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

UNIVERSITÉ YAHIA FARÈS DE MÉDÉA
Département de Génie Mécanique
Laboratoire de Biomatériaux et phénomène de transport
(LBMPT)

THÈSE DE DOCTORAT EN SCIENCES

Présentée par :

Mr. BOUZEMLAL Hakim

En vue de l'obtention du titre de Docteur en Sciences et Génie Mécanique

Thème

MODELISATION DES PARAMETRES METEOROLOGIQUES. ETUDE COMPARATIVE

Soutenue le : 03/06 / 2023 devant le jury composé de :

Mr. M. GUEMANA	Professeur, UDYF, Médéa	Président de jury
Mr. M. ROUDANE	Professeur, USDB 01, Blida	Examinateur
Mr. Y. KERCHICHE	Professeur, ENP, EL Harache	Examinateur
Mr. Dj. NIBOU	Professeur, USTHB, Bab Ezouar	Examinateur
Mr. M. BOUMAHDI	MCA, UDYF, Médéa	Directeur de thèse
Mr. S. HANINI	Professeur, UDYF, Médéa	Co-directeur de Thèse

أَعُوذُ بِاللَّهِ مِنَ الشَّيْطَانِ الرَّجِيمِ

بِسْمِ اللَّهِ الرَّحْمَٰنِ الرَّحِيمِ

إِنَّ فِي خَلْقِ السَّمَاوَاتِ وَالْأَرْضِ
وَاخْتِلَافِ اللَّيْلِ وَالنَّهَارِ وَالْفُلْكِ الَّتِي تَجْرِي
فِي الْبَحْرِ بِمَا يَنفَعُ النَّاسَ وَمَا أَنزَلَ اللَّهُ مِنَ
السَّمَاءِ مِن مَّاءٍ فَأَحْيَا بِهِ الْأَرْضَ بَعْدَ مَوْتِهَا
وَبَثَّ فِيهَا مِن كُلِّ دَابَّةٍ وَتَصْرِيفِ الرِّيَاحِ
وَالسَّحَابِ الْمُسَخَّرِ بَيْنَ السَّمَاءِ وَالْأَرْضِ
لَآيَاتٍ لِّقَوْمٍ يَعْقِلُونَ

البقرة 164

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. Mouloud BOUMEHDI et à mon Co-Directeur de Thèse Pr. Salah HANINI 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 à exprimer mes vifs remerciements aux messieurs le président et les membres de jury d'avoir accepté d'assister à examiner et évaluer ce travail.

Je tiens également à exprimer mes plus vifs remerciements aux :

- Ma chère femme pour ses encouragements quotidiens et son soutien moral

- Dr. Abdellah IBRIR pour son aide, son encouragement, et son éclairage techniques,

Merci à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin durant ces années de recherche, Je ne peux conclure sans un mot de remerciement à tous mes amis enseignants et chercheurs**.**

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à l`âme de ma défunte mère, et à mon cher père

À ma très chère femme et à mes adorables filles

À mes frères et mes sœurs,

BOUZEMLAL .Hakim

ملخص

التنبؤات بالظروف المناخية لها تأثيرات كبيرة على حياة الناس من خلال الزراعة، الامن الغذائي، إدارة الموارد المائية، الصحة، الكوارث الطبيعية و التدهور البيئي، الخ.الهدف الرئيسي من هذه الدراسة هو تطوير نموذج رياضي دقيق باستخدام طريقة الشبكة ANN العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالظروف الجوية مثل هطول الأمطار، سرعة الرياح، الرطوبة ومتوسطة درجة الحرارة استنادا إلى قاعدة بيانات تتكون من المسافة بين الأرض و الشمس، التطور السنوي (الوقت)، مدة طلوع الشمس وعامل التحول، هذه المعطيات المقاسة في مرحلة تمتد من 01جانفي 2001 إلى31 ديسمبر 2010بمدينة المدية (الجزائر).

يتم تطبيع المعطيات المذكورة بين 0و1، عدد الخلاياالعصبية في الطبقة المخفية منANN ،نوع MLPذو الطبقة الواحدة هو10 خلايا عصبية.هندسة ANNمن النوع MLP بطبقة واحدة من 10خلايا عصبية مدعمة بدالة سينية عرضية كدالة تنشيط، وخوارزمية تعلم من نوع Levenberg-Marquardt مع خطأ تربيعي متوسط RMSE=0,1202 ومعامل إرتباط R^2= 0,8289 زيادة على ذلك قمنا بأنشاء واجهة رسومية باستعمال دالة Guideمبرمجة فيMatlabلتسهيل إستعمال النموذج الرياضي من طرف المستعمل .

الكلمات المفاتيح: تصميم، تنبؤ، عناصر مناخية، شبكة عصبية اصطناعية ANN.

Abstract

The predictions of climate conditions have important impacts on people's lives through agriculture, food security, water resources management, health, natural disasters and environmental degradation, etc.

The main focus of this paper is to develop an accurate mathematical model using the artificial neural network (ANN) method, to predict weather conditions such as: precipitation, wind speed, humidity and average temperature, based on a database composed of: the earth-sun distance, the annual evolution (time), the sunshine duration and the conversion factor, measured over a period from 01 January 2001 to 31 December 2010 for the city of Médéa (Algeria), the said data are normalized between 0 and 1, the number of neurons in the hidden layer of ANN, single layer MLP type is 10 neurons. The architecture of the ANN is of MLP type with a single layer of 10 neurons with a tangential sigmoid function as activation function, and a learning algorithm of Levenberg-Marquardt type, with a mean square error RMSE = 0.1202 and a determination coefficient R^2= 0.8289. In addition, a graphical interface was developed by the Guide function programmed in Matlab in order to facilitate the use of the mathematical model established for the user.

Key Words: Modeling; Prediction; Meteorological parameters; Artificial Neural Network (ANN).

Résumé

Les paramètres météorologiques tels que la précipitation, la vitesse du vent, l'humidité et la température moyenne ont un impact significatif sur les activités humaines et les écosystèmes. La capacité à prédire avec précision ces paramètres est cruciale pour une planification efficace dans divers domaines tels que l'agriculture, l'énergie, la gestion des ressources en eau, la sécurité publique, etc.

L'objectif principal de cette étude est d'établir un modèle mathématique précis pour prédire les paramètres météorologiques. Pour atteindre cet objectif, nous avons opté pour la méthode de réseau de neurones artificiel (ANN) et utilisé une base de données comprenant plusieurs paramètres tels que la précipitation, la vitesse du vent, l'humidité et la température moyenne. Nous avons également pris en compte d'autres paramètres tels que la distance terre-soleil, l'évolution annuelle (temps), la durée d'ensoleillement et un facteur de conversion. Les données ont été collectées pour la ville de Médéa (Algérie) sur une période s'étendant du 1er janvier 2001 au 31 décembre 2010.

En normalisant les dites données entre 0 et 1, le modèle RNA de type MLP (Multicouches) à une seule couche contienne 10 neurones a été entraîné à l'aide de la fonction d'activation sigmoïde tangentielle et de l'algorithme d'apprentissage Levenberg-Marquardt. Les performances du modèle ont été évaluées à l'aide d'une erreur quadratique moyenne RMSE de 0,1202 et d'un coefficient de détermination R^2 de 0,8289, attestant de la précision de ses prédictions. En outre, une interface graphique a été développée pour faciliter l'utilisation du modèle établi.

Mots clés:

Modélisation ; Prédiction; Paramètres météorologiques; Réseau de neurones artificiel (RNA).

Table des Matières

Table des matières ….....I
ملخص ……V
Abstract ……VI
Résumé……..VII
Abréviations ….....VIII
Nomenclature et symbole….....IX
Liste des tableaux….....X
Liste des figures…..... XI
Introduction générale ….....01

Chapitre I : Description des paramètres météorologiques

I.1. Introduction…….....04
I.2. Terre et Soleil……..04
I.2.1. Saisons.....05
I.3. Atmosphère terrestre……..……..06
I.4. Paramètres météorologiques…..……..07
I.4.1. Température……..……07
I.4.1.1. Variations de la température…….……08
I.4.1.2. Variations saisonnières de la température…….……08
I.4.1.3. Variations locales de la température…….……08
I.4.1.4. Variations de la température avec l'altitude…….…….09
I.4.2. Humidité……..…10
1.4.2.1. Humidité absolue……...10
1.4.2.2. Humidité relative (HR)…… ……...…….…....10
1.4.2.3. Température de point de rosé……11
I.4.3. Vent…….…..11
I .4.3.1. Force de gradient de pression……12
I .4.3.2. Force de Coriolis…….……..12
I .4.3.3. Forces de frottements……12

I.4.4. Précipitations…….….....13
I.4.5. Pression atmosphérique…….….....13
I.4.5.1. Variation de la pression avec l'altitude…….….14
I.4.6. Durée d'ensoleillement…….…….…...15
I.5. Conclusion…….…..15

Chapitre II : Etat de l'art et revue critique sur la modélisation des paramètres météorologues par les réseaux de neurones artificiels

II.1. Introduction……17
II.1. Techniques et modélisation par intelligence artificielle…… 17
II.1.1. Réseaux des neurones artificiels (RNA)……..18
II.1.1.1. Introduction……. 18
II.1.1.2. Historique…… 19
II.1.1.3. Neurone biologique……. 20
II.1.1.4. Neurone Formel……... 22
II.1.1.5. Analogie avec le modèle biologique……23
II.1.1.6. Catégories des réseaux de neurones artificiels…….23
II.1.1.6.1. Réseaux de neurones multicouches statiques ……..23
II.1.1.6.2. Réseaux de neurones dynamiques ……...24
II.1.1.7. Apprentissage des réseaux de neurones ……..25
II.1.1.7.1 Types d'apprentissages……...25
II.1.1.7.1.1. Apprentissage non supervisé……..25
II.1.1.7.1.2.Apprentissage forcé ou imposé……...25
II.1.1.7.1.3. Apprentissage supervisé ……26
II.1.1.7.2. Algorithme de la rétro-propagation ……..26
II.1.1.8. Fonctions d'activation……..27
II.1.1.9. Formalité de modélisation neuronale ……...28
II.1.1.9.1. Sélection des données ……...29
II.1.1.9.2. Séparation des bases de données …….29
II.1.1.9.3. Normalisation des données …….…..29
II.1.1.9.4. Choix du type de réseau de neurones……30
II.1.1.9.5. Choix du nombre de neurones dans la couche cachée……...30
II.1.1.9.6. Choix de la fonction de transfert……30
II.1.1.9.7. Estimation des paramètres ou apprentissage……..30
II.1.1.9.8. Validation et généralisation……...31

II.1.1.10. Avantages et inconvénients des RNA ……31
II.2. Etat de l'art sur la prédiction des paramètres météorologiques par RNA ……..31
II.2.1. Prédiction du paramètre météorologique température ……31
II.2.2. Prédiction du paramètre météorologique humidité relative (Hr) ……35
II.2.3. Prédiction du paramètre météorologique précipitation ……...35
II.3. Conclusion ……37

Chapitre III : Matériels et méthodes

III.1. Introduction…….. 38
III.2. Zone d'étude……..38
III.3. Source des données……39
III.4. Présentation des données……...40
III.4.1. Donnée distance terre-soleil……...……43
III.5. Procédure de la modélisation neuronale……43
III.5. Méthodologie de calcul……45
III.5.1. Base de données……45
III.5.1.1. Sélection des entrées……...45
III.5.1.2. Collecte des données……...46
III.5.1.3. Mise en forme des données……48
III.5.1.4. Normalisation des données……48
III.6. Conception des réseaux……48
III.6.1. L'apprentissage……...49
III.6.2. La généralisation……49
III.6.3.Le critère d'arrêt pour l'apprentissage……50
III.7.1. Critères de performance statistique……51
III.8. Conclusion……52

Chapitre IV : Résultats et discussions

IV.1. Introduction……..53
IV.2. Modélisation neuronale…….53
IV.2.1. Développement d'un modèle d'ARN……..53
IV.3. Interprétation des résultats……61
IV.4. Analyse de sensibilité globale……...65
IV.5. Interface graphique pour la prédiction des conditions météorologiques……...67
IV.6. Conclusion…….68
V. Conclusion Générale et Perspectives…….69

Annexes…...……...71

Références bibliographiques …….74

Abréviations

Abréviation	Signification
ANN	Artificiel Network Artificial
IA	Intélligence Artificiel
MATLAB	**M**atrix **L**aboratory
MAE	**E**rreur **M**oyenne **A**bsolue
MLP	**M**ulti-**L**ayer **P**erceptron
MSE	**M**ean **S**quared **E**rror
NRMSE	**R**acine de l`**E**rreur **Q**uadratique **M**oyenne **N**ormalisée
RMSE	**R**acine de l`**E**rreur **Q**uadratique **M**oyenne
RNA	**R**éseaux de **N**eurone **A**rtificiel
RNAO	**R**éseaux de **N**eurone **A**rtificiel **O**ptimisé.
STD	**S**tandard **D**eviation
SVM	**S**upport **V**ector **M**achin

Nomenclatures et Symboles

Lecture	Désignation	Unité
$\mathbf{T_{moy}}$	**T**empérature Moyenne	K ou °C
$\mathbf{T_{std}}$	**T**empérature standard	K ou °C
Hr	**H**umidité **r**elative	%
V	**V**itesse du **v**ent	m/s
P	**P**récipitations **c**umulées	mm
Z	Altitude	m
Pa	**P**ression **a**tmosphérique	mm Hg
R	Coefficient de corrélation	(-)
$\mathbf{R^2}$	Coefficient de détermination	(-)
W	Poids	(-)
$\mathbf{b_i}$	Biais	(-)

Liste des Tableaux

Numéro	Titre du tableau	Page
Chapitre II		
Tableau II.1	Correspondance entre les modèles neuronaux biologiques et artificiels	23
Tableau II.2	Fonctions d`activation usuelles, a = f(t)	28
Tableau II.3	Les avantages et les inconvénients des RNA	31
Chapitre III		
Tableau III. 1	Analyse statistique des données normalisées d'entrées et de sortie	47
Chapitre IV		
Tableau IV.1	Structure du réseau neuronal	54
Tableau IV.2	Les valeurs des erreurs pour chaque nombre de neurone pour une seule couche cachée.	55
Tableau IV.3	Les valeurs des erreurs pour chaque nombre de neurone pour le cas d'une structure à deux couches cachées.	56
Tableau IV.4	Performance statistique du réseau (RNAO)	64
Tableau IV.5	Modèle de réseau de neurones établi (Couche entrée –1^{ére} couche cachée).	65
Tableau IV.6	Modèle de réseau de neurones établi [1ère Couche cachée - 2ème Couche cachée].	65

Liste des Figures

Figure	Titre de la figure	Page
Chapitre I		
Figure I.1	Trajectoire de la terre autour du soleil	5
Figure I.2	Structure verticale de l'atmosphère	7
Figure I.3	Evolution de la température avec l'altitude	9
Figure I.4	Action des trois types de forces sur l'air en mouvement	13
Figure I.5	Evolution de la pression atmosphérique avec l'altitude	14
Chapitre II		
Figure II.1	Nombre de travaux inhérents à la prédiction des paramètres météorologiques par RNA publiés durant les années 2003 à 2023	19
Figure II.2	Schéma du neurone biologique	21
Figure II.3	Mécanisme de transfert de signal entre deux neurones biologiques	22
Figure II.4	Le neurone formel	24
Figure II.5	Réseau multicouche	24
Figure II.6	Apprentissage non supervisé	25
Figure II.7	Apprentissage supervisé	26
Figure II.8	Réseau de neurones multicouche	27
Figure II.9	Nombre de travaux inhérents à la température d'air publiés durant les années 2003 à 2023	32
Figure II.10	Nombre de travaux inhérents à l'humidité relative publiés durant les années 2003 à 2023	36
Figure II.11	Nombre de travaux inhérents à la précipitation cumulée publiés durant les années de 2003 à 2023	37
Chapitre III		
Figure III.1	Localisation géographique de Médéa, Algérie	38
Figure III.2	Station météorologique de Médéa	39
Figure III.3	Photo typique d'un stao-automatique	39
Figure III.4	Photo typique d'un stao-afficheur branché à un ordinateur	40
Figure III.5	Evolution mensuelle de la température moyenne pour la région de Médéa	40
Figure III.6	Evolution mensuelle de la précipitation pour la région de Médéa	41
Figure III.7	Variation mensuelle de la vitesse du vent pour la région de Médéa	41
Figure III.8	Variation mensuelle d'humidité pour la région de Médéa	42
Figure III.9	Variation mensuelle de la durée d'ensoleillement pour la région de Médéa	42
Figure III.10	Distance entre la terre et le soleil pour chaque mois	43

Figure III.11	Algorithme proposé d'un réseau de neurones optimal	44
Figure III.12	Schéma simplifie de l`architecture du réseau neuronal	45
	Chapitre IV	
Figure IV.1	Schéma fonctionnel du modèle	54
Figure IV. 2	La différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chacune des deux couches cachées	61
Figure IV. 3	Courbe de régression linéaire de la condition météo expérimentale avec la condition météo calculée par l'ANN optimisée pour la phase globale (apprentissage, test et validation)	62
Figure IV. 4	Courbe de régression linéaire des conditions météorologiques expérimentales avec les conditions météorologiques calculées par l'ANN optimisées pour la phase de test	63
Figure IV. 5	Courbe de régression linéaire des conditions météorologiques expérimentales avec les conditions météorologiques calculées par l'ANN optimisées pour la phase de validation	63
Figure IV. 6	Courbe de régression linéaire de la condition météo expérimentale avec la condition météo calculée par l'ANN optimisée pour la phase d'apprentissage	64
Figure IV. 7	Importance relative des variables d'entrées sur la prédiction des conditions météorologiques	67
Figure IV. 8	Interface graphique MATLAB pour la prédiction des conditions météorologiques via RNAO	68

INTRODUCTION GÉNÉRALE

Introduction générale

La prédiction météorologique a été une préoccupation importante pour l'homme depuis qu'il a commencé son aventure, il avait besoin d'anticiper certains évènements météorologiques afin de planifier efficacement ses activités. Cette préoccupation s'est intensifiée ces dernières années en raison de l'impact des conditions météorologiques telles que la température, l'humidité, la précipitation et la vitesse du vent, sur les activités humaines et les écosystèmes.

En raison de l'importance des conditions météorologiques, qui ont un impact significatif sur de nombreux aspects de la vie humaine, leurs prévisions précises permettent aux agriculteurs de planifier leurs cultures, aux autorités de planifier les secours en cas de catastrophe naturelle, et aux entreprises de mieux gérer leur chaîne d'approvisionnement en fonction des conditions météorologiques. De plus, des prévisions précises peuvent aider à réduire les pertes économiques liées aux phénomènes météorologiques extrêmes tels que les inondations, les tempêtes et les sécheresses.

Plusieurs méthodes sont utilisées pour prédire les paramètres météorologiques, y compris la prévision météorologique synoptique, la prévision météorologique numérique et la prévision météorologique statistique. La prévision météorologique synoptique, qui utilise des cartes météorologiques pour prédire les conditions à court terme ; la prévision météorologique numérique, qui utilise des modèles mathématiques complexes pour prédire les conditions à long terme ; et la prévision météorologique statistique, qui utilise des données historiques pour prédire les conditions à court terme dans les régions où des données sont disponibles. Les prévisionnistes météorologiques utilisent souvent une combinaison de ces méthodes pour produire des prévisions précises et fiables.

Le développement des moyens matériels de mesure des paramètres météorologiques et de stockage des données provenant de diverses sources permet de constituer de vastes bases de données. En appliquant des techniques de data mining à l'ensemble de ces données, il est possible de tirer un profit considérable en prédisant les comportements et les tendances futures, et en prenant des décisions proactives en conséquence. Il existe plusieurs algorithmes

de data mining disponibles tels que l'arbre de décision, les réseaux de neurones artificiels (RNA), les machines à vecteurs de support (SVM), entre autres.

Dans le domaine de la météorologie, la prédiction précise de plusieurs paramètres simultanément est un défi majeur. En effet, **aucune étude antérieure n'a réussi à prédire simultanément la précipitation, la vitesse du vent, l'humidité relative et la température moyenne.** C'est dans ce contexte que cette thèse s'inscrit, dans le but de contribuer à la modélisation de la prédiction de ces paramètres météorologiques en utilisant une technique de datamining appelée réseaux de neurones artificiels (RNA).

Pour atteindre cet objectif, nous étudierons l'efficacité de l'approche RNA en tant que méthode de prédiction des conditions météorologiques, nous évaluerons également si cette approche peut être considérée comme une alternative viable aux méthodes météorologiques traditionnelles. Si cette approche s'avère efficace, elle pourrait avoir des implications significatives pour la météorologie et la prévision de la météo. Elle pourrait permettre une meilleure compréhension des interactions entre les différents paramètres et améliorer la précision des prévisions météorologiques.

La thèse est organisée en quatre chapitres :

Le premier chapitre est consacré à l'exposé des notions de base et des définitions générales sur l'atmosphère et les paramètres météorologiques, ce chapitre est important car il permet de situer le contexte général dans lequel s'inscrit le travail de recherche, les paramètres météorologiques tels que la température, le vent, la précipitation et l'humidité sont décrits en détail, ainsi que les instruments de mesure associés.

Le deuxième chapitre est une revue exhaustive de l'état de l'art en matière de modélisation neuronale pour la prédiction des paramètres météorologiques, ce chapitre résume également le développement récent des approches de modélisation neuronale pour la prédiction des différents paramètres météorologiques.

Le troisième chapitre sera consacré à la modélisation neuronale, et sera divisé en deux parties, dans un premier temps, nous présenterons les données nécessaires fournies par la station météorologique de la wilaya de Médéa, dans un second temps, nous aborderons la modélisation neuronale dont l'objectif est de développer un modèle empirique optimal qui s'articule autour de quatre paramètres d'entrée tels que la distance terre-soleil, l'année, le taux d'ensoleillement et le facteur de conversion, ainsi que quatre paramètres de sortie tels que la température moyenne, la vitesse de vent, l'humidité relative et la précipitation cumulée, ces derniers seront regroupés en un seul paramètre appelé "paramètre météorologique

Dans le quatrième chapitre, nous présenterons une discussion sur les résultats obtenus, ainsi qu'une analyse de sensibilité globale sur l'importance relative des variables d'entrée choisies pour la prédiction des conditions météorologiques.

La thèse se termine par une conclusion générale qui synthétise les résultats obtenus durant ce travail de recherche et les perspectives qui peuvent être envisagés dans le futur.

CHAPITRE I

DESCRIPTION DES PARAMETRES METEOROLOGIQUES

Chapitre 1 : Description des paramètres météorologiques

I.1. Introduction

Météorologie, un mot qui vient du grec antique, assemblé de "meteoron" qui signifie "phénomène dans l'atmosphère" et "logia" qui signifie "discours, étude". Ainsi, le mot "météorologie" signifie littéralement "étude des phénomènes dans l'atmosphère".

C'est une science d'observation et d'étude des phénomènes atmosphériques tels que les nuages, les précipitations ou le vent dans le but de comprendre comment ils se forment et évoluent en fonction des paramètres mesurés tels que la pression, la température et l'humidité. C'est une discipline qui traite principalement de la mécanique des fluides et de la thermodynamique, elle fait également appel à différentes autres branches telles que la physique, la chimie et les mathématiques. La météorologie, initialement purement descriptive, est devenue un lieu d'application de plusieurs disciplines [1].

En météorologie, un paramètre est un état de l'atmosphère que l'on quantifie à l'aide d'instruments de mesure. Les états de ces paramètres ont un impact direct sur l'évolution de la météo à venir, on distingue plusieurs paramètres tels que la température, l'humidité, la pression atmosphérique, le vent et l'ensoleillement, etc.

Dans ce chapitre, nous traitons les différents paramètres météorologiques en introduisant quelques définitions de base de ces derniers, et nous présentons les différentes méthodes et instruments de mesure pour chacun de ces paramètres.

I.2. Terre et Soleil

La masse du soleil est 330 000 fois celle de la terre, et la distance entre les deux est $149{,}6\ 10^6$ km, la trajectoire de la terre décrit une orbite presque elliptique autour du soleil, avec une période de révolution de 365,2422 jours, l'excentricité de l'ellipse est de 0,9916 et

la vitesse tangentielle moyenne est de 29,8 km/s, l'axe de rotation de la terre autour d'elle-même fait un angle de 23°27'08» par rapport à son plan de rotation autour du soleil, d'où, la déclinaison du soleil +/- 23°27'.

Cette déclinaison est nulle aux équinoxes, à ces moments-là, le jour égale la nuit, soit 12 heures, dans l'hémisphère Nord, au solstice d'hiver, la terre est au plus proche du soleil, contrairement à ce que l'on pourrait croire. La Terre accomplit une révolution complète sur elle-même en 23 heures et 56 minutes. [2]

I.2.1. Saisons

Au cours d'une année, la terre parcourt 360° autour du soleil, avec son axe de rotation étant incliné par rapport à son plan de rotation autour du soleil (plan de l'écliptique). Par rapport à l'équateur, le soleil passe alternativement au-dessus et au-dessous de lui, un angle variant au cours du temps est appelé l'angle de déclinaison. Au cours de l'année, cet angle de déclinaison passe de sa valeur mini de –23°27' au solstice d'hiver à +23°27' au solstice d'été. Par rapport à un hémisphère, en hiver, la surface éclairée par un même rayon, soit plus importante qu'en été, ce qui entraîne une quantité d'énergie solaire par unité de surface plus faible et une durée du jour plus courte.

La déclinaison du soleil est la cause de la nuit complète et des journées sans nuit aux pôles., à l'équateur, en revanche, quelle que soit la saison, le jour dure 12 heures. En hiver, le soleil est au-dessous de l'équateur, d'où l'énergie reçue par unité de surface affaiblie, donc températures basses, en été, c'est l'inverse, une autre conséquence de l'angle de déclinaison est que, lors des équinoxes d'automne et de printemps, l'angle est nul, ce qui crée une égalité de la durée des jours et des nuits (voir la figure I.1).

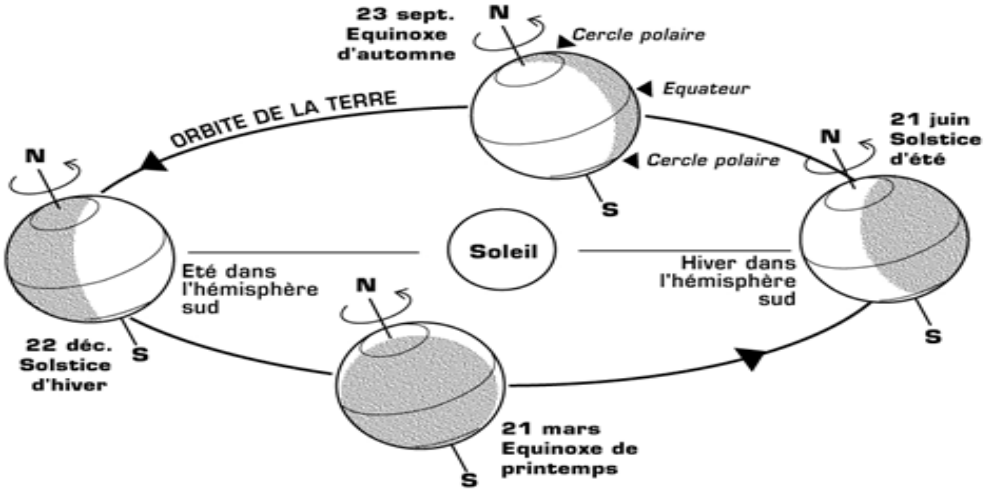


Figure I.1 : Trajectoire de la terre autour du soleil [2] .

I.3. Atmosphère terrestre

L'atmosphère terrestre est une enveloppe gazeuse qui entoure la terre sur une épaisseur de 800 km. Elle est essentiellement composée de [3] : 78 % d'azote (N_2), 21 % d'oxygène (O_2), 0.9 % d'argon, 0.3 % de gaz carbonique, et 0.03% des traces d'autres gaz tels que : le néon, le hélium, le krypton, l'hydrogène, le xénon, le méthane, le protoxyde l'azote, l'ozone, et le radon, cette composition reste constante jusqu'à une altitude d'environ 85 km [3].

La masse de l'atmosphère est d'environ 5 millions de milliards de tonnes, soit une masse pourtant 3000 fois plus faible que celle de l'eau présente sur Terre. La couche la plus éloignée de l'atmosphère monte jusqu'à 400 km d'altitude. Toutefois, la partie la plus importante de l'atmosphère est groupée dans les basses couches, la partie dans laquelle les phénomènes météorologiques sont concentrés évolue entre 7 km d'altitude aux pôles et 15 km à l'équateur. En effet, la moitié de la masse de l'atmosphère est concentrée dans les 5 premiers kilomètres d'altitude, et 90 % dans les 20 premiers kilomètres, les couches supérieures de l'atmosphère présentent donc une densité très faible.

Les principales couches de l'atmosphère sont successivement comme suit (voir la figure I.2):

La troposphère: C'est la couche la plus basse, d'une épaisseur variant de 7 à 15 km des pôles à l'équateur, et de 11 km sous nos latitudes. C'est dans cette couche que se produisent les phénomènes météorologiques. La température diminue avec l'altitude pour atteindre jusqu'à -50 à -60 °C.

La stratosphère : c'est une couche de faible densité dont la température reste constante jusqu'à environ 25 km d'altitude, puis croît jusqu'aux environs de 0 °C autour de 40 km d'altitude.

La mésosphère: La température y diminue fortement jusqu'à la limite de cette couche (environ 80 km).

La thermosphère: La température y augmente fortement jusqu'à 500 °C à la limite de l'atmosphère, il convient de noter l'existence d'une couche supplémentaire appelée exosphère, qui permet la transition vers le vide interplanétaire. Cette couche est protégée des particules émises par le soleil grâce au champ magnétique terrestre.

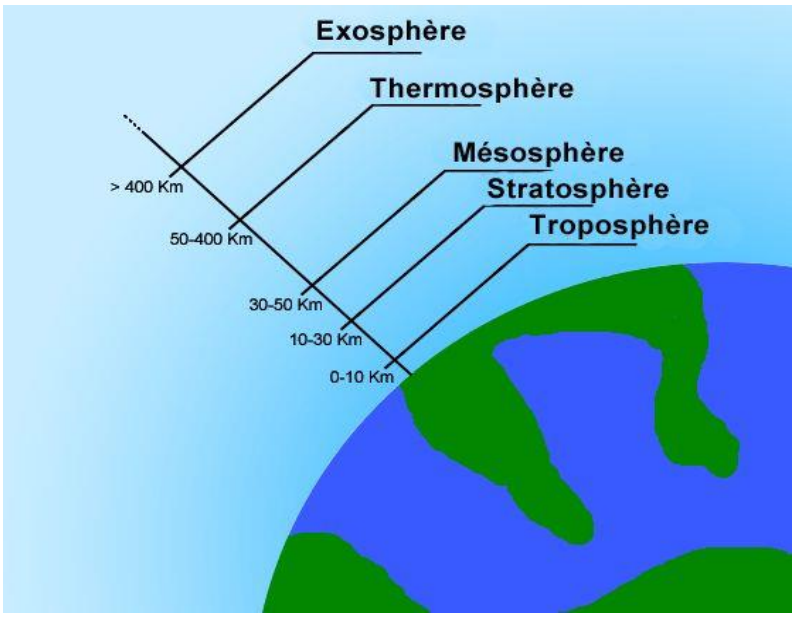


Figure I.2 : Structure verticale de l'atmosphère [4].

I.4. Paramètres météorologiques

I.4.1. Température

La température mesurée en météorologie ne correspond pas à la température physique ressentie. Il s'agit par définition de la mesure de la température de l'air sous abri, à une hauteur de 1,5 mètre du sol.

La température est définie comme une grandeur physique liée à la notion de degré de la chaleur et de froideur de l'atmosphère, elle traduit l'agitation moléculaire des gaz atmosphériques, conséquences des chocs entre les atomes et les molécules à l'échelle macroscopique. On distingue plusieurs unités internationales de la température telles que le kelvin (°K), le degré Celsius (°C) qui est une unité très répandue en Europe, et le degré Fahrenheit (°F) qui est utilisé par certains pays anglo-saxons et les Etats-Unis.ces unités sont liées par la relation suivante [5]:

$$°K = °C + 273{,}15 \quad \text{et} \quad °F = (K \times 1{,}8) - 459{,}67$$

I.4.1.1. Variations de la température

Les variations de température ont une grande influence sur les phénomènes météorologiques, elles peuvent être regroupées en deux catégories: des variations lentes, qui rythment les saisons, et des variations locales qui interviennent sur une échelle de temps beaucoup plus restreinte.

L'influence combinée de ces variations entraîne des changements de temps selon les lieux et les saisons. La course de la terre autour du soleil et son inclinaison ont une grande influence sur la température, en particulier sur sa variation au cours du temps et de l'espace.

En conséquence, au fur et à mesure de la progression de la Terre sur son orbite autour du Soleil, l'orientation des rayons solaires varie au cours de l'année selon la latitude. Ainsi, la latitude, la période de l'année et l'altitude ont une influence sur la température.

I.4.1.2. Variations saisonnières de la température

La position de la terre par rapport au soleil induit des changements dans la quantité d'énergie solaire reçue par les différents points de la surface globe. Le soleil émet des rayonnements électromagnétiques, y compris la lumière, qui se propagent dans le vide sans être absorbés.

En revanche dans l'atmosphère les rayonnements les plus énergétiques sont absorbés en totalité ou en partie, plus la couche d'atmosphère à traverser est épaisse, moins d'énergie parvient à la surface par rayonnement.

I.4.1.3. Variations locales de la température

Selon la nature du sol (rocher, champs cultivés, forêts, eau,..), une même quantité d'énergie solaire arrivant par rayonnement ne produira pas le même échauffement. En effet, une partie plus ou moins importante de ce rayonnement sera réfléchie par le sol, ce qui signifie qu'une seule partie sera absorbée.

Au contact des zones chaudes, l'air se réchauffe par convection. Sa masse volumique diminue alors, et il s'élève pour laisser la place à l'air froid ; Au-dessus des zones les plus chaudes, il y a donc des mouvements ascendants de la masse d'air, et au-dessus des plus froides, des mouvements descendants se produisent.

De plus, la formation de nuages peut bloquer l'arrivée des rayonnements jusqu'au sol, la nébulosité de l'atmosphère (présence de nuage) engendre donc également des

différences de température locales au sol, ces variations locales ont une très grande influence sur l'évolution de la météo sur des durées courtes (quelques heures), ce qui les rend importantes pour les prévisions météorologiques. Les météorologistes les prennent donc en compte pour pouvoir prévoir le temps et son évolution sur une durée de quelques heures. [6].

I.4.1.4. Variations de la température avec l'altitude

Dans la couche de troposphère, qui est la couche où se produisent les phénomènes météorologiques, la température de l'air diminue d'une façon normale avec l'altitude, d'environ 6,5 °C pour 1 000 m. Cependant, dans certains cas, le gradient peut devenir positif sur une épaisseur plus ou moins importante de la troposphère, la température, dans cette épaisseur, augmente avec l'altitude.

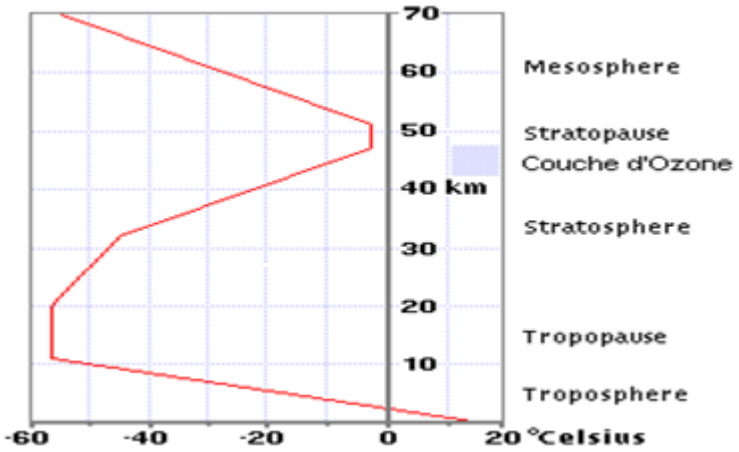


Figure I.3 : Evolution de la température avec l'altitude [4].

L'équation suivante enveloppe la relation entre la température avec l'altitude [4]:

$$T_{std}(°C) = 15 - 0.0065 * Z \qquad (I.1)$$

Avec : T_{std} est la température standard, Z est l'altitude.

Ou encore, si on connait la température T à une altitude Z_0, la températureT_1 à Z est donnée par:

$$T_1 = T - 0.0065 * (Z - Z_0) \qquad (I.2)$$

La mesure de la température de l'air se fait par le thermomètre, un instrument constitué d'un tube de verre contenant du mercure ou un liquide comme l'alcool (voir la

figure dans l'anexxe). Lorsque la température augment, le liquide se dilate et monte dans le tube, et lorsque la température diminue, le liquide se contracte et son niveau baisse [7].

I.4.2. Humidité

L'humidité est un élément météorologique qui désigne la quantité de vapeur d'eau contenue dans l'air. Cette vapeur provient de l'évaporation des grandes masses d'eau présentent dans à la surface de la terre, y compris les lacs, les océans et les mers, et pénètre ensuite dans l'atmosphère. La vapeur d'eau est une partie essentielle du cycle de l'eau car elle est continuellement générée par évaporation et éliminée par condensation. Lorsque la température augmente, l'air peut contenir plus de vapeur d'eau,, ce qui signifie que plus le climat est chaud, plus le taux d'humidité peut être élevé [8].

Il existe deux types principaux d'humidité de l'air: l'humidité absolue et l'humidité relative.

1.4.2.1. Humidité absolue

Elle est définie comme le rapport de la masse de vapeur d'eau, généralement en "g" sur le volume d'air humide en m^3 à la pression et la température considérées, sa valeur reste constante même si la température de l'air varie, tant qu'elle reste supérieure à la température du point de rosée. La vapeur d'eau contenue dans une masse d'air est invisible, mais si on sature d'humidité de l'air sec au-delà d'une certaine limite, on peut observer du brouillard et de la condensation, l'eau forme alors des gouttelettes en suspension dans l'air et on dit alors que l'air est saturé.

1.4.2.2. Humidité relative (HR)

L'humidité relative est une mesure exprimée en pourcentage (%), qui correspond au rapport entre la quantité d'eau contenue dans l'air (humidité absolue) et la quantité maximale qu'il pourrait contenir pour une température donnée, avant de se condenser. Elle est également appelée degré d'hygrométrie. Les variations de température ont une influence directe sur l'humidité relative, de sorte que celle-ci diminue lorsque la température augmente et augmente lorsque la température baisse [8]. Les présentateurs météo peuvent donner l'humidité relative comme une indication importante pour comprendre les conditions météorologiques locales.

On définit l'humidité relative par l'expression suivante [9] :

$$\mathrm{Hr}(\%) = \frac{100\ \mathrm{e}}{\mathrm{ew(T)}} \qquad \text{(I.3)}$$

Avec :

e est la pression partielle de la vapeur d'eau,

ew(T) est la pression maximale de la vapeur d'eau que peut contenir l'air à la température T (pression saturante).

Si l'air est sec : e=0 et U= 0 %

Si l'air est saturé à la température T : e= ew(T), et donc U= 100 %

1.4.2.3. Température de point de rosé

La température du point de rosée est la température à laquelle l'air doit être refroidi pour être saturé en vapeur d'eau. Quand la température est plus basse, la vapeur d'eau se condense en eau liquide (la rosée) à la surface des objets.

La mesure du taux d'humidité relative en degrés d'hygrométrie se fait à l'aide d'un hygromètre (voir la figure dans l'annexe). Cet appareil indique la teneur en humidité de l'air ambiant, en pourcentage. L'échelle varie de 0%, une valeur qui traduit un taux d'humidité extrêmement bas et donc un air très sec, à 100%, une valeur maximale qui traduit un taux d'humidité extrêmement élevé et donc un air très chargé en eau. [8]

I.4.3. Vent

C'est un paramètre physique correspond au déplacement d'une masse d'air d'une zone de haute pression (anticyclone) vers une zone de basse pression (anticyclone), autrement dit, c'est une force naturelle à l'origine repose des mécanismes atmosphériques qui provoquent des différences de pression, ce qui met l'air en mouvement, ces mouvements se traduisent par des déplacements plus ou moins rapides des gaz qui composent l'atmosphère et des particules qui s'y trouvent en suspension [10].

Deux grandeurs sont mesurables pour le vent : sa direction et sa vitesse, dont la connaissance est nécessaire à l'étude de la dynamique des masses d'air. La direction est mesurée à l'aide d'un instrument dite girouette (voir la figure dans l'annexe), et est exprimée comme un point de la boussole d'où le vent souffle, ses unités sont soit les points cardinaux : le nord N, sud S, l'est E et l'ouest O, ou, les degrés centigrades, par exemple, si l'air se déplace du Sud Ouest au Nord Est, il s'appelle un vent de Sud ouest, il peut également être exprimé en degrés (pour un vent de Sud-Ouest : 220°).

La vitesse du vent se mesure à l'aide d'un anémomètre (voir la figure I.7), les météorologues mesurent le vent instantané sur une période de 3 secondes et le vent moyen sur une période de 10 minutes à 10 m de hauteur au-dessus du sol [10].

La vitesse du vent mesurée par un anémomètre (voir la figure dans l'annexe) s'exprime soit en mètre par seconde (m/s), soit en kilomètre par heure (km/h), soit en nœud (1 nœud correspond à une distance de 1 mille nautique parcouru en 1 heure, soit 1,852 km/h). 1 m/s équivaut à 3,6 km/h et environ 2 nœuds.

Le vent est le résultat de l'action de trois types de forces sur l'air en mouvement : une force de gradient de pression, une force de Coriolis et les forces de frottements.

I .4.3.1. Force de gradient de pression

Cette force est due à la différence de pression entre les points de la surface de la terre. Elle entraîne l'air des grandes pressions vers les basses pressions, plus les différences de pression sont importantes plus cette force est importante.

I .4.3.2. Force de Coriolis

Tout objet en mouvement dans l'hémisphère nord est dévié vers sa droite (contrairement dans l'hémisphère sud), les particules d'air n'y font pas exception. Lors de son déplacement des hautes pressions vers les basses pressions, l'air est dévié vers la droite dans l'hémisphère nord et vers la gauche dans l'hémisphère sud.

I .4.3.3. Forces de frottements

Au cours de son mouvement, l'air est soumis à des forces de frottement avec les autres particules d'air et le sol, ce qui entraîne des forces s'opposant à son mouvement. Ces forces ne le dévient pas, mais elles le freinent.

Ces forces de frottement, en combinaison avec la force de Coriolis et la différence de pression, contribuent à la stabilité de la direction du vent (voir la figure I.4). Comme il est montré sur la figure I.8, le vent suit une direction tangentielle aux isobares [11].

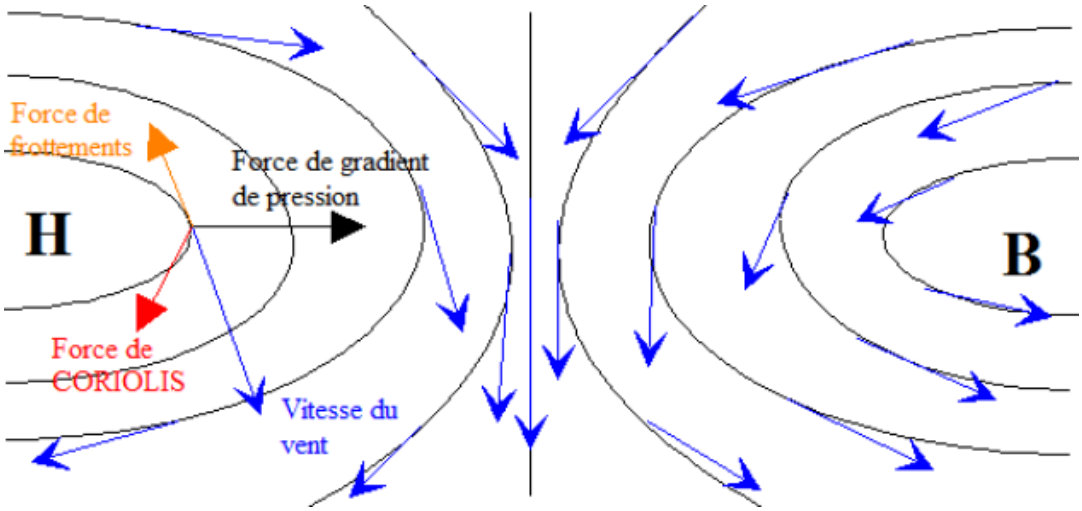


Figure I.4 : Action des trois types de forces sur l'air en mouvement

I.4.4. Précipitations

Les précipitations sont l'un des processus hydrologiques les plus variables. Elles représentent les eaux qui tombent sur la surface de la terre, tant sous forme liquide (bruine, pluie, averse) que sous forme solide (neige, grésil, grêle) ou déposée (rosée, gelée blanche, givre,...).

Les précipitations sont caractérisées par trois principaux paramètres : leur volume, leur intensité et leur fréquence. Quelle que soit la forme de la précipitation, on mesure la quantité d'eau tombée durant un certain laps de temps. On l'exprime généralement soit en millimètres (mm), soit en litres par mètre carré (l/m²). 1 mm de précipitations correspond à 1 litre d'eau par m². L'intensité de la pluie est la hauteur d'eau précipitée par unité de temps (généralement en mm/h).

La quantité de précipitation (d'eau) tombée sur un endroit donné est mesurée à l'aide d'un instrument appelé pluviomètre à lecture directe (voir la figure dans l'annexe). Il est composé d'un récipient cylindrique dont l'extrémité est en forme d'entonnoir (appelé entonnoir collecteur) qui recueille les précipitations. On lit ensuite le niveau d'eau sur une échelle graduée généralement en millimètres [12].

I.4.5. Pression atmosphérique

La pression atmosphérique résulte des chocs des molécules d'air entre elles ou avec les objets dans l'atmosphère. Elle représente le poids de la colonne d'air de section unitaire s'étendant au dessus d'un point donné jusqu'au sommet de l'atmosphère. Elle est en

moyenne de 1013 hPa (hectopascal) au niveau de la mer, mais elle subit des variations en permanence.

L'évolution de la pression atmosphérique suit d'abord un rythme circadien indépendamment de l'évolution du temps : elle diminue pendant l'après-midi à cause du réchauffement de l'atmosphère par le soleil, et par conséquence augmente le matin et la nuit. Ces variations quotidiennes ne dépassent pas en moyenne 01 hPa. La pression atmosphérique varie ensuite en fonction des perturbations atmosphériques, telles que les dépressions et anticyclones, qui dépendent de nombreux facteurs [12].

Dans le système international d'unités, la pression se donne en pascal, en météo on utilise également le millibar (1mbar=1hPa). La valeur moyenne au niveau de la mer est de 1013 hPa, soit 760 mm Hg(mm de mercure).

I.4.5.1. Variation de la pression avec l'altitude

La pression atmosphérique diminue lorsqu'on gagne de l'altitude, autrement dit, au niveau du sol, la pression résulte du poids de l'ensemble de l'atmosphère. En prenant de l'altitude, il y a de moins en moins d'air au-dessus, et la pression diminue en conséquence (voir la figure I.5).

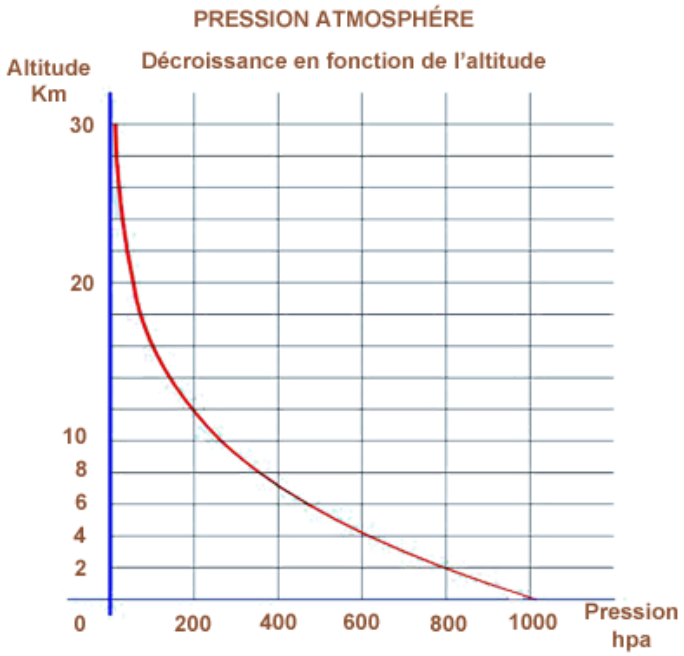


Figure I.5 : Evolution de la pression atmosphérique avec l'altitude [12].

La mesure de la pression atmosphérique se fait par un baromètre anéroïde,(voir la figure dans l'annexe). Il est essentiellement composé d'une capsule métallique vide d'air s'écrase lorsque la pression augmente. Ce mouvement se répercute sur une série de leviers

qui déplacent à leur tour une aiguille. Les variations de pression se traduisent donc par un déplacement de l'aiguille sur le cadran du baromètre.

I.4.6. Durée d'ensoleillement

La durée d'ensoleillement (appelée aussi durée d'insolation) est définie comme étant la par la durée pendant laquelle le disque solaire est visible et dessine des ombres portées au sol. Il est logique de définir le seuil d'insolation comme étant le seuil d'éclairement à partir duquel le carton commence à cramer. Une autre définition de durée d'ensoleillement dans une période donnée est la somme des intervalles de temps pour lesquels l'irradiation solaire directe dépasse le seuil de 120 Wm^{-2} de rayonnement direct, avec une précision de 36 secondes.

Cette grandeur est mesurée à l'aide d'un instrument appelé héliographe Campbell-Stokes (voir la figure dans l'annexe). Cet instrument se compose d'une sphère de verre montée de manière concentrique dans un segment d'une cuvette sphérique. Le support est réglable de manière à ce que l'axe de la sphère peut être incliné à l'angle de latitude du lieu. Le segment de la cuvette sphérique contient la carte d'enregistrement (voir la figure dans l'annexe).

.La sphère de verre focalise le rayonnement solaire direct à la carte, brûlant celle-ci en laissant une trace chaque fois que le soleil brille [13].La position et la longueur de la trace indiquent l'heure de début et la durée de l'intervalle d'ensoleillement.

I.5. Conclusion

Ce chapitre nous a permis d'introduire les notions de base nécessaires pour définir et présenter différents paramètres météorologiques tels que la température, le vent, l'humidité, les précipitations, la pression atmosphérique et l'ensoleillement, ainsi que leurs instruments de mesure classiques. Ces variables météorologiques revêtent une importance capitale dans plusieurs domaines, tels que la climatologie, l'agriculture, l'hydrologie, l'aéronautique, l'environnement, comme le montrent de nombreuses études scientifiques publiées chaque année dans le monde entier.

Il convient de noter que les paramètres météorologiques cités dans ce chapitre sont liés les uns des autres, et dépendants d'autres paramètres hors de notre étude, qui sont décrits par des formules et des équations complexes. Nous avons donc concentré uniquement sur les définitions et les mesures.

Dans un prochain chapitre, nous présenterons les valeurs mensuelles et annuelles de chacun de ces paramètres, mesurées et fournies par la station météorologique de la wilaya de Médéa.

CHAPITRE II

ETAT DE L'ART ET REVUE SUR LA MODELISATION DES PARAMETRES METEOROLOGIQUES PAE (RNA)

Chapitre 2 : Etat de l'art et revue critique sur la modélisation des paramètres météorologiques par les réseaux de neurones artificiels

II.1. Introduction

La modélisation des paramètres météorologiques est un domaine de recherche en constante évolution, qui vise à améliorer la précision des prévisions météorologiques. Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont une technique de modélisation avancée qui peut être utilisée pour prédire les paramètres météorologiques tels que la température, la pression atmosphérique, l'humidité relative, la vitesse du vent et les précipitations.

L'utilisation des réseaux de neurones artificiels offre des perspectives prometteuses pour améliorer la précision des prévisions météorologiques. Toutefois, des défis techniques doivent être relevés, notamment en ce qui concerne la qualité des données et la complexité des modèles.

Dans ce chapitre, nous allons présenter en détail les réseaux de neurones artificiels dans la modélisation des paramètres météorologiques. Nous inclurons également une revue bibliographique des travaux de recherche réalisés dans ce domaine.

II.1. Techniques et modélisation par intelligence artificielle

Les techniques de l'intelligence artificielle ont révolutionné la manière dont nous modélisons les phénomènes physiques. En effet, ces techniques permettent de résoudre des problèmes complexes en exploitant des données massives et en s'appuyant sur des algorithmes de machine learning. L'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé sont deux techniques de l'intelligence artificielle qui peuvent être utilisées pour modéliser un phénomène météorologique.

L'apprentissage supervisé consiste à entraîner un modèle sur des données de sortie connues en lui fournissant des entrées correspondantes. Le modèle est alors capable de prédire la sortie pour des entrées inconnues en utilisant la connaissance qu'il a acquise lors de

l'apprentissage automatique. En revanche l'apprentissage non supervisé est plus adapté lorsque les relations ne sont pas connues ou lorsque les données sont trop complexes, les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des techniques qui peuvent être utilisées pour l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

II.1.1. Réseaux des neurones artificiels (RNA)

II.1.1.1. Introduction

On considère que le cerveau est un ensemble assez complexe de neurones interconnectés dont chaque neurone a un comportement simple et modélisable. on regroupe sous le terme de Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) 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) [14].

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) préoccupent une importante place dans diverses applications, en posant davantage l'accent sur les réseaux intelligents, RNA a un rôle fatal et il appartient à la famille de l'intelligence artificielle (IA) (Kukreja et al. 2016) [15].

Au cours des deux dernières décennies, les réseaux de neurones artificiels présentent une technologie très réussie, et largement utilisée dans une grande variété d'applications dans divers domaines.

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, et en divers laboratoires de recherche à travers le monde entier En Iran, dans une étude développée par (Kisi et Shiri. 2014) [16], les capacités du système des réseaux de neurones artificiels ont été évaluées pour prédire les valeurs mensuelles à long terme de la température de l'air dans 30 stations météorologiques iraniennes.

La figure II.1 présente l'augmentation remarquable de l'utilisation des RNA dans le domaine de la modélisation de la prédiction météorologique.

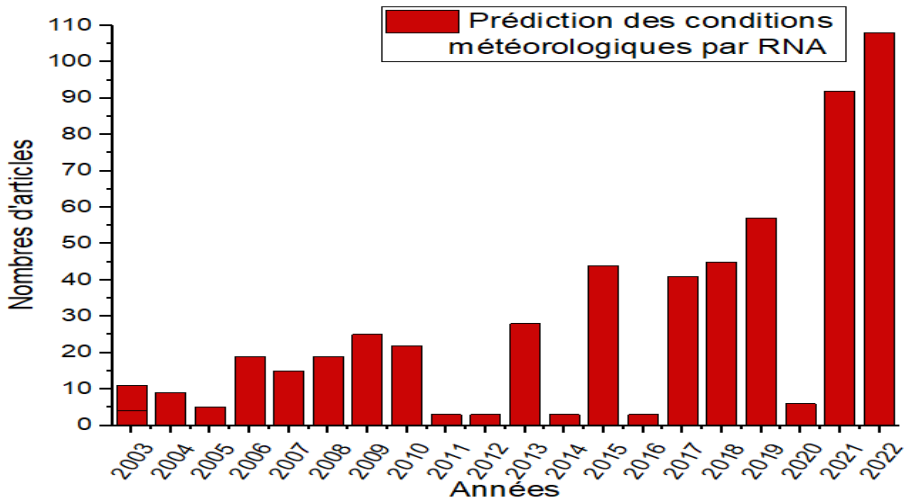


Figure II. 1: Nombre de travaux inhérents à la prédiction des paramétres météorologiques par RNA publiés durantles années 2003à 2023 (site PubMed consulté le 26/03/2023).

D'autres modèles ANN de prévision de la température de l'air ont été développés en Turquie (Cobaner and all. 2014)[17], au Japon (K. Yamamoto and al.2017)[18], en Arabie saoudite (I. Tasadduq and all) [19] , en Espagne (F. Almonacid and all, 2013) [20].En Algérie, plusieurs études ont été faites dans ce domaine, surtout pour la prédiction solaire, on cite par exemple: (M.Laidi and S.Hainini.2013) [21], (A.Rezrazi and all. 2016) [22], (S.Chaba-Mouna and S.Hanini 2017) [23] et (A. Sadadou and all) [24].

Un réseau de neurones artificiels peut être définit comme 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) [25].

II.1.1.2. Historique

Le premier modèle qui a été proposé est celui le modèle des deux américains de Chicago, le neurophysiologiste Warren Mc cullers et le logicien Walter Pitt, qui ont créé en 1943 le premier neurone formel qui portera leurs noms « neurone de Mc cullers- pitt» (McCulloch and Pitts 1943) [26].

En 1949, monsieur Heb a proposé une formulation pour le mécanisme d'apprentissage, sous une forme d'une règle de modification des connexions synaptiques, cette dernière s'est reposé sur le fait que si deux neurones sont connectés entre eux et activés au même temps, les connexions qui les relient doivent être renforcées, et elles ne sont pas modifiées dans le cas contraire.

L'année 1958 est l'année de la première appariation du réseau de neurones artificiels, grâce aux travaux de Frank Rosenblatt qui conçoit le fameux perceptron, ce dernier 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. A la fin des années 60, exactement en 1969, Rosenblatt à reçut une agressive critique par Marvin Minsky et Seymour Papert, qui diffusent un livre dans lequel ils ont cité une série de problèmes de reconnaissance des formes qu'un perceptron ne peut pas résoudre, problème dit d'un apprentissage difficile.

Les travaux sur la technologie des réseaux neuronaux sont alors comme coupés, il faudra alors attendre le début des années 80 exactement en 1982 pour que le savon Hopfield démontre l'intérêt d'utiliser des réseaux récurrents 'feed-back'(Benimam 2019) [14].

Parallèlement aux travaux de Hopfield, monsieur Werbos vient conçoit son algorithme de rétro-propagation de l'erreur, qui propose 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) [27].

L'année 1986 est l'année précieuse considérée comme une pierre maitresse(Basheer and Hajmeer 2000) [28] dans l'histoire récente des RNA, car les grands monsieur(Rumelhart, Hinton, and Williams 1985) [29] ont finalement inventiun algorithme d'apprentissage par rétro propagation après son développement initial par Werbos.

II.1.1.3. Neurone biologique

Un système nerveux humain se compose de milliards de neurones de différents types et longueurs à savoir leur emplacement dans le corps (Basheer and Hajmeer 2000) [28]. La figure II.1présente un schéma d'un neurone biologique simplifié constitué de trois unités fonctionnelles principales : les dendrites, le corps cellulaire et l'axone.

Le corps cellulaire a un noyau contenant des informations sur les traits d'hérédité et un plasma qui contenant l'équipement moléculaire destiné à produire le matériel nécessaire au neurone (Jain, Mao, and Mohiuddin 1996) [30]. 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'à peu prés 0,25 mm (Zupan and Gasteiger 1993) [31], l'axone, qui se

partage en collatérales, reçoit à son tour des signaux du corps cellulaire et les transporte à travers la synapse (un espace microscopique) vers les dendrites des neurones voisins, la figure II.2 illustre schématiquement le transfert de signal entre deux neurones à travers la synapse. L'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.

Un neurotransmetteur (chimique) libère des vésicules en quantités proportionnelles à la force du signal entrant à l'arrivée à la membrane, le neurotransmetteur partage dans l'espace synaptique vers la membrane post-synaptique, et éventuellement dans les dendrites des neurones voisins, les obligeant ainsi (selon le bord du neurone récepteur) à générer un nouveau signal électrique.

Le signal généré pénètre le deuxième neurone d'une manière semblable à celle qui vient d'être décrite. La quantité de signal qui traverse un neurone récepteur est fonction de l'intensité du signal provenant de chacun des neurones nourriciers, de leurs forces synaptiques et du seuil du neurone récepteur. Puisqu'un neurone a un grand nombre de dendrites/synapses, il a la capacité de recevoir et de transférer de nombreux signaux simultanément, ces signaux ont le pouvoir soit d'aider (exciter), soit d'inhiber le déclenchement du neurone, ce mécanisme simple de transfert de signal a engendré une étape fondamentale pour le développement précoce de la neuro-informatique (par exemple, l'unité de seuil binaire (McCulloch and Pitts 1943) [26] et le fonctionnement de l'unité de construction des RNA(Basheer and Hajmeer 2000) [28].

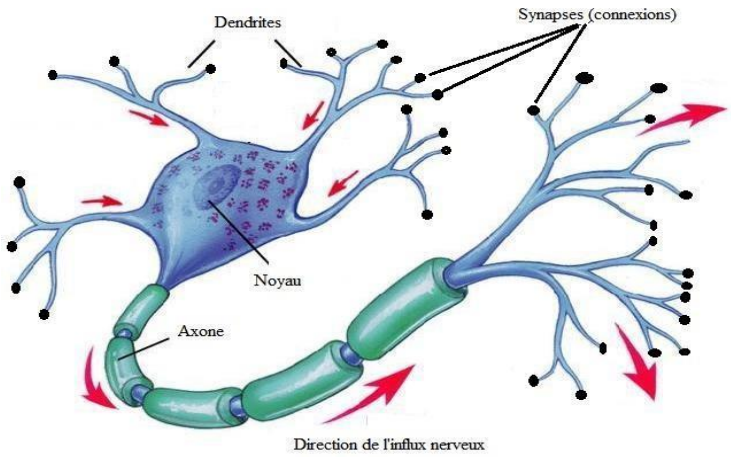


Figure II. 2: Schéma du neurone biologique [28]

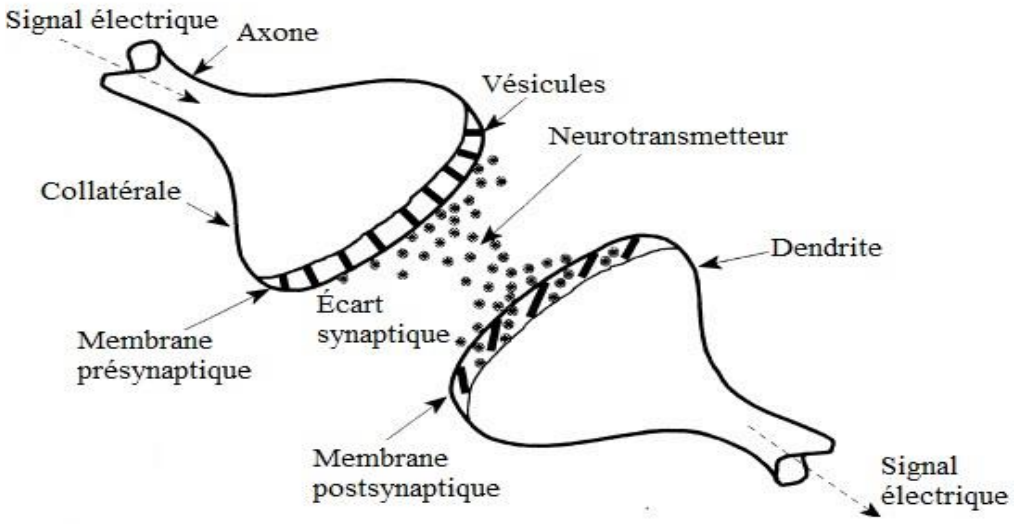


Figure II. 3 : Mécanisme de transfert de signal entre deux neurones biologiques [28]

II.1.1.4. Neurone Formel

Un neurone formel est considéré comme un modèle mathématique rependant aux principes de fonctionnement du neurone biologique, c'est un dispositif qui possède une ou plusieurs sorties avec plusieurs entrées, ce neurone fait pondérer ces entrées, suivies généralement d'une non-linéarité qui s'appelle la fonction d'activation(voir la figure II.4).

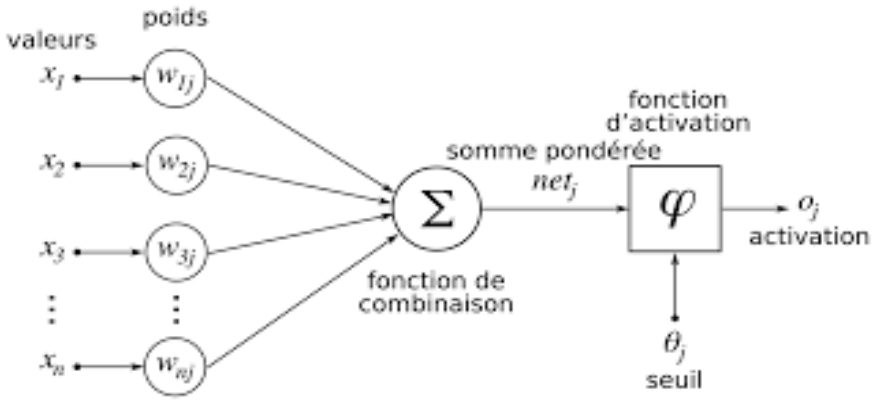


Figure II.4 : Le neurone formel [32]

Tels que :

(x_1,x_2, x_3…, x_n) sont les entrées et (w_1, w_2…, w_n) sont les poids synaptiques.

L'état du neurone (la somme pondérée) est donné par l'équation suivante:

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

La fonction d'activation est :

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

Où : y est la sortie du neurone.

On cite plusieurs fonctions d'activation, les plus utilisées sont les fonctions : Linéaire, Linéaire saturée, Linéaire saturée symétrique, Sigmoïde et Tangente hyperbolique.

On note que le choix d'une fonction d'activation linéaire facilite les calculs mais le neurone perd son 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 est donnée par l'équation suivante:

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

Où : B est le gai de la fonction sigmoïde.

II.1.1.5. Analogie avec le modèle biologique

L'idée des neurones artificiels est emportée par analogie des neurones biologiques, le tableau II.1 résume l'analogie entre un neurone biologique et un autre artificiel:

Tableau II.1. Correspondance entre les modèles neuronaux biologiques et artificiels

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

Les réseaux de neurones artificiels peuvent se classer en deux principales catégories :

- Réseaux de neurones statiques.
- Réseaux de neurones dynamiques.

II.1.1.6.1. Réseaux de neurones multicouches statiques

Ils sont organisés généralement en couche de neurones, chaque neurone de cette couche reçoit ses entrées à partir de ceux de la précédente couche ou simplement de l'entrée du réseau, dans ce cas il n'existe pas de le "feed-back" ou le retour n'existe pas, et par conséquent, l'information circule dans un seul sens, de l'entrée vers la sortie.

Ce type des réseaux peut être utilisé surtout pour les problèmes de classification ou d'approximation de fonctions non linéaires complexes, les plus connus des ces neurones statiques sont :

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

Les réseaux multicouches MLP ont une architecture 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 par l'extérieur, chaque couche est composée d'un nombre fini de neurone, chaque neurone dans une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante de telle sorte qu'il n'y a pas de connexion entres les neurones de la même couche (voir la figure II.5) [28].

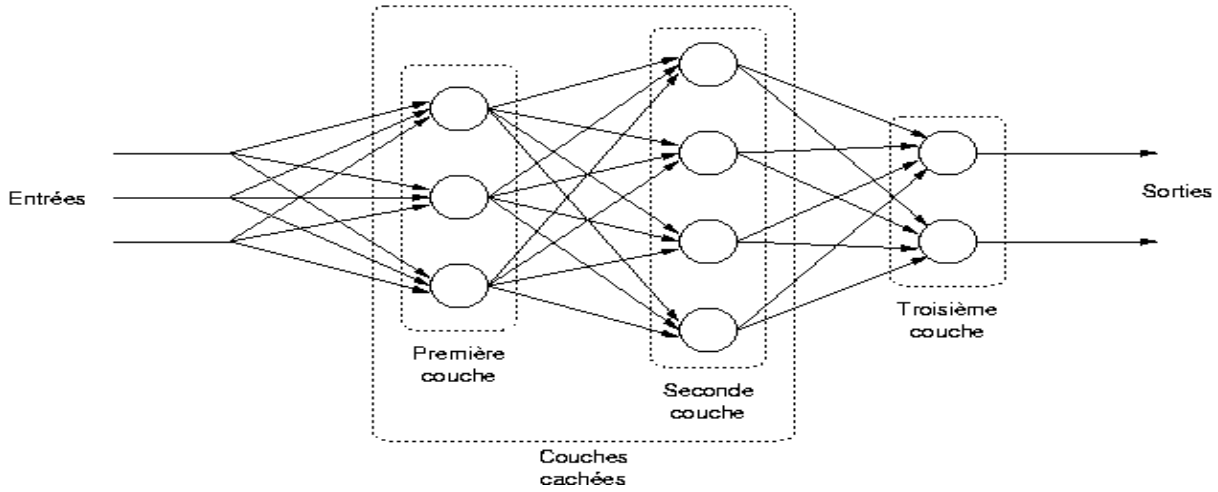


Figure II.5 : Réseau multicouche MLP.

II.1.1.6.2. Réseaux de neurones dynamiques

Ils sont organisés d'une façon que chaque neurone reçoit sur ses entrées la totalité ou une partie de l'état du réseau (sortie des autres neurones) en plus des informations externes, l'influence entre les neurones s'exerce dans les deux sens pour ces. L'équation du neurone pour ce cas est décrite par des équations différentielles ou aux différences, la structure interne de ces réseaux est destinée à l'identification et la commande de systèmes dynamiques [28], les plus connus de ces réseaux de neurones dynamiques sont:

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

II.1.1.7. Apprentissage des réseaux de neurones

L'apprentissage est l'opération par laquelle le réseau de neurones acquiert la capacité de réaliser certaines tâches parla modification des paramètres internes (poids synaptique), cette dernière se réalise en utilisant un algorithme d'adaptation paramétrique appelé

"algorithme d'apprentissage", l'apprentissage consiste donc à améliorer les futures performances du réseau en se basant sur les expériences précédentes acquises.

On peut considérer aussi l'apprentissage peut 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 réseaux de neurones et il peut s'appliquer suivant différentes manières et selon différentes règles. Seul objectif des algorithmes d'apprentissages est d'avoir le minimum de l'erreur de décision effectuée par le réseaux en ajustant les poids à chaque présentation d'un vecteur d'entraînement [28]

II.1.1.7.1 Types d'apprentissages

On distingue trois classes principales des algorithmes

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

II.1.1.7.1.1. Apprentissage non supervisé

Il se fait sur la base d'informations locales existant à l'entrée et il représente la capacité des réseaux de neurones à apprendre sans la connaissance de la sortie désirée, pour ce cas, le réseau lui-même organise les entrées présentées de façon à minimiser un critère de performance donné. Cet apprentissage est appelé aussi compétitif du moment car il y a une compétition entre les unités du réseau à représenter le vecteur d'entré (voir la figure II.6).

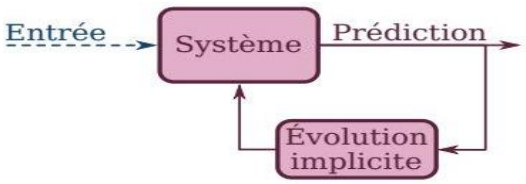


Figure II.6 : Apprentissage non supervisé.

II.1.1.7.1.2.Apprentissage forcé ou imposé

Pour ce type d'apprentissage, on indique seulement au réseau si la sortie est bonne ou mauvaise en induisant ainsi une variation sélective des poids de connexions [28]

II.1.1.7.1.3. Apprentissage supervisé

Il correspond au cas où l'on dispose simultanément des exemples d'entrées et de sorties, et donc, les entrées et les sorties désirées correspondantes, on cherche alors à bâtir un

modèle capable de prédire et présenter la valeur de la sortie désirable en 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 soit répétée jusqu'à la satisfaction d'un critère de performance (voir la figure II.7)**.**

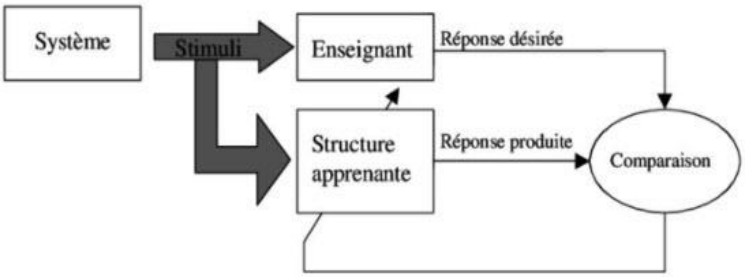


Figure II.7 : Apprentissage supervisé.

Le RNA génère une ou plusieurs valeurs de sorties basées sur la performance de calcul des valeurs d'entrées, les résultats de ces calculs sont en fonction des valeurs des poids assignés à chaque entrée obtenue après la phase d'apprentissage, une fois l'apprentissage est effectué, le réseau de neurones acquis la capacité de réaliser la tache prévue [28]

II.1.1.7.2. Algorithme de la rétro-propagation

C'est la règle la plus utilisée pour l'apprentissage supervisé des réseaux de neurones, ce terme "rétro-propagation" est utilisé pour la description de l'apprentissage du réseau 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 de rétro-propagation est de propager le signal de la couche d'entrée vers la couche de sortie (propagation avant), puis calculer l'erreur faite 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, on utilise la rétro propagation de l'erreur pour l'ajustement des poids synaptiques du réseau. On présente dans la figure II.8 un réseau de neurones multicouche

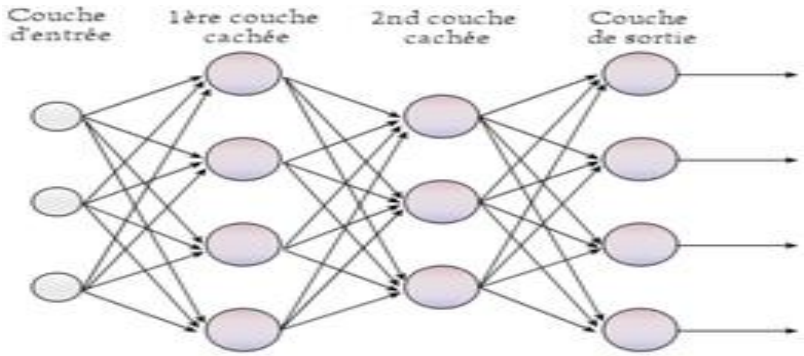


Figure II.8 : Réseau de neurones multicouche.

La somme pondérée est donnée par la formule suivante:

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

avec :

Xj :Etat du neurone de la couche précédente.

Wij : Poids de la connexion reliant le neurone cible *i* au neurone émetteur *j*.

N : Nombre de neurones dans la couche émettrice.

Les neurones auront donc à la sortie

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

Où :

$f(Neti)$: C'est la fonction sigmoïde

L'erreur quadratique est par donnée par la formule suivante:

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

Tels que:

$Y_{i\,cal}$: la sortie désirée.

$Y_{i\,exp}$: la sortie observée.

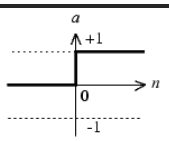
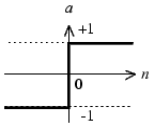
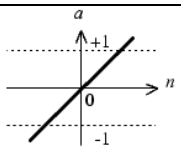
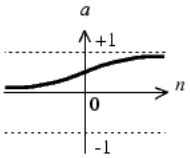
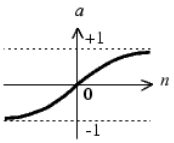
N : Nombres des données.

II.1.1.8. Fonctions d'activation

Elle calcule la valeur de l'état de neurone transmise aux neurones en avals, la fonction d'activation joue aussi un rôle d'introduire une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone. Contrairement aux 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 soit [0, +1] ou [-1, +1], on distingue plusieurs formes possibles pour la fonction de transfert utilisées dans le programme de calcul techniques MATLAB® (voir le tableau II.2) [33].

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 [28].

Tableau II.2. Fonctions d`activation usuelles, a = f(t). [34], [35]

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 présente la forme la plus ancienne de modèle mathématique: il est accompli uniquement qu'à partir de données expérimentales ou d'observations dont la possibilité d'avoir une valeur prédictive dans un certain domaine de validité, mais sans aucune valeur explicative [36]. Contrairement, un modèle de connaissance, qualifiée de boite blanche, est proposé de l'analyse des phénomènes : physiques, chimiques, biologiques, etc, où il résulte la grandeur qu'on la doit modéliser, ces phénomènes prennent la forme équationnelle en s'articulant sur des connaissances théoriques disponibles au moment de l'élaboration du modèle.

Le modèle semi- empirique, ou modèle boite grise prend place entre la boite noire et le modèle de connaissance, il enveloppe à la fois des équations résultant d'une théorie, et des équations empiriques, résultant d'une modélisation de type boite noire [36].

Le développement d'un réseau de neurone qui répond à une modélisation statique est soumis aux étapes successives suivantes :

- La sélection des données
- La séparation des bases de données
- La normalisation des données
- Le choix du type de réseau de neurones
- Le choix du nombre de neurones dans la couche cachée
- Le choix de la fonction de transfert
- L'estimation des paramètres ou apprentissage
- La validation et la généralisation.

II.1.1.9.1. Sélection des données

Pour tout modèle conçu à partir de mesures, il est obligatoire 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, donc Il est à conseiller: [37]

- De bien représenter les entrées de façon qu'elle soit aussi compacte que possible,
- Que la représentation des entrées contienne tous les facteurs congrus par rapport à la grandeur à modéliser.

II.1.1.9.2. Séparation des bases de données

Il est nécessaire de disposer afin de développer un modèle neuronal d'au moins deux bases de données: une pour effectuer l'apprentissage et autre pour valider le réseau obtenu et déterminer ses performances, il est préférable d'utiliser une troisième base de données, si elle est disponible, pour tester le réseau, il est à noter qu'il n'y a pas de règle précise pour déterminer le partage de manière quantitative des données, le plus important c'est que la base de données consacrées à l'apprentissage soit la plus importante.[37]

II.1.1.9.3. Normalisation des données

Après et avant tout apprentissage, il est important de normaliser et de centrer toutes les variables d'entrée, tandis que si les entrées ont des grandeurs très différentes, celles qui sont petites n'ont pas d'impact sur l'apprentissage. On distingue plusieurs approches de

normalisation des données à savoir le choix qui dépend de la nature des données et de la fonction à approximer [37].

II.1.1.9.4. Choix du type de réseau de neurones

Puisqu'il s'agit d'une modélisation statique type boite noire pour l'approche d'une fonction bornée et continue, la meilleure approche neuronale envisageable est celle des MLP à une seule couche cachée [38].

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

Aucune règle n'existe permettant de tranchoir 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, il est clair que le nombre des paramètres croit d'une façon linéaire avec le nombre des variables d'entrées du modèle, Il faut donc trouver un compromis entre la parcimonie et le sur ou le sous apprentissage [38].

II.1.1.9.6. Choix de la fonction de transfert

La fonction de transfert neuronale (appelée aussi fonction d'activation), est la fonction mathématique appliquée à la sortie de chaque neurone, là aussi, aucune méthode n'existe permettant de prévoir la fonction qui donnera les meilleurs résultats, pour les MLP, des fonctions de type sigmoïde sont préférables pour les neurones de la couche cachée et généralement une fonction linéaire pour le neurone de la couche de sortie [39].

II.1.1.9.7. Estimation des paramètres ou apprentissage

Pour les modélisations statiques avec MLP, il est préférable de faire un apprentissage supervisé, le critère d'arrêt de l'apprentissage est 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 [39].

II.1.1.9.8. Validation et généralisation

Elle consiste à tester le réseau après ou au durant 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, la généralisation s'effectue avec des nouvelle données et différentes de la base de données de départ, elle permet de présenter si le réseau a pu développer une performante capacité de généralisation [39].

II.1.1.10. Avantages et inconvénients des RNA

Comme tout système et réseaux, l'approche conjointe des RN, permet de présenter les avantages et les inconvénients de la méthode du RNA. Le tableau II.3regroupe les avantages et les inconvénients des réseaux de neurones artificiels.

Tableau II.3. Les avantages et les inconvénients des RNA [39].

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.2. Etat de l'art sur la prédiction des paramètres météorologiques par RNA

II.2.1. Prédiction du paramètre météorologique température

La température est l'une des important météorologiques, sa prédiction prend une grande part de préoccupation dans plusieurs domaines tels que l'environnement, l'industrie, l'agriculture, cette prédiction a séduit l'attention des chercheurs à travers le monde entier depuis plusieurs années, vu ses différentes applications dans plusieurs domaines, on cite à titre d'exemple le dimensionnement dans les systèmes de la climatisation des bâtiments, le calcul des températures dans les serres éviter les pertes de récolte, la prédiction d'aléas naturels tels que incendies, la neige, le grésil, etc.

La complexités et la cherté des systèmes d'observation météorologique font à leur part naissance des modèles de prédiction de la température de l'air, on assiste ces dernières années à l'application des différentes approches de calcul dans différents domaines aux fins

de prédiction de la température de l'air, la plupart de ces approches sont articulées sur des techniques informatiques neuronales qui semblent rapides et donnent des résultats précis.

A titre d'exemple, des perceptrons multicouches (MLP) sont appliqués sont appliqués dans plusieurs travaux de recherche à des fins de prévision de la température, autres types de réseaux de neurones, tels que la fonction de base radiale, les réseaux de régression généralisés ainsi que des approches statistiques ont également été appliqués à la prévision de la température (Tasaduqq et Rehman Bubshait, 2002) [40], (Smith et al., 2007) [41],(Smith et al., 2009) [42], (Ustaoglu et al., 2008) [43], (Boi, 2004) [44], (Huld et al., 2006) [45],(Dombayc et al.,2009**)** [46]**,** la figure II.9 présente l'augmentation de nombre de recherche sur la prédiction de la température de l'air.

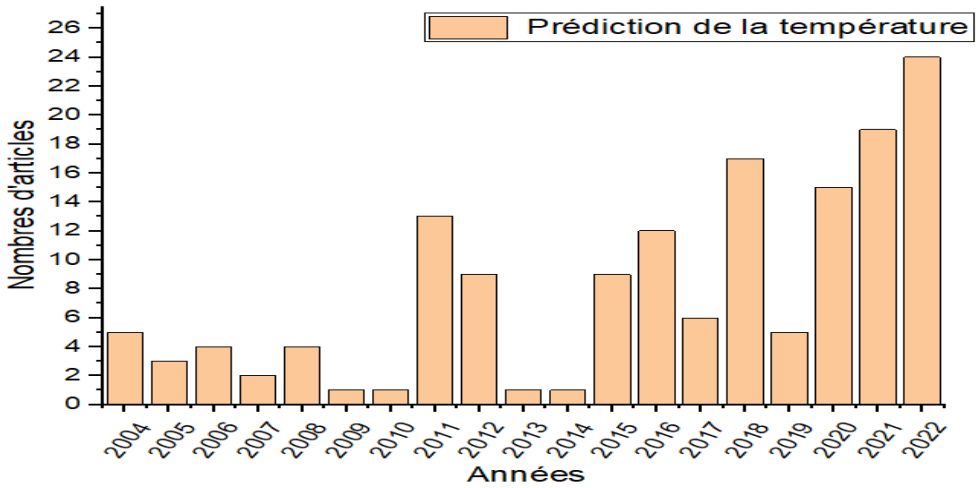


Figure II.9 : Nombre de travaux inhérents à la température d'air publiés durant les années 2003à 2023 (site PubMed consulté le 26/03/2023).

Smith et al. en 2007 ont développé un projet dont pour explorer l'application de réseaux de neurones artificiels (RNA) dans la prédiction de la température de l'air annuelle, ce modèle été mis enforme à partir des données météorologiques fournies par le réseau de surveillance automatisée de l'environnement de la Géorgie, ce modèle avait le but de donner des prédictions durant toute l'année, avec une erreur absolue moyenne (MAE) inférieure pendant les mois d'hiver à celle des modèles spécifiques à l'hiver développés précédemment.

Autre étude de (Chronopoulos et al. 2008) [47], des modèles de réseaux de neurones artificiels ont été développés pour évaluer des données météorologiques pour des zones dans le sud de la Grèce connues par la rareté des stations météorologique, en utilisant un modèle de régression multiple pour comparer les résultats et les performances. Les résultats du modèle

ont montré que les approximations de la température pouvaient être obtenues en fonction des stations météorologiques considérées comme référence, en plus, en qualité de performances le modèle ANN étais mieux que MLR: les valeurs d'erreur absolue moyenne pour l'ANN était entre 0,82 et 1,72 tandis que pour le MLR était entre 0,90 et 1,81, ce qui classe ces modèles comme une pièce importante de diverses études de modélisation et de gestion environnementales.

Bilgili et Sahin (2009) [48] ont développé des réseaux de neurones artificiels pour prédiction de deux paramétre météorologiques la température et les précipitations mensuelles à long terme dans tout coin de la Turquieen utilisant des données de stations voisines (76 stations) pour la durée entre 1975 et 2006, en comptant 59 stations comme données d'apprentissage, 17 stations comme données de test, Quatre neurones pour la couche d'entréetels que la latitude, le longitude, l'altitude et le mois ont été utilisés, et,deux sortie correspondantes à la température et les précipitations mensuelles à long terme. Les valeurs déterminées par le modèle ont été comparées aux données réelles, en conséquence,les erreurs obtenues se classent dans les limites acceptables.

En 2011, une approche par algorithme de régression vectorielle de support élaborée par Paniagua-Tineo et al. [49] pour la prédiction de la température maximale quotidienne estivale en s'articulant sur des données réelles météorologiques (température minimale, précipitations, pression atmosphérique au niveau de la mer et humidité relative) mesurées dans les stations pendant 10 ans, il a été montré comment l'approche SVR permet d'obtenir une prévision précise de la température maximale. Une comparaison avec d'autres méthodes neuronales, basée sur des tests statistiques, a montré que le SVR se comporte mieux qu'un perceptron multicouche dans ce problème de prédiction.

Une année après (2012), Afzali et al [50] ont développé des modèles ANN pour la prédiction pour un jour et un mois à l'avance des températures minimale, moyenne et maximale de l'air en s'articulant sur des données de température continues pour 44 ans pour pour la ville de Kerman, en Iran, ont été utilisées dans les phases d'apprentissage, de validation et de test des modèles ANN, les valeurs des modèles ANN ont été élaborés selon deux réseaux : Feed Forward et Elman. Les valeurs de R, de MSE et de MAE dans les deux réseaux ont fait conclure que l'approche ANN est un modèle souhaitable pour la prédiction de la température de l'air.

Dans une étude menée par Kisi et Shiri en 2013 [16] en Iran, les capacités du système d'inférence adaptatif et des réseaux de neurones artificiels (RNA) ont été appréciées afin de deviner les valeurs mensuelles à long terme de la température de l'air dans 30 stations météorologiques, les valeurs de la périodicité, la latitude, longitude et altitude de la station ont

été considérées comme variable d'entrée. Pour le modèle ANN, les valeurs maximales et minimales des coefficients de détermination ont été de l'intervalle de 0,921 à 0,995 alors que celles du modèle ANFIS sont respectivement de 0,999 et 0,876.

En Turquie et en 2014, Cobaner et al. [51] ont estimé les températures mensuelles maximales, minimales et moyennes ont été estimées en fonction des coordonnées géographiques et du nombre de mois par la moyenne d'un système d'inférence neuro-fuzzy adaptatif (ANFIS) et des modèles de régression linéaire multiple (MLR). Les données fournies pour élaborer les sont mensuelles et mesurées dans 275 stations pour d'au moins 20 ans., en utilisantla latitude, la longitude et l'altitude de l'emplacement ainsi que le numéro du mois comme variables d'entrée. En comparant les valeurs observées à celles prédites par les modèles ANN, et MLR en évaluant leurs erreurs, il s'avère que modèle ANFIS étais meilleur.

Au Maroc, Ben El Houari et al. (2015) [52] ont développés deux types de réseaux de neurones artificiels (RNA) pour prédire la température mensuelle de l'air dans la région de Meknès au Maroc: le perceptron multicouche (MLP) et le réseau récurrent Elman, la base de données utilisée est constitue des paramètres météorologiques mensuels (la pression atmosphérique, l'humidité, les précipitations, la visibilité, la vitesse du vent, la vitesse maximale du vent et le point de rosée) comme paramètres d'entrées enregistrés dans cette région pour la période entre 1996 et 2013, et la température de l'air en tant que paramètre de sortie. Les valeurs du coefficients de corrélation (R), de l'erreur quadratique moyenne (MSE) et de la somme des erreurs carrées (SSE) démontrent que la prévision de la température de l'air est optimale et plus efficace avec le modèle MLP.

Pas loin de cette date, Yamamoto et al. (2017) [53] ont créé une méthode dite d'étalonnage basée sur l'apprentissage de machine pour mesurer de la température de l'air à l'aide d'un capteur. Un réseau neuronal artificiel a été utilisé pour équilibrer l'effet de des facteurs environnementaux sur les mesures, les données sont de 305 jours pour trois endroits différents au Japon, L'application de leur méthode montre une amélioration moyenne de l'erreur absolue moyenne (EAM) de 1,62 à 0,67.

D'autre part, dans la région Calabar, dans l'État de Cross River au Nigéria, Onafuye et al. (2018) [54] ont développé un modèle ANFIS pour la prédiction de plusieurs paramètres tels que de la température de l'air, la pression atmosphérique et l'humidité relative , les résultats ont prouvé que la prédiction obtenue avait une précision de prédiction par rapport à l'erreur de pourcentage absolu supérieure à 90% pour la température, la pression, l'humidité relative et la réfractivité.

II.2.2. Prédiction du paramètre météorologique humidité relative (Hr)

L'humidité relative est souvent utilisée dans plusieurs domaines, à savoir l'agriculture, l'hydrologie, l'écologie, etc, sa prédiction par les techniques d'apprentissage statistique comme les réseaux de neurones joue un rôle majore dans la plupart des activités humaines. Parmi ces recherches on cite par exemple le travail de Parishwad et al. en 1998 [55] concernant la prédiction des valeurs horaires mensuelles moyennes de l'humidité relative pour une région en Inde en se basant sur des valeurs horaires mensuelles moyennes de ce paramètre.

Lu et Viljanen durant l'année2008 [56] ont développé quatre modèles de réseaux neuronaux par auto régression non linéaire, avec un modèle d'entrée externe et un algorithme génétique, ceci pour la prédiction de la température intérieure et de l'humidité relative, à rappeler que les coefficients de détermination sont de 0,994 pour l'humidité relative.

En 2011, Yasar et al [57] ont proposé une étude pour estimer les valeurs mensuelles d'humidité relative moyenne dans une région en Turquie en utilisant des paramètres topographiques et météorologiques engendrés sur l'approche du réseau neuronal artificiel. Les valeurs mensuelles de l'humidité relative mensuelle ont été fournies à partir des mesures exécutées dans les stations météorologiques des provinces d'Izmir, Mugla, Aydin, Denizli, Usak, Manisa, Kutahya et Afyonkarahisar pour une période allant de 2000 à 2006.

Pour cette étude, les paramètres d'entrée étaient la latitude, la longitude, l'altitude, les précipitations et les mois de l'année, les valeurs obtenues étaient dans les limites d'erreur acceptables, et par conclusion, la détermination des valeurs d'humidité relative est possible en tout coin ciblé de la région où la mesure ne peut être effectuée.

En 2018, Shi et al [58] on élaboré un modèle amélioré basé sur les réseaux de neurones à rétropropagation, une étude articulée sur la base de données en nuage des paramètres de l'industrie, un a été établi par Shi et al. (2018) pour prédire l'humidité relative chaque 10 minutes et de 6 à 72 heures à l'avance. Les résultats obtenus ont affirmé que les prédictions de l'humidité à partir du modèle présentent de fortes corrélations avec les données réelles, le coefficient de détermination étant de 0.9778.

La figure II.10 présente l'augmentation de nombre de recherche sur la prédiction de l'humidité relative de l'air.

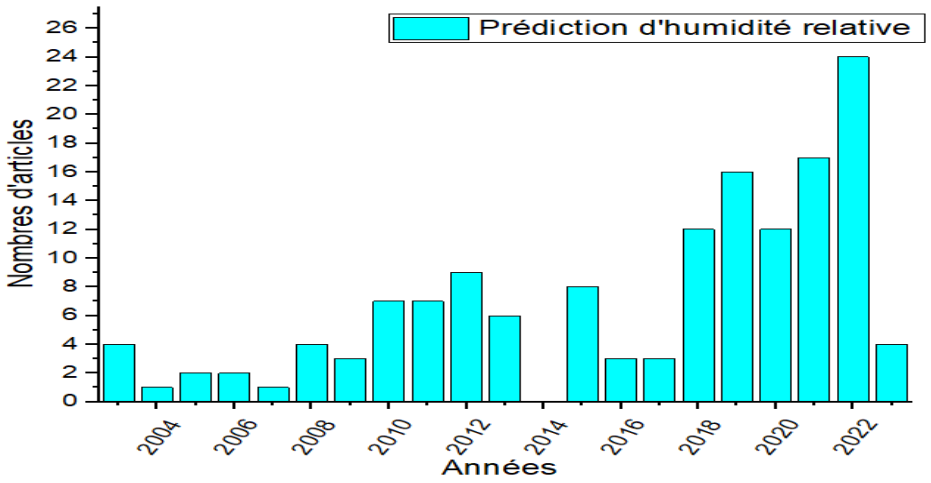


Figure II.10 : Nombre de travaux inhérents à l'humidité relative publiés durant les années 2003à 2023 (site PubMed consulté le 26/03/2023).

II.2.3. Prédiction du paramètre météorologique précipitation

les précipitations présentent l'un des paramètres météorologiques les plus importants dans la vie de tous les être vivants, sa prédiction est devenus de plus en plus essentielle et très importante dans différents domaines : l'agriculture, le transport (maritime, aérien, terrestre), le sport, la gestion des ressources en eau, etc. aussi, les précipitations forment un apport en eau et le principal facteur de la plupart des processus écologiques du système de végétation (Hilker et al. 2014) [59],(Zhao et al. 2014) [60], (Pravalie et al. 2014) [61],(Farajzadeh et Alizadeh. 2018) [62], (Sarmadi et Shokoohi, 2015) [63], (Darand et Mansouri-Daneshvar, 2014) [64], (Raziei, 2017) [65]. Sans oublier aussi que les précipitations atmosphériques présentent la source majore d'humidité du sol, et forment un indicateur sur caractériser incontinent la sécheresse climatique.

On assiste depuis les dernières années à un nombre important des prédictions météorologiques numériques qui ont été proposées pour la prévision des précipitations, ces prédictions météorologiques numériques font appel à l'utilisation des techniques tel que le réseau de neurones artificiels (RNA). On note aussi que vu l'importance majore des précipitations, les études sur les prévisions de précipitations font le succès dans de nombreux pays dans le monde tels que le Brésil (Ramirez et al, 2005) [66], le Mexique (Tereza, 1999) [67] ou la Turquie (Saplioglu et al. 2010) [68].

Les modèles de RNA prennent une part importante comme outil très utilisé dans le domaine de prédiction des précipitations, on cite ici comme exemple le réseau neuronal à couches multiples utilisé par (Luk et al. 2001) [69], le réseau neuronal à couches multiples à

perceptron (Ramesh et al. 2015) [70], (Venkata Ramana et al. 2013) [71], et par conséquence, pour la prévision des précipitations, les réseaux de neurones MLP (Multi Layer Perceptron) sont les plus utilisés.

La figure II.11 présente l'augmentation de nombre de recherche sur la prédiction de la précipitation cumulée.

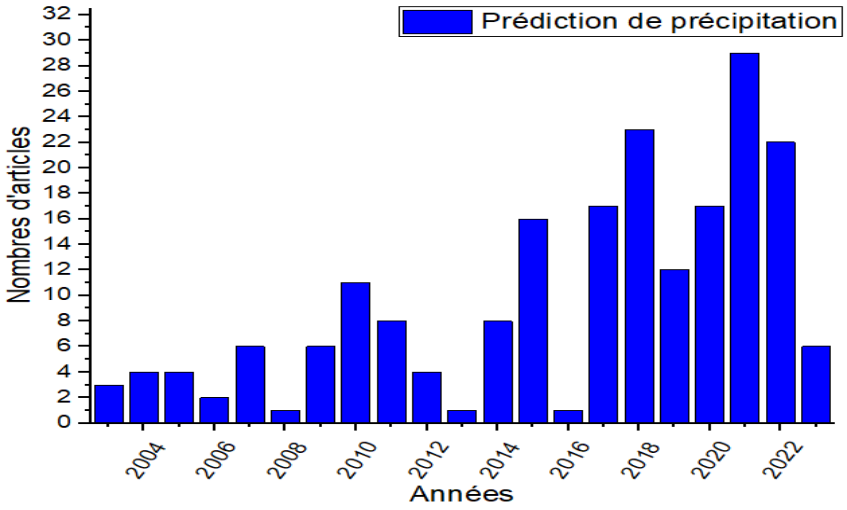


Figure II.11 : Nombre de travaux inhérents à la précipitation cumulée publiés durant les années de 2003 à 2023 (site PubMed consulté le 26/03/2023).

II.3. Conclusion

A la lumière de cette revue bibliographique, il est évident que les paramètres météorologiques jouent un rôle crucial dans de nombreux domaines tels que l'agriculture, les transports (maritimes, aériens, terrestres), la gestion des ressources en eau, l'hydrologie, la médecine, le sport, l'écologie, l'environnement, etc. Cette importance est soulignée par le grand nombre d'études et de recherches scientifiques publiées chaque année. Cependant, la fourniture de valeurs précises pour ces paramètres météorologiques reste insuffisante car les réseaux de stations météorologiques sont limités dans certaines régions, en raison de contraintes géographiques et financières.

C'est pourquoi l'intérêt pour les modèles mathématiques et/ou empiriques de prédiction de ces paramètres se poursuit. L'utilisation de l'intelligence artificielle, notamment la méthode des réseaux de neurones artificiels, est particulièrement significative pour résoudre ce problème.

CHAPITRE III

MATERIELS ET METHODES

Chapitre 3 : Matériels et méthodes

III.1. Introduction

Après avoir détaillé dans le chapitre précédent la technique de modélisation par la méthode des réseaux de neurones artificiels ainsi que les travaux de recherche effectués dans le domaine de la prédiction météorologique, le présent chapitre abordera deux axes principaux : le premier axe portera sur la présentation de la zone d'étude, des données météorologique utilisées, des paramètres d'entrée sélectionnés ainsi que des paramètres météorologique à prédire. Dans la deuxième partie, nous présenterons les démarches successives nécessaires pour réaliser une modélisation neuronale fiable, nous sélectionnerons tous les paramètres, les facteurs, les algorithmes et les fonctions appropriés pour cette modélisation.

III.2. Zone d'étude

La zone d'étude est située à la ville de Médéa, une ville située à environ 84 km au sud-ouest de la capitale Alger, sur les hauts plateaux de la vallée de la Mitidja (voir la figure III.1), il a la latitude de 36.26°N, la longitude de 2°75E, l'élévation de 900m.

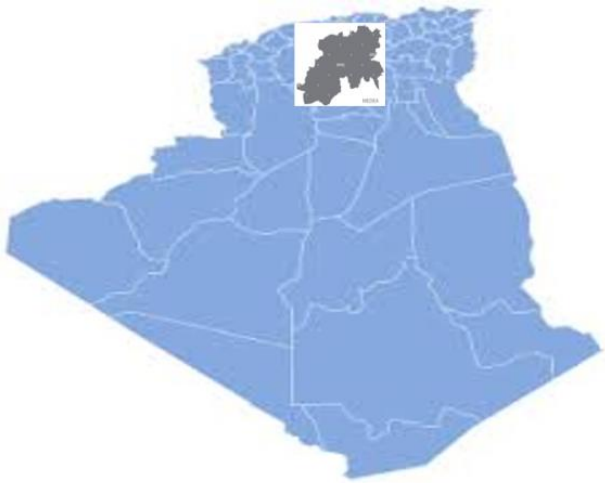


Figure III.1: Localisation géographique de Médéa, Algérie

III.3. Source des données

Les données météorologiques (la température moyenne, l'humidité relative, la vitesse du vent, la durée d'ensoleillement et la précipitation) utilisées dans cette étude sont fournies par le Bureau National de Météorologie de l'Algérie via sa station située à la wilaya de Médéa (voir la figure III.2), et, pour la période de Janvier 2001 à Décembre 2010.



Figure III.2: Station météorologique de Médéa.

Il est à noter que ces données one été mesurées par un appareil de mesure multi-paramètres appelé stato-automatique (voir la figue III.3) placé à 01.5 mètre au-dessus du sol, et joue le rôle de plusieurs instruments de mesure à la fois.



Figure III.3: Photo typique d'un stato-automatique.

Cet appareil lui-même est branché à un autre appareil appelé stato-afficheur (voir la figue III.4) attaché à son tour un ordinateur dans lequel toutes les données de mesure mensuelles et annuelles sont enregistrées



Figure III.4: Photo typique d'un stato-afficheur branché à un ordinateur

III.4. Présentation des données

Les données de mesure fournies par la station météorologiques de Médéa sont illustrées dans les diagrammes suivants:

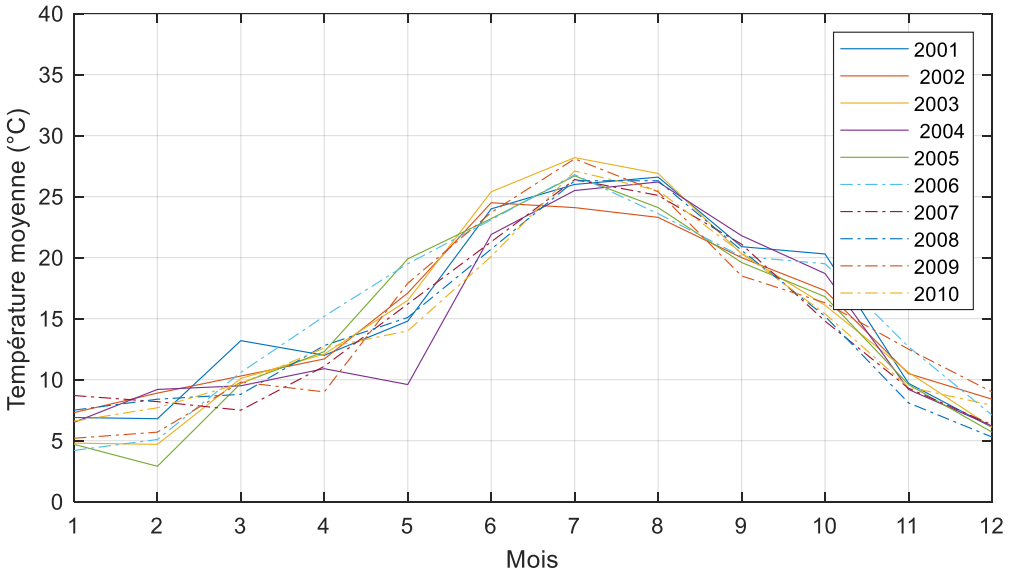


Figure III.5 : Evolution mensuelle de la température moyenne pour la région de Médéa

Le climat de Médéa est classé comme chaud et tempéré, la figure I.1 présente l'évolution de la température moyenne mensuelle pour une période de 10 ans, il est clair que la saison très chaude dure, du mi-juin au début de septembre, avec une température quotidienne moyenne maximale supérieure à*28 °C*, le mois le plus chaud de l'année à Médéa est août, avec une température moyenne maximale de 28 °C et minimale de 17 °C, la saison fraîche, du mi-novembre au fin mars, avec une température quotidienne moyenne maximale inférieure à 16 °C, le mois le plus froid de l'année est janvier.

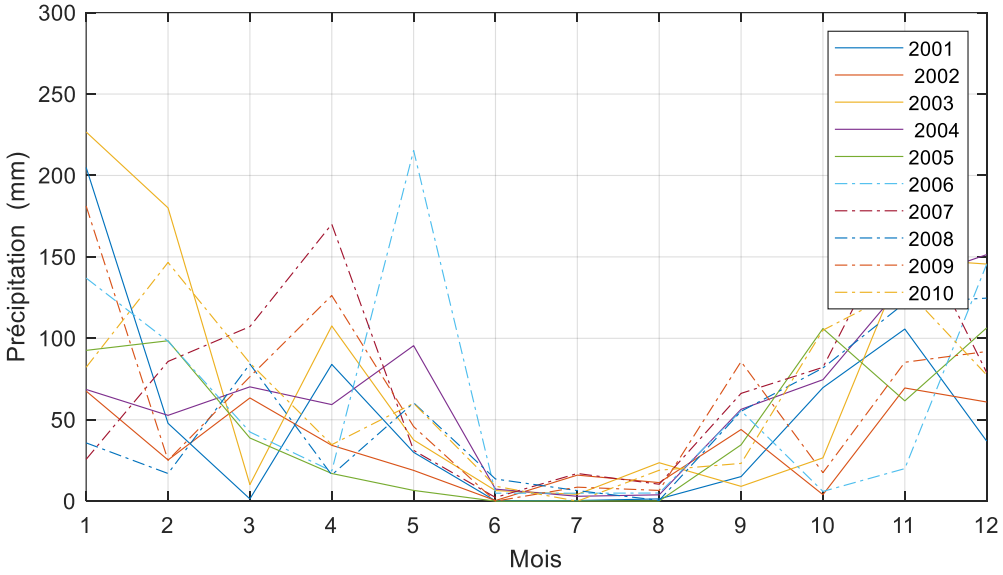


Figure III.6 : Evolution mensuelle de la précipitation pour la région de Médéa

La saison connaissant le plus de précipitation dure, du mi- septembre au fin mai, le mois ayant le plus grand nombre de jours de précipitation est janvier. La saison la plus sèche dure, du mi-mai au fin septembre. Le moins ayant le moins de jours de précipitation est juillet

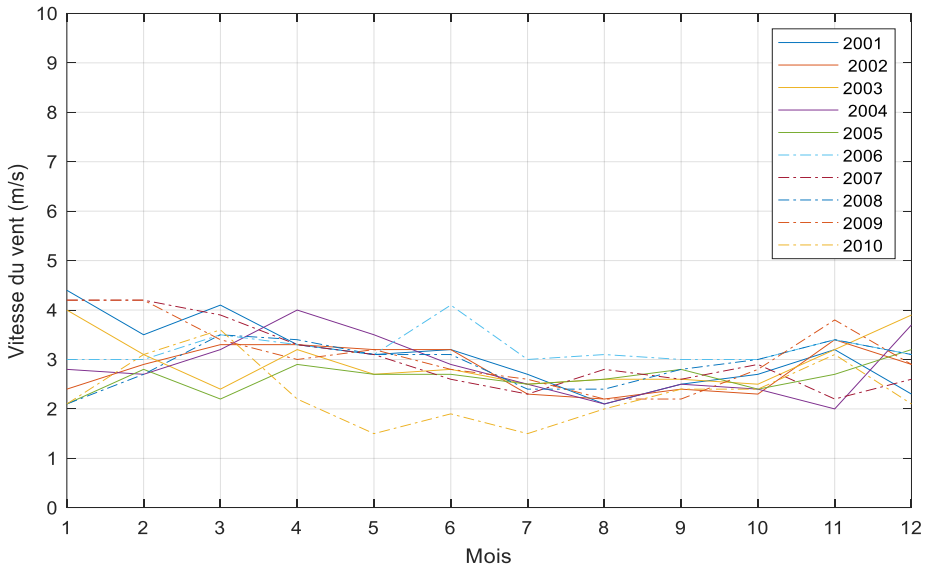


Figure III.7 : Variation mensuelle de la vitesse du vent pour la région de Médéa

La vitesse moyenne du vent à Médéa connaît une variation saisonnière modérée au cours de l'année, la période la plus venteuse de l'année dure, du fin octobre au fin avril, le mois le plus venteux de l'année est décembre, la période la plus calme de l'année dure *0*6 mois, du fin avril au fin octobr*e*, le mois le plus calme de l'année est juin.

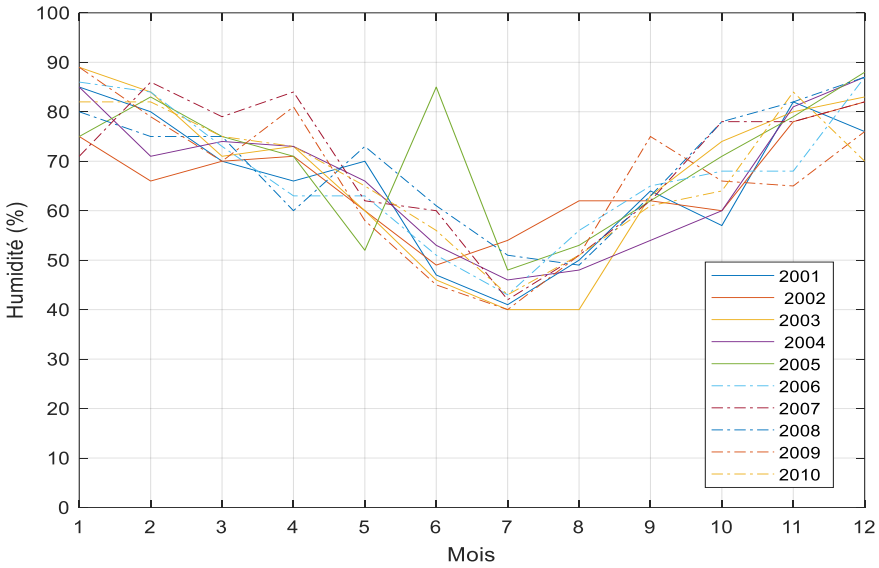


Figure III.8 : Variation mensuelle d'humidité pour la région de Médéa

Le niveau d'humidité perçue à Médéa, tel que mesuré par le pourcentage de temps durant lequel le niveau d'humidité est un peu lourd, et il ne varie pas beaucoup au cours de l'année, peu élevé de la période fin septembre au fin juin.

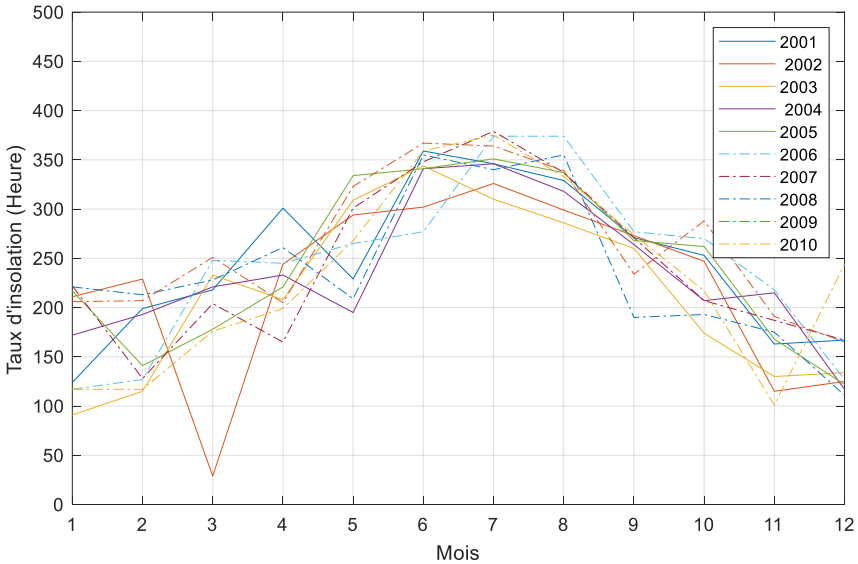


Figure III.9 : Variation mensuelle de la durée d'ensoleillement pour la région de Médéa

La période la plus lumineuse de l'année dure, du début du mois de mai au fin août, le mois de l'année le plus lumineux est juillet*;* la période la plus sombre de l'année dure, du fin octobre au mi- février. Le mois de l'année le plus sombre est le mois de décembre.

III.4.1 Donnée distance terre-soleil

Une autre donnée introduite pour notre étude est la distance terre-soleil présentée pour chaque saison, cette donnée varie d'une saison à une autre comme suit :

- Pour la saison printemps: 149.10^6 Km ;
- Pour la saison été: 152.10^6 Km ;
- Pour la saison automne: 151.10^6 Km ;
- Pour la saison hiver: 148.10^6 Km.

La figure III.10 représente la variation de distance entre la terre et le soleil pour chaque mois.

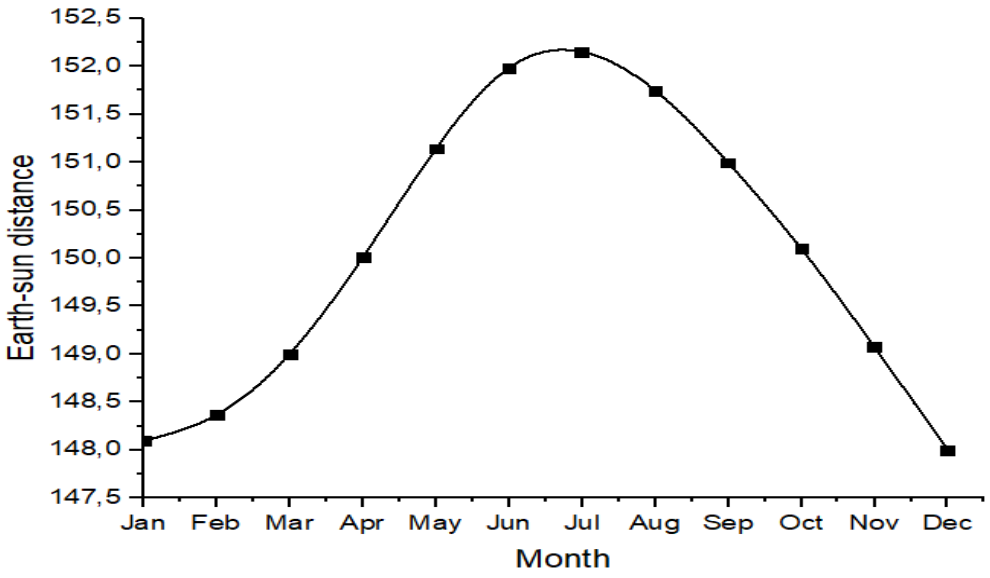


Figure III.10 : Distance entre la terre et le soleil pour chaque mois.

III.5. Procédure de la modélisation neuronale

Tout modèle contient une boite noire qui 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 [72].

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 (Ei) et la grandeur à modéliser (*S*).

La méthodologie adoptée et suivie pour le calcul des conditions météorologiques désirables à prédire par la technique neuronale, peut se schématiser dans l'organigramme présenté sur la figure III.11:

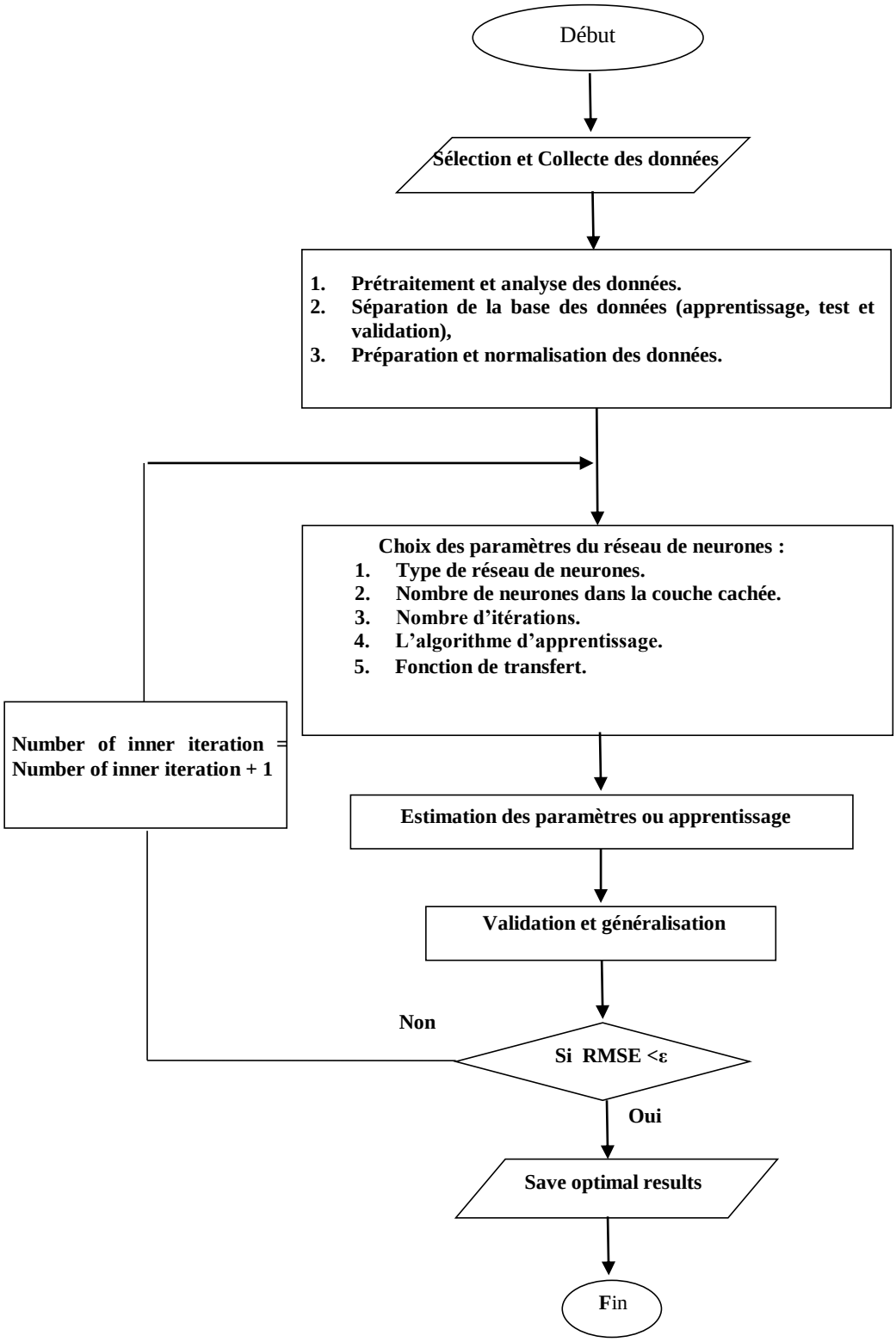


Figure III.11: Algorithme proposé d'un réseau de neurones optimal [73]

III.5. Méthodologie de calcul

Les réseaux de neurones artificiels sont équipés de plusieurs propriétés qui, comme l'apprentissage à partir d'exemples, semblent prometteuses dans certains domaines d'applications. En fait, il est considéré comme éligible, tout problème qui se représente sous la forme d'une fonction de mise en correspondance entre un espace d'entrée et un espace de sortie, dès lors que l'on ne dispose que d'exemples de comportement de cette fonction [74].

III.5.1. Base de données

L'élaboration d'une base de données, à partir de la base des données expérimentales fournies, est une phase importante et décisive dans la conception d'un modèle neuronal, elle doit être exécutée avec beaucoup de précaution car toute erreur à ce niveau provoque des influences et des dégâts importantes tant sur la convergence du modèle que sur la généralisation.

Dans le but de constituer une base de données fiable et représentative, nous allons suivre une méthodologie basées sur les 4 étapes suivantes:

- Sélection des entrées du modèle neuronal,
- Collecte des données,
- Mise en forme des données,
- Normalisation des données.

III.5.1.1. Sélection des entrées

La base des données comporte en totalité plus valeurs expérimentales pour la prédiction de la variation des conditions météorologiques, cette base de donnée est construite de 4 entrées qui sont : la distance entre la terre et le soleil pour chaque mois, l`évolution annuelle, le taux d`ensoleillement et le facteur de conversion, donc cette base de données est constitué en totalité de 480 valeurs expérimentales pour la prédiction de la variation des conditions météorologiques.

La variation des conditions météorologiques normalisée = (La variation des conditions météorologiques pour chaque paramètres / La variation des conditions météorologiques pour chaque paramètres maximale).

En s'articulant sur la projection verticale sur la courbe de la distance entre Terre-Soleil pour chaque saison en fonction de chaque mois, on peut trouver la distance entre la terre et le soleil pour chaque mois (voir la figure III.10).

Donc:

Distance terre-soleil normalisée = Distance terre-soleil / Distance terre-soleil maximale

$$= \text{Distance terre-soleil} / 152.10^{6} \quad \text{(III.1)}$$

Evolution annuelle normalisée = Evolution annuelle/ Evolution annuelle maximale

$$= \text{Evolution annuelle} / 10 \quad \text{(III.2)}$$

Taux d'ensoleillement mensuel normalisé = Taux d'ensoleillement mensuel / Taux d'ensoleillement mensuel maximal.

$$= \text{Taux d'ensoleillement mensuel} / 379 \quad \text{(III.3)}$$

Facteur de conversion normalisé= Facteur de conversion/ Facteur de conversion maximal

$$= \text{Facteur de conversion} / 4 \quad \text{(III.4)}$$

Il en résulte de cette dernière équation que le facteur de conversion pour chacun des paramètres météorologiques prend les valeurs suivantes:

Pour la précipitation cumulée = 0.25;

Pour la vitesse du vent = 0.5;

Pour l'humidité = 0.75;

Pour la température moyenne = 1.

III.5.1.2. Collecte des données

Après avoir sélectionné les entrées pertinentes du modèle, on passé à une deuxième étape très importante, l'objectif de cette étape est de les recueillir, la base de données ainsi constituée doit répondre à deux exigences: contenir le maximum d'échantillons ou d'exemples (génériques et/ou expérimentaux), et être représentative à des données susceptibles d'intervenir en phase d'utilisation du modèle neuronal (Tableau III.1).

Tableau III.1 : Analyse statistique des données normalisées d'entrées et de sortie

		Min	Moyen	Max	STD
Inputs	Distance terre-soleil	0,9727	0,9861	1.0000	0,0097
	Année	0.1	0.55	1.0000	0,2875
	Taux d'ensoleillement	0,07652	0,6291	1.0000	0,2100
	Facteur de conversion	0.25	0.625	1.0000	0,2798
Outputs	Précipitation cumulée	0	0,258465	1.0000	0,240668
	Vitesse du vent	0,34091	0,658712	1.0000	0,135116
	Humidité	0,44944	0,758146	1.0000	0,150858
	Température moyenne	0,883501	0,922201	1.0000	0,023359
	Paramètre météorologique	0	0,6493	1.0000	0,2909

L'écart type ou bien Standard Deviation (STD) est une mesure pour quantifier la quantité de variation ou de dispersion des valeurs de données (équation III.5), 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 (l'équation III.5), donc, un STD élevé montre que les points de données sont répartis sur une plage de valeurs plus large, et un STD faible indique que les points de données ont tendance à être proches de la moyenne de l'ensemble de données

$$Variance = \frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{N-1} \quad \text{(III.5)}$$

$$STD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(x_i - \bar{x})^2}{N-1}} \quad \text{(III.6)}$$

Où :

x_i : est les valeurs expérimentales,

$\bar{x}$: est la moyenne des données expérimentales

N : représente la taille des données expérimentale.

III.5.1.3. Mise en forme des données

Après avoir collecté les données, on passe à l'étape suivante qui consiste à partager la base des données en trois sous-ensembles, un ensemble pour l'apprentissage, un ensemble pour le test et le reste est réservé à la validation.

L'échantillonnage des trois ensembles est fait de façon qu'ils reflètent parfaitement la base de données de départ, c'est-à-dire, on choisit toujours, à partir du tableau des données, deux lignes pour l'apprentissage et la troisième pour la validation et ainsi de suite jusqu'à la fin, il en résulté donc que 67% de la totalité de la base de données soit pour l'apprentissage, 17 % soit pour la phase de test et les 16 % restante pour la phase de validation.

Il est à noter que l'ensemble des données est écrit sous forme matricielle, comme il s'agit là d'un apprentissage supervisé, on a donc des matrices qui représentent l'entrée du modèle et des matrices qui représentent des sorties désirées selon le cas.

III.5.1.4. Normalisation des données

L'étape de la normalisation des données est une étape importante dans le processus de l'élaboration des données, elle devient, dans la plupart des cas, une exigence pour les matrices des inputs, du fait qu'on utilise souvent des fonctions de transfert bornées de type sigmoïdes dans les modélisations statiques.

Pour notre travail, on a normalisé l`ensemble des entrées et des sorties qui comprend plusieurs paramètres par l'instruction ''premnmx'', en programmant l'équation (III.7) indiquée ci-dessous, en langage Matlab, cette dernière effectue une normalisation de la valeur maximale et minimale de chaque rangée [75].

$$y_n = \frac{2 * (y - y_{min})}{(y_{max} - y_{min}) - 1} \qquad \text{(III.7)}$$

III.6. Conception des réseaux

La conception d'un modèle neuronal consiste à faire une étude d'évaluation des éléments constitutifs du réseau en fonction de la performance de la modélisation souhaitée, elle vise à fixer les éléments suivants: le type du réseau, le nombre de couches cachées, le nombre de neurones dans les couches, la fonction de transfert ou de la validation des neurones, l'algorithme d'apprentissage et le nombre d'itérations [76].

Dans notre cas, il s'agit de faire une approximation des conditions météorologiques, cette approximation présente une fonction suffisamment régulière, par un réseau de neurones, il est donc question de faire une modélisation statique indépendamment du temps, le réseau adéquat au vue de la monographie consultée, ne peut être en général qu'un réseau non bouclé type MLP (Multi Layer Perceptron), la propriété fondamentale de ces réseaux est l'approximation universelle, qui s'énonce de la façon suivante :

"Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de neurones comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation et un neurone de sortie linéaire.

C'est cette propriété appelée encore théorème d'existence qui a justifié notre choix de l'architecture de réseaux de neurones à une couche cachée, type MLP, avec des tangentes sigmoïdes comme fonctions de transfert des neurones cachés et une fonction linéaire (identité) pour le neurone de sortie [77].

L'algorithme d'apprentissage le mieux adapté, d'après la bibliographie et après confirmation par une étude évaluative, est celui de l'algorithme d'apprentissage type Levenberg-Marquardt.

III.6.1. L'apprentissage

L'apprentissage est sans doute la propriété la plus intéressante dans les réseaux neuronaux, c'est une phase appartenant au développement d'un réseau de neurones et durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré, il fait appel à des exemples de comportement du processus à modéliser et est 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 présente la caractéristique principale des réseaux de neurones artificiels, il peut se faire de différentes manières et selon différentes règles : la règle d'apprentissage de Hebb, la règle d'apprentissage du perceptron de F. Rosenblatt, la règle d'apprentissage de Windrow-Hoff (ADALINE), l'algorithme de rétro propagation du gradient (méthode de Newton, méthode de quasi-Newton, méthode Levenberg-Marquardt) [77]. Dans notre cas, on a retenu à la méthode de Levenberg-Marquardt.

III.6.2.La généralisation

Une fois l'apprentissage est terminé, on passe àl'étape de généralisation qui concerne la tâche accomplie par le réseau, elle peut être évaluée en testant le réseau sur des données qui n'ont pas servi à l'apprentissage (données de la base de donnée test), elle est influencée particulièrement par quatre facteurs :

- La complexité du problème,
- L'algorithme d'apprentissage,
- La complexité de l'échantillon (le nombre d'exemples et la manière dont ils représentent le problème),

– La complexité du réseau (nombre de poids).

La complexité du problème est déterminée en partie par sa nature même: on peut parler de la "complexité intrinsèque". Par ailleurs, l'algorithme d'apprentissage influe sur la généralisation par son aptitude à trouver un minimum local assez profond, sinon le minimum global.

Cependant, une manière d'évaluer la faculté de généraliser la représentation construite par le réseau de neurones à toutes les données, y compris celles qui n'appartiennent pas à l'ensemble d'apprentissage, consiste à mesurer les performances du réseau sur des données représentatives du problème non appris, il s'agit donc d'une évaluation de l'erreur de généralisation. La différence entre l'erreur d'apprentissage et l'erreur de généralisation représente une mesure de la qualité de l'apprentissage effectué [78].

III.6.3.Le critère d'arrêt pour l'apprentissage

L'une des méthodes qui permet de contrôler la capacité d'un réseau de neurones consiste à arrêter l'apprentissage "à temps", de ce fait, différents critères permettant de décider quand est ce que stopper l'algorithme d'apprentissage ont été développés : quand l'erreur d'apprentissage atteint un seuil fixé ; après un nombre fixé de cycles d'apprentissage ; quand une estimation de l'erreur de généralisation est minimum [79].

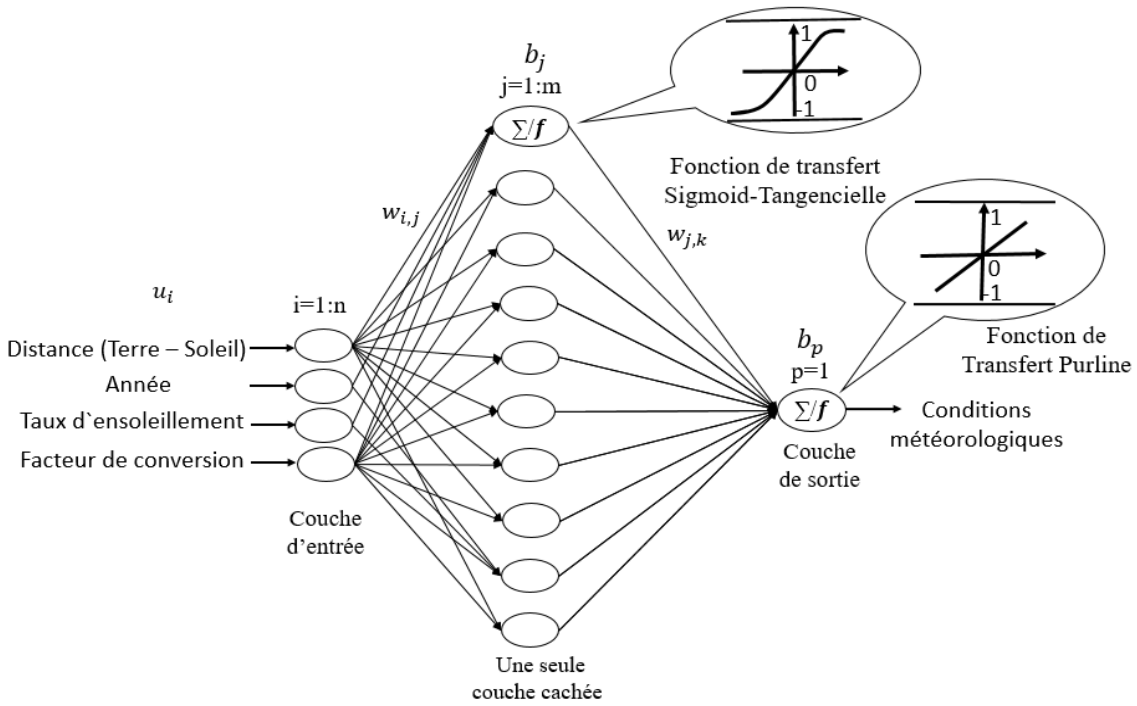


Figure III.12: Schéma simplifie de l`architecture du réseau neuronal.

III.7.1. Critères de performance statistique

La précision et la fiabilité de modèle développé à partir des méthodes d'intelligence artificielle reposent sur des différentes quantités statistiques [80], l'évaluation des modèles proposés dans cette étude sera basée sur six critères de performances statistiques, ces critères ou indices d'évaluation sont couramment utilisés et 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), le coefficient de corrélation (R) et le coefficient de détermination (R^2), ils sont donnés par les équations suivantes [87,82,83,84, 85,86]:

- Coefficient de corrélation (Correlation Coefficient)

$$R = \frac{\sum_{i=1}^{n}((Y-\bar{Y})*(Y_{cal}-\bar{Y}_{cal}))}{\sqrt{\sum_{i=1}^{n}(Y-\bar{Y})^2 * \sum_{i=1}^{n}(Y_{cal}-\bar{Y}_{cal})^2}} \quad \text{(III. 8)}$$

- Coefficient de corrélation carré (Square Correlation Coefficient) R^2, donné par la formule suivante :

$$R^2 = 1 - \left(\frac{\sum_{i=1}^{n}((Y-Y_{cal})^2)}{\sum_{i=1}^{n}((Y-\bar{Y})^2)}\right) \quad \text{(III.9)}$$

Avec : $\bar{Y}$ c'est la moyenne arithmétique des données observées définie comme :

$$\bar{Y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} Y \quad \text{(III.10)}$$

- Erreur quadratique moyenne (Mean Square Error) MSE, donnée par:

$$MSE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}(Y - Y_{cal})^2 \quad \text{(III.12)}$$

- Erreur quadratique moyenne (Root Mean Square Error) RMSE, définie comme:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n}(Y_{cal} - Y)^2} \quad \text{(III.13)}$$

- Racine de l'erreur quadratique moyenne normalisée (Root of the Normalized Mean Squared Error) NRMSE, définie comme:

$$NRMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(Y-Y_{cal})^2}{n\left(\sum_{i=1}^{n} Y\right)^2}} \quad \text{(III.14)}$$

- Erreur Moyenne Absolue (Absolute mean error) MAE:

$$MAE = \frac{1}{n} * \sum_{i=1}^{n} |Y_{cal} - Y| \quad \text{(III.15)}$$

Avec: Y : les données observées.

Y_{cal} : les valeurs calculées.

n : le nombre des données.

III.8. Conclusion

Dans ce chapitre, nous nous sommes intéressés à développer un modèle empirique pour prédire simultanément quatre paramètres météorologiques : la température moyenne, l'humidité relative, la précipitation et la vitesse du vent.

Le développement d'un modèle RNA optimal consiste à suivre plusieurs étapes successives, telles que la sélection rigoureuse des paramètres d'entrée et de sortie, la collecte et la normalisation des données, ainsi que la conception du modèle en choisissant les fonctions de transfert et d'apprentissage les plus adaptées.

Dans le prochain chapitre, nous présenterons et discuterons les résultats obtenus à partir de notre modèle.

CHAPITRE IV

RÉSULTATS ET DISCUSSION

Chapitre 4 : Résultats et discussion

IV.1. Introduction

Dans le chapitre précédent, nous avons détaillé les étapes et les démarches successives de la méthodologie adoptée pour le calcul des conditions météorologiques par la technique neuronale, afin d'améliorer la modélisation pour la prédiction des paramètres météorologiques souhaités, ce chapitre vise à sélectionner le modèle optimal de réseaux de neurones artificiels (RNA) et à présenter et interpréter les résultats obtenus. Nous allons également créer une interface graphique pour faciliter le calcul d'un des paramètres météorologiques en sélectionnant les valeurs des paramètres d'entrée correspondants.

IV.2. Modélisation neuronale

IV.2.1. Développement d'un modèle d'ARN

Notre modèle neuronal artificiel développé est un modèle de type MLP à une seule couche cachée, cette couche cachée contient 10 neurones, la fonction de transfert, des neurones de couche cachée, utilisée est de type sigmoïde tangentielle, on fait appelle à une fonction de transfert du neurone de sortie appelée fonction du Purelin, l'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme de Levenberg-Marquardt(voir la figure IV.1).

Le modèle neuronal artificiel développé est un réseau MLP à une seule couche cachée contenant 10 neurones. La fonction de transfert utilisée pour les neurones de la couche cachée est la fonction sigmoïde tangentielle, tandis que la fonction du Purelin est utilisée pour le neurone de sortie. L'algorithme d'apprentissage utilisé est l'algorithme de Levenberg-Marquardt, comme illustré dans la figure IV.1.

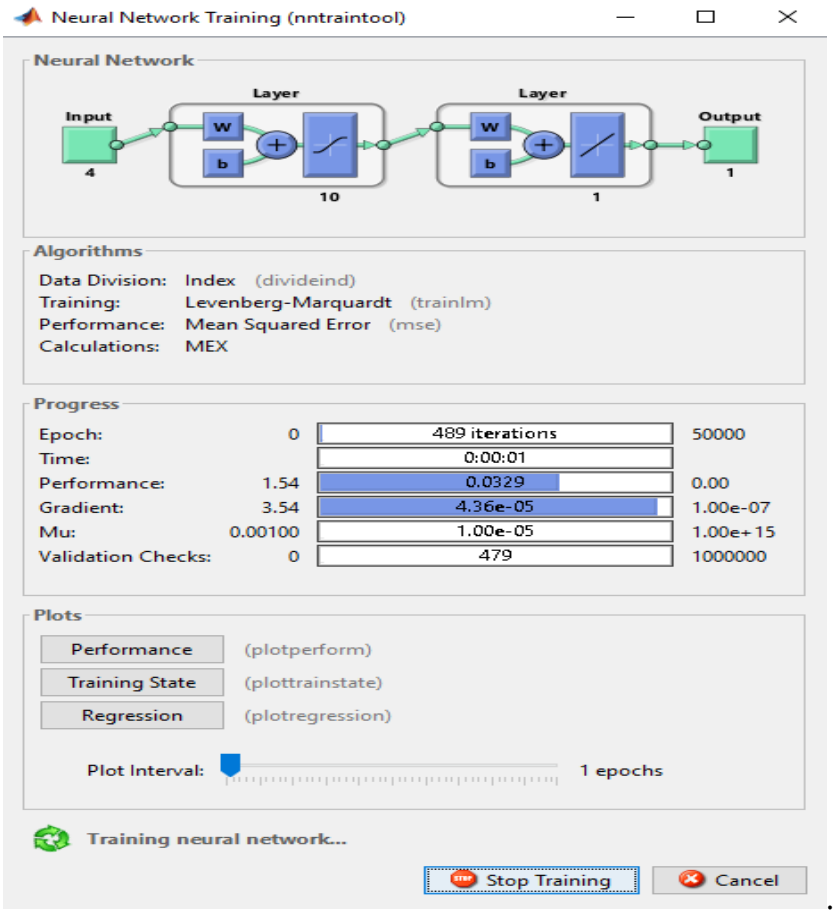


Figure IV.1 : Schéma fonctionnel du modèle.

Le tableau IV.1 présente l'architecture du réseau de neurones artificiel développé pour prédire les conditions météorologiques.

Tableau IV.1 : Structure du réseau neuronal.

Type du réseau	**Nombre de neurones dans la couche cachée**	**Fonction de transfert des neurones de la couche cachée**	**Fonction de transfert du neurone de sortie**	**Algorithme d'apprentissage**	**Nombre d'itération ou de cycles**
MLP à une seule couche	10 Neurones	Sigmoïde tangentielle	Purelin	Levenberg-Marquardt	1500000

Nous rappelons que le nombre d'itérations ou de cycles est de 1 500 000. Bien que ce nombre ne soit pas élevé, il a été choisi pour assurer la stabilité des résultats et éviter le sur-apprentissage, sans affecter la vitesse de calcul. Augmenter le nombre de cycles permettrait d'accroître les chances de convergence vers les minimums globaux plutôt que les minimums locaux.Il convient également de noter que d'autres nombres de cycles ont été testés, tels que 1e3, 1e4, 1e5, 1e6, mais que 1 500 000 a été sélectionné comme le nombre optimal pour notre modèle.

Pendant l'exécution du modèle neuronal établi, deux structures de réseaux différentes ont été testées. La première structure comportait une seule couche cachée, avec un nombre de neurones variant de 1 à 25. La deuxième structure comportait deux couches cachées, avec un nombre de neurones variant également de 1 à 25 pour chaque couche cachée. Les résultats ont montré que la structure avec une seule couche cachée présentait une meilleure corrélation avec une RMSE de 0,1202 correspondant à 10 neurones. En revanche, la structure à deux couches cachées présentait une RMSE plus élevée de 0,20682 (voir les tableaux IV.2 et IV.3).

Tableau IV.2 : Les valeurs des erreurs pour chaque nombre de neurone pour une seule couche cachée.

Erreur RMSE	**i**	**Erreur RMSE**	**i**	**Erreur RMSE**
0.3492	10	0.1202	19	0.7128
0.3722	11	0.1763	20	0.8968
0.2463	12	0.1548	21	0.7423
0.2125	13	0.5841	22	0.8271
0.2389	14	0.3214	23	0.8624
0.2114	15	0.2785	24	0.9255
0.1924	16	0.4214	25	1.0547
0.1578	17	0.4418		
0.1255	18	0.6782		

Où : i représente le nombre de neurones.

Tableau IV.3: Les valeurs des erreurs pour chaque nombre de neurone pour le cas d'une structure à deux couches cachées.

i	j	Erreur RMSE
1	1	0,259392
1	2	0,247614
1	3	0,239877
1	4	0,23698
1	5	0,239256
1	6	0,2274
1	7	0,237798
1	8	0,237442
1	9	0,222229
1	10	0,317419
1	11	0,223264
1	12	0,221293
1	13	0,224987
1	14	0,260168
1	15	0,339762
1	16	0,273948
1	17	0,334652
1	18	0,366342
1	19	0,219419
1	20	0,291806
1	21	0,34632
1	22	0,214872
1	23	0,216675
1	24	0,354389
1	25	0,382458
2	1	0,246546
2	2	0,233877
2	3	0,230717
2	4	0,225972
2	5	0,220606
2	6	0,228373
2	7	0,221542
2	8	0,22366
2	9	0,223871
2	10	0,233694
2	11	0,22322
2	12	0,226611
2	13	0,219371
2	14	0,219722
2	15	0,221854
2	16	0,214175
2	17	0,222522
2	18	0,253421
2	19	0,22321
2	20	0,210518
2	21	0,237391
2	22	0,222872
2	23	0,226142
2	24	0,227823
2	25	0,232694
3	1	0,260366
3	2	0,22037
3	3	0,225684
3	4	0,246055
3	5	0,22092
3	6	0,22035
3	7	0,220335
3	8	0,221312
3	9	0,224391
3	10	0,216004
3	11	0,218903
3	12	0,220478
3	13	0,217549
3	14	0,217801
3	15	0,224146
3	16	0,230087
3	17	0,220175
3	18	0,223752
3	19	0,22444
3	20	0,218616
3	21	0,217374
3	22	0,223841
3	23	0,226346
3	24	0,226274
3	25	0,229807
4	1	0,237479
4	2	0,222115
4	3	0,22392
4	4	0,211857
4	5	0,222375
4	6	0,222158
4	7	0,226043
4	8	0,215763
4	9	0,220018
4	10	0,219473
4	11	0,231896
4	12	0,220489
4	13	0,22061
4	14	0,226072
4	15	0,246733
4	16	0,225204
4	17	0,219477
4	18	0,219798
4	19	0,212315
4	20	0,218564
4	21	0,216777
4	22	0,219926
4	23	0,222482
4	24	0,22754
4	25	0,217193
5	1	0,231417
5	2	0,219958
5	3	0,218979
5	4	0,222811
5	5	0,236381
5	6	0,220877
5	7	0,217434
5	8	0,217987
5	9	0,222159
5	10	0,232465
5	11	0,212825
5	12	0,227289
5	13	0,221159
5	14	0,21875
5	15	0,216032
5	16	0,217513
5	17	0,220684
5	18	0,238169
5	19	0,209553
5	20	0,21595
5	21	0,2218
5	22	0,210448
5	23	0,219838

5	24	0,218911
5	25	0,227106
6	1	0,230225
6	2	0,221634
6	3	0,222929
6	4	0,217804
6	5	0,214124
6	6	0,216544
6	7	0,222313
6	8	0,238365
6	9	0,21819
6	10	0,224469
6	11	0,217584
6	12	0,215654
6	13	0,222667
6	14	0,222821
6	15	0,214916
6	16	0,228801
6	17	0,210786
6	18	0,226139
6	19	0,219893
6	20	0,215308
6	21	0,219969
6	22	0,218276
6	23	0,209132
6	24	0,232807
6	25	0,219975
7	1	0,229793
7	2	0,219895
7	3	0,239966
7	4	0,221704
7	5	0,231519
7	6	0,221326
7	7	0,217864
7	8	0,21416
7	9	0,214291
7	10	0,219822
7	11	0,226007
7	12	0,2199
7	13	0,234575
7	14	0,217633
7	15	0,21682
7	16	0,217615
7	17	0,234543
7	18	0,230984
7	19	0,23088
7	20	0,217655
7	21	0,213616
7	22	0,220707
7	23	0,220456
7	24	0,221006
7	25	0,212186
8	1	0,233939
8	2	0,218542
8	3	0,217706
8	4	0,2189
8	5	0,233732
8	6	0,215354
8	7	0,222714
8	8	0,221082
8	9	0,216603
8	10	0,224955
8	11	0,220356
8	12	0,215948
8	13	0,224689
8	14	0,216735
8	15	0,233636
8	16	0,219373
8	17	0,220206
8	18	0,214274
8	19	0,221011
8	20	0,23181
8	21	0,220565
8	22	0,226272
8	23	0,214722
8	24	0,230456
8	25	0,232775
9	1	0,214737
9	2	0,224299
9	3	0,23272
9	4	0,22434
9	5	0,237951
9	6	0,217252
9	7	0,223398
9	8	0,215463
9	9	0,221706
9	**10**	**0,20682**
9	11	0,223002
9	12	0,218251
9	13	0,216485
9	14	0,22506
9	15	0,218168
9	16	0,226257
9	17	0,230376
9	18	0,218331
9	19	0,217899
9	20	0,221786
9	21	0,216574
9	22	0,219406
9	23	0,221386
9	24	0,223974
9	25	0,221907
10	1	0,218907
10	2	0,217526
10	3	0,215873
10	4	0,223861
10	5	0,23455
10	6	0,209194
10	7	0,22685
10	8	0,215393
10	9	0,23135
10	10	0,226343
10	11	0,226567
10	12	0,223302
10	13	0,230022
10	14	0,21516
10	15	0,216884
10	16	0,220962
10	17	0,220431
10	18	0,218542
10	19	0,230908
10	20	0,221474
10	21	0,220129
10	22	0,227498
10	23	0,220883
10	24	0,212796
10	25	0,223899
11	1	0,2483
11	2	0,225197
11	3	0,2168
11	4	0,224736
11	5	0,222091

11	6	0,232879
11	7	0,222552
11	8	0,218765
11	9	0,214704
11	10	0,220182
11	11	0,224296
11	12	0,230706
11	13	0,219083
11	14	0,218519
11	15	0,221087
11	16	0,215315
11	17	0,221198
11	18	0,257701
11	19	0,218397
11	20	0,215578
11	21	0,219965
11	22	0,210352
11	23	0,218518
11	24	0,223863
11	25	0,223498
12	1	0,238986
12	2	0,237154
12	3	0,219309
12	4	0,21985
12	5	0,224214
12	6	0,214354
12	7	0,226359
12	8	0,215742
12	9	0,231175
12	10	0,216526
12	11	0,226843
12	12	0,216532
12	13	0,244737

12	14	0,225403
12	15	0,21943
12	16	0,236979
12	17	0,221785
12	18	0,217184
12	19	0,247048
12	20	0,223849
12	21	0,228382
12	22	0,216096
12	23	0,222375
12	24	0,213815
12	25	0,226579
13	1	0,221082
13	2	0,217929
13	3	0,23723
13	4	0,229257
13	5	0,225266
13	6	0,218838
13	7	0,22042
13	8	0,233047
13	9	0,218685
13	10	0,229624
13	11	0,240904
13	12	0,21617
13	13	0,225974
13	14	0,217328
13	15	0,227485
13	16	0,232333
13	17	0,242263
13	18	0,229596
13	19	0,235461
13	20	0,226455
13	21	0,224058

13	22	0,221848
13	23	0,217679
13	24	0,21967
13	25	0,210492
14	1	0,219656
14	2	0,219283
14	3	0,222198
14	4	0,21906
14	5	0,217542
14	6	0,212176
14	7	0,224378
14	8	0,22215
14	9	0,217587
14	10	0,211238
14	11	0,210692
14	12	0,222636
14	13	0,223759
14	14	0,225594
14	15	0,231282
14	16	0,217388
14	17	0,238575
14	18	0,221148
14	19	0,224826
14	20	0,235864
14	21	0,23507
14	22	0,22387
14	23	0,226848
14	24	0,232069
14	25	0,227763
15	1	0,218745
15	2	0,21172
15	3	0,236864
15	4	0,219853

15	5	0,223687
15	6	0,225348
15	7	0,221948
15	8	0,219532
15	9	0,217855
15	10	0,217539
15	11	0,216343
15	12	0,221659
15	13	0,218742
15	14	0,221148
15	15	0,232225
15	16	0,217711
15	17	0,22843
15	18	0,220686
15	19	0,218581
15	20	0,232917
15	21	0,227489
15	22	0,23993
15	23	0,221064
15	24	0,217453
15	25	0,229051
16	1	0,237118
16	2	0,217634
16	3	0,218786
16	4	0,21881
16	5	0,227058
16	6	0,228424
16	7	0,219182
16	8	0,223665
16	9	0,21778
16	10	0,222327
16	11	0,232022
16	12	0,236228

16	13	0,214198
16	14	0,219237
16	15	0,241882
16	16	0,230619
16	17	0,215605
16	18	0,230742
16	19	0,230906
16	20	0,2387
16	21	0,219828
16	22	0,228934
16	23	0,227766
16	24	0,21265
16	25	0,219645
17	1	0,22132
17	2	0,22001
17	3	0,21286
17	4	0,220072
17	5	0,216759
17	6	0,228236
17	7	0,226822
17	8	0,214369
17	9	0,235419
17	10	0,22691
17	11	0,217747
17	12	0,222898
17	13	0,230991
17	14	0,224633
17	15	0,223139
17	16	0,219891
17	17	0,223177
17	18	0,222074
17	19	0,217033
17	20	0,249023

17	21	0,216776
17	22	0,243046
17	23	0,23059
17	24	0,219805
17	25	0,232024
18	1	0,213549
18	2	0,218872
18	3	0,220623
18	4	0,220242
18	5	0,21453
18	6	0,226128
18	7	0,22614
18	8	0,212808
18	9	0,215232
18	10	0,222135
18	11	0,22035
18	12	0,21782
18	13	0,24137
18	14	0,2425
18	15	0,215134
18	16	0,218409
18	17	0,22719
18	18	0,2251
18	19	0,21445
18	20	0,234791
18	21	0,211775
18	22	0,212152
18	23	0,213221
18	24	0,234285
18	25	0,215682
19	1	0,231932
19	2	0,218503
19	3	0,214204

19	4	0,214513
19	5	0,227133
19	6	0,223956
19	7	0,216261
19	8	0,223698
19	9	0,228788
19	10	0,214358
19	11	0,227739
19	12	0,21878
19	13	0,238123
19	14	0,221764
19	15	0,219194
19	16	0,219314
19	17	0,226388
19	18	0,221797
19	19	0,229943
19	20	0,216246
19	21	0,248111
19	22	0,224462
19	23	0,229512
19	24	0,21947
19	25	0,217965
20	1	0,216266
20	2	0,227255
20	3	0,217565
20	4	0,214665
20	5	0,229733
20	6	0,232847
20	7	0,228066
20	8	0,235996
20	9	0,215643
20	10	0,214534
20	11	0,238138

20	12	0,226359
20	13	0,226396
20	14	0,22081
20	15	0,224131
20	16	0,250777
20	17	0,236044
20	18	0,249547
20	19	0,220142
20	20	0,262433
20	21	0,223021
20	22	0,231158
20	23	0,223308
20	24	0,220988
20	25	0,245192
21	1	0,224659
21	2	0,224859
21	3	0,232072
21	4	0,217995
21	5	0,216737
21	6	0,231791
21	7	0,231994
21	8	0,22784
21	9	0,217051
21	10	0,239018
21	11	0,225612
21	12	0,233917
21	13	0,235734
21	14	0,227117
21	15	0,21665
21	16	0,21442
21	17	0,263842
21	18	0,228718
21	19	0,217021

21	20	0,216586
21	21	0,208712
21	22	0,222683
21	23	0,225382
21	24	0,25175
21	25	0,249883
22	1	0,264885
22	2	0,239254
22	3	0,219276
22	4	0,235411
22	5	0,234114
22	6	0,228301
22	7	0,236061
22	8	0,2282
22	9	0,240781
22	10	0,216202
22	11	0,222807
22	12	0,24539
22	13	0,233543
22	14	0,23337
22	15	0,226069
22	16	0,221289
22	17	0,210946
22	18	0,227757
22	19	0,218654
22	20	0,245554
22	21	0,236757
22	22	0,220166
22	23	0,245925
22	24	0,271685
22	25	0,240764
23	1	0,233768
23	2	0,228831
23	3	0,235782
23	4	0,231627
23	5	0,237443
23	6	0,232785
23	7	0,223939
23	8	0,217109
23	9	0,234884
23	10	0,220611
23	11	0,229268
23	12	0,220883
23	13	0,235788
23	14	0,211916
23	15	0,231526
23	16	0,232433
23	17	0,220777
23	18	0,215469
23	19	0,213078
23	20	0,224902
23	21	0,215883
23	22	0,253188
23	23	0,219994
23	24	0,217222
23	25	0,216671
24	1	0,225921
24	2	0,222244
24	3	0,211404
24	4	0,229755
24	5	0,225183
24	6	0,214243
24	7	0,77388
24	8	0,223991
24	9	0,21938
24	10	0,223553
24	11	0,224446
24	12	0,239532
24	13	0,221351
24	14	0,234405
24	15	0,218866
24	16	0,21737
24	17	0,226109
24	18	0,218482
24	19	0,227596
24	20	0,219295
24	21	0,216
24	22	0,224831
24	23	0,238347
24	24	0,220213
24	25	0,239605
25	1	0,219154
25	2	0,214187
25	3	0,219572
25	4	0,235321
25	5	0,22533
25	6	0,212537
25	7	0,218017
25	8	0,22063
25	9	0,226337
25	10	0,215533
25	11	0,222392
25	12	0,225342
25	13	0,209206
25	14	0,222045
25	15	0,224104
25	16	0,224572
25	17	0,221304
25	18	0,224616
25	19	0,220885
25	20	0,24512
25	21	0,219873
25	22	0,223962
25	23	0,278371
25	24	0,213159
25	25	0,215058

Avec :

i : est le nombre de neurones de la première couche cachée

j : est le nombre de neurones de la deuxième couche cachée

La figure suivante (Figure IV.2) représente la différence en termes d'erreur pour les nombres de neurones dans chaque couche cachée.

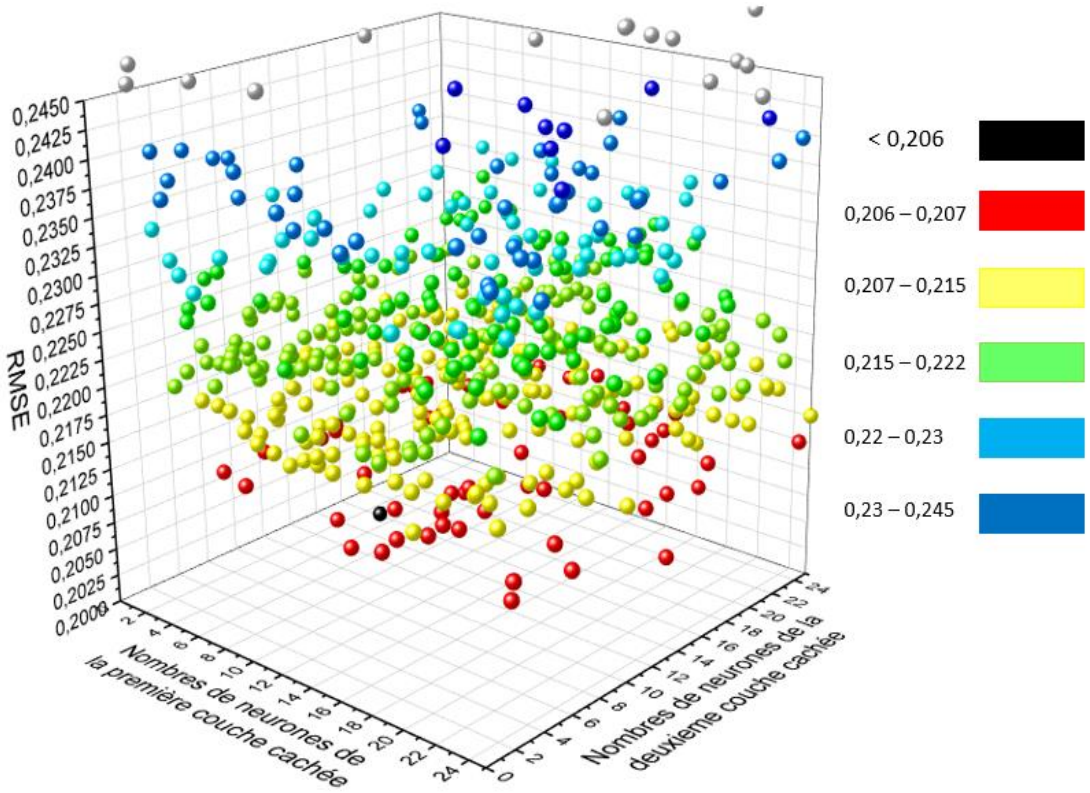


Figure IV.2 : La différence en terme d'erreur pour les nombres de neurones dans chacune des deux couches cachées.

La boule en noir située en dessous de toutes les autres boules représente la valeur minimale de l'erreur RMSE, qui correspond à la structure contenant deux couches cachées avec 9 neurones dans la première couche cachée et 10 dans la deuxième. Cependant, cette meilleure valeur d'erreur RMSE est elle-même supérieure à celle du réseau à structure d'une seule couche cachée.

IV.3. Interprétation des résultats

Pour la présentation des résultats, nous commençons d'abord par ceux obtenus lors de la phase de conception du modèle neuronal, c'est-à-dire, la phase d'apprentissage et de généralisation. Ces résultats sont représentés sur les figures suivantes (figure IV.3 à figure IV.56).

Le coefficient de corrélation R^2 de la courbe de linéarisation (qui représente les valeurs des conditions météorologiques estimées en fonction du modèle de l'ANN par rapport aux valeurs des conditions météorologiques de la base de données ou de référence) est égal à 0,8289. Il est important de rappeler que la taille des matrices de données utilisées pour la phase d'apprentissage est de 67% de la base de données globale, 16% pour la validation et 17% pour la généralisation.

Nous remarquons également que dans cette phase, le modèle neuronal reproduit parfaitement les données qui ont été utilisées pour l'apprentissage, le test et la validation.

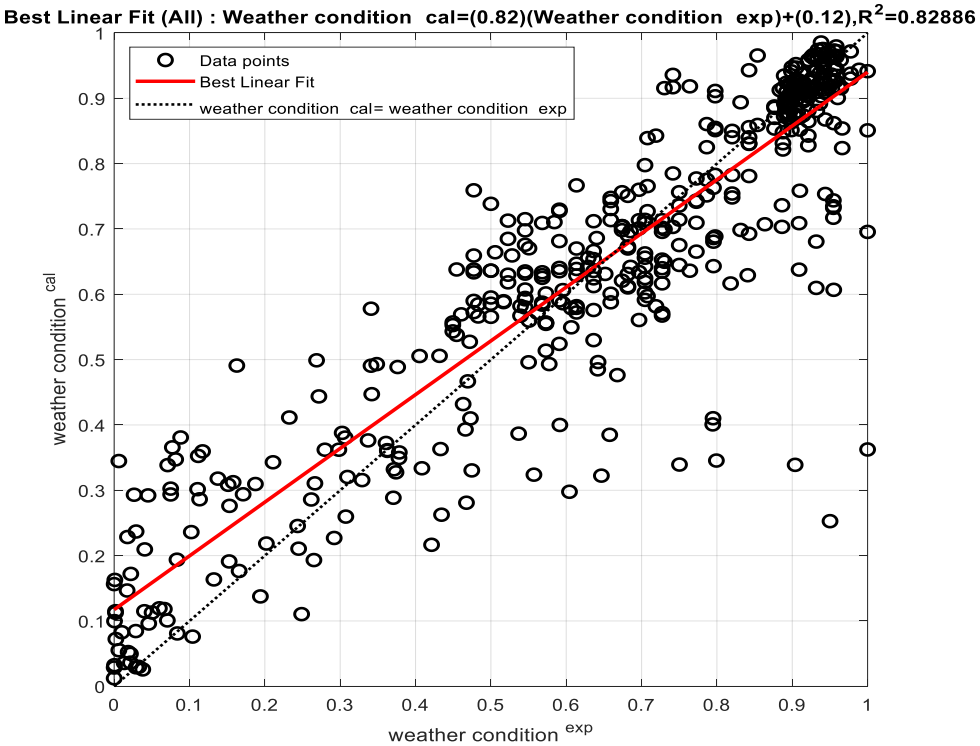


Figure IV.3 : Courbe de régression linéaire de la condition météo expérimentale avec la condition météo calculée par l'ANN optimisée pour la phase globale (apprentissage, test et validation).

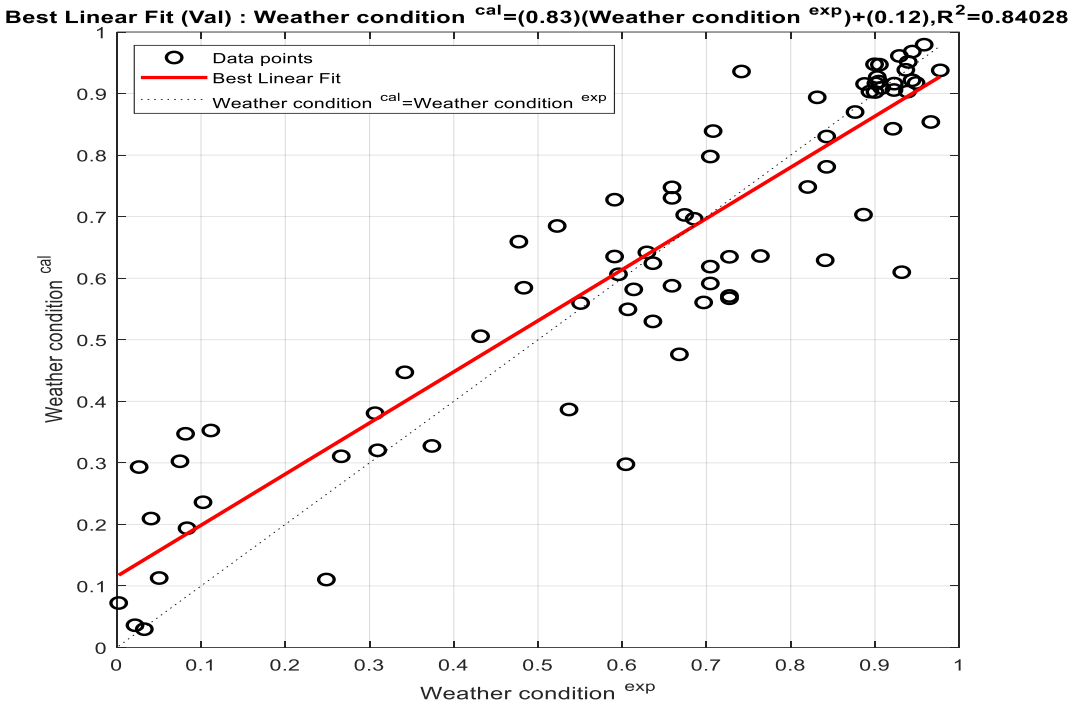


Figure IV.4 : Courbe de régression linéaire des conditions météorologiques expérimentales avec les conditions météorologiques calculées par l'ANN optimisées pour la phase de validation.

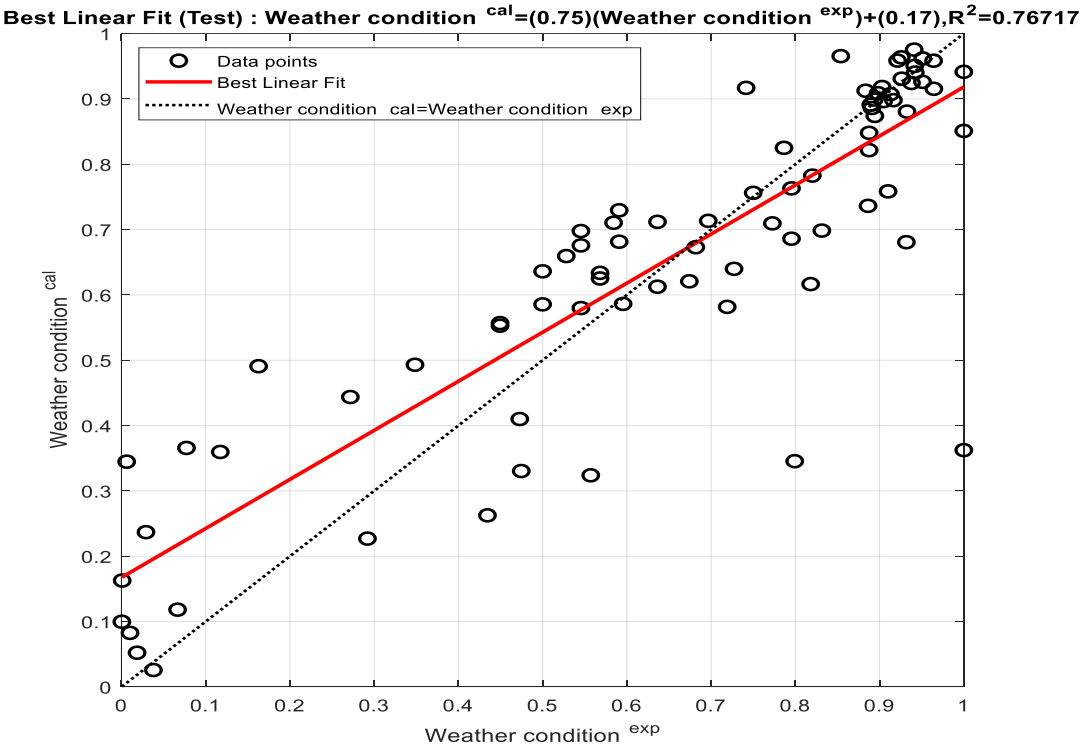


Figure IV.5 : Courbe de régression linéaire des conditions météorologiques expérimentales avec les conditions météorologiques calculées par l'ANN optimisées pour la phase de test.

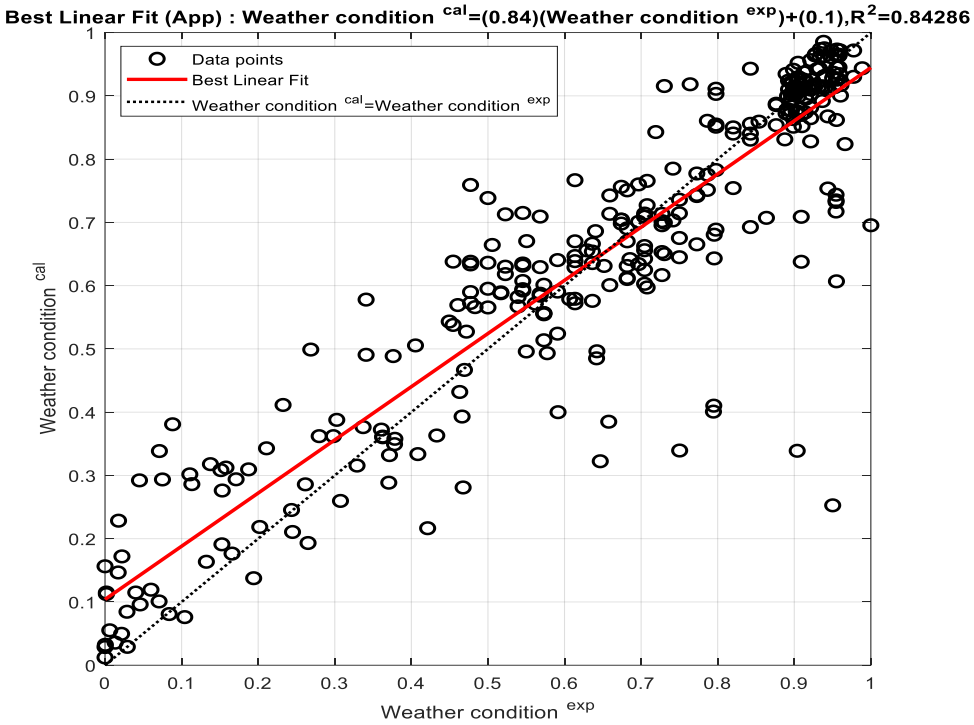


Figure IV.6 : Courbe de régression linéaire de la condition météo expérimentale avec la condition météo calculée par l'ANN optimisée pour la phase d'apprentissage.

Les résultats de performance du modèle du réseau de neurones établi pour les phases d'apprentissage, de test, de validation et globale pour la prédiction des paramètres météorologiques sont présentés sur les figures IV.3 - IV.6. Ces résultats montrent que la majorité des points se situent sur la première bissectrice avec un coefficient de détermination approchant l'idéal [α (pente), β (ordonnée à l'origine), R (coefficient de corrélation)] = [0.82, 0.12, 0.9104]$_{globale}$, ce qui confirme la robustesse du modèle neuronal établi.

Tableau IV.4 : Performance statistique du réseau (RNAO).

Type d'erreur	Phase apprentissage	Phase Test	Phase Validation	Phase Globale
MSE	$2.1574*10^{-5}$	0,0017	0,0043	0,0023
RMSE	0,1136	0,1456	0,1178	0,1202
NRMSE	0,0071	0,0635	0,1027	0,0732
MAE	0,0731	0,0983	0,0873	0,0797
R	0,9180	0,.8762	0,9170	0,9104
R^2	0,8429	0,7672	0,8403	0,8289

Les tableaux IV.5 et IV.6 récapitulent les poids et les biais des deux couches cachées et de la couche de sortie du réseau de neurones optimisée.

Tableau IV.5 : Modèle de réseau de neurones établi (Couche entrée – Couche cachée).

Connexion [couche entrée – 1ére couche cachée]				
Matrice des poids				**Vecteur des biais**
$W_{i,1}$	$W_{i,2}$	$W_{i,3}$	$W_{i,4}$	b_j
1.6105	-1.1894	1.2047	0.6320	-2.8234
0.7422	-0.9873	-0.8107	-3.7174	-0.9860
-1.3149	1.3964	1.5072	-0.6936	1.6999
2.1627	-0.3172	1.5837	-1.5190	-1.5709
0.7425	0.4327	-0.5097	-2.4509	-1.1644
-0.2581	-1.0925	0.2830	1.0281	0.0878
-0.3820	-1.3708	0.4353	3.3017	-2.3263
0.1212	1.8853	-0.1776	0.6711	0.9184
0.3198	2.2458	-0.4532	2.1362	1.2710
0.1940	1.7562	-0.1461	-2.1186	3.4291

Tableau IV.6 : Modèle de réseau de neurones établi [Couche cachée – Couche de sortie].

Connexion [1ère couche cachée – couche sortie]											
Matrice des poids	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	**Vecteur des biais (b_k)**
$W_{j,1}$	-0.1286	0.6137	0.0530	0.0832	-1.2319	-1.0086	0.8464	-1.3101	1.1571	1.0813	-0.5013

IV.4. Analyse de sensibilité globale

L'importance des paramètres d'entrée dans le RNA pour la prédiction des conditions météorologiques est illustrée dans la figure IV.7. Nous constatons que tous les paramètres ont approximativement le même effet. Les résultats prouvent que tous les paramètres d'entrée

sélectionnés dans cette étude ont des effets cruciaux sur les conditions météorologiques et ont été sélectionnés de manière appropriée.

Le RNAO a fourni une matrice de poids de connexion, les poids étant des coefficients relatifs aux neurones artificiels et analogues aux forces synaptiques entre les axones et les dendrites dans de vrais neurones biologiques. La matrice des poids issue du RNAO peut être utilisée pour analyser la sensibilité des entrées par rapport à la sortie désirée.

Garson (1991) [87] a proposé une équation basée sur le partitionnement des poids de connexion :

Le RNAO a fourni une matrice de poids de connexion, les poids sont des coefficients relatifs aux neurones artificiels, sont analogues aux forces synapses entre les axones et les dendrites dans de vrais neurones biologiques. La matrice des poids issue du RNAO peut être utilisée pour analyser la sensibilité des entrées par rapport à la sortie désirée.

$$I_j = \frac{\sum_{m=1}^{m=N_h}\left(\frac{abs(W_{jm}^{ih})}{\sum_{k=1}^{N_i} abs(W_{km}^{ih})}\right) * abs(W_{mn}^{h0}))}{\sum_{k=1}^{k=N_i}\left(\sum_{m=1}^{m=N_h}\left(\frac{abs(W_{km}^{ih})}{\sum_{k=1}^{N_i} abs(W_{km}^{ih})}\right) * (abs(W_{mn}^{h0}))\right)} \qquad \text{(IV.1)}$$

Avec :

I_j : la sensibilité relative de la j-ième variable d'entrée sur la variable de sortie ;

N_i et N_h : le nombre de neurones d'entrée et cachés, respectivement ;

Ws : les poids de connexion ;

i, *h* et *o* : les exposants faisant référence à la couche d'entrée, cachée et de sortie, respectivement ;

k, m, n : les indices faisant référence à la couche d'entrée, cachée et de sortie, respectivement.

La sensibilité relative des différentes variables calculée par l'équation IV.1 est représentée sur la figure IV.7. Comme on peut le constater, toutes les variables ont des effets importants sur les conditions météorologiques, et la contribution la plus élevée est celle de la valeur de l'évolution annuelle (38%).

La distance entre la terre et le soleil pour chaque mois et le taux d'ensoleillement ont presque la même influence sur la variation des conditions météorologiques, avec des taux respectifs de 12% et 15%. Le facteur de conversion a un taux de 35%.

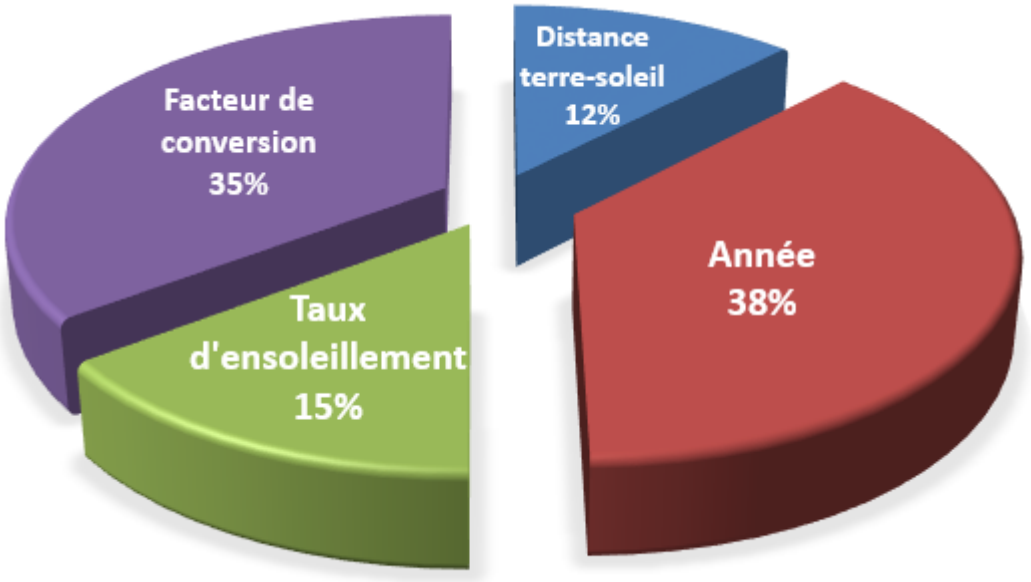


Figure IV.7 : Importance relative des variables d'entrées sur la prédiction des conditions météorologiques.

IV.5. Interface graphique pour la prédiction des conditions météorologiques

Le meilleur modèle RNAO obtenu a été implémenté dans une interface utilisateur graphique conviviale conçue en utilisant le logiciel MATLAB. Cette interface est présentée sur la figure IV.8. Avec cette interface, il est possible de calculer la sortie souhaitée en connaissant uniquement les entrées sélectionnées. Cette démarche a été entreprise dans le but d'apporter plus de souplesse à l'utilisation du modèle neuronal élaboré.

Le programme permet donc de calculer de manière simple et rapide les conditions météorologiques souhaitées à prédire. La méthodologie des étapes à suivre pour l'élaboration de l'interface graphique de RNAO par MATLAB® peut être résumée comme suit:

- Création d'une interface graphique en utilisant la fonction "guide" de MATLAB.
- Programmation de la fonction mathématique obtenue lors de la modélisation par les RNA. Cette programmation relie les conditions météorologiques à prédire avec les quatre paramètres d'entrée sous MATLAB en utilisant la matrice des poids et des biais, la fonction de normalisation.
- Saisie des entrées pour prédire les conditions météorologiques à l'aide de l'interface graphique (voir la figure IV.8).

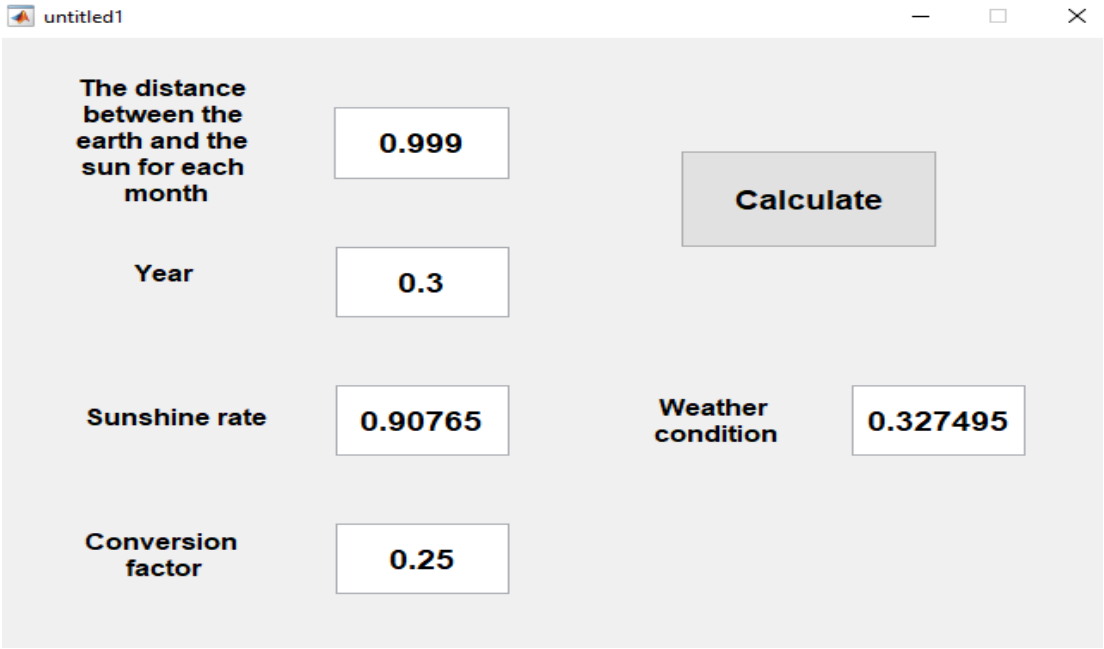


Figure IV.8 : Interface graphique MATLAB pour la prédiction des conditions météorologiques via RNAO.

IV.6. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons cherché à sélectionner le modèle optimal de réseau de neurones artificiel pour prédire efficacement les paramètres météorologiques. Nous avons testé deux structures neuronales différentes : la première composée d'une seule couche cachée de 10 neurones, et la seconde avec deux couches cachées, l'une de 9 neurones et l'autre de 10 neurones.

Les résultats obtenus après exécution et comparaison des valeurs d'erreur RMSE ont montré que le modèle optimal est celui de la première structure. En outre, après avoir analysé la sensibilité relative des variables d'entrée, nous avons constaté que toutes les variables ont un impact significatif sur la prédiction des conditions météorologiques du modèle établi.

CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES

Conclusion Générale et Perspectives

Cette section présente les principales conclusions de la recherche, ainsi, recommande des suggestions pour les futurs travaux.

La prédiction des paramètres météorologiques joue un rôle capital dans la vie quotidienne de l'homme, car toutes ses activités dépendent largement de l'état du climat ou de la météo. D'autre part, et depuis plusieurs années, la modélisation à la base de l'intelligence artificielle telle que les réseaux de neurones artificiels parait rentable et efficace pour l'estimation avec précision et pour la prédiction des paramètres météorologiques, elle permet en même temps aux météorologues et aux spécialistes d'avoir une base de données à long terme et pour divers endroits au monde, nous rappelons que ces données de mesures sont encore rares, pour ne pas dire indisponibles, en plus, le cout élevé des équipements et des instrumentations de mesure dans la stations météorologiques.

L'objectif de cette thèse était de développer un modèle optimal par la technique neuronale (RNA) pour la prédiction simultanée de quatre paramètres météorologiques: la précipitation, la vitesse du vent, l'humidité relative et la température moyenne, une prédiction qui n'est pas traitée par aucune étude antérieure.

Le vecteur d'entrée a été constitué de quarte variables indépendantes (la distance terre-soleil, l'année, la durée d'ensoleillement et le facteur de conversion), la base de données utilisée est constituée de 480 valeurs de paramètres climatiques mesurées mensuellement sur une période de dix ans allant de 01 Janvier 2001 au 31 Décembre 2010 pour la région de Médéa.

Il a été constaté que notre modèle développé soit optimal, en raison qu'il présente une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 0,1202 et un coefficient de corrélation de 0.9104, on peut déduire à partir des résultats que la modélisation proposée est fiable pour la prédiction météorologique.

Malgré les résultats obtenus, un test de performance de ce modèle soit approuvé, que soit par interpolation ou par extrapolation, une chose n'est pas faite à cause de la consommation totale des données de la base fournie par la station météorologique de Médéa, et, de la non disponibilité d'une autre base de données.

Dans l'ensemble, nous espérons que le modèle développé donne une valeur ajoutée dans le domaine de la prédiction météorologique, et on suggère comme perspectives:

- L'élargissement de la base de données, basée essentiellement sur une analyse à l'échelle mensuelle en introduisant d'autres variables d'entrée
- La modélisation des autres propriétés météorologiques comme l'évaporation, les nuages, les pressions atmosphérique, le bouillard, etc.
- Une poursuite logique de ce travail consisterait donc à aborder à l'élargir selon une échelle journalière
- Ce travail pourrait être élargi sur d'autres régions et wilayas au niveau de l'Algérie dont leurs climats semblent à celui de la région de Médéa, et même sur des autres zones côtières.
- L'expérimentation des autres méthodes et techniques artificielle pour modéliser et prédire le maximum des paramètres météorologiques.

ANNEXES



Figure : Thermomètre météorologique.

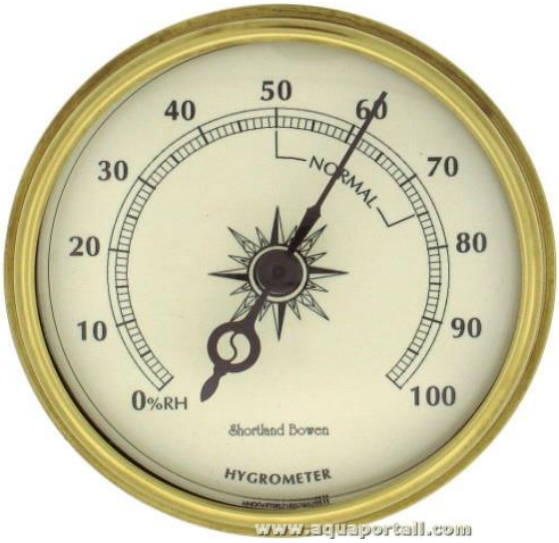


Figure : Photo typique d'un hygromètre



Figure : Girouette



Figure : Anémomètre.



Figure : Pluviomètre à lecture directe.



Figure: Photo typique d'un pluviomètre à lecture directe

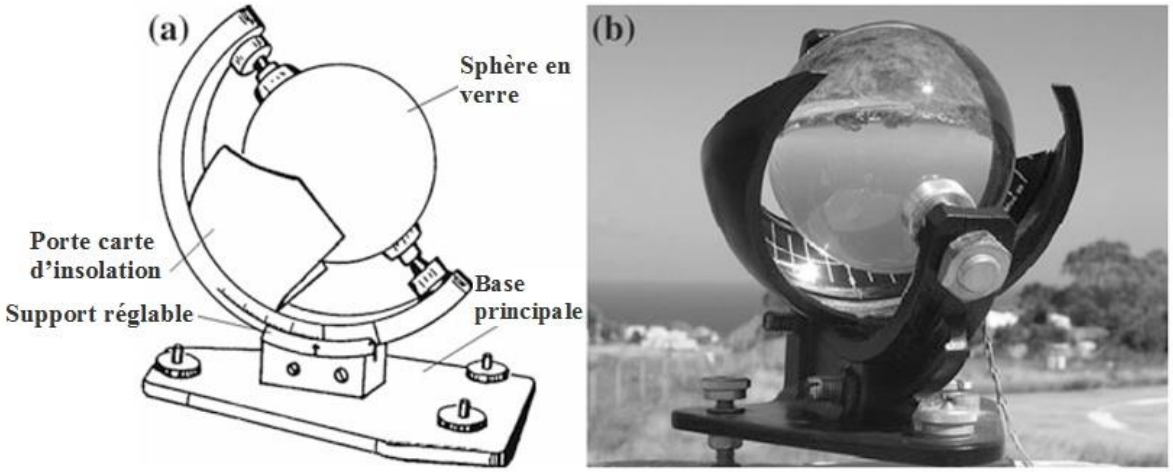


Figure : a) Schéma d'héliographe Campbell-Stokes; **b**) Photo typique d'héliographe Campbell-Stokes



Figure: Carte d'enregistrement d'héliographe Campbell-Stokes

RÉFÉRENCES BIBLIOGRAPHIQUES

1. wikipedia.org/wiki/ Météorologie. Décembre 2015.
2. Breche G. Météorologie Générale, principe de base, 2002/2003.
3. Souteyrat L. Esnault S. Joli J.P. Initiation Aéronautique; Cours du Brevet, 2013.
4. R. Frebault, Cours de Météo, 1- Atmosphère. 02/2012.
5. V, Luyet, « Station météo », livre, Février 2010.
6. Devuyst P. La météorologie : comprendre, interpréter, appliquer la météorologie. Édition, Eyrolles. Paris, France, 164. 1972.
7. Michelot N. 2014. "L'influence Des Topoclimats Sur La Pollution de l ' Air Aux Particules Dans Le Sud-Ouest Des Alpes-Maritimes." Université de Nice Sophia-Antipolis.
8. Rakotondrasoa Jean C. Cours d'Observations Météorologiques, Première année Météorologie.
9. Ibrir Abdellah. Contribution à l'étude en trois dimensions (3D) de la dispersion d'un polluant gazeux dans un milieu urbain. Thèse de Doctorat de l`université yahia Fares de Medea.
10. Pierre-philippe K. La mesure du vent : conventions, instruments et données. 40, 2000.
11. Medjahdi N. Conception et modélisation d'une microsonde météorologique en technonogie Mems. Thése de doctorat, Janvier 2016.
12. Rakotondrasoa Jean C. Cours d'Instruments Météorologiques, Troisième année Météorologie
13. Paulescu M, Paulescu E, Gravila P, Badescu V. Weather Modeling and Forecasting of PV Systems Operation. 103, Green Energy and Technology. London: Springer; 2013. 358.
14. 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).
15. 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.
16. Kisi, O.; Shiri, J. Prediction of long-term monthly air temperature using geographical inputs.*International Journal of Climatology* 34 (2014) 179-186.
17. Cobaner, M. Estimation of mean monthly air temperatures in Turkey.*Computers and Electronics in Agriculture* 109 (2014) 71-79.
18. Kyosuke, Y.; Takashi, T.; Norio, Y.; Seishi, N. Machine Learning-Based Calibration of Low-Cost Air Temperature Sensors Using Environmental Data.*Sensors* 17(2017) 1-16.

19. Imran, T.; Shafiqur, R.; Khaled, B. Application of neural networks for the prediction of hourly mean surface temperatures in Saudi Arabia.*Renewable Energy* 25 (2002) 545-554.
20. Almonacid, F.; Pérez-Higueras, P.; Rodrigo, P.; Hontoria, L. Generation of ambient temperature hourly time series for some Spanish locations by artificial neural networks.*Renewable Energy* 51(2013)285-291.
21. Laidi, M.;Hanini, S.Optimal solar COP prediction of a solar-assisted adsorption refrigeration system working with activated carbon/methanol as working pairs using direct and inverse artificial neural network. *International Journal of Refrigeration*36(2013) 247-257.
22. Rezrazi, A.; Hanini, S.; Laidi, M.Anoptimisation methodology of artificial neural network models for predicting solar radiation: a case study.*Theoretical and Applied Climatology* 123 (2016) 769-783.
23. Chaba-Mouna, S.; Hanini, S.; Laidi, M.; Khaouane, L. Artificial neural networks based prediction of hourly horizontal solar radiation data: case study. *International Journal of Applied Decision Sciences*10 (2017)156-174.
24. Sadadou, A.; Hanini, S.; Laidi, M.;Rezrazi,A.Novel Approach for Predicting Direct and Open Solar Drying Using Artificial Neural Network for Medicinal Plant.*Journal of chemists and chemical engineers of croatia*. 70 (2021) 145-152.
25. Krenker, Andrej, Janez Bešter, and Andrej Kos. 2011. "Introduction to the Artificial Neural Networks." InTech, 1–18.
26. 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.
27. Werbos, Paul. 1974. "Beyond Regression: New Tools for Prediction and Analysis in the Behavioral Science." Harvard University.
28. 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.
29. 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.
30. Jain, A. K., Jianchang Mao, and K. M. Mohiuddin. 1996. "Artificial Neural Networks: A Tutorial." In Computer 29: (31–44).
31. Zupan, J., and J. Gasteiger. 1993. "Neural Networks for Chemists; an Introduction." VCH publishers

32. 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.
33. 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.
34. Si-Moussa, Chérif. 2010. “Modélisation Des Équilibres de Phases à Pressions Élevées Par Les Réseaux de Neurones Artificiels.” Alger, Ecole Nationale Polytechnique.
35. 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.
36. 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.
37. Bonabeau, Eric., Marco. Dorigo, and Guy. Theraulaz. 1999. Swarm Intelligence : From Natural to Artificial Isystems. Oxford University Press.
38. Beni, Gerardo, and Jing Wang. 1993. “Swarm Intelligence in Cellular Robotic Systems.” In Robots and Biological Systems: Towards a New Bionics?, 703–712.
39. Gallinari, P, and O Gascuel. 1996. “Statistique, Apprentissage et Généralisation. Application Aux Réseaux de Neurones.” Revue d’intelligence Artificielle 10 (2-3): 285–343.
40. Tasaduqq, S. Rehman Bubshait, K. (2002). Application of neural networks for the prediction of hourly mean surface temperatures in Saudi Arabia. Renewable Energy. 25, 545-554.
41. Smith, B.A. Hoogenboom, G. McClendon, R.W. (2007). Improving air temperature prediction with artificial neural networks. International Journal of Computational Intelligence. 3(3), 179-186.
42. Smith, B.A. Hoogenboom, G. McClendon, R.W. (2009). Artificial neural networks for automated year-round temperature prediction. Computers and Electronics in Agriculture. 68(1), 52-61.
43. Ustaoglu, B. Cigizoglu, H.K. Karaca, M. (2008). Forecast of daily mean, maximum and minimum temperature time series by three artificial neural network methods. Meteorological Applications. 15,431-45.

44. Boi, P. (2004). A statistical method for forecasting extreme daily temperatures using ECMWF 2-m temperatures and ground station measurements. Meteorological Applications .11, 245-51.
45. Huld, T.A. Suri, M. Dunlop, E. and Micale, F. (2006). Estimating average daytime and daily temperature profiles within Europe. Environmental Modeling and Software. 21, 1650-1661.
46. Dombayc, O.A. and Golcu, M. (2009). Daily means ambient temperature prediction using artificial neural network method: A case study of Turkey. Renewable Energy. 24, 1158-1161.
47. Chronopoulos, K. I. Tsiros, I. X. Dimopoulos, I. F. and Alvertos, N. (2008). An application of artificial neural network models to estimate air temperature data in areas with sparse network of meteorological stations. Journal of Environmental Science and Health, Part A, 43(14), 1752-1757.
48. Bilgili, M. and Sahin, B. (2009). Prediction of Long-term Monthly Temperature and Rainfall in Turkey. Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects, 32(1), 60-71.
49. Paniagua-Tineo, A. Salcedo-Sanz, S. Casanova-Mateo, C. Ortiz-García, E.G. Cony,M.A. Hernández-Martín, E. (2011) .Prediction of daily maximum temperatureusing a support vector regression algorithm. Renew. Energy. 36(11), 3054-3060.
50. Afzali, M. Afzali, A. and Zahedi, G. (2012). The Potential of Artificial Neural Network Technique in Daily and Monthly Ambient Air Temperature Prediction. International Journal of Environmental Science and Development. 3 (1), 33-38.
51. Cobaner, M. Citakoglu, H. Kisi, O. and Haktanir, T. (2014). Estimation of mean monthly air temperatures in Turkey. Computers and Electronics in Agriculture, 109, 71-79.
52. Ben El Houari, M. Zegaoui, O. Abdallaoui, A. (2015). Development of an Artificial Neural Network model to predict the monthly air temperature in the region of Meknes (Morocco). International Research Journal of Computer Science (IRJCS), 2 (11).
53. Yamamoto, K. Togami, T. Yamaguchi, N. and Ninomiya, S. (2017). Machine Learning-Based Calibration of Low-Cost Air Temperature Sensors Using Environmental Data. Sensors. 17(6), 1290.
54. Onafuye, O.O. Kalu, C. Ozuomba, S. (2018). Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS) model for prediction of vertical profile of radio climatic parameters. European Journal of Engineering and Technology. 6 (5).

55. Parishwad, G.V. Bhardwaj, R. K. and Nema, V.K. (1998). Prediction of monthly-mean hourly relative humidity, ambient temperature, and wind velocity for India. Renewable Energy. 13(3), 363-380.
56. Lu, T. and Viljanen, M. (2008). Prediction of indoor temperature and relative humidity using neural network models: Model comparison. Neural Comput. Appl. 18(4), 345- 357.
57. Yasar, A. Simsek, E. Bilgili, M. Yucel, A. and Ilhan, I. (2011). Estimation of relative humidity based on artificial neural network approach in the Aegean Region of Turkey. Meteorology and Atmospheric Physics. 115(1-2), 81-87.
58. Shi, X. Lu, W. Zhao, Y. and Qin, P. (2018). Prediction of Indoor Temperature and Relative Humidity Based on Cloud Database by Using an Improved BP Neural Network in Chongqing. IEEE Access. 6, 30559–30566.
59. Hilker, T. Lyapustin, A.I. Tucker, C.J. Hall, F.G. Myneni, R.B. Wang, Y. et al. (2014). Vegetation dynamics and rainfall sensitivity of the Amazon. Proc Natl Acad Sci. 111(45),16041-16046.
60. Zhao, Z. Gao, J. Wang, Y. Liu, J, Li, S. (2014). Exploring spatially variable relationships between NDVI and climatic factors in a transition zone using geographically weighted regression. Theor Appl Climatol. 120(3-4), 507-519.
61. Pravalie, R. Sîrodoev, I. Peptenatu, D. (2014). Detecting climate change effects on forest ecosystems in southwestern Romania using Landsat TM NDVI data. J Geogr Sci. 24(5), 815-832.
62. Farajzadeh, J. Alizadeh, F. (2018). A hybrid linear–nonlinear approach to predict themonthly rainfall over the Urmia Lake watershed using wavelet-SARIMAX-LSSVMconjugated model. J. Hydro inform. 20 (1), 246-262.
63. Sarmadi, F. Shokoohi, A.R. (2015). Regionalizing precipitation in Iran using GPCCgridded data via multivariate analysis and L-moment methods. Theor. Appl. Climatol.122, 121-128.
64. Darand, M. Mansouri-Daneshvar, M.R. (2014). Regionalization of precipitation regimes inIran using principal component analysis and hierarchical clustering analysis. Environ.Process. 1 (4), 517-532
65. Raziei, T. (2017). A precipitation regionalization and regime for Iran based on multivariateanalysis. Theor. Appl. Climatol. 1-20
66. Ramirez, M.C.V. Ferreira, N.J. and Velho, H.F. (2005). Artificial neural network technique for rainfall forecasting applied to the Sao Paulo region, Journal of Hydrology. 301, 146-162.

67. Tereza, C. (1997). Downscaling large-scale circulation to local winter rainfall in north–eastern Mexico, International Journal of Climatology. 17, 1069-1082.
68. Saplioglu, K. Cimeny, M. and Akman, B. (2010). Daily precipitation prediction by artificial neural networks. Proceedings of the 4th International Scientific Conference on Water Observation and Information System for Decision Support Water Observation and Information System for Balkan Countries. Ohrid, Republic of Macedonia.
69. Luk, K.C. Ball, J. and Sharma, A. (2001). An application of artificial neural networks for rainfall forecasting. Mathematical and Computer modelling. 33(6), 683-693.
70. Ramesh, K. Kesarkar, A.P. Bhate, J. VenkatRatnam, M. and Jayaraman, A. (2015). Adaptive neuro-fuzzy inference system for temperature and humidity profile retrieval from microwave radiometer observations. Atmospheric Measurement Techniques. 8(1), 369-384.
71. VenkataRamana, R. Krishna, B. Kumar, S.R. and Pandey, N.G. (2013). Monthly Rainfall Prediction Using Wavelet Neural Network Analysis. Water Resources Management. 27(10), 3697-3711.
72. Ammi, Y.; Khaouane, L.; Hanini, S. Stacked neural networks for predicting the membranes performance by treating the pharmaceutical active compounds. *Neural Computing and Applications*33 (2021) 12429-12444.
73. Rezrazi, A.; Hanini, S.; Laidi, M.Anoptimisation methodology of artificial neuralnetwork models for predicting solar radiation: a case study.Theoretical and Applied Climatology 123 (2016) 769-783.
74. Touzet, C. Les réseaux de neurons artificiels. Introduction au connexionnisme : cours, exercices et travaux pratiques. EC2, 1992, Collection
75. Mohamedi, B.; Hanini, S.; Ararem, A.; Mellel, N. Simulation of nucleate boiling under ANSYS-FLUENT code by using RPI model coupling with artificial neural networks. *Nuclear Science and Techniques* 26 (2015)040601-1-040601- 7.
76. Ibrir, A., Kerchich, Y., Hadidi, N. *et al.* Prediction of the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, and PM10 by using the hybrid dragonfly-SVM algorithm. *Air QualAtmos Health***14**, 313–323 (2021).
77. Sadadou, A.; Hanini, S.; Laidi, M.;Rezrazi,A.Novel Approach for Predicting Direct and Open Solar Drying Using Artificial Neural Network for Medicinal Plant.*Journal of chemists and chemical engineers of croatia*. 70 (2021) 145-152.
78. Jongh, T.An introduction to neural networks. *South AfricanStatistical Journal*27 (1993) 103-128.

79. Touzet, C. Les réseaux de neurons artificiels. Introduction au connexionnisme : cours, exercices et travaux pratiques. EC2, 1992, Collection
80. Ammar, M.Y. Mise en œuvre de réseaux de neurones pour la modélisation de cinétiques réactionnelles en vue de la transposition Batch/Continu. Thèse de Doctorat de l'I.N.P. – Toulouse – 17 juillet 2007.
81. Ibrir Abdellah. Contribution à l'étude en trois dimensions (3D) de la dispersion d'un polluant gazeux dans un milieu urbain. Thèse de Doctorat Université Yahia Fares de Medea - 26 mars 2022
82. Ibrir, A., Kerchich, Y., Hadidi, N. Merabet, H., Hentabli, M. Prediction of the concentrations of PM1, PM2.5, PM4, and PM10 by using the hybrid dragonfly-SVM algorithm. Air Qual Atmos Health 14, (2021) 313–323.
83. El Bey, A., Laidi, M., Yettou, A., Hanini, S., Ibrir, A., Hentabli, M., Ouldkhaoua, H. Practical Artificial Neural Network Tool for Predicting the Competitive Adsorption of Dyes on Gemini Polymeric Nanoarchitecture. Kemija u industriji: Časopis kemičara i kemijskih inženjera Hrvatske, 70 (9-10), (2021) 481-488.
84. Bouzemlal H., Boumahdi M., Hanini S., Laidi M., Ibrir A., Roubehie Fissa M., Boucherit N., New method of prediction of climatic conditions by artificial neural networks (case of the province of Médéa), Algerian J. Env. Sc. Technology, 9:4 (2023) 1419-1428.
85. 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.
86. Moumen, R., Laidi, M., Hanini, S., Hentabli, M., Ibrir, A. Multicomponent Adsorption Capacity Forecasting Based on Support Vector Machine with Dragonfly Algorithm. Kemija u industriji: Časopis kemičara i kemijskih inženjera Hrvatske, 72(3-4), (2023) 169-178.
87. Garson, D. Interpreting Neural Network Connection Weights. *AI Expert* 6(1991) 46-51.