs, de faibles concentrations ont été remarquées près de la pente (figures IV.27, IV28).

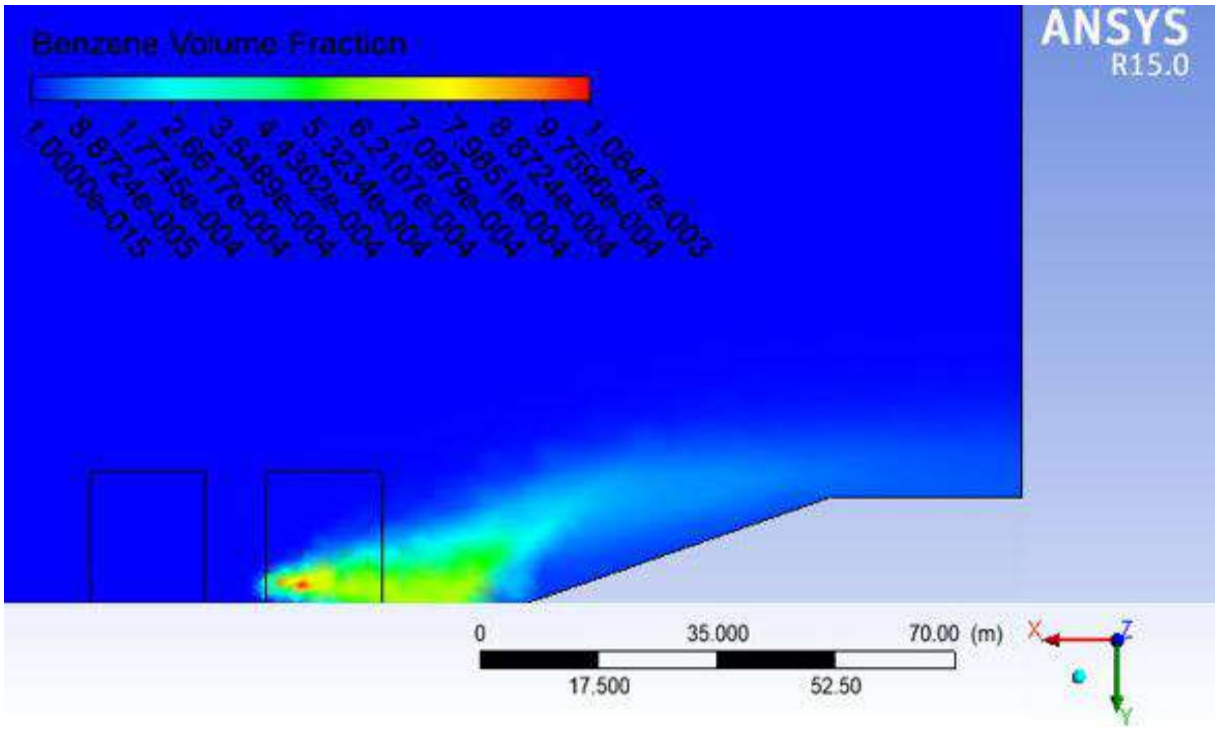


Figure IV.27 : Profile de dispersion du gaz au centre des quatre bâtiments H = 18m.

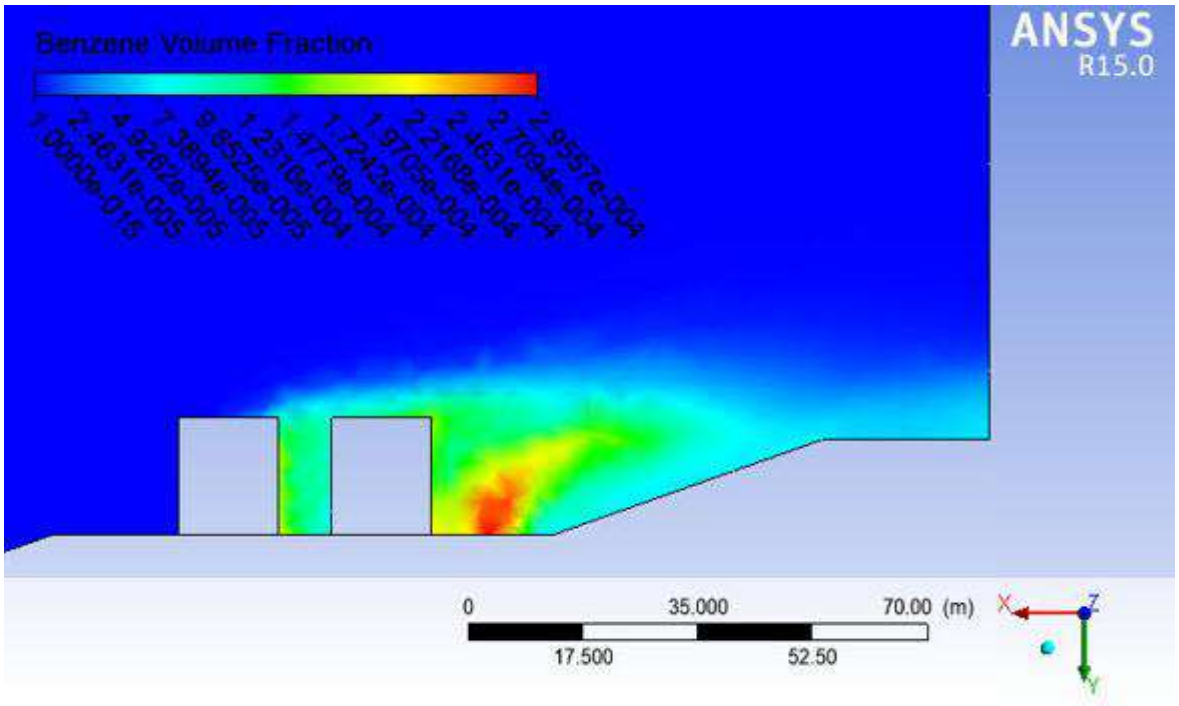


Figure IV.28 : Profile de dispersion de gaz au milieu des bâtiments H = 18m.

On remarque aussi que la vitesse de dispersion est élevée au niveau de la source de pollution (Pot d'échappement) v= 4.97 $m.s^{-1}$, et diminue fortement près de la pente (v entre 1.65 et $4.14.10^{-1}$ $m.s^{-1}$) ce qui explique les faibles concentrations au niveau de la pente et l'accumulation de la pollution en aval des bâtiments. Aussi, en peut observer qu`il y a une petite élévation de la vitesse de dispersion du benzène v = 3.72 $m.s^{-1}$ entre les bâtiments et ça peut s`expliquer par la diminution de la surface du profile de dispersion entre les bâtiments (figures IV.29).

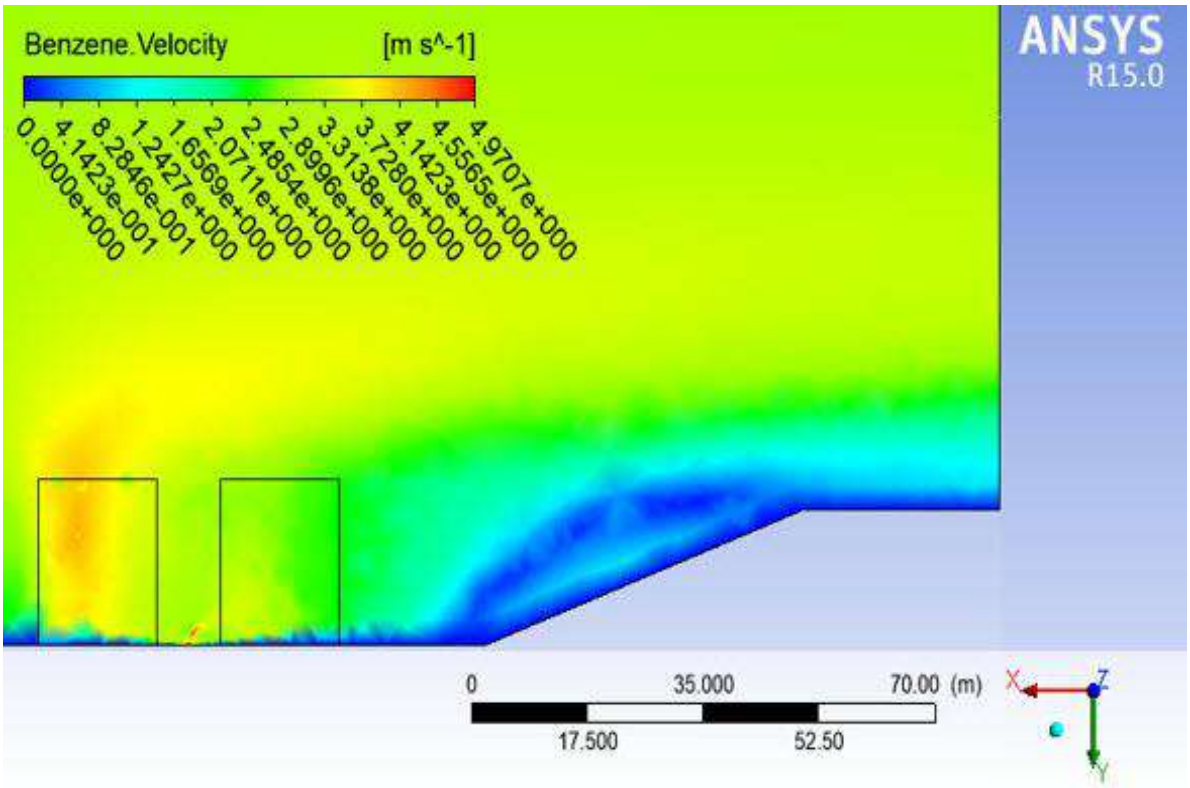


Figure IV.29 : Vitesse de dispersion des gaz d'échappement au centre des bâtiments.

L'étude de la dispersion du benzène contenu dans les gaz d'échappement dans le cas où la source est située en amont des bâtiment à une distance de 7 m des façades, a montré que les concentrations les plus élevées se situent au niveau des bâtiments proches de la source émettrice, précisément aux niveaux des étages inférieurs x = 6.10^{-4} et au pied de la pente x =3.10^{-4} entraînant une stagnation et un ralentissement de l'écoulement des fumées tout en épousant le profil de la pente (figures IV30, IV31).

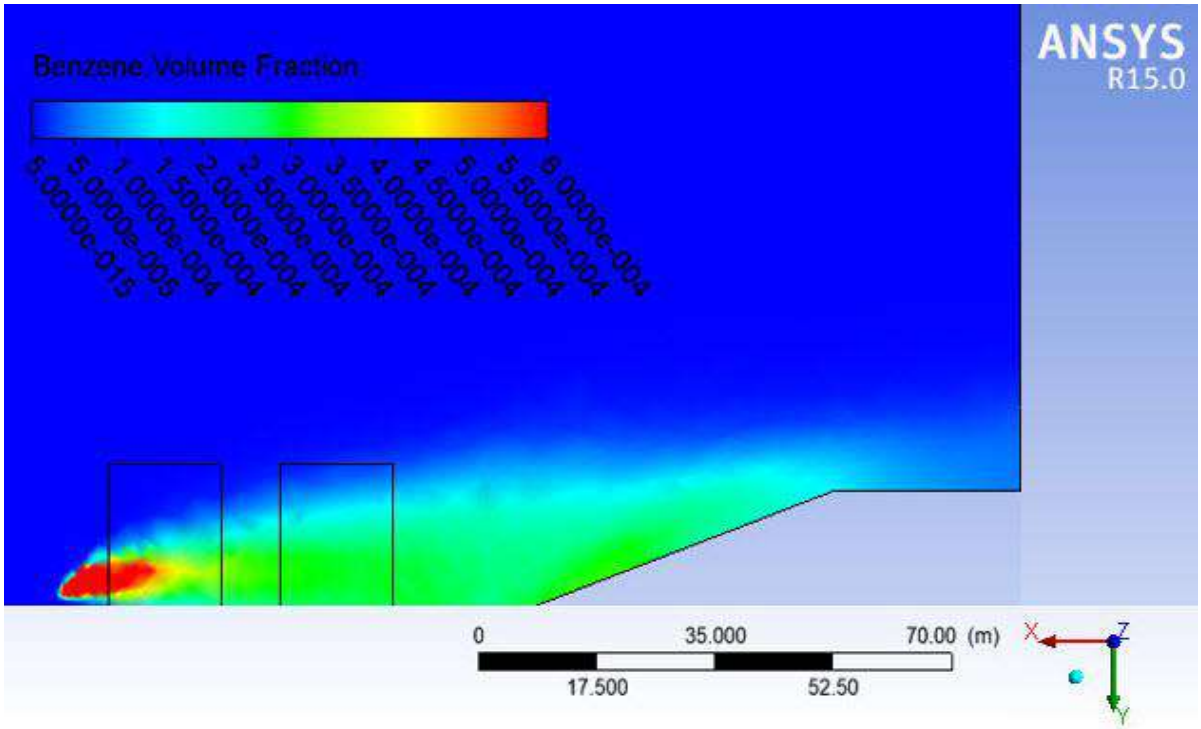


Figure IV.30 : Dispersion de gaz dans l'axe à une distance de 7 m des façades des bâtiments.

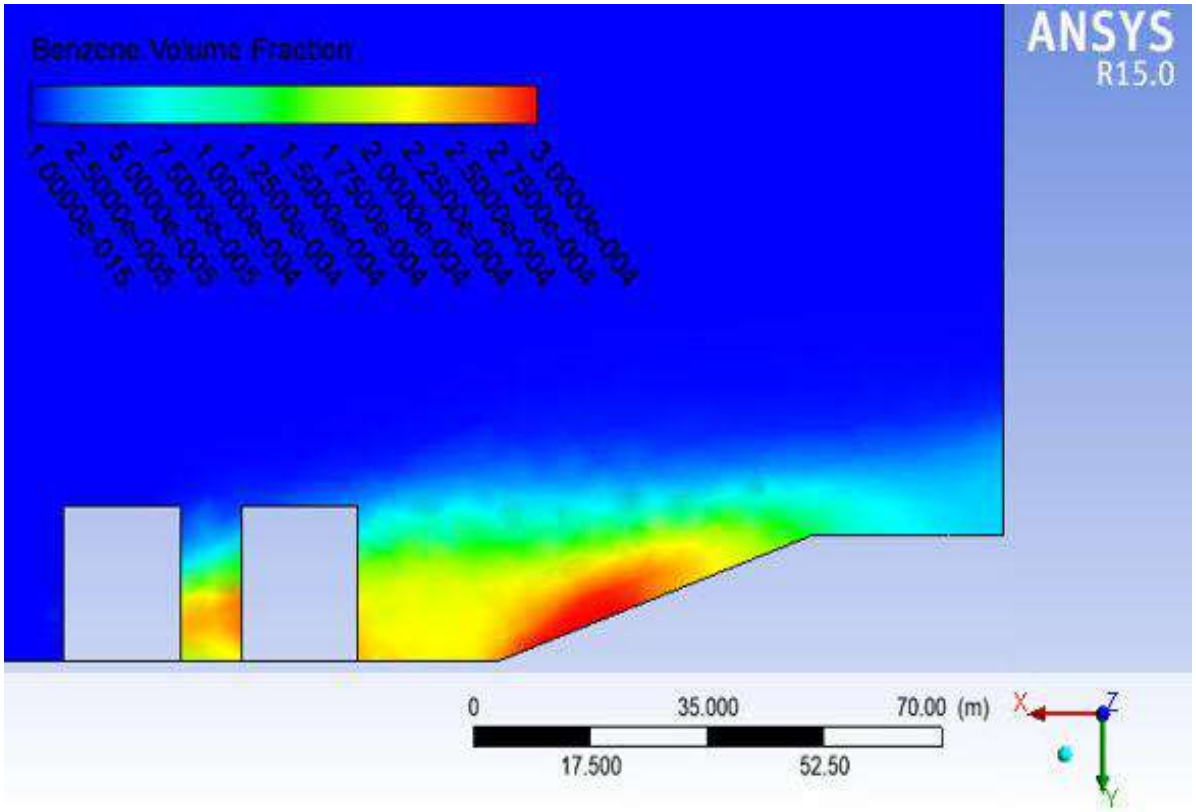


Figure IV.31 : Dispersion du gaz à 7 m des façades des bâtiments.

L'étude de l'évolution de la vitesse de dispersion du benzène contenu dans les gaz d'échappement, confirme les concentrations élevées à 7 m de l'axe des façades des bâtiments, et entre les deux premiers bâtiments qui sont proches de la source de pollution, grâce à la diminution de la surface de dispersion, qui favorise l'augmentation de la vitesse (figures IV.32). D'après la (figures IV.32) on note que les vitesses les plus faibles se situent en aval des deux derniers bâtiments.

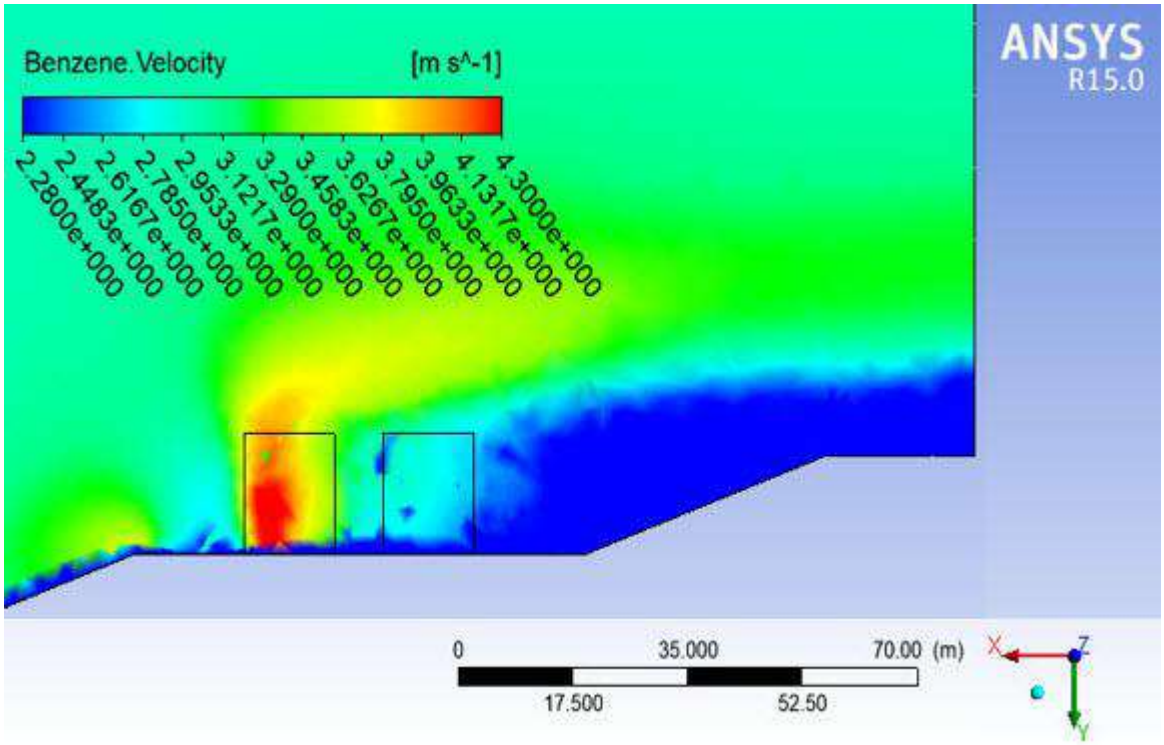


Figure IV.32 : Vitesse de dispersion des gaz d'échappement émis à une distance de 7 m de l'axe des bâtiments.

Pour mieux étudier la dispersion de la fumée du benzène gazeux en fonction de diverses géométries, il a été supposé qu'il existe une source émettrice située à un niveau plus bas par rapport à la nature du terrain. L'étude montre que les concentrations élevées épousent le profil du relief (x= $2.5.10^{-4}$) où les bâtiments sont implantés, puis diminue fortement au niveau de la pente supérieure sous l'effet de la recirculation de l'air. (Figures IV.33 et IV.34).

D`après la figure IV.34 la forte concentration remarquée au niveau de la premier et la deuxième façade des bâtiments est dus au contact de fumées aux façades des bâtiments.

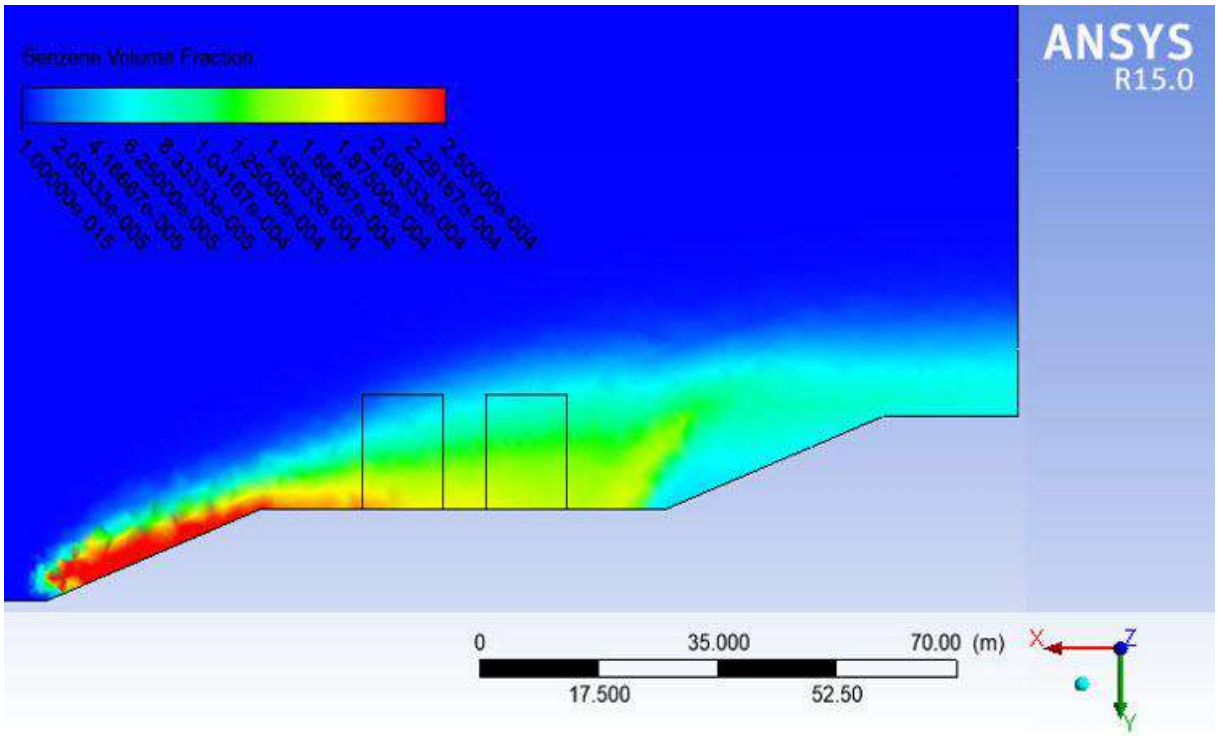


Figure IV.33 : Dispersion des gaz du benzène à une source située au niveau inférieur de l'axe des bâtiments.

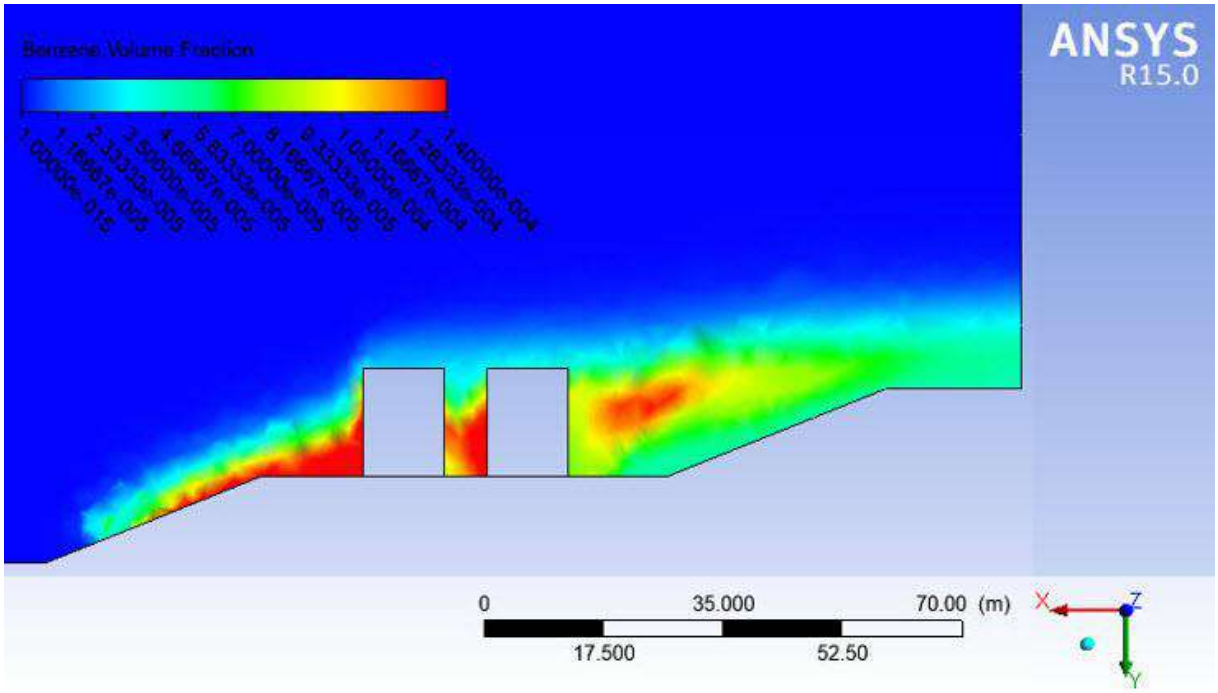


Figure IV.34 : Effet de la dispersion du gaz à une source située au niveau inférieur sur les façades des bâtiments.

D'après la figure IV.35 la vitesse de dispersion du benzène contenu dans les gaz d'échappement montre clairement que l'augmentation de la vitesse entre les deux premiers bâtiments v = 4.2 $m.s^{-1}$ est due à la diminution de profil de la surface de dispersion.

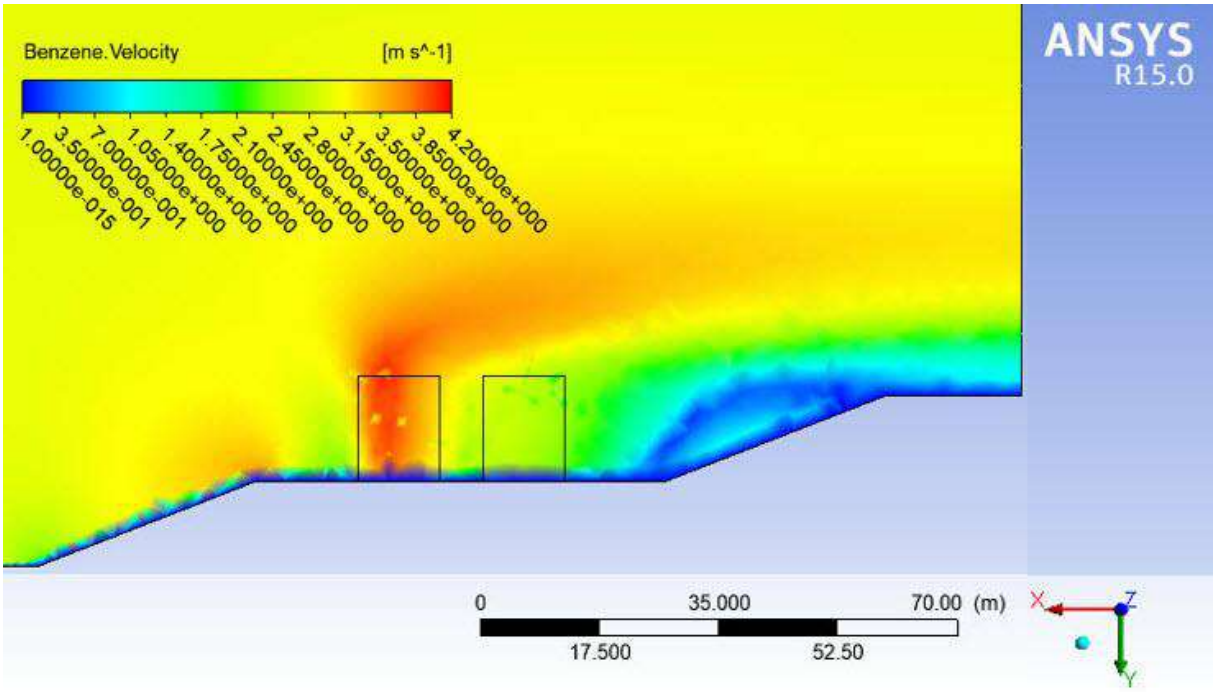


Figure IV.35 : Vitesse de dispersion du benzène à une source située au niveau inférieur de l'axe des bâtiments.

Dans le cas où la source d'émission est au centre des bâtiments de 12 m de hauteur, l'étude de la dispersion a montré une forte accumulation du gaz polluant (C_6H_6) à proximité de la pente supérieure (approximativement de même hauteur que les bâtiments adjacent) du fait de l'emprisonnement et de l'effet de freinage par les bâtiments, la pente et la masse d`air provenant de l`ouest du domaine de l`étude. Dans ce cas, presque tous les niveaux d`étages des bâtiments sont touchés par la pollution (figure IV.36) d'où un impact négatif sur la population.

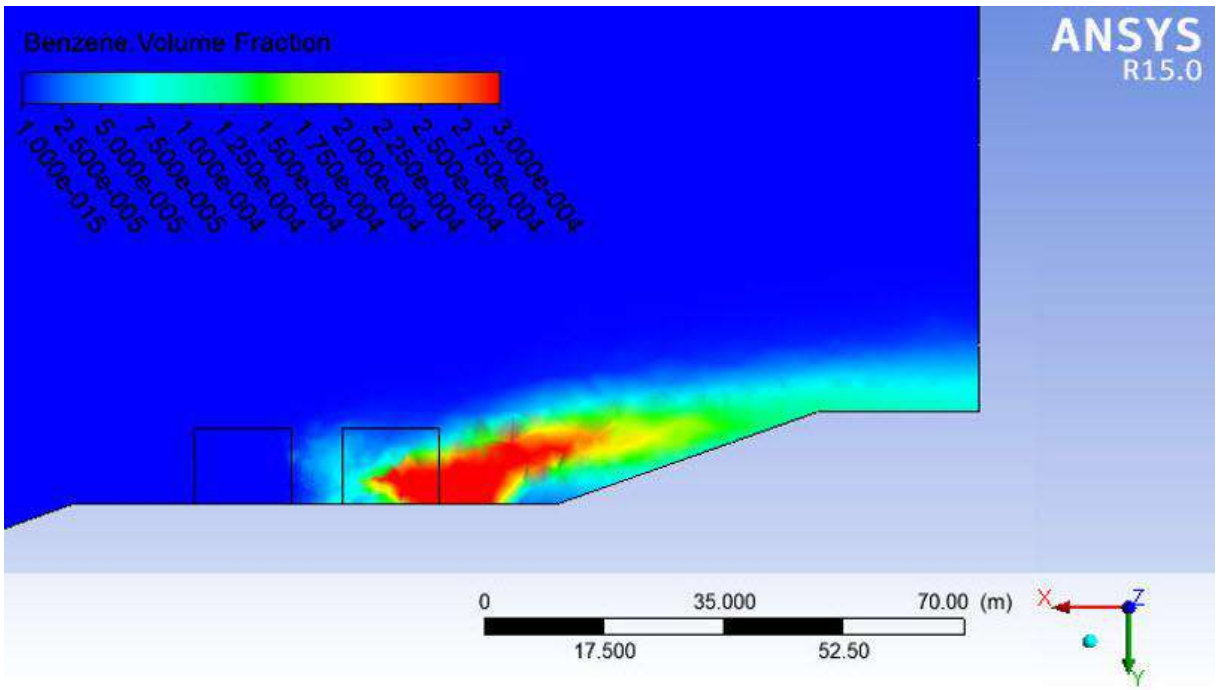


Figure IV.36 : Effet de la hauteur des bâtiments H = 12 m sur l'accumulation de gaz polluants.

L'étude de l'évolution de la vitesse de dispersion de benzène, montre l'effet de la stagnation et le ralentissement de la fumée entre la pente et les façades des bâtiments avec des vitesses faibles qui atteignent v = $7.5.10^{-1}$ $m.s^{-1}$ (figure IV.37).

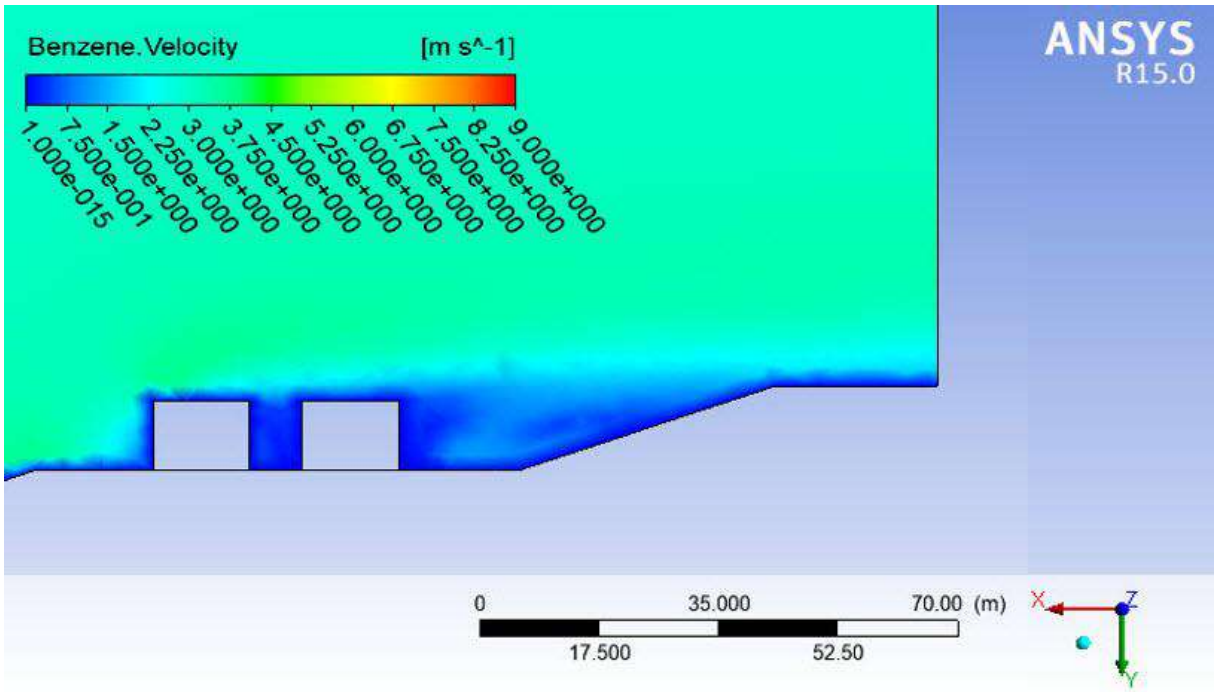


Figure IV.37 : Effet de la hauteur des bâtiments H = 12 m sur la vitesse de dispersion des polluants gazeux.

IV.5. Conclusion

Ce travail de thèse de doctorat a pour but de mesurer les taux de concentration des PMi dans un milieu urbain durant une période allant du 01 février jusqu`à 28 juillet 2019 afin de connaitre les différents paramètres influençant la variation de la concentration des PMi.

Par ailleurs de collecter une base de données sur la variation des taux de concentrations des PMi à partir des résultats expérimentaux mesurés afin d`élaborer des modèles mathématiques corrélatif /prédictifs des taux de concentrations des PMi en fonction des conditions météorologiques.

Apres une étude de comparaison entre les trois modèles prédictifs proposés dans cette étude, le modèle de DA-SVM surpasse significativement les 2 autres modèles proposés en terme d`erreur et de temps d`apprentissage. Aussi, il surpasse significativement les six modèles de référence en terme d`erreur et la capacité prédictive de concentration des 5 tailles de PM en même temps au lieu d`un modèle pour chaque taille. Les résultats obtenus confirment la robustesse du modèle de DA-SVM établi.

Deuxièment, faire des simulations de situations critiques de dispersion des gaz toxiques dans un milieu urbain comme le Benzene à travers un tuyau d`échappement résultant de la combustion de carburant dans un moteur. L`objectif de cet étude est la simulation de la dispersion des gaz des pots d`échappement inodore et invisible, Grace à cette simulation on peut imaginer l`influence des différents paramètres physico-chimiques telles que la géométrie du domaine expérimentale (la nature et l`urbanisme) sur la dispersion, comme l`effet de l`emprisonnement par le vent et l`effet des montagnes sur la stagnation de fumée. Pour cela les profils de simulation sont bien expliqués et révèlent les différents obstacles ou laxatifs à la dispersion des fumées émises par les voitures.

Références bibliographiques

Bai, Yun, Yong Li, Xiaoxue Wang, Jingjing Xie, and Chuan Li. 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.

Brokamp, Cole, Roman Jandarov, Monir Hossain, and Patrick Ryan. 2018. "Predicting Daily Urban Fine Particulate Matter Concentrations Using a Random Forest Model." Environmental Science & Technology 52: 4173–79. https://doi.org/10.1021/acs.est.7b05381.

Elbayoumi, Maher, Nor Azam Ramli, Noor Faizah Fitri Md Yusof, Ahmad Shukri Bin Yahaya, Wesam Al Madhoun, and Ahmed Zia Ul-Saufie. 2014. "Multivariate Methods for Indoor PM10 and PM2.5 Modelling in Naturally Ventilated Schools Buildings." Atmospheric Environment 94: 11–21. https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2014.05.007.

Gan, Kai, Shaolong Sun, Shouyang Wang, and Yunjie Wei. 2018. "A Secondary-Decomposition-Ensemble Learning Paradigm for Forecasting PM2.5 Concentration." Atmospheric Pollution Research 9 (6): 989–99. https://doi.org/10.1016/j.apr.2018.03.008.

Kurt, Atakan, and Ayşe Betül Oktay. 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, Xintong, and Xiaodong Zhang. 2019. "Predicting Ground-Level PM2.5 Concentrations in the Beijing-Tianjin-Hebei Region: A Hybrid Remote Sensing and Machine Learning Approach." Environmental Pollution 249: 735–49. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2019.03.068.

Liu, Tian, Mei Ping Wu, Kai Dong Zhang, Ying Liu, and Jie Zhong. 2014. "Correlation Analysis and Control Scheme Research on PM2.5." Applied Mechanics and Materials 590: 888–94. https://doi.org/10.4028/www.scientific.net/AMM.590.888.

Qi, Chongchong, Wei Zhou, Xiang Lu, Huaiting Luo, Binh Thai Pham, and Zaher Mundher Yaseen. 2020. "Particulate Matter Concentration from Open-Cut Coal Mines: A Hybrid Machine Learning Estimation." Environmental Pollution 263: 114517. https://doi.org/10.1016/j.envpol.2020.114517.

Reynel-Avila, Hilda E., Didilia I. Mendoza-Castillo, Adrián Bonilla-Petriciolet, and Joaquín Silvestre-Albero. 2015. "Assessment of Naproxen Adsorption on Bone Char in Aqueous Solutions Using Batch and Fixed-Bed Processes." Journal of Molecular Liquids 209: 187–95.

Wang, Ping, Hong Zhang, Zuodong Qin, and Guisheng Zhang. 2017. “A Novel Hybrid-Garch Model Based on ARIMA and SVM for PM2.5 Concentrations Forecasting.” Atmospheric Pollution Research.

Zhu, Suling, Xiuyuan Lian, Lin Wei, Jinxing Che, Xiping Shen, Ling Yang, Xuanlin Qiu, et al. 2018. “PM2.5 Forecasting Using SVR with PSOGSA Algorithm Based on CEEMD, GRNN and GCA Considering Meteorological Factors.” Atmospheric Environment 183 (June): 20–32. https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2018.04.004.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Conclusion Générale et Perspectives

Selon les résultats obtenus par la simulation de la dispersion du benzène contenu dans les gaz d'échappement au niveau des bâtiments situés dans une ville montagneuse, par le code commercial ANSYS CFX, il a été démontré que la géométrie des bâtiments joue un rôle important dans le phénomène de transport des gaz émis (C_6H_6). A noter que lorsque la hauteur du bâtiment est importante (H = 18 m), les gaz émis ne sont pas piégés entre le bâtiment et la pente, ce qui est bénéfique et favorable pour avoir une bonne dispersion. Dans ce cas, les hauteurs des bâtiments sont considérées comme un obstacle à la circulation de l'air, en revanche, lorsque la hauteur du bâtiment est un peu basse (H = 12 m), le polluant sera emprisonné entre le bâtiment et la pente, ce qui entraînera une accumulation de gaz et une mauvaise dispersion, ce qui affectera la santé de la population (A. Ibrir et al., 2020).

Concernant l'étude de la prédiction des aérosols, la collecte des résultats a été effectuée durant la période allant du mois de février au mois de juillet 2019. Les polluants et les paramètres mesurés sont les concentrations de PM-10, PM-4, PM-2.5, PM-1, PM-Tot, température et humidité relative, ces derniers ont été réalisés dans un site urbain au centre-ville d'Alger, à l'aide du FIDAS® 200. La vitesse du vent et les précipitations ont été recueillies auprès de l'ONM. Les résultats numériques ont fait l'objet d'une modélisation par (DA-SVMr) des concentrations de PMi mesurées en fonction des conditions météorologiques. L'avantage de ce modèle mathématique est la capacité à résoudre des problèmes non linéaires pour des phénomènes complexes. L'utilisation de l'algorithme de libellule dans cette étude est de généraliser les paramètres du noyau dans le SVM et d'améliorer la robustesse du modèle. Dans ce travail, nous avons introduit le facteur de choix comme entrée dans le modèle mathématique pour sélectionner la concentration choisie de PMi, ce qui nous aide à construire un modèle unique au lieu d'un modèle pour chaque PMi. De plus, l'algorithme SVM reproduit par machine learning et caractérisé par le paramètre de régularisation, ce qui permet d'éviter le sur-ajustement. L'algorithme de libellule a bien optimisé les hyper paramètres (C, σ et ε) du modèle SVMr et est démontré par le bon alignement de l'ensemble de données prédites en fonction de toutes les données expérimentales sur la première régression bissectrice. Le coefficient de détermination R^2 et le RMSE ont montré que les résultats sont prometteurs. Par conséquent, ce modèle mathématique de prévision est considéré comme un outil utile via l'interface graphique pour aider les autorités gouvernementales, en l'absence de station de mesure continue, à anticiper les épisodes critiques de mauvaise qualité de l'air pour éviter des impacts économiques et sanitaires négatifs (Abdellah Ibrir et al., 2021).

Outre, les études objet de la présente thèse, des perspectives et recommandations sont suggérées et consistent-en :

- Respecter la réglementation fixée par l'État.
- Définir des plans et des programmes d'actions à l'échelle régionale et nationale pour la réduction des émissions des polluants atmosphériques.
- Favoriser les voitures hybrides et le transport en commun.
- L'amélioration des infrastructures et réglementation de la qualité des carburants et combustibles, ainsi que les émissions de polluants liées aux moteurs.
- La promotion des transports plus respectueux de la santé et de l'environnement, et en particulier les « mobilités actives » (marche, vélo...).
- La généralisation de l'utilisation des carburants propres dans les transports individuels et collectifs, notamment, dans les grands centres urbains.
- Dans le secteur des transports, il est prévu de convertir 500000 véhicules particuliers au GPLC carburant d'ici 2021, et atteindre 1,3 million de véhicules à l'horizon 2030. En outre, 11000 bus devraient être convertis au Gaz Naturel Carburant (GNC) sur la période (2016 - 2030).
- Expérimenter d'autres techniques d'intelligence artificielle pour modéliser et prédire la qualité de l'air en fonction d'autres critères.

Références bibliographiques

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, Abdellah, 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.

ANNEXES

Tableau IV.A1 : L'ensemble des erreurs de chaque nombre de neurone pour une seule couche cachée.

i	Erreur
1	23.6393
2	23.6393
3	23.6393
4	23.6393
5	23.6393
6	23.6393
7	23.6393
8	23.6393
9	23.6393
10	23.6393
11	23.6393
12	23.6393
13	23.6394
14	**23.6276**
15	23.6393
16	23.6393
17	23.6393
18	23.6393
19	23.6393
20	23.6387

Tableau IV.A2 : L'ensemble des erreurs de chaque nombre de neurone pour le cas des deux couches cachées.

i	j	Erreur
1	1	11,3751
1	2	15,087
1	3	8,9637
1	4	8,5648
1	5	8,3764
1	6	8,0936
1	7	8,1807
1	8	14,6762
1	9	8,514
1	10	14,9185
1	11	15,0541
1	12	9,5384
1	13	15,0451
1	14	14,9519
1	15	7,9789
1	16	15,4992
1	17	15,0022
1	18	14,9024
1	19	14,7479
1	20	15,0339
2	1	8,581
2	2	8,3783
2	3	8,4186
2	4	10,0999
2	5	14,9001
2	6	8,2644
2	7	12,1315
2	8	8,0697
2	9	7,9551
2	10	8,003
2	11	8,5349
2	12	8,0465
2	13	8,0316
2	14	7,8931
2	15	14,8145
2	16	8,077
2	17	8,2266
2	18	8,7808
2	19	8,0069
2	20	9,4361
3	1	8,1277
3	2	7,6087
3	3	7,9716
3	4	7,7807
3	5	8,3918
3	6	7,6801
3	7	8,1672
3	8	8,1235
3	9	8,5647
3	10	7,4485
3	11	7,939
3	12	8,7398
3	13	7,9882
3	14	8,0229
3	15	7,1134
3	16	7,5299
3	17	7,941
3	18	7,5419
3	19	8,8392
3	20	7,4259
4	1	7,8345
4	2	7,7179
4	3	7,8404
4	4	7,9766
4	5	7,1025
4	6	7,7506
4	7	7,9113
4	8	8,2524
4	9	7,7695
4	10	8,1482
4	11	8,087
4	12	7,7516
4	13	8,2213
4	14	8,0195
4	15	7,9368
4	16	7,8746
4	17	9,699
4	18	8,0102
4	19	7,8593
4	20	7,7608
5	1	8,0327
5	2	8,1535
5	3	8,2052
5	4	7,5378
5	5	8,0432
5	6	8,1087
5	7	7,5493
5	8	7,8655
5	9	8,1395
5	10	7,8489
5	11	7,659
5	12	8,3611
5	13	7,3439
5	14	7,1809
5	15	7,9846
5	16	7,307
5	17	7,5408
5	18	7,5473
5	19	7,7558
5	20	7,8029
6	1	7,8853
6	2	8,081
6	3	7,7218
6	4	7,35
6	5	7,6671
6	6	7,4599
6	7	8,0509
6	8	7,4156
6	9	7,4308
6	10	7,5941
6	11	7,9061

6	12	7,7629
6	13	7,4999
6	14	7,3272
6	15	7,0946
6	16	7,6709
6	17	7,7921
6	18	8,1305
6	19	7,9688
6	20	7,7606
7	1	8,7981
7	2	6,7728
7	3	7,767
7	4	7,4241
7	5	8,1154
7	6	8,0528
7	7	7,9455
7	8	7,564
7	9	8,3126
7	10	7,5
7	11	8,0453
7	12	7,8084
7	13	8,2139
7	14	7,8972
7	15	7,7636
7	16	7,7139
7	17	7,0675
7	18	7,7479
7	19	7,0814
7	20	6,8905
8	1	6,1275
8	2	6,4457
8	3	8,1848
8	4	7,4495
8	5	6,7573
8	6	7,5276
8	7	7,2281
8	8	6,8969
8	9	8,0429
8	10	7,7062
8	11	7,7234
8	12	8,0634
8	13	7,8928
8	14	7,8068
8	15	8,1727
8	16	7,7687
8	17	7,3118
8	18	7,5924
8	19	7,6128
8	20	8,352
9	1	7,5189
9	2	8,1601
9	3	6,5881
9	4	7,6997
9	5	7,7752
9	6	8,0125
9	7	7,5104
9	8	7,9791
9	9	8,6287
9	10	7,7557
9	11	8,2355
9	12	7,6912
9	13	7,2308
9	14	7,1206
9	15	8,8374
9	16	8,7034
9	17	7,9197
9	18	7,9095
9	19	7,7899
9	20	7,7262
10	1	7,2413
10	2	7,4687
10	3	7,0671
10	4	8,1615
10	5	7,9715
10	6	7,4189
10	7	7,2194
10	8	8,0572
10	9	7,8393
10	10	7,5098
10	11	7,7398
10	12	6,9656
10	13	7,1158
10	14	7,4781
10	15	7,8052
10	16	7,4943
10	17	6,8796
10	18	6,9366
10	19	6,9565
10	20	7,0289
11	1	8,2123
11	2	6,0539
11	3	7,3962
11	4	8,1513
11	5	7,9139
11	6	6,8853
11	7	7,2943
11	8	8,6327
11	9	7,8617
11	10	7,7304
11	11	7,249
11	12	7,4668
11	13	8,3294
11	14	7,937
11	15	7,5795
11	16	7,6121
11	17	7,8786
11	18	7,41
11	19	7,7115
11	20	7,0645
12	1	7,3029
12	2	7,7224
12	3	7,1481
12	4	5,9354
12	5	8,2778
12	6	6,1586
12	7	7,8394
12	8	6,3865
12	9	7,992
12	10	8,0802
12	11	7,3479

12	12	7,4491
12	13	7,3497
12	14	6,8084
12	15	7,2952
12	16	7,8439
12	17	7,6676
12	18	7,1882
12	19	7,684
12	20	7,151
13	1	7,4377
13	2	6,2582
13	3	7,1802
13	4	7,3008
13	5	6,5685
13	6	7,9921
13	7	7,0169
13	8	7,3829
13	9	7,4159
13	10	8,5775
13	11	7,4878
13	12	7,3081
13	13	6,871
13	14	7,5523
13	15	7,6988
13	16	6,6229
13	17	6,3169
13	18	7,5984
13	19	7,5651
13	20	7,0366
14	1	5,3308

14	2	7,0007
14	3	6,9704
14	4	7,109
14	5	7,7862
14	6	7,5913
14	7	7,2609
14	8	7,7605
14	9	7,4357
14	10	6,7557
14	11	7,3436
14	12	7,9414
14	13	7,8919
14	14	6,8059
14	15	7,0972
14	16	7,6792
14	17	7,5552
14	18	8,0721
14	19	7,7913
14	20	8,0377
15	1	7,3979
15	2	5,9369
15	**3**	**3,0017**
15	4	7,6731
15	5	7,4134
15	6	6,6281
15	7	7,8632
15	8	6,1343
15	9	7,1436
15	10	7,4652
15	11	7,6962

15	12	7,2905
15	13	7,9856
15	14	7,3156
15	15	7,9154
15	16	7,5751
15	17	8,0565
15	18	8,1573
15	19	7,8375
15	20	7,2768
16	1	7,8377
16	2	9,6238
16	3	7,2706
16	4	8,3775
16	5	7,806
16	6	7,1547
16	7	7,2085
16	8	8,2124
16	9	6,7608
16	10	7,3653
16	11	7,2146
16	12	8,5156
16	13	8,8468
16	14	7,5878
16	15	9,1204
16	16	7,898
16	17	7,6574
16	18	7,7923
16	19	8,0946
16	20	7,3408
17	1	13,2085

17	2	15,6836
17	3	7,0499
17	4	7,3169
17	5	8,5806
17	6	8,0067
17	7	6,9177
17	8	8,5135
17	9	8,0742
17	10	6,3486
17	11	9,2595
17	12	7,0636
17	13	8,4112
17	14	7,2599
17	15	8,0978
17	16	6,8053
17	17	7,5867
17	18	7,3381
17	19	7,4813
17	20	7,5932
18	1	6,7203
18	2	7,7391
18	3	6,3996
18	4	6,7819
18	5	6,6293
18	6	6,5673
18	7	7,9435
18	8	6,6861
18	9	7,9859
18	10	7,3522
18	11	8,5043

18	12	6,8139
18	13	7,9026
18	14	8,0596
18	15	7,5393
18	16	7,6293
18	17	8,2662
18	18	7,472
18	19	7,4708
18	20	7,4296
19	1	7,4812
19	2	7,7277
19	3	8,2662
19	4	7,7215
19	5	8,5554
19	6	7,8248
19	7	7,6413
19	8	6,7241
19	9	7,1447
19	10	7,1183
19	11	6,5359
19	12	7,4874
19	13	7,3527
19	14	7,6306
19	15	6,5698
19	16	7,69
19	17	7,954
19	18	8,0482
19	19	7,6721
19	20	8,9894
20	1	7,4224
	2	8,2122
20	3	8,005
20	4	7,7351
20	5	6,9404
20	6	7,6929
20	7	7,8106
20	8	8,7715
20	9	6,641
20	10	7,3311
20	11	6,8883
20	12	7,1926
20	13	7,7184
20	14	7,0677
20	15	8,1522
20	16	7,9494
20	17	6,728
20	18	7,139
20	19	6,8636
20	20	7,7589

ARTICLES SCIENTIFIQUES ET ATTESTATIONS DE PARTICIPATION AUX TRAVAUX DE RECHERCHE

Algerian Journal of Environmental Science and Technology
December edition. Vol.7. Nº4. (2021)
ISSN : 2437-1114
www.aljest.org

Evaluation and prediction of the effects of the dispersion of (VOCs) on the population in urban air using ANSYS CFX

A. Ibrir[1]*, Y. Kerchich[2,3] , N. Hadidi[1], R. Rebhi[4]

[1] Materials and Environment Laboratory (LME), Process Engineering Department, Faculty of Technology, Yahia Fares University, Medea, Algeria.
[2] Environmental Sciences and Techniques Laboratory (LSTE), National Polytechnic School, El Harrach, Algeria.
[3] Materials and Environment Laboratory (LME), Yahia Fares University, Medea, Algeria.
[4] Faculty of Technology, Yahia Fares University, Medea, Algeria.

*Corresponding author: ibrir_abdellah@yahoo.com ; Tel.: +213 669 60 17 31; Fax: +21300 00 00

ARTICLE INFO

Article History:

Received ***:30/01/2020***
Accepted ***:01/07/2020***

***Key Words*:**

Benzene;
CFD simulation;
Dispersion;
Exhaust gas;
Motor vehicles;
ANSYS CFX.

ABSTRACT/RESUME

Abstract: *Indoor-outdoor environments are polluted by volatile organic compounds (VOCs), mainly benzene, toluene, ethylbenzene and the three isomers ortho, meta and para-xylene, commonly known as BTEX. Motor vehicles are the main source of these compounds. In this regard, we propose to study the simulation of the dispersion of benzene, emitted by the exhaust gases of a vehicle in a (3D) medium, in order to predict the concentration of the polluting gas and the different physical dispersion parameters as a function the distance from the emission source of the vehicle to the location of the study and the height of the buildings. In our work, CFD simulations were carried out using the k-ε turbulence model provided by the commercial code ANSYS-CFX. The results showed that whenever the source of pollution approaches the urban environment, pollution remains high in urban areas, which affects the well-being of the population.*

I. Introduction

The use of chemicals of organic or mineral origin presents a problem of toxicology on environment [1]. Volatile Organic Compounds (VOCs) are considered chemical substances consisting of carbon chains or rings, also containing hydrogen at a vapor pressure of more than 0.27 kPa at 25 °C, except methane [2]. The impact of disturbances and pollution is mainly reflected [3] by respiratory diseases and cancers. The results of air pollution monitoring research revealed [4-5] that VOCs are considered among the major air pollutants. The estimation of VOCs in several samples has been submitted with particular precaution in recent years [6]. because of the direct and indirect effects of [7] VOCs on human health and the ecological system. The majority of VOCs are carcinogenic or suspected compounds, and others have harmful impacts [8-10]. BTEX [benzene, toluene, ethylbenzene and the three isomers of xylene (ortho, meta and para)] are a subclass of VOCs boiling in the range of 80-150 °C. Based on the physico-chemical properties of BTEX, these compounds are very volatile and very flammable. They have a low solubility (1.76 g / L in water and 0.4 g / L in air for Benzene at 25 °C) [11-12], and a high solubility in oils and in most organic solvents. The change in solubility of Benzene is proportional to the temperature [11]. They are easily accessible to microorganisms in dissolved form. BTEX is moderately adsorbed by the organic phase of the soil. Their value of octanol / water partition coefficient (log Koc) is between 2 and 4. If the value of the partition coefficient is greater than 1, this means that the substance is more easily soluble in fat than in water, while if this value is less than 1, the substance will be more soluble in water than in fat. Aromatic hydrocarbon substances are highly available in the environment by reason of natural sources, which includes algae and plankton, also anthropogenic sources of hydrocarbons; including household and industrial waste, biomass and wood, incomplete combustion of fuel oil and urban runoff [2]. The main problems of air pollution [5] due to car

Copyright © 2021, Algerian Journal of Environmental Science and Technology, All rights reserved

emissions, essential VOC in urban areas [10]. Road transport is considered the main source of several polluting elements [13]. The road traffic exhaust participate with 55% of non-methane hydrocarbons [14]. Studies carried out in an urban environment in Algiers have shown that the level of air pollution by BTEX varied from 1.1 to 26.8 µg / m^3 for benzene, 3.5 to 63.3 µg / m^3 for Toluene, 2 to 12 µg / m^3 for Ethylbenzene and 1.07 to 14.7 µg / m^3 for Xylenes. For this, the observation, modelling, management, evaluation and prediction of the effects of air pollution on health and the environment are essential for sustainable development, especially in large urban agglomerations.

From the previous discussion, it can be seen that the CFD has become a more accessible tool due to the continued progress of modeling studies and the rapid increase of computational resources. However, from the foregoing published literature it seems that the results are varied, confuses sometimes contradictory. Separated flows are significantly affected by the presence of walls, where the viscosity-affected regions have large gradients in the solution variables and accurate presentation of the near-wall region determines successful prediction of separated-reattachment turbulent flows. In addition, it is known that the results of CFD simulations [15] are very sensitive to a wide range of computational parameters such as turbulence constants, and the flow profiles of velocity and turbulence quantities.

The objective of our work is to implement new ways [1] of detecting the pollution by using CFD simulation of the flow and dispersion of a pollutant in a (3D) environment in an urban agglomeration by applying the Reynolds Average Naviers-Stocks approach (RANS) based on a turbulence model k-ε implemented in the code CFD (Computational Fluid Dynamics) by ANSYS CFX. The results of the simulations are presented in order to study the structure of the flow and the dispersion in the urban agglomerations.

II. Methodology

II.1. Hypotheses

More than 90% of the benzene present in the ambient air is emitted by car traffic [13] The values due to traffic (%) are presented in Table 1. In order to study the dispersion of the pollution [16], we chose the case of a source of benzene emission coming from an exhaust pipe of a vehicle in stopping position in an urban agglomeration. To do this, we proceeded to the realization of different architectures of buildings with change of position of the source of emission with respect to these and this in order to follow the phenomenon of dispersion of this pollutant according to the variations of the heights of the buildings. Other parameters of dispersion, such as [17] pressure and temperature, have also been studied in order to better interpret the results of the modeling. The geometries of the studied buildings are realized according to the current architecture of the Algerian cities and in particular the city of Medea. The maximum and minimum heights of the studied buildings were 18 and 12 m. the number of buildings taken into consideration is four. It was estimated that between these four buildings were sidewalks and a six and a half meter two lane road, with a total distance of 8 m between the two buildings. The direction of dispersion of the pollutants was taken in the same direction of the prevailing wind. The city of Medea is considered a mountainous city and the four buildings are located next to a mountain that traps the flow of pollution rejected by cars. The buildings are located on a plot of 7500 m^2. For the modeling of pollution of the gas of benzene, two cases have been assumed. In all cases, it was considered that the road was between buildings of the same height. In the first case, we change the position of the emission source. In the second case, the change applies to heights of buildings (12 m). Vehicle traffic on the various routes studied was assumed very crowded. The modeling of the benzene dispersion was studied in May in stable atmospheric conditions (sunny day, wind speed 3 m / s according to the standards of the sidi-mselem meteorological station, MEDEA), without photochemical reaction leading to its elimination or the formation of other secondary pollutants.

Table 1. *Emissions of some pollutants in Europe* [13].

Substance	Total emission (million t)	Percentage due to traffic (%)
Sulfur dioxide	1	7.4
Carbon monoxide	8.25	73.8
Benzene	0.043	90

II.2. Numerical sumilation

Ansys CFX code, based on Finite Volume Method (FVM), was used for the solution of the conservation equations that governing the problem (Navier-Stokes and turbulence quantities) for all of turbulence models used in this study. Calculation are performed using the k-ϵ model. A standard k-ϵ turbulence model employed for wall relation to form the kinetic energy values of turbulence and dissipation at the first point of the array that moves away from the wall [18].

The turbulent kinetic energy ***k*** (m^2/s^2) is defined as follows equation (1) [19]:

$$k = \frac{1}{2}\overline{u_i u_i} = \frac{1}{2}\left(\overline{u_1^2 + u_2^2 + u_3^2}\right) \quad \textbf{(1)}$$

Where u_i floating speed component in direction i (m / s).

The dissipation rate ε of the kinetic energy k is calculated from the equation (2):

Copyright © 2021, Algerian Journal of Environmental Science and Technology, All rights reserved

Algerian Journal of Environmental Science and Technology
December edition. Vol.7. Nº4. (2021)
ISSN : 2437-1114
www.aljest.org

$$\varepsilon = \nu \frac{\overline{\partial u_i \partial u_i}}{\partial x_j \partial x_j} \quad \textbf{(2)}$$

With ν Kinematic viscosity (m^2/s).
Transport equation of turbulent kinetic energy k is given by equation (3):

$$\underbrace{\frac{\partial}{\partial x_i}\left(\rho k \overline{U_i}\right)}_{a} = \underbrace{\frac{\partial}{\partial x_j}\left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_k}\right)\frac{\partial k}{\partial x_j}\right]}_{b} + \underbrace{G_k}_{c} - \underbrace{\rho\varepsilon}_{d} \quad \textbf{(3)}$$

a : Convective term
b : Broadcast term
c : Production rate
d : Dissipation rate
With ρ Density (kg / m^3), k Turbulent kinetic energy (m^2/s^2), $\overline{Ui}$ Average speed component in direction i (m/s), μ: Dynamic viscosity (kg/m.s), μ_t Turbulent dynamic viscosity (kg/m.s),
Enables the turbulent viscosity μ_t to be found from equation (4) or its equivalent in terms of

$$\mu_t = \frac{C_\mu \rho k^2}{\varepsilon} \quad \textbf{(4)}$$

Equation (5) define transport equation of the dissipation rate of turbulent kinetic energy ε:

$$\frac{\partial}{\partial x_i}\left(\rho\varepsilon\overline{U_i}\right) = \frac{\partial}{\partial x_j}\left[\left(\mu + \frac{\mu_t}{\sigma_\varepsilon}\right)\frac{\partial \varepsilon}{\partial x_j}\right] + C_{1\varepsilon}\frac{\varepsilon}{k}(G_k) - C_{2\varepsilon}\rho\frac{\varepsilon^2}{k} \quad \textbf{(5)}$$

The production term G_k is given by equation (6):

$$G_k = -\rho\overline{u_i u_j}\frac{\partial \overline{U_j}}{\partial x_i} = \rho\nu_t\left(\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial x_j} + \frac{\partial \overline{U_j}}{\partial x_i}\right)\frac{\partial \overline{U_i}}{\partial x_j} \quad \textbf{(6)}$$

The adaptation of the standard constants of the model given by [20] makes the equation system operational. They are combined in Table 2:

Table 2. *Values of the constants of the k-ε model.*

C_μ	$C_{1\varepsilon}$	$C_{2\varepsilon}$	σ_k	σ_ε
0.09	1.44	1.92	1	1.3

In all the numerical simulation the accuracy of the results were dependent on the turbulence models, the near-wall treatment (y^+) applied, convergence criteria, among other solver factors.

The wall y^+ is a non-dimensional distance similar to local Reynolds number. In the context of CFD, it is used to describe how coarse or fine a mesh is for a particular flow. It determines whether the influences in the wall-adjacent cells are laminar, transitional or turbulent, hence indicating the part of the turbulent boundary layer that is resolved (ANSY CFX). It is described as:

$$y^+ = \frac{u^* y}{v} \quad \textbf{(7)}$$

Where y is the height from the wall to the mid-point of the wall-adjacent cells, υ is the kinematic viscosity and u^* is the friction velocity.
The pre-processor ICEM associated with Ansys is used for the construction of the computational domain and grid generation. A Cartesian structured grid non-uniform in the tow direction X and Y is used. A special attention was paid to the generation, in particular near wall treatment. Due to network adaptation, this is a major step in validating the model for future analysis. A special attention was paid to the generation, in particular near wall treatment. Because the grid adaptation it is a major step in validating the model for future analysis. In all cases the choice of grid mesh configuration, with respect to the turbulence model selected, was based the value of the non dimensional distance from the wall y^+ calculated using equation (7). The grid was adjusted multiple times based on the y^+ values of near wall cells until the y^+ values were within the limiting range. After the first node near the wall, the mesh is refined to capture high gradient of velocity, pressure and turbulence quantities in the vicinity of the wall. For each turbulence model used, a grid independence study was carried to find the mesh that allows a compromise between desired accuracy and solution cost in time and memory. For this purpose, three mesh sizes of significantly different grid resolution has been tested for the k-ϵ model studied, named coarse, mean refined and dense mesh as detailed in table 3. For turbulence models that use wall functions equation (k-ε), the first cell is placed in the fully turbulent (log-law region) just after the buffer layer which satisfy the condition $y^+ \approx 30$.
A sample of convergence history is illustrated in Fig. 1:

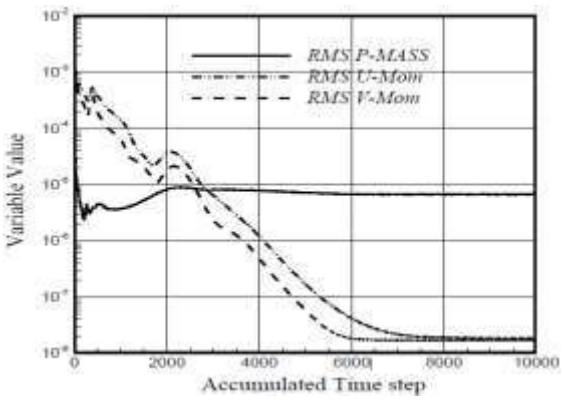


Figure 1. *Convergences.*

This research examines a potential application of a new configuration to predict the concentration and effects of air pollution, around of an urban agglomeration, generated by the exhaust pipe of a vehicle in a shutdown position in different places

Copyright © 2021, Algerian Journal of Environmental Science and Technology, All rights reserved

close to these buildings. Fig. 2 shows the configuration dimensions and conditions for the field of study, Fig. 3 shows the inputs and outputs for the field of study.

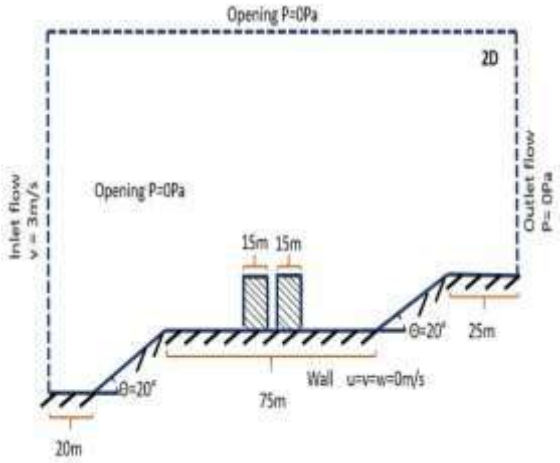


Figure 2. *Configuration dimensions and conditions.*

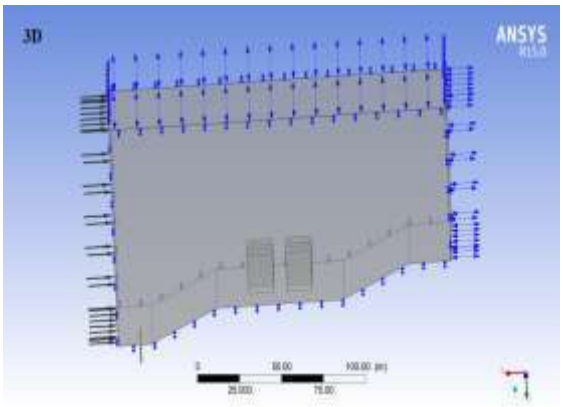


Figure 3. *The direction of the inputs and outputs of the domain to study.*

Fig. 4 shows the detail of the mesh of the geometry.

The entire domain was mainly composed of triangular cells. The parameters of the mesh are presented in Table 3:

Table 3. *The mesh parameters.*

Relevance center	Sizing	Details			
		Source of gaz dispersion in the middle of 4 buildings (H=18m)	Source of gaz dispersion at 7 m from the facades of buildings (H= 18m)	Source of gas dispersion down-stream of buildings (H= 18m)	Source of dispersion in the middle of 4 buildings (H= 12m)
Refined	Elements	185722	186648	188147	182256
	Nodes	35388	35515	35757	34761
Medium	Elements	59907	63115	63585	60376
	Nodes	11733	12247	12327	11792
Coarse	Elements	24488	27237	25859	25356
	Nodes	4824	5220	4950	4945

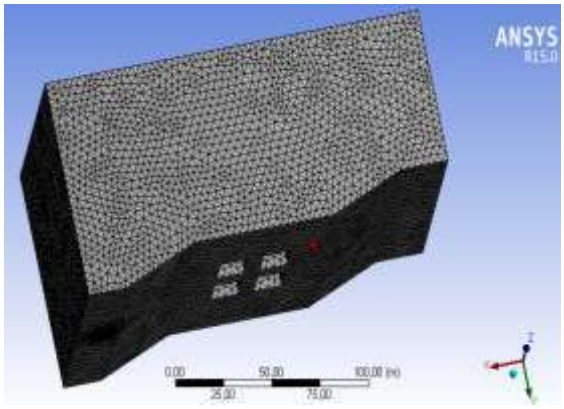


Figure 4. *Detail of the final mesh.*

II.3. Initial and boundary conditions

In the equations below, v: is the flow velocity vector field, C: is the concentration of polluting gas and Q: represents the flow, It should be noted that all the quantities of this equation are in SI units. Equation (8) define the initial condition, while equation (9), (10) and (11) defines boundary conditions, validated in the three directions, namely x, y and z.

$$C|_{t=0} = 0 \quad \textbf{(8)}$$

$$C|_{\text{pollution source}} = C^{sat} \quad \textbf{(9)}$$

$$Q|_{(\text{inlet})} = Q_i \quad \textbf{(10)}$$

$$v|_{\text{wall}} = 0 \quad \textbf{(11)}$$

III. Results and discussion

Four cases with different sources of pollution are simulated and analyzed, in the first three cases, the height of the building is 18m, that is to say, ground floor plus five floors, with the first case the source of pollution located between the four buildings , the second case, the source of pollution is distant with 7m of the facades of the two buildings and the third case the source of pollution is located on a plateau below the level of the four buildings, the fourth case the source of pollution located between the four buildings of 12m height ie ground floor plus three floors.

The parameters concerned in this study is the velocity in (m / s) and the volume fraction of benzene in the field of study. Simulation of the dispersion of the studied pollutant (C_6H_6) emitted at the exhaust pipe of a vehicle parked in the center of buildings maximum heights of 18 m, showed that the highest grades are concentrated at the bottom of buildings at about 5 m height. These high levels are due the emission source is surrounded by buildings that it brake, in the direction of the wind current. The dispersion of pollution at the level of buildings at the foot of the slope. Low concentrations are found near the slope Figs. 5, 6.

Copyright © 2021, Algerian Journal of Environmental Science and Technology, All rights reserved

Algerian Journal of Environmental Science and Technology
December edition. Vol.7. Nº4. (2021)
ISSN : 2437-1114
www.aljest.org

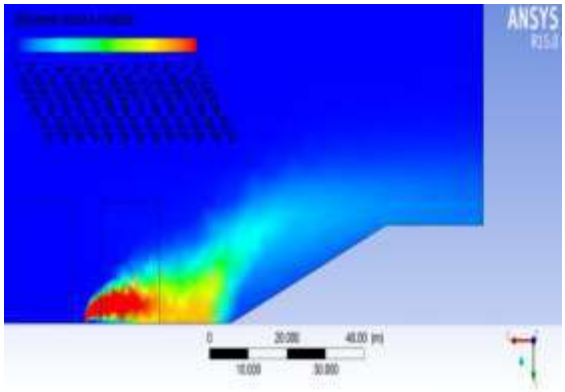


Figure 5. *Gas dispersion at the center of buildings H = 18m.*

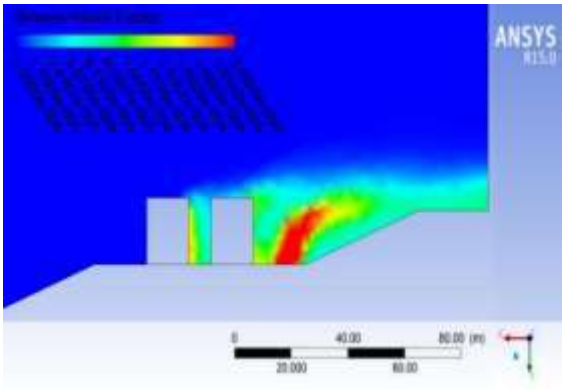


Figure 6. *Gas dispersion in the middle of buildings H = 18m.*

The study of the evolution of the exit velocity of the exhaust gases as a function of altitude has shown that the dispersion speed is high at buildings upstream of the source and decreases sharply at the foot of the slope which explains the low concentrations in the center and at the foot of the slope, (v between 2,5 and 3,12 m/s) Figs. 7, 8.

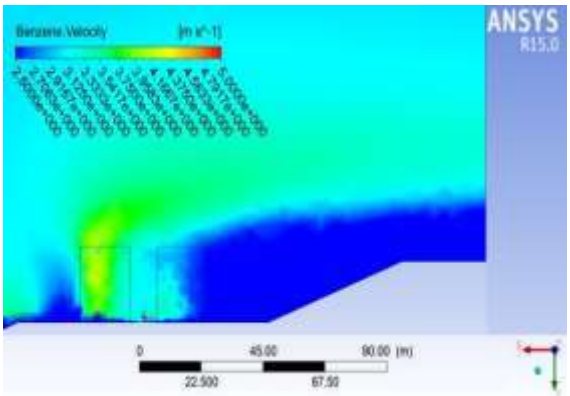


Figure 7. *Exhaust gas velocity at the center of buildings.*

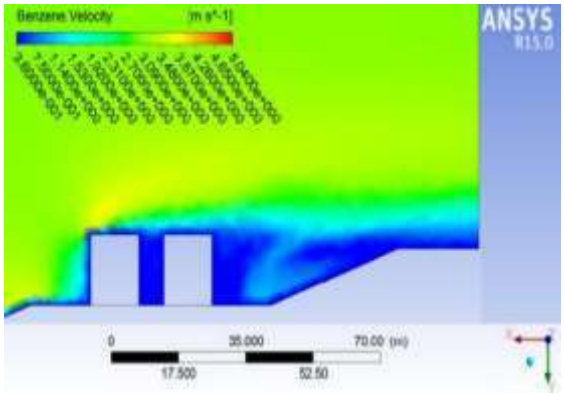


Figure 8. *Speed of gases in contact with buildings H = 18m.*

The study of the dispersion of benzene contained in the exhaust gases in the case where the source is located at the axis and 7 m upstream of the buildings, showed that the highest concentrations are located at the buildings that are close to the source emitting and in the lowest levels in buildings and at the foot of the embankment that have led to stagnation and slowing of drafts Figs. 9, 10.

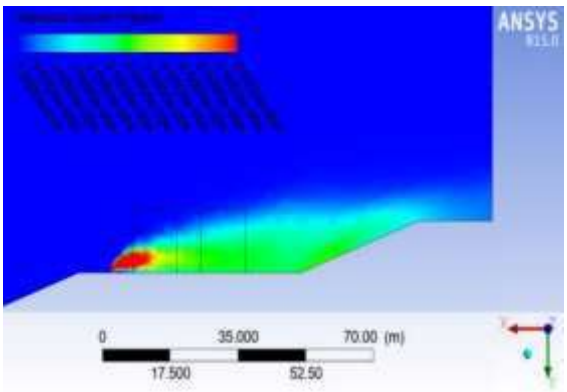


Figure 9. *Dispersion of gas at a distance of 7 m from the axis of the buildings.*

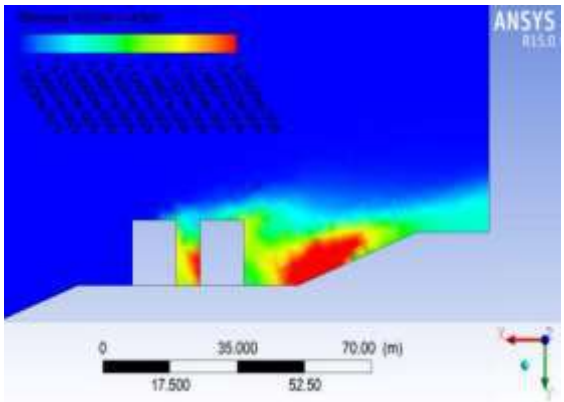


Figure 10. *Gas dispersion at 7 m from the building facades.*

Copyright © 2021, Algerian Journal of Environmental Science and Technology, All rights reserved

The study of the evolution of the exit velocity of the benzene, contained in the exhaust gases, confirms the high concentrations at 7 m from the axis of the facades of the buildings, and between the two buildings that are close to the source of pollution, thanks to the decrease of the dispersion surface, which favors the increase of the speed Fig. 11. According to Figs. 11, 12 it is noted that the lowest speeds are downstream of buildings and at the foot of the slope.

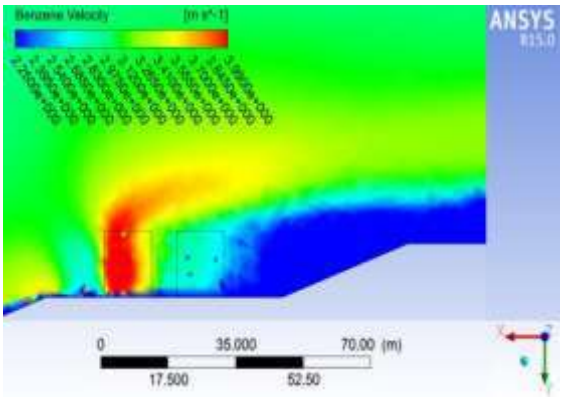


Figure 11. *Exhaust gas velocity at a distance of 7 m from the axis of the building.*

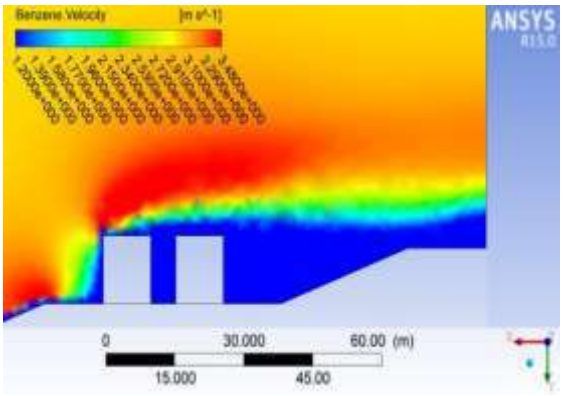


Figure 12. *Speed of benzene in contact with buildings.*

To better study the dispersion of benzene gas, it has been assumed that there is an emitting source located in another slope below the buildings. The chosen angle was identical to that which is downstream of the buildings. The study shows that the high concentrations fit the shape of the lower slope and then the soil. Pollution by benzene at the building level has almost reached the height of buildings and then decreases sharply at the upper slope due to the effect of air recirculation Figs. 13, 14.

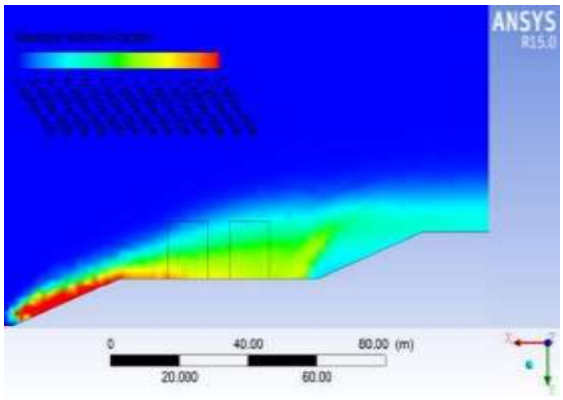


Figure 13. *Dispersion of gases at a source downstream from the axis of the buildings.*

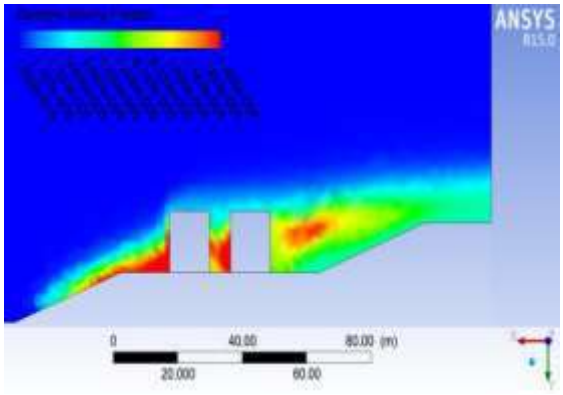


Figure 14. *Effect of gas dispersion on the source downstream of buildings.*

According to Figs. 15, 16 the exit velocity of the benzene contained in the exhaust gases clearly shows that the latter evolve in a homogeneous manner around the lower slope and the buildings hence the levels recorded which are due to the recirculation of the air at the level of the buildings. In consonance with Fig. 15, the increase in speed between the first two buildings due to the decrease of the dispersion surface.

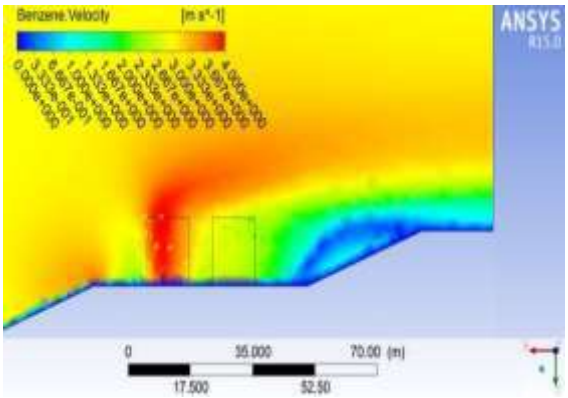


Figure 15. *Benzene velocity at a source below the axis of the building.*

Copyright © 2021, Algerian Journal of Environmental Science and Technology, All rights reserved

Algerian Journal of Environmental Science and Technology
December edition. Vol.7. Nº4. (2021)
ISSN : 2437-1114
www.aljest.org

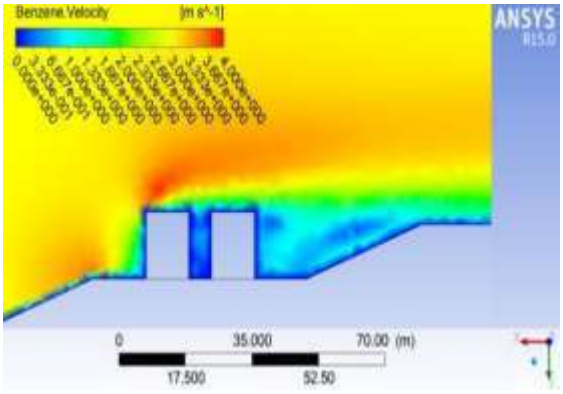


Figure 16. *The effect of Benzene speed during contact with buildings.*

In the case where the source of emission is in the center of the buildings of 12 m of height, the study of the dispersion showed a strong accumulation of the polluting gas (C_6H_6) near the upper slope because of the imprisonment and the braking effect by the buildings and the slope. In this case, almost all levels of buildings are affected by pollution Fig. 17 hence a negative impact on the population.

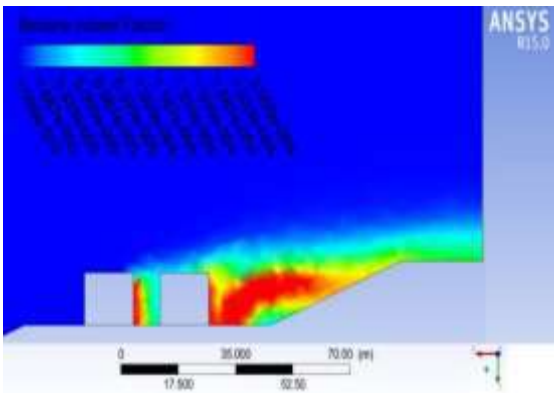


Figure 17. *Height effect of buildings H = 12 m on pollutant gas accumulation.*

The study of the evolution of the speed shows the effect of stagnation at the level of the heights of the buildings Fig. 18.

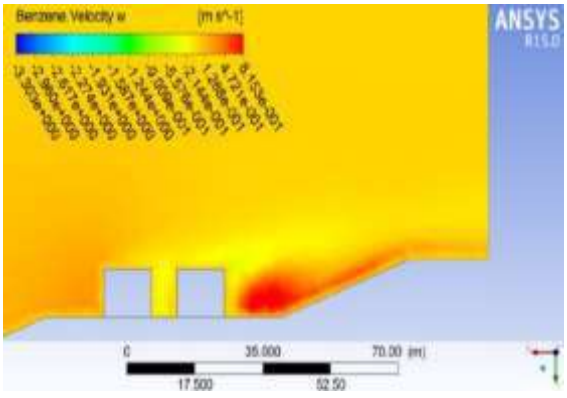


Figure 18. *Effect of the height of the building H = 12 m on the speed of dispersion of the gaseous pollutants.*

IV. Conclusion

According to the results obtained by the simulation of the dispersion of benzene contained in the exhaust gas at the level of the buildings located in a mountainous city, by the Commercial code ANSYS CFX. It has been shown that the geometry of buildings plays an important role in the phenomenon of transport of emitted gases (C_6H_6). Note that when the height of the building is large (H = 18 m), the gases emitted are not trapped between the building and the slope, which is beneficial and favorable to have a good dispersion. In this case, the heights of the buildings are considered as an obstacle to the air circulation, on the other hand, when the height of the building is a little low (H = 12 m). The pollutant will be trapped between the building and the slope, which will cause gas accumulation and poor dispersion, that affects the health of the population.

V. References

1. Hamouda, S.; Bouteraa, S.; Bahmani, A.; Bettahar, N. Les hydrotalcites et leurs applications dans l'environnement. *Alger. Environmental Science and Technology* 2 (2016) 273-280.
2. Armenta, S.; Garrigues, S.; Pastor, A.; Guardia, M.; Esteve-Turrillas, F.A. Headspace mass spectrometry determination of benzene , toluene and the mixture of ethylbenzene and xylene isomers in soil samples using chemometrics. *Analytical Chemistry* 587 (2007) 89-96.
3. Keddari ,D.; Afri-Mehennaoui, F.Z.; Sahli, L.; Mehennaoui, S. Qualité écologique via la faune macro-invertébrée benthique et devenir du niveau de contamination par le Cr et le Pb des sédiments de l'oued Boumerzoug (Constantine, Algérie). *Environmental Science and Technology* 5 (2019) 990-998.
4. Iodice, P.; Adamo, P.; Capozzi, F.; Di-Palma, A.; Senatore, A.; Spagnuolo, V.; Giordano, S. Air pollution monitoring using emission inventories combined with the moss bag approach. *Science of the total environment* 541 (2016) 1410-1419.
5. Aghaei, A.; Khademi, H. Evaluating and determining of heavy metals in the atmospheric dust by using statistical methods (PCA and CA). *Alger. Environmental Science and Technology* 2 (2016) 224-234.
6. Zhong, L.; Su, F.; Batterman, S. Volatile organic compounds (VOCs) in conventional and high performance school buildings in the U.S. *Int. J. Environ. Res. Public Health* 14 (2017) 1-18.
7. Simmons, A.; Fellous, J.L.; Ramaswamy, V.; Trenberth, K. Observation and integrated Earth-system science : A roadmap for 2016–2025. *Adv Sp Res* 57 (2016) 1-67.
8. Saarela, K.; Tirkkonen, T.; Laine-ylijoki, J.; Jurvelin, J.; Nieuwenhuijsen, M.J.; Jantunen, M. Exposure of population and microenvironmental distributions of volatile organic compound concentrations in the expolis study. *Atmos. Environ* 37 (2003) 5563-5575.
9. Na, K.; Kim, Y.P. Seasonal characteristics of ambient volatile organic compounds in Seoul , Korea. *Atmos. Environ* 35 (2001) 2603-2614.

Copyright © 2021, Algerian Journal of Environmental Science and Technology, All rights reserved

10. Chan, C.Y.; Chan, L.Y.; Wang, X.M.; Liu, Y.M.; Lee, S.C.; Zou, S.C.; Sheng, G.Y.; Fu, J.M. Volatile organic compounds in roadside microenvironments of metropolitan Hong Kong. *Atmos. Environ* 36 (2002) 2039-2047.
11. Arnold, D.S.; Plank, C.A.; Erickson, E.E.; Pike, F.P. Solubility of Benzene in Water. *Chemical and Engineering Data Series* 3 (1958) 253-256.
12. Davardoost, F.; Kahforoushan, D. Modeling the dispersion of volatile organic compounds in indoor environment. *Chemical Engineering & Technology* 42 (2018) 1-22.
13. Pfeffer, H.U. Ambient air concentrations of pollutants at traffic-related sites in urban areas of north Rhine-Westphalia Germany. *Sci. Total Environ* 147 (1994) 263-273.
14. Vega, E.; Mugica, V.; Carmona, R.; Valencia, E. Hydrocarbon source apportionment in mexico city using the chemical mass balance receptor model. *Atmos Environ* 34 (2000) 4121-4129.
15. Saeed, A.; Vuthaluru, R.; Yang, Y.; Vuthaluru, H.B. Effect of feed spacer arrangement on flow dynamics through spacer filled membranes. *Desalination* 285 (2012) 163-169.
16. Hennane, S.; Hamou, A.; Chemani, H.; Janin, G.; Tayeb, A. Évaluation numérique des rejets de CO_2 , gaz à effets de serre, au niveau de la zone industrielle d'Arzew, ALGÉRIE. *Alger. Environmental Science and Technology* 5 (2019) 977-982.
17. Habet, L.; Benrachedi, K. Study of dispersion of brine water into coastal seawater by using a pilot. *Alger. Environmental Science and Technology* 1 (2015) 33-39.
18. Stapleton, K.W.; Guentsch, E.; Hoskinson, M.K.; Finlay, W.H. On the suitability of k-ϵ turbulence modeling for aerosol deposition in the mouth and throat : A Comparison with experiment. *J. Aerosol Sci.* 31 (2000) 739-749.
19. Myong, H.K.; Kasagi, N. A new approach to the improvement of k-ε turbulence model for wall-bounded shear flows. *JSME Int. J.* 33 (1990) 63-72.
20. Launder, B.E.; Spalding, D.B. The numerical computation of turbulent flows. *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering* 3 (1974) 269-289.

Please cite this Article as:
Ibrir A., Kerchich Y., Hadidi N., Rebhi R., *Evaluation and prediction of the effects of the dispersion of (VOCs) on the population in urban air using ANSYS CFX,* ***Algerian J. Env. Sc. Technology****, 7:4* **(2021) 2135-2142**

Copyright © 2021, Algerian Journal of Environmental Science and Technology, All rights reserved

Air Quality, Atmosphere & Health
https://doi.org/10.1007/s11869-020-00936-1

Prediction of the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, and PM10 by using the hybrid dragonfly-SVM algorithm

Abdellah Ibrir[1] · Yacine Kerchich[2] · Noureddine Hadidi[1] · Hamza Merabet[3] · Mohamed Hentabli[4,5]

Received: 6 August 2020 / Accepted: 1 September 2020
© Springer Nature B.V. 2020

Abstract

This paper aims to model the daily evolution for particulate matter concentrations of less than 1 μm (PM1), 2.5 μm (PM2.5), 4 μm (PM4), 10 μm (PM10), and PM-Total, based on weather factors (WF), by using the hybrid dragonfly-SVMr algorithm. Hourly data on atmospheric concentrations of PMi and WF were recorded simultaneously at an automatic air quality check station located at an urban site in Algiers, using the fine dust measurement device, Fidas® 200. The number of data collected on PM was 540 measurements. In this study, the meta-heuristic dragonfly algorithm (DA) was used in order to select the optimal hyper-parameters of the Support Vector Machine model. For this, a MATLAB® program based on the dragonfly optimization algorithm coupled with the SVM regression algorithm has been written in order to correlate for the PMi concentrations. The obtained results show that the established model has good predictive performance, with a coefficient of determination $R^2 = 0.98$ and root of the mean square error RMSE = 1.9261.

Keywords Particulate matter · Urban site · Support Vector Machine · Dragonfly · Pollution · Air

Introduction

Fine particulate matter (PM) with diameters 1 μm (PM1), 2.5 μm (PM2.5), 4 μm (PM4), and 10 μm (PM10) represents a significant fraction in the tropospheric layer (Wang et al. 2008). Their concentrations in the atmosphere can increase or decrease rapidly depending on the ambient conditions (Jovašević-Stojanović et al. 2015; Racherla and Adams 2006; Zheng et al. 2019) such as rainfall, wind speed, relative humidity, and temperature (Talbi et al. 2018; Li et al. 2019b). Studies have shown that these PMs may contain, depending on their emission source, very toxic species, like heavy metals, organic compounds from combustion processes, secondary particles due to gas-particle conversion, and mineral elements linked to soil erosion and re-suspension of dust (Hongxia Liu et al. 2017; Pio et al. 2011; Sarti et al. 2017; Shen et al. 2014). Several studies have recognized that the effects of PM and their chemical formation have an important impact on human health (Tsai et al. 2020) and constitute a crucial risk aspect for chronic cardiorespiratory diseases and acute lung problems (Izhar et al. 2016; Tang et al. 2017). Other studies have shown that the excess risk of cancer (ECR) has exceeded the safety limit, indicating a risk of cancer for adults and children (Li et al. 2019b). For this purpose, national and international policies have been introduced for the monitoring of air quality (AQ) by continuous analyzers of breathable particles to prevent risk to human health (Heal et al. 2012). In Algeria, the first SamaSafia (clear sky) network for monitoring air quality was set up by the Algerian Ministry of Environment in May 2002. Following the encountered various technical and financial problems, this network no longer measures anything, and on its billboards, posted in various locations in the city, the screens are blank. The last measurements of SamaSafia

Electronic supplementary material The online version of this article (https://doi.org/10.1007/s11869-020-00936-1) contains supplementary material, which is available to authorized users.

✉ Abdellah Ibrir
ibrir.abdellah@univ-medea.dz

[1] Materials and Environment Laboratory (LME), Faculty of Technology, Yahia Fares University, 26000 Medea, Algeria

[2] Environmental Sciences and Techniques Laboratory, National Polytechnic School (ENP), 16200 El Harrach, Algeria

[3] Centre de Développement des Energies Renouvelables, CDER, BP 62, Route de l'Observatoire, Bouzaréah 16340, Algiers, Algeria

[4] Biomaterials and Transport Phenomena Laboratory (LBMPT), Faculty of Technology, Yahia Fares University, 26000 Medea, Algeria

[5] Quality Control Laboratory, SAIDAL Complex of Medea, 26000 Medea, Algeria

Published online: 11 September 2020

date back to August 2009. This lived experience made it possible to judge that the estimation of the concentration of pollutants by experimental methods is possible but still laborious because the costs of measuring and maintenance equipment are very high and require well-defined working conditions to establish exact results (MEER 2019). For this, a second air quality monitoring network in Algiers, called "NESMA," has been initiated by the Center for Development of Renewable Energies (CDER). The mission of this network is to continuously measure pollution levels by fine particles and meteorological parameters to develop a mathematical model predicting PM concentrations with a low cost, an acceptable error, and in minimal time. The Support Vector Machine (SVM) for regression and estimation of nonlinear functions was introduced by Vapnik (1995) and becomes an important new methodology in the field of artificial intelligence and complex phenomena modeling (Suykens and Vandewalle 1998). In this context, this study aims at proposing a hybrid model of dragonfly coupled to Support Vector Machine (DA-SVMr) to improve the accuracy of the prediction of PM1, PM2.5, PM4, PM10, and PM-Tot concentrations through the optimization of hyper-parameters of the SVMr model by the dragonfly algorithm (DA). Two fundamental points of optimization, exploitation, and exploration are created by modeling the communal interaction of dragonflies in foraging, navigation, and avoiding enemies during dynamic or static swarming (Mirjalili 2016). Moreover, to aid the use of a mathematical model, we proceed with the construction of a graphical interface for the user. The remainder of the paper is organized as follows: Section 2 deals with the literature review. Section 3 is dedicated to methodology. Section 4 discusses the results of the DA-SVMr model. Section 5 addresses the conclusions and policy implications.

Literature review

A literature review was conducted on the application of artificial intelligence systems for the prediction of PMi (Çaydaş et al. 2009). Niu et al. (2016) combined a hybrid Gray Wolf optimizer method and Support Vector Regression (GWO-SVM) with Complementary Ensemble Empirical Mode Decomposition (CEEMD) for forecasting the PM2.5 concentration in China. As shown in the results, the decomposition technique of the series into three Intrinsic Mode Functions (IMFs) can correct accuracy. Gan et al. (2018) predict the concentration of PM2.5 in China by the Least Square Support Vector Regression (LSSVR) model, optimized by the Chaotic Particle Swarm Optimization method combined with the Gravitation Search Algorithm (CPSOGSA). The result shows that the use of the secondary decomposition (SD), which are Wavelet Packet Decomposition (WPD) and (CEEMD) increases model performance. Zhang et al. (2018) employed Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) model to forecast and analyze the trend of PM2.5 concentrations. Ventura et al. (2019) predict the concentration of PM2.5 based on two methods, which are Artificial Neural Networks (ANN) and Holt-Winters (HW) in Rio de Janeiro, Brazil. Liu and Dong (2020) applied a hybrid ensemble model with three deep learning predictors, which are Deep Belief Network (DBN), Long Short-Term Memory (LSTM) network, and Multilayer Perceptron (MLP) for predicting the concentration of PM2.5 in Shanghai, China. From the literature review, it is observed that artificial intelligence techniques have found many applications in modeling the concentration of PMi. However, the prediction of the relevant PMi with the hybrid model of DA-SVMr is rather lacking.

Materials and methods

Measurement area and period

The measurement site of the air quality analysis station (NESMA) is situated at the Hospital University Center Mustapha Pacha (CHUMP) downtown Algiers, and it is located 36°.762130′ latitude and 3°.053034′ longitude (Fig. 1). Algiers, the capital, is the most populated city in Algeria. In 2010, it reached 6.7 million inhabitants, according to the classification made by Geoba (2019). Algiers is characterized by a Mediterranean climate with humid and hot summers and dry, cold winters, and the average annual temperature is around 22 °C. The measurement site is located approximately 600 m from the sea. It is open to the sea; therefore, it undergoes good natural ventilation. The hourly data of conventional fractions (PM10, PM4, PM2.5, PM1, and PM-Tot) and weather factors (temperature, pressure, and relative humidity) were recorded simultaneously using Fidas® 200 (Palas 2020). Additionally, the wind speed and cumulative precipitation data were collected from the National Meteorological Office (ONM 2019) of Dar El Beida, Algiers. The duration of sampling was carried out over a period of 4 months from February 1 to May 20, 2019 (108 days).

Analyzer PMi (Fidas® 200)

PMi-Optical method. Fidas® 200 fine dust aerosol spectrometer for simultaneous measurement from the company, Palas®, was used. The actual aerosol sensor is an optical aerosol spectrometer that determines the particle size using the Lorenz-Mie scattered light analysis of single particles.

Modeling of experimental measurements

To improve the modeling of specific fine materials (PMi), we used the dragonfly optimization algorithm coupled with SVM

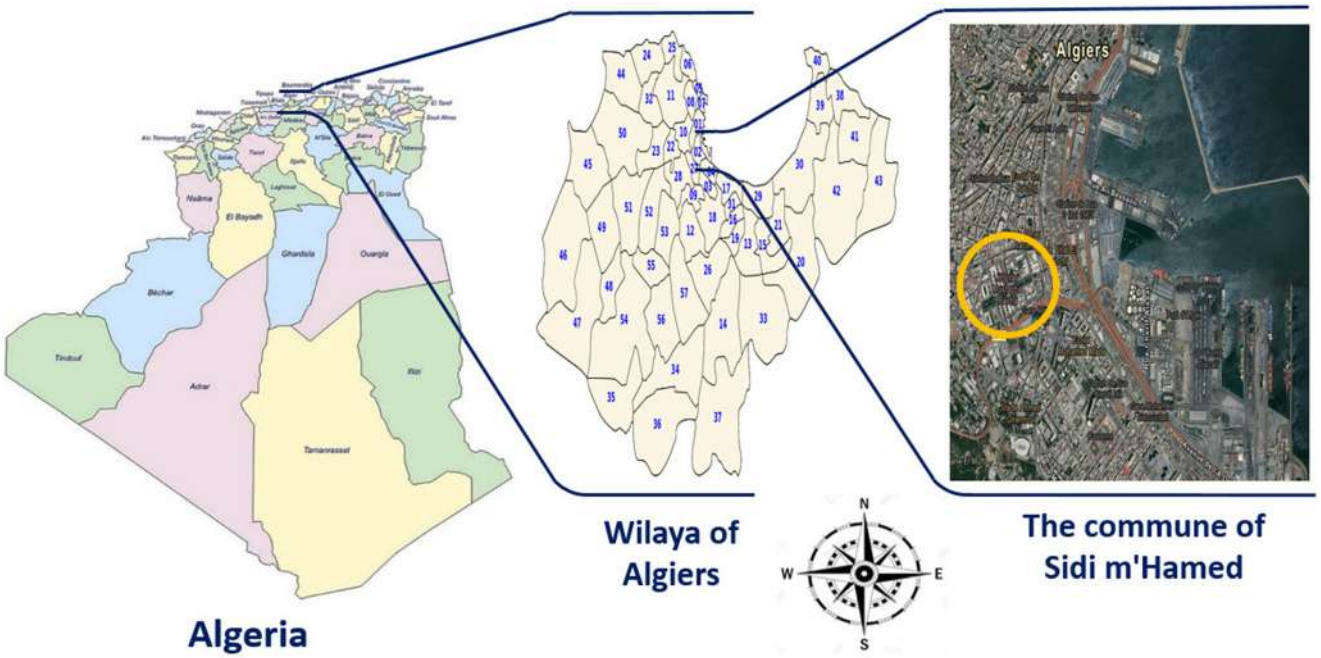


Fig. 1 Location of the NESMA sampling site

regression algorithm to develop predictive models (Li et al. 2016) to calculate the PMi concentrations (PM1, 2.5, 4, 10, Total) based on variation of weather factors (WF). The temperature (noted T), relative humidity (RH), wind speed (WS), cumulative precipitation (P), and the factor of choice of PMi (FC) were selected as input variables, and the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, PM10, and PM-Tot were used as output variable.

Support Vector Machine regression

The SVMr is one of the machine learning methods (Tharwat et al. 2018), based on statistical learning theory (SLT), which implements the theory of structure risk minimization (SRM) (Vapnik 1998; Zhang et al. 2015; Niu et al. 2016; Tao et al. 2019). Consider the training data set of N_d points (x_i, y_i), with i = 1,.., N_d. X represents the model inputs and Y its output. The objective of SVMr is to find a nonlinear regression function to produce the output $\widehat{y}$ based on training data N_d. An SVM model takes the form Eq. 1 (Hong et al. 2011; He et al. 2014; Mehdipour et al. 2018; Benimam et al. 2020a). The organization chart of the SVMr is illustrated in supplementary Fig. S1 for ready reference.

$$\widehat{y}(x) = \omega^T.\emptyset\ (x) + b \tag{1}$$

where Ø (.) represents the nonlinear function, ω represents the vector of the weights, and b represents the bias of the regression function (Li et al. 2019c). The insensitive ε-SVM loss function of Vapnik, and based on the principle of structure risk minimization (SRM), w and b are estimated by minimizing the following structural risk function (SRM) Eq. 2 (Vapnik 1995; Lin et al. 2012):

$$\begin{aligned} &\text{Min } R\left(w, C, \xi, \xi^{'}\right) = 1/2\ \|w\|^2 + C\sum_{i=1}^{N_d}\left(\xi_i + \xi_i^{'}\right) \\ &\text{Subject to } \begin{cases} y_i - \widehat{y}_i = y_i - \left(w^T\emptyset(x_i) + b\right)\varepsilon + \xi_i \\ \widehat{y}_i - y_i = \left(w^T\emptyset(x_i) + b\right) - y_i \le \varepsilon + \xi_i^{'} \\ \xi_i, \xi_i^{'} \ge 0 \quad \mathrm{i} = 1, 2\ldots, \mathrm{N_d} \end{cases} \end{aligned} \tag{2}$$

The compromise between the complexity of the model and the empirical error is specified by a regularized parameter C and is called penalty parameter (He et al. 2014). ξ and ξ ' are slow variables representing upper and lower learning errors, respectively. According to the Lagrange multipliers method, the abovementioned optimization problem can be solved in its double form Eq. 3 and differentiation to the primary variables (w ; C ; ξ ; ξ') :

$$\begin{aligned} &\text{Min} \quad \sum_{i=1}^{N_d} y_i\left(\alpha_i - \alpha_i^{'}\right) - \varepsilon\sum_{i=1}^{N_d}\left(\alpha_i + \alpha_i^{'}\right) - 1/2\sum_{i=1}^{N_d}\sum_{j=1}^{N_d} \\ &\qquad \left(\alpha_i - \alpha_i^{'}\right)\left(\alpha_j - \alpha_j^{'}\right)\emptyset(x_i)^T.\emptyset\ (x_j) \\ &\text{Subject to } \begin{cases} \sum_{(i=1)}^{(N_d)}\left(a_1 - a_i^{'}\right) = 0 \\ 0 \le \left(a_i - a_i^{'}\right) \le \mathrm{C} \quad \text{for : i} = 1, 2\ldots, \mathrm{N_d} \end{cases} \end{aligned} \tag{3}$$

where α and α' are the double Lagrange multipliers (Li et al. 2013). The optimal Lagrange multipliers α* are solved by the standard quadratic programming algorithm; then, the regression function can be rewritten as follows: Eq. 4:

$$f(x) = \sum_{i=1}^{N_d}\left(\alpha_i - \alpha_i^{'}\right)\ K\ (x_i, x_j) + b \tag{4}$$

where $K(x_i, x_j) = \emptyset(x_i)^T . \emptyset(x_j)$ (5)

$K(x_i, x_j)$ is the kernel function. The parameters of the kernel function are important for the accuracy of the prediction. Different kernel functions have an important influence on the efficiency of the Support Vector Machine (Tao et al. 2019; Li et al. 2019c). Some common kernels (Keskes et al. 2020; Min and Lee 2005; Scholkopf and Smola 2001) presented in supplementary Table S1 have been tested in this modeling (Zhang et al. 2019a), and among these functions, it has been observed that the kernel function of the Gaussian Radial Basic (GRBF) Eq. 6 yields promising results:

$$K(x_i, x_j) = exp^{\left(-1/2\sigma^2 * \left|x_i - x_j\right|^2\right)} \quad (6)$$

σ^2 denotes the width of the Gaussian kernel parameter (Sun and Sun 2017). The rate of ε and C can affect the number of support vectors used to construct the regression function. Therefore, to optimize and select the appropriate functionality of the SVMr model, the value C and ε must be considered exhaustively. During the application of SVMr, the design values of C, ε, and of width σ of the radial basic function were optimized by the method of dragonfly (DA).

Dragonfly algorithm

Dragonfly (DA) is a recent method for optimizing swarm intelligence developed by Mirjalili (2016). Dragonfly swarms require attracting food sources and distracting external enemies according to five main operations, which are alignment, cohesion, separation, attraction to food sources, and distraction by enemies (Sree Ranjini and Murugan 2017; Benimam et al. 2020b). These operations are represented by the following mathematical models (Zhang and Hong 2019; Mafarja et al. 2020) using Eqs. 7 to 11. The organization chart of the dragonfly is illustrated in supplementary Fig. S2 for ready reference.

The separation (S): the goal of this step is to avoid the static collision between individuals and other individuals in the neighborhood. This separation is expressed by the following equation:

$$S_i = -\sum_{j=1}^{N} X - X_j \quad (7)$$

where X is the location of the current individual, X_j shows the location of j^{th} close individual, and N is the number of close individuals.

Alignment (A): which indicates the correspondence of the speed between the members of the same group and is described as follows:

$$A_i = \sum_{j=1}^{N} V_j / N \quad (8)$$

where V_j represents the speed of the j^{th} neighboring individual.

The cohesion (C): which represents the attraction of individuals towards the center of the mass of the district and is described as follows:

$$C_i = \left(\sum_{j=1}^{N} X_j / N\right) - X \quad (9)$$

The attraction to a food source is determined as follows:

$$F_i = X^+ - X \quad (10)$$

X^+ Represents the location of the food.

Diversion outward from an enemy is described as follows:

$$E_i = X^- + X \quad (11)$$

X^- Represents the location of the enemy.

The behavior of the dragonflies allowed the agreement of these five corrective models. To update the location of artificial dragonflies in a research environment and simulate their movements, two vectors are studied: the step vector (ΔX) Eq. 12 and the position vector (X) Eq. 13:

$$\Delta X_{t+1} = (sS_i + aA_i + cC_i + fF_i + eE_i) + w\Delta X_t \quad (12)$$

where s represents the separation weight, Si indicates the separation of the i^{th} individual, a is the alignment weight, Ai is the alignment of the i^{th} individual, c indicates the cohesion weight, Ci is the cohesion of the i^{th} individual, f is the food factor, Fi is the food source of the i^{th} individual, e is the enemy factor, and Ei is the enemy's location of the i^{th} individual. w is the weight of inertia, and t is the iteration counter (Mirjalili 2016). After calculating the step vector, the position vector is calculated as follows:

$$X_{t+1} = X_t + \Delta X_{t+1} \quad (13)$$

In the case where there are no neighboring individuals, a random walk method (Lévy flight) is applied to improve the randomness of the search. In this case, the equation of the position vector is shown in Eq. 14:

$$X_{t+1} = X_t + \text{Lévy}\ (d) * X_t \quad (14)$$

d is the dimension of the position vectors.

The Lévy flight is calculated as follows:

$$\text{Lévy}\ (x) = 0.01 * \frac{r_1 * \sigma}{|r_2|^{\frac{1}{\beta}}} \quad (15)$$

where r_1 and r_2 are two random numbers in [0,1], β is a constant, and σ is calculated as follows:

$$\sigma = \left(\frac{\Gamma(1+\beta) * \sin\left(\frac{\pi\beta}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{1+\beta}{2}\right) * \beta * 2^{\left(\frac{\beta-1}{2}\right)}} \right)^{\frac{1}{\beta}} \quad (16)$$

$$\text{Where} \quad \Gamma(x) = (x-1)! \quad (17)$$

Pseudocode of DA is shown in Algorithm 1.

Algorithm 1 Pseudocode of Dragonfly

Read Data
Initialization set of parameters: Dimension of parameters (d); Maximum iteration (Max-itr); Maximum numbers of search agent (N_{max}); Upper and lower Bound of hyper-parameters.
Initialize the swarm (X).
Initialize the step vectors (ΔX).
While maximum iteration not performed
Evaluate all dragonfly.
Update the Food source (F) and Enemy (E).
Update the main coefficient (a, c, s, f, e, and w).
Calculate A, C, S, F, and E using Eqs. (7 to 11).
Update neighboring radius (r).
if the dragonfly has at least one adjacent dragonfly
Update the step vector (ΔX_{t+1}) and calculate the position vector (X_{t+1}) using Eqs. (12-13).
Elseif Update the position vector (X_{t+1}) using Eq. (14).
end
return the best results.

DA-SVMr hybrid algorithm

To obtain a successful SVMr model with good predictive capacity, there are three parameters that need to be carefully chosen (X. Li et al. 2013; Amroune et al. 2018). These parameters, called the hyper-parameters of the SVMr model, include the penalty parameter C, the coefficient of nonsensitivity ε, and the parameters of the bandwidth of the Gaussian nucleus RBF σ. Therefore, the meta-heuristic method of dragonfly, which was recently developed by Mirjalili (2016) was deployed to optimize the hyper-parameters of SVMr. In this article, the DA-SVMr algorithm proposed to obtain a PMi concentration prediction model, which is more powerful and robust for solving nonlinear problems (Suresh and Sreejith 2017). Figure 2 represents the diagram of the DA-SVMr model applied for the prediction of the PMi concentrations. The organization chart of the dragonfly coupled with the Support Vector Machine is illustrated in supplementary Fig. S3 for ready reference.

The flow of the dragonfly coupled with the SVMr:

Step 1. Define the values of the DA parameters such as:

- Dimension of parameters to optimize
- The number of dragonflies
- The number of iterations
- The upper and lower limits of C, ε, and σ

Step 2. Initialize the step vectors ΔXi (i = 1, 2, ..., n), the values of a, c, s, f, and e, then the inertia weight (w), and the values of the hyper-parameters SVMr (C, σ, and ε).

Step 3. Train the SVMr model using the learning set and calculate the physical value of dragonfly. The root

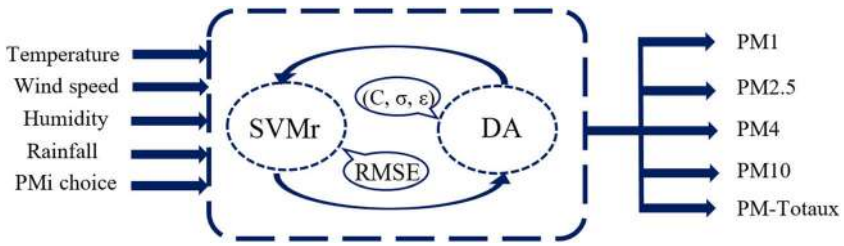


Fig. 2 Diagram of the DA-SVMr model

of the mean square error (RMSE) was used as the fitness function. The fitness function takes the form Eq. 18:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_{cal}-Y)^2} \quad (18)$$

where Y and Y_{cal} are the actual output and the expected output, respectively, and n is the number of data.

Step 4. Update the values of a, c, s, f, e, and w.

Step 5. For all individuals, calculate the values of A, C, S, F, and E using Eqs. 7 to 11.

Step 6. Update the neighboring ray (r).

Step 7. If the dragonfly has at least one adjacent dragonfly, the step vector and the dragonfly position vector are calculated based on Eqs. 12 and 13, respectively. Otherwise, the position vector is updated using Eq. 14.

Step 8. Correct the new location, respecting the upper and lower values of the variables C, ε, and σ.

Step 9. Check the stopping criterion: if its criterion is reached, the best position for all individuals including the optimized SVMr parameters is selected, and then the SVMr model has been tested and evaluated; otherwise, return to step 3.

Parameter initialization

DA randomly initializes dragonfly positions (solutions) in the search box. Each position represents a subset of entities with a different number of entities and different lengths (Sayed et al. 2019). The initial parameter settings are shown in supplementary Table S2 for ready reference.

Statistical metrics

The DA-SVMr model was evaluated using six statistical indices in order to test the predictive power. Common statistical metrics include the coefficient of determination (R^2), mean absolute error (MAE), mean square error (MSE), root mean square error (RMSE), normalized root mean square error (NRMSE), and mean absolute percentage error (MAPE %) (Hong 2011; Hong et al. 2013; Fan et al. 2016; Hong and Fan 2019; Li et al. 2019a, 2019c; Zhang et al. 2019b; Zhang et al. 2020) are given by Eqs. 19 to 24:

$$R^2 = 1-\left(\frac{\sum_{i=1}^{n}\left((Y-Y_{cal})^2\right)}{\sum_{i=1}^{n}\left(\left(Y_{cal}-\overline{Y}\right)^2\right)}\right) \quad (19)$$

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}|Y_{cal}-Y| \quad (20)$$

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y-Y_{cal})^2 \quad (21)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(Y_{cal}-Y)^2} \quad (22)$$

$$NRMSE = \sqrt{\frac{n\sum_{i=1}^{n}(Y-Y_{cal})^2}{\left(\sum_{i=1}^{n}Y\right)^2}} \quad (23)$$

$$MAPE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}\left|\frac{Y-Y_{cal}}{Y}\right|*100\% \quad (24)$$

where Y are the observed data, $\overline{Y}$ is the average of the observed data given by Eq. 25, Y_{cal} are the prediction values determined, and n is the number of data.

$$\overline{Y} = \frac{1}{n}\sum_{j=1}^{n}(Y_j) \quad (25)$$

Results and discussion

Temporal variation in PMi concentrations

Evolution profiles of daily PMi concentrations (i = 1, 2.5, 4, 10, and Tot) measured at the Centre Hospitalier Universitaire Mustapha Pacha (CHUMP) during the 4 months of analysis (February, March, April, and May) are presented in supplementary Figs. S4 to S7 for ready reference.

Numerical part

Data analysis

Air pollutants (PMi) and weather conditions are associated with each other in a complex relationship, making air quality modeling a more complex process (Kurt and Oktay 2010; Bai et al. 2016). Therefore, the input data (weather variables) of the model must be determined at the start. In this modeling, the correlation analysis method, a term designating the meanings of a relation between two or more variables, is applied to define the input structure (Liu et al. 2014). Results of the correlation analysis of the input variables are presented in supplementary Fig. S8. It shows that all the variables have a low mutual correlation. Consequently, the meteorological variables, namely, T, WS, RH, P, and FC are chosen as the input variables. The evolution of the atmospheric contents of PM10 particles and their fractions, in addition to the meteorological conditions, are characterized by the statistical parameters. The daily average concentrations, the extreme contents, and the

Table 1 Structure of the SVMr model optimized by the dragonfly algorithm

Model	C	ε	σ	Kernel function	Quantity of support vectors
$\widehat{Y}$	99.5	0	0.467	RBF Gaussian	393

variations are summarized in supplementary Table S3 for ready reference. Average is a statistical term introduced to explain the mean tendency of the data. Maximum and minimum show the amplitude of the time series. Standard deviation (STD) is a measure for dispersion of the data values. A high STD shows that the data points are distributed out over a wider range of values, and a low STD shows that the data points tend to be close to the average of the data set.

Results of the DA-SVMr model

After selecting T, WS, RH, P, and FC as appropriate input parameters and [PMi] as output, a kernel function is required for the implicit mapping of learning models in the functionality space. The choice of kernel and kernel parameters can be automated by optimizing the selection criteria of the SVMr model and are selected by a trial and error procedure. The choice of the hyper-parameters of the SVMr model (C, ε, and σ) by the method of dragonfly after tests, which scan the length of the ranges of these parameters according to the optimal methodology of dragonfly, allow for the identifying of a final optimized algorithm with a given architecture. The experimental data are divided into a learning set and a validation set. Each data set must be well distributed in the model space. Consequently, 80% of the entire data is intended for the training set, and 20% of the entire data is also intended for the validation data set. The best error results are recorded. The type of SVMr and the optimized structure of the hyper-parameters of the SVMr model used in our modeling of [PMi] are illustrated in Table 1.

To evaluate the predictive capacity of the optimized DA-SVMr model, MATLAB function "postreg" is used for plotting the data set of learning and validation predicted versus experimental. The chord scheme of the training data is illustrated in supplementary Fig. S9, which shows the outputs calculated by the DA-SVMr model compared with the experimental data with a chord vector, [a (slope), b (interception y), R (correlation coefficient)] = [1, 0.00092, 1]. The tuning scheme of the test data is illustrated in supplementary Fig. S10; it shows that the output values calculated and experimental data are aligned, with a tuning vector approaching the ideal,

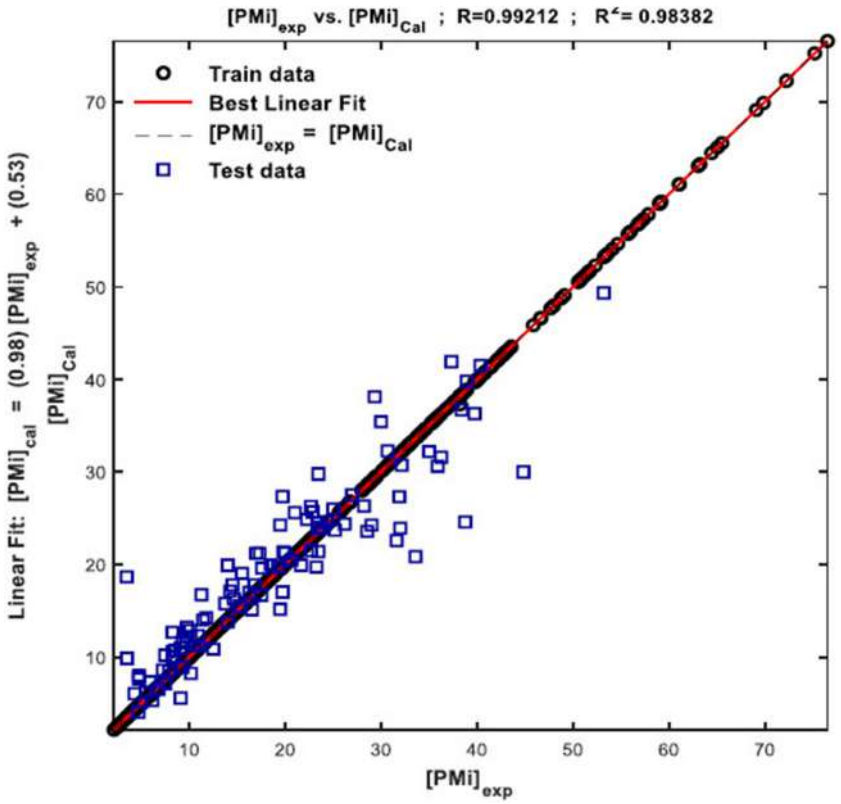


Fig. 3 Graph of agreement between predicted and experimental data for the training and test phases

Table 2 Comparison among the presented DA-SVMr model and existing models

Models	Method	Size of PM prediction	Number of inputs	Number of outputs	Statistical parameters						
					R	R^2	*MAE*	*RMSE*	*MAPE (%)*	*NRMSE*	*MSE*
Present work	DA-SVM	PM1 PM2.5 PM4 PM10 PM-tot	**5**	**1**	**0.99**	**0.98**	**0.61**	**1.92**	**4.64**	**0.08**	**3.55**
(Elbayoumi et al. 2014)	MLR	PM2.5	**7**	**1**	(-)	0.88	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
		PM10	**7**	**1**	(-)	0.67	(-)	(-)	(-)	(-)	(-)
(Brokamp et al. 2018)	Random Forest	PM2.5	**17**	**1**	(-)	0.91	(-)	2.22	(-)	(-)	(-)
(Gan et al. 2018)	LSSVR-CPSOGSA	Site 1 PM2.5	**8**	**1**	(-)	(-)	(-)	()	5.35	5.10	(-)
		Site 2 PM2.5	**8**	**1**	(-)	(-)	(-)	()	5.52	3.77	(-)
(Zhu et al. 2018)	CEEMD-PSOGSA-SVR-GRNN	Site 1 PM2.5	**3**	**1**	0.96	(-)	3.09	3.93	8.63	(-)	(-)
		Site 2 PM2.5	**3**	**1**	0.97	(-)	3.01	4.02	9.71	(-)	(-)
		Site 3 PM2.5	**4**	**1**	0.95	(-)	5.13	6.29	11.79	(-)	(-)
(Li and Zhang 2019)	RSRF	PM2.5	**5**	**1**	(-)	0.93	(-)	16.33	(-)	(-)	(-)
	SVR				(-)	0.91	(-)	18.48	(-)	(-)	(-)
	MLR				(-)	0.73	(-)	32.80	(-)	(-)	(-)
	MARS				(-)	0.79	(-)	28.68	(-)	(-)	(-)
(Qi et al. 2020)	Random Forest-PSO	PM2.5	**6**	**1**	0.91	(-)	3.95	6.97	(-)	(-)	(-)
		PM10	**6**	**1**	0.84	(-)	6.65	11.87	(-)	(-)	(-)
		TSP	**6**	**1**	0.86	(-)	7.92	13.50	(-)	(-)	(-)

Bold values inform the best performance

GRNN Generalized Regression Neural Network, *MARS* Multivariate Adaptive Regression Splines, *MLR* Multi Linear Regression, *RSRF* Remote Sensing + Random Forest, *SVR* Support Vector Regression, *TSP* Total Suspended Particulate

[*a* (slope), *b* (interception *y*), *R* (correlation coefficient)] = [0.8, 4.3, 0.91924], which demonstrates the predictive capacity and the precision of our model. The agreement scheme of the total data is illustrated in Fig. 3, which illustrates the output calculated by the DA-SVMr model compared with the experimental data with a vector of agreement, [*a* (slope), *b* (interception *y*), *R* (correlation coefficient)] = [0.98, 0.53, 0.99212]. This reveals an ideal modeling of all the data by the optimized SVMr model. Table S4 summarizes the statistical parameters of the predictive model for the training, test, and total data sets (learning and testing). The coefficient of determination R^2 for the training data set is 0.9999, which indicates that the variation of the training data and the correlation are in perfect agreement. The correlation coefficient of the test data represents a comparison between the experimental data and the results predicted by DA-SVMr to show the interpolation capacity of the SVMr model. For all the test data, the coefficient of determination R^2 is 0.78, which shows a good agreement between the experimental data and the results predicted by DA-SVMr.

A comparison was carried out between the statistical result of the DA-SVMr model and other predictive models of PMi concentrations (Table 2). According to Table 2, the value of the coefficient of determination R^2 close to 1, MAE, and NRMSE are close to 0, meaning that the proposed model (DA-SVMr) significantly outperforms six benchmark models.

Graphic interface for calculating the concentration of PMi by DA-SVMr

The modeled numerical results confirmed that the DA-SVMr yielded considerably smaller errors. Therefore, the proposed model (DA-SVMr) is able to find the optimal concentrations of PMi as a function of (WF), with a minimum error and a correlation close to 1. For this, we have developed a graphical user interface presented in the supplementary section (Fig. S11) created by Matlab, for the predictive model (DA-SVMr) to aid the use of the numerical model by the user for the calculation of the concentration of PMi.

Conclusions and policy implications

This work was carried out over the period from February to May 2019 to measure the concentrations of PM10, PM4, PM2.5, PM1, PM-Tot, temperature, and relative humidity in an urban site located in downtown Algiers, using the FIDAS 200® measuring device. Wind speed and precipitation were collected from the ONM. The numerical results were the object of a modeling by (DA-SVMr) of the PMi concentrations measured as a function of the meteorological conditions. The advantage of this mathematical model is the ability to solve nonlinear problems for complex phenomena. The use of the dragonfly algorithm in this study is to generalize the kernel parameters in the SVM and improve the robustness of the model. In this work, we introduced the choice factor as input into the mathematical model to select the chosen concentration of PMi, which helps us to build a single model instead of a model for each PMi. In addition, the SVM algorithm reproduced by machine learning and characterized by the regularization parameter, which results in avoiding over-fitting. The dragonfly algorithm has well optimized the hyperparameters (C, σ, and ε) of the SVMr model and is demonstrated by the good alignment of the predicted data set as a function of all the experimental data on the first bisector regression. The coefficient of determination R^2 and the RMSE have shown that the results are promising. Therefore, this forecasting mathematical model is considered a useful tool through the graphical interface to help government authorities, in the absence of a continuous measurement station, to anticipate critical episodes of poor air quality to avoid adverse economic and health impacts.

Data availability We used the FIDAS200 sensor from the Renewable Energy Research Center (CDER) to measure the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, PM10, PM-Totals, as well as temperature and relative humidity. In addition, we obtained the wind speed and cumulative precipitation data from the National Meteorological Office (NMO) to create the database.

Compliance with ethical standards

Conflicts of interest The authors declare that they have no conflict of interest.

Code availability We used the MATLAB software for modeling fine particulate matter (PM) concentrations through our dragonfly code coupled with Support Vector Machine (DA-SVM).

References

Amroune M, Bouktir T, Musirin I (2018) Power system voltage stability assessment using a hybrid approach combining dragonfly optimization algorithm and support vector regression. Arab J Sci Eng 43: 3023–3036

Bai Y, Li Y, Wang X, Xie J, Li C (2016) Air pollutants concentrations forecasting using back propagation neural network based on wavelet decomposition with meteorological conditions. Atmos Pollut Res 7: 557–566

Benimam H, Si-Moussa C, Laidi M, Hanini S (2020a) Modeling the activity coefficient at infinite dilution of water in ionic liquids using artificial neural networks and support vector machines. Neural Comput & Applic 32:8635–8653

Benimam H, Si-Moussa C, Hentabli M, Hanini S, Laidi M (2020b) Dragonfly-support vector machine for regression modeling of the activity coefficient at infinite dilution of solutes in imidazolium ionic liquids using σ-profile descriptors. J Chem Eng Data 65:3161–3172

Brokamp C, Jandarov R, Hossain M, Ryan P (2018) Predicting daily urban fine particulate matter concentrations using a random forest model. Environ Sci Technol 52:4173–4179

Çaydaş U, Hasçalık A, Ekici S (2009) An adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) model for wire-EDM. Expert Syst Appl 36:6135–6139

Elbayoumi M, Ramli NA, Md Yusof NFF, Yahaya ASB, Al Madhoun W, Ul-Saufie AZ (2014) Multivariate methods for indoor PM10 and PM2.5 modelling in naturally ventilated schools buildings. Atmos Environ 94:11–21

Fan G-F, Peng L-L, Hong W-C, Sun F (2016) Electric load forecasting by the SVR model with differential empirical mode decomposition and auto regression. Neurocomputing 173:958–970

Gan K, Sun S, Wang S, Wei Y (2018) A secondary-decomposition-ensemble learning paradigm for forecasting PM2.5 concentration. Atmos Pollut Res 9:989–999

Geoba (Offers facts, statistics and information about any city or place worldwide) (2019) http://www.geoba.se/. Accessed in 2019

He Z, Wen X, Liu H, Du J (2014) A comparative study of artificial neural network, adaptive neuro fuzzy inference system and support vector machine for forecasting river flow in the semiarid mountain region. J Hydrol 509:379–386

Heal MR, Kumar P, Harrison RM (2012) Particles, air quality, policy and health. Chem Soc Rev 41:6606–6630

Hong W-C (2011) Electric load forecasting by seasonal recurrent SVR (support vector regression) with chaotic artificial bee colony algorithm. Energy 36:5568–5578

Hong W-C, Fan G-F (2019) Hybrid empirical mode decomposition with support vector regression model for short term load forecasting. Energies 12:1093

Hong W-C, Dong Y, Zheng F, Lai C-Y (2011) Forecasting urban traffic flow by SVR with continuous ACO. Appl Math Model 35:1282–1291

Hong W-C, Dong Y, Zhang WY, Chen L-Y, Panigrahi KB (2013) Cyclic electric load forecasting by seasonal SVR with chaotic genetic algorithm. Int J Electr Power Energy Syst 44:604–614

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

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. Environ Pollut 206:696–704

Keskes S, Hanini S, Hentabli M, Laidi M (2020) Artificial intelligence and mathematical modelling of the drying kinetics of pharmaceutical powders. Kemija u Industriji 69:137–152

Kurt A, Oktay AB (2010) Forecasting air pollutant indicator levels with geographic models 3 days in advance using neural networks. Expert Syst Appl 37:7986–7992

Li X, Zhang X (2019) Predicting ground-level PM2.5 concentrations in the Beijing-Tianjin-Hebei region: a hybrid remote sensing and machine learning approach. Environ Pollut 249:735–749

Li X, Li L, Zhang B, Guo Q (2013) Hybrid self-adaptive learning based particle swarm optimization and support vector regression model for grade estimation. Neurocomputing 118:179–190

Li R, Mao H, Wu L, He J, Ren P, Li X (2016) The evaluation of emission control to PM concentration during Beijing APEC in 2014. Atmos Pollut Res 7:363–369

Li M-W, Geng J, Hong W-C, Zhang L-D (2019a) Periodogram estimation based on LSSVR-CCPSO compensation for forecasting ship motion. Nonlinear Dyn 97:2579–2594

Li N, Han W, Wei X, Shen M, Sun S (2019b) Chemical characteristics and human health assessment of PM1 during the Chinese Spring Festival in Changchun, Northeast China. Atmos Pollut Res 10: 1823–1831

Li Z, Xie Y, Li X, Zhao W (2019c) Prediction and application of porosity based on support vector regression model optimized by adaptive dragonfly algorithm. Energy Sources A 1–14

Lin G-F, Lin H-Y, Wu M-C (2012) Development of a support-vector-machine-based model for daily pan evaporation estimation. Hydrol Process 27:3115–3127

Liu H, Dong S (2020) A novel hybrid ensemble model for hourly PM2.5 forecasting using multiple neural networks: a case study in China. Air Qual Atmos Health

Liu T, Wu MP, Zhang KD, Liu Y, Zhong J (2014) Correlation analysis and control scheme research on PM2.5. Appl Mech Mater 590:888–894

Liu H, Zheng J, Qu C, Zhang J, Wang Y, Zhan C, Yao R, Cao J (2017) Characteristics and source analysis of water-soluble inorganic ions in PM10 in a typical mining city, Central China. Atmosphere 8:74

Mafarja M, Heidari AA, Faris H, Mirjalili S, Aljarah I (2020) Dragonfly Algorithm: theory, literature review, and application in feature selection. In: Mirjalili S, Song Dong J, Lewis A (eds) Nature-Inspired Optimizers. Studies in Computational Intelligence. Springer, Cham, pp 47–67

MEER (Ministry of the Environment and Renewable Energies) (2019) http://www.meer.gov.dz/a/?page_id = 173/. Accessed in 2019

Mehdipour V, Stevenson DS, Memarianfard M, Sihag P (2018) Comparing different methods for statistical modeling of particulate matter in Tehran, Iran. Air Qual Atmos Health 11:1155–1165

Min J, Lee Y (2005) Bankruptcy prediction using support vector machine with optimal choice of kernel function parameters. Expert Syst Appl 28:603–614

Mirjalili S (2016) Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems. Neural Comput & Applic 27:1053–1073

Niu M, Wang Y, Sun S, Li Y (2016) A novel hybrid decomposition-and-ensemble model based on CEEMD and GWO for short-term PM2.5 concentration forecasting. Atmos Environ 134:168–180

ONM (National Meteorological Office) (2019) https://www.meteo.dz/historique.php/. Accessed in 2019

Palas (Fine dust measurement device Fidas® 200) (2020) https://www.palas.de/en/product/fidas200s. Accessed in 2020

Pio C, Cerqueira M, Harrison RM, Nunes T, Mirante F, Alves C, Oliveira C, Sanchez de la Campa A, Artíñano B, Matos M (2011) OC/EC ratio observations in Europe: re-thinking the approach for apportionment between primary and secondary organic carbon. Atmos Environ 45:6121–6132

Qi C, Zhou W, Lu X, Luo H, Pham BT, Yaseen ZM (2020) Particulate matter concentration from open-cut coal mines: a hybrid machine learning estimation. Environ Pollut 263:114517

Racherla PN, Adams PJ (2006) Sensitivity of global tropospheric ozone and fine particulate matter concentrations to climate change. J Geophys Res 111:1–11

Ranjini SKS, Murugan S (2017) Memory based hybrid dragonfly algorithm for numerical optimization problems. Expert Syst Appl 83: 63–78

Sarti E, Pasti L, Scaroni I, Casali P, Cavazzini A, Rossi M (2017) Determination of n-alkanes, PAHs and nitro-PAHs in PM2.5 and PM1 sampled in the surroundings of a municipal waste incinerator. Atmos Environ 149:12–23

Sayed GI, Tharwat A, Hassanien AE (2019) Chaotic dragonfly algorithm: an improved metaheuristic algorithm for feature selection. Appl Intell 49:188–205

Scholkopf B, Smola AJ (2001) Learning with kernels: support vector machines, regularization, optimization, and beyond. The MIT Press, Cambridge

Shen GF, Yuan SY, Xie YN, Xia SJ, Li L, Yao YK, Qiao YZ, Zhang J, Zhao QY, Ding AJ, Li B, Wu HS (2014) Ambient levels and temporal variations of PM 2.5 and PM 10 at a residential site in the mega-city, Nanjing, in the western Yangtze River Delta, China. J Environ Sci Health A 49:171–178

Sun W, Sun J (2017) Daily PM 2.5 concentration prediction based on principal component analysis and LSSVM optimized by cuckoo search algorithm. J Environ Manag 188:144–152

Suresh V, Sreejith S (2017) Generation dispatch of combined solar thermal systems using dragonfly algorithm. Computing 99:59–80

Suykens JAK, Vandewalle J (1998) Nonlinear Modeling. Springer, US

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. Environ Pollut 232:252–263

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. Ecotoxicol Environ Saf 138:83–91

Tao Y, Yan H, Gao H, Sun Y, Li G (2019) Application of SVR optimized by modified simulated annealing (MSA-SVR) air conditioning load prediction model. J Ind Inf Integr 15:247–251

Tharwat A, Gabel T, Hassanien A E (2018) Parameter optimization of support vector machine using dragonfly algorithm. Proceedings of the 3rd International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics, September 9-11, 2017, Cairo, Egypt, pp 309–319

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. Atmos Pollut Res 11:851–858

Vapnik VN (1995) The Nature of Statistical Learning Theory. Springer, New York

Vapnik VN (1998) Statistical learning theory. Wiley, New York

Ventura LMB, de Oliveira Pinto F, Soares LM, Luna AS, Gioda A (2019) Forecast of daily PM2.5 concentrations applying artificial neural networks and Holt–Winters models. Air Qual Atmos Health 12: 317–325

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. Atmos Environ 42:6187–6202

Zhang Z, Hong W-C (2019) Electric load forecasting by complete ensemble empirical mode decomposition adaptive noise and support vector regression with quantum-based dragonfly algorithm. Nonlinear Dyn 98:1107–1136

Zhang X, Wang P, Liang D, Fan C, Li C (2015) A soft self-repairing for FBG sensor network in SHM system based on PSO–SVR model reconstruction. Opt Commun 343:38–46

Zhang L, Lin J, Qiu R, Hu X, Zhang H, Chen Q, Tan H, Lin D, Wang J (2018) Trend analysis and forecast of PM2.5 in Fuzhou, China using the ARIMA model. Ecol Indic 95:702–710

Zhang A, Zhang P, Feng Y (2019a) Short-term load forecasting for microgrids based on DA-SVM. COMPEL Int J Comput Math Electr Electron Eng 38:68–80

Zhang Z, Ding S, Jia W (2019b) A hybrid optimization algorithm based on cuckoo search and differential evolution for solving constrained engineering problems. Eng Appl Artif Intell 85:254–268

Zhang Z, Ding S, Sun Y (2020) A support vector regression model hybridized with chaotic krill herd algorithm and empirical mode decomposition for regression task. Neurocomputing 410:185–201

Zheng Z, Xu G, Li Q, Chen C, Li J (2019) Effect of precipitation on reducing atmospheric pollutant over Beijing. Atmos Pollut Res 10: 1443–1453

Zhu S, Lian X, Wei L, Che J, Shen X, Yang L, Qiu X, Liu X, Gao W, Ren X, Li J (2018) PM2.5 forecasting using SVR with PSOGSA algorithm based on CEEMD, GRNN and GCA considering meteorological factors. Atmos Environ 183:20–32

Publisher's note Springer Nature remains neutral with regard to jurisdictional claims in published maps and institutional affiliations.

جامعة زيان عاشور بالجلفة

الملتقى الدولي الأول للمواد، البيئـة و النظـم الميكانيكية والصناعية

30-29 جوان 2019

ICMEMIS'19

Djelfa on 29-30 June 2019, Algeria



CERTIFICATE OF PARTICIPATION

This to certify that:

IBRIR Abdellah

Affiliation: Medea University, Medea, Algeria

has successfully presented a paper entitled: Modeling of NOx dispersion in a canyon street in medea

Co-Authored by: KERCHICH Yacine, HADIDI Noureddine, REBHI Redha

at The First International Conference on Materials, Environment, Mechanical and Industrial Systems.

General Chair

Dr Yacine Kerchich

University of Djelfa - Algeria

29-30 June 2019

People's Democratic Republic of Algeria
Ministry of Higher Education and Scientific Research
M'hamed Bougara University of Boumerdes
Research Unit: Materials, Processes and Environment

CERTIFICATE OF PRTICIPATION

ISMSD2019/ 283383

This certificate is proudly presented to

Ibrir Abdellah

Has successfully participated at the

4th International Symposium on Materials and Sustainable Development

12 - 14 November 2019, Boumerdes - Algeria

By presenting a communication entitled:

PREDICTION OF URBAN AIR QUALITY (VOCs) USING ANSYS SIMULATION METHOD

Co-authors: Kerchich Yacine , Hadidi Noureddine , Rebhi Redha

12 NOV. 2019
Date

UNIVERSITE M'HAMED BOUGARA BOUMERDES
4 eme Colloque International Sur Les Matériaux et le Développement Durable (4 eme CIMDD 2019) du 12 au 14 Novembre 2019

Le Président du Comité d'Organisation
Signature
M.DAOUI Abdelhakim

PEOPLE'S DEMOCRATIC REPUBLIC OF ALGERIA
MINISTRY OF HIGHER EDUCATION AND SCIENTIFIC RESEARCH

AHMED ZABANA UNIVERSITY OF RELIZANE
INSTITUTE OF EXACT SCIENCES AND NATURE AND LIFE SCIENCES

CERTIFICATE OF PARTICIPATION

This certify that

Abdellah Ibrir

Presented an Poster communication entitled

MODELISATION PAR APPRENTISSAGE DE LA MACHINE (SVM) DE LA DISPERSION DES PARTICULES FINES ATMOSPHERIQUES DANS UN SITE URBAIN

At the 1st International Symposium 'Environment & Sustainable Development', held between 10 and 11 February 2020 in Relizane / Algeria

Co-authors: Kerchich Yacine , Hadidi Noureddine , Merabet Hamza , Hentabli Mohamed

First International Symposium Environment & Sustainable Development

February 10th, 2020

Dr Djilali BAGHDADI
Symposium President

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

People's Democratic Republic of Algeria

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministry of Higher Education and Scientific Research

University of Saad Dahlab Blida 1

Fundamental and Applied Physics Laboratory FUNDAPL

Certificate of Participation

To **IBRIR Abdellah**

In recognition of his / her participation in the first international seminar : Impact of Covid 19 on the environment '30th & 31st December 2020' with E-poster entitled :

« L'impact de la pandémie de Covid-19 sur les concentrations atmosphériques en particules acides et les métaux lourds qui leurs sont associés à Alger »

Co-authors : **KEDDAM Malika, KERCHICH Yacine, MOUSSAOUI Yacine, HADIDI Noureddine and BELHADJI Mohamed Redha**

الأستاذ بن معمر زوبير

مدير مخبر الفيزياء الأساسية و التطبيقية

جامعة البليدة 1

General Chair

Dr. BOUDJEMA N.

I-COVID 19E20 - International Seminar-ICOVID.19-20 - University of Saad Dahleb - Blida 1

Icovid-19E20

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

People's Democratic Republic of Algeria

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministry of Higher Education and Scientific Research

University of Saad Dahlab Blida 1

Fundamental and Applied Physics Laboratory FUNDAPL

Best E-poster award

Certificate awarded to

IBRIR Abdellah

For his E-poster entitled :

« L'impact de la pandémie de Covid-19 sur les concentrations atmosphériques en particules acides et les métaux lourds qui leurs sont associés à Alger »

Presented in the first international seminar : Impact of Covid 19 on the environment

'30th & 31st December 2020'

الأستاذ: بن معمر زوبير

مدير مخبر الفيزياء الأساسية و التطبيقية

جامعة البليدة 01

General Chair

Dr. BOUDJEMA N.

I-COVID 19E20 - International Seminar-ICOVID.19-20 - University of Saad Dahleb - Blida 1

Icovid-19E20

ReachSci

CERTIFICATE

OF APPRECIATION

GLADLY PRESENTED TO

Abdellah Ibrir

With appreciation for his good performance, interesting presentation and presence as speaker in ReachSci Society 2021 Air Quality Conference.

Mohammed Alawami
ReachSci President

25/09/2021
DATE

SENSOR CDT

UNIVERSITY OF CAMBRIDGE

UKRI Engineering and Physical Sciences Research Council

open-seneca