



République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la  
Recherche Scientifique  
Université El-wancharissi de Tissemsilt



Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département de Sciences et de la Technologie

Mémoire de fin d'études pour l'obtention du diplôme  
de Master académique en

Filière : **Electronique**

Spécialité : **Instrumentation**

Présentée par : **ABID LAHCENE**

**ADDI SALAH EDDINE**

*Thème*

---

# **Estimation de l'énergie d'un capteur solaire en utilisant les techniques d'intelligence artificiels**

---

Soutenu le, ...06/07/2021...

**Devant le Jury :**

DOUARA ABDELMALEK	Président	-MCB-	Univ-Tissemsilt
RABEHI ABDELAZIZ	Encadreur	-MCA-	Univ-Tissemsilt
HAMDANI MUSTAPHA	Examineur	-MCB-	Univ-Tissemsilt

**Année universitaire : 2020-2021**



# Remerciement

*Tous d'abord nous tenons à remercier le bon **Dieu** tout puissant et miséricordieux de nous avoir donné la force et le courage de mener à bien ce modeste travail.*

*Nous exprimons nos profondes gratitude et respectueuses reconnaissances à notre encadrant **Dr. Rabehi Abdelaziz** pour son encadrement, conseils et sacrifices afin de donner le meilleur et pour son suivi durant la période de préparation de notre mémoire d'afin d'étude.*

*Nos remerciements vont aux membres du jury **Dr. Hamdani Mustapha** et **Dr. Douara Abdelmalek** qui m'ont fait l'honneur d'accepter de jurer notre travail.*

*Nous adressons nos sincère remerciements à tous les professeurs qui par leurs conseils et leurs efforts durant tous les années passées nous sommes là, vraiment un grand remerciement pour leurs qualité d'enseignement qui nous a été dispensé.*





# *Dédicace*



*En témoignage d'amour et d'affection, je dédie ce modeste travail avec une grande fierté à tous ceux qui me sont chers :*

*\*Ma très chère mère **Rachida**, qui a œuvré pour ma réussite, de par son amour, son soutien, tous les sacrifices consentis et ses précieux conseils, pour toute son assistance et sa présence dans ma vie.*

*\* Mon très cher père **Ahmed**, qui peut être fier et trouver ici le résultat de longues années de sacrifices et de privations pour m'aider à avancer dans la vie.*

*\*Que Dieu vous protège et que la réussite soit toujours à ma portée pour que je suis puisse vous combler de bonheur.*

*\*Mon chère frère **Abdel basset** et mes belles sœurs **Amina** et **Khadija** puisse Dieu vous donne santé, bonheur et réussite..*

*\* Ma cher binôme **Lahcène**.*



# *Dédicace*

*Je dédie ce travail à mon chère père disparu trop tôt j'espère que du monde qui est sien maintenant, il apprécie cet humble geste comme preuve de reconnaissance de la part d'un fils qui a toujours parié pour le salut de son âme, que dieu garde ton âme dans son vaste paradis.*

*À ma maman, qui m'a soutenu et encouragé durant ces années d'études qu'elle trouve ici le témoignage de ma profonde reconnaissance.*

*À mon binôme Salah Eddine merci pour votre patience, merci pour tout, que dieu vous protège.*

*À tous ceux que j'aime et ceux qui m'aiment*

*Merci de votre présence, soutien et de m'avoir encouragée à aller plus loin.*

*À tous les autres que je n'ai pas cités mais à qui je pense aussi.*

*À toute ma famille.*





## Résume :

Dans cette étude , nous proposons des modèles pour prédire le rayonnement solaire quotidien sur une surface horizontale à Ghardaïa, où nous mettons des données et des entrées simples telles que la température, l'humidité et la durée d'ensoleillement et ces données sont nécessaires pour donner un modèle d'estimation efficace et c'est l'objectif du travail que nous faisons , Cette méthode est basée sur l'apprentissage automatique, qui a été récemment utilisé dans le domaine de la météorologie, en utilisant la technologie des neurones artificiels dans une méthode multicouche, où nous avons utilisé des mesures de dispositifs installés collectés dans l'unité de recherche des énergies renouvelables en région désertique.

## Abstract:

In this study, we propose models to predict the daily solar radiation a on a horizontal surface in Ghardaïa, where we put data and simple inputs such as temperature, humidity and duration of sunshine and these data are needed to give an efficient estimation model and this is the aim of the work we are doing, This method is based on machine learning, which has been recently used in the field of meteorology, in using artificial neural technology in a multi-layered method, where we used measurements of installed devices collected in the Desert Region Renewable Energy Research Unit.

## ملخص :

- في هذه الدراسة نقترح نماذج لتنبؤ الإشعاع اليومي للطاقة الشمسية على سطح أفقي في غرداية , حيث نقوم بوضع معطيات ومدخلات بسيطة مثل درجة الحرارة والرطوبة ومدة سطوع الشمس, وهذه البيانات ضرورية لإعطاء نموذج تقديري فعال وهذا هو الهدف من العمل الذي نقوم به , وذلك بتدريب الشبكة وكذا بعمليات الاختبار والمقارنة بين النتائج ومناقشتها , تستند هذه الطريقة على التعلم الآلي , والتي استعملت حديثا في مجال الأرصاد الجوية باستخدام تقنية الخلايا العصبية الاصطناعية بطريقة متعددة الطبقات حيث استخدمنا قياسات لأجهزة مثبتة جمعت في وحدة البحث في الطاقة المتجددة في منطقة الصحرَاء.

## *Table des Matières*

<i>Remerciements</i> .....	<i>I</i>
<i>Dédicace</i> .....	<i>II</i>
<i>Résumé</i> .....	<i>III</i>
<i>Table des matières</i> .....	<i>IV</i>
<i>Table des figures</i> .....	<i>VII</i>
<i>Liste des tableaux</i> .....	<i>IX</i>
<i>Nomenclature</i> .....	<i>X</i>
<i>Introduction générale</i> .....	<i>2</i>

### *Chapitre I:Notion général sur gisement solaire*

<i>I.1 Introduction</i> .....	<i>5</i>
<i>I.2. Source de l'énergie solaire</i> .....	<i>5</i>
<i>I.3. Mouvement de la terre au tour de soleil</i> .....	<i>6</i>
<i>I.4 Position du soleil par rapport à la terre</i> .....	<i>7</i>
I.4.1 Repérage d'un site à la surface de la terre.....	<i>7</i>
I.4.2 Position de soleil.....	<i>8</i>
I.4.3 Spectre du rayonnement solaire.....	<i>11</i>
<i>I.5 Rayonnement solaire à travers l'atmosphère</i> .....	<i>13</i>
I.5.1 Atmosphère terrestre composition et structure.....	<i>13</i>
I.5.2 Atténuation du rayonnement solaire.....	<i>16</i>
I.5.3 bilan énergétique du système terre / atmosphère.....	<i>17</i>
<i>I.6 Rayonnement au sol</i> .....	<i>18</i>
I.6.1 Le rayonnement direct ( $I_N$ ) .....	<i>19</i>
I.6.2 Le rayonnement diffus( $s_h$ ) .....	<i>19</i>
I.6.3 Le rayonnement solaire réfléchi ( $d_{re}$ ) .....	<i>19</i>
I.6.4 Le rayonnement global ( $G_h$ ) .....	<i>19</i>
<i>I.7 Les appareils des mesures le rayonnement solaire</i> .....	<i>20</i>
<i>I.8. Conclusion</i> .....	<i>24</i>
<i>Bibliographie</i> .....	<i>25</i>

## **Chapitre II: Les Réseaux de Neurones Artificiels**

### **(RNA)**

<b>II.1 Introduction</b> .....	<b>28</b>
<b>II.2. Historique</b> .....	<b>28</b>
<b>II.3. Les neurones biologiques et les neurones artificiels</b> .....	<b>29</b>
<b>II.4 Neurone artificiel élémentaire</b> .....	<b>30</b>
<b>II.5 Topologies des réseaux de neurones artificiels</b> .....	<b>32</b>
II.5.1 Réseaux de neurones non récurrents.....	33
II.5.2 Réseaux de neurones récurrents.....	33
<b>II.6 Apprentissage des RNA</b> .....	<b>34</b>
II.6.1 Apprentissage supervisé.....	34
II.6.2 Apprentissage non supervisé.....	34
<b>II.7 Réseau de Neurones multicouche (Multi Layer Perceptron)</b> .....	<b>34</b>
<b>II.8 Apprentissage des réseaux MLP</b> .....	<b>35</b>
II.8.1 Algorithme de rétro-propagation.....	35
II.8.2 Améliorations de l'algorithme de rétro-propagation.....	38
II.8.3 Méthode de Levenberg-Marquardt.....	39
<b>II.9 Critères d'arrêt d'apprentissage</b> .....	<b>39</b>
<b>II.10. Autre type de réseaux de neurones</b> .....	<b>41</b>
<b>II.11. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones</b> .....	<b>41</b>
<b>II.12. Conclusion</b> .....	<b>42</b>
<b>Bibliographie</b> .....	<b>43</b>

## **Chapitre III: Application des réseaux de neurones à la prédiction**

<b>III.1 Introduction</b> .....	<b>45</b>
<b>III.2. Présentation climatique du site étudié</b> .....	<b>45</b>
III.2.1 L'irradiation solaire globale journalière hors atmosphère in situ (Ghardaïa) .....	45
III.2.2 Présentation de la station radiométrique installée sur le site de l'URAER (Unité de recherche appliquée en énergie renouvelable) .....	46
III.2.3 Le prétraitement des mesures effectuées.....	46
<b>III.3 Données et méthodologie</b> .....	<b>47</b>
III.3.1 Base de données.....	47
III.3.2 Procédure de construction d'un réseau de neurones.....	49



III.3.3 Critères utilisés pour l'évaluation des performances des modèles.....	50
<b><i>III.4 Résultats et discussion.....</i></b>	<b><i>51</i></b>
<b><i>III.5. Conclusion.....</i></b>	<b><i>54</i></b>
<b><i>Bibliographie.....</i></b>	<b><i>55</i></b>
<b><i>Conclusion générale.....</i></b>	<b><i>57</i></b>

## TABLE DES FIGURES

<b>Figure I.1</b> <i>Mouvement de la terre autour du soleil</i> .....	6
<b>Figure I.2</b> <i>Spectre du rayonnement solaire</i> .....	7
<b>Figure I.3</b> <i>Coordonnées terrestres</i> .....	8
<b>Figure I.4</b> <i>Déclinaison solaire en fonction du jour de l'année</i> .....	9
<b>Figure I.5</b> <i>Angle horaire <math>\omega</math> du soleil</i> .....	10
<b>Figure I.6</b> <i>Coordonnées solaires selon le repère horizontal</i> .....	11
<b>Figure I.7</b> <i>Distribution spectrale du rayonnement solaire</i> .....	12
<b>Figure I.8</b> <i>Structure de l'atmosphère terrestre. La ligne forte représente la variation de la température moyenne dans chaque couche atmosphérique</i> .....	15
<b>Figure I.9</b> <i>Spectres du rayonnement solaire moyen incident au sommet de l'atmosphère (courbe rouge) et à la surface de la Terre (jaune)</i> .....	17
<b>Figure I.10</b> <i>Bilan énergétique annuelle du système "Terre-Atmosphère"</i> .....	18
<b>Figure I.11</b> <i>Composantes principales du rayonnement solaire</i> .....	20
<b>Figure I.12</b> <i>Pyrhéliomètre</i> .....	21
<b>Figure I.13</b> <i>Pyranomètre</i> .....	22
<b>Figure I.14</b> <i>Pyranomètre avec anneau d'ombrage</i> .....	22
<b>Figure I.15</b> <i>L'Albédomètre</i> .....	23
<b>Figure I.16</b> <i>l'héliographe</i> .....	24
<b>Figure II.1</b> <i>Neurone biologique /Neurone formel</i> .....	30
<b>Figure II.2</b> <i>Neurone artificielle</i> .....	31
<b>Figure II.3</b> <i>Réseau de Neurones statique</i> .....	33
<b>Figure II.4</b> <i>Réseau de Neurones dynamique</i> .....	33
<b>Figure II.5</b> <i>Structure du perceptron multicouche</i> .....	35
<b>Figure II.6</b> <i>L'algorithme de la retro-propagation de gradient</i> .....	36
<b>Figure II.7</b> <i>Evolution de la courbe d'erreur durant la phase d'apprentissage</i> .....	40
<b>Figure III.1</b> <i>l'irradiation solaire globale hors atmosphère <math>G_0</math> par rapport au site de Ghardaïa</i> .....	45
<b>Figure III.2</b> <i>Présentation de la station radiométrique installée sur le toit de L'URAER</i> .....	46
<b>Figure III.3</b> <i>Exemple d'acquisition de données radiométriques in situ</i> .....	47
<b>Figure III.4</b> <i>Les températures mesurées à L'URAER Ghardaïa</i> .....	48
<b>Figure III.5</b> <i>Les humidités mesurées à L'URAER Ghardaïa</i> .....	48

<b>Figure III.6</b> L'évolution du rayonnement solaire global et extraterrestre dans la ville de Ghardaïa.....	49
<b>Figure III.7</b> Évolution de la durée d'ensoleillement de la ville de Ghardaïa .....	49
<b>Figure.III.8</b> Comparaisons (a) et corrélations (b) entre l'irradiation solaire globale mesurée et prévue pour le modèle MLP.....	54

## **LISTE DES TABLEAUX**

<b>Tableau II.1</b>	<i>Quelque fonction d'activations usuelles .....</i>	<i>31</i>
<b>Tableau III.1</b>	<i>Les modèles MLP étudiés avec différents attributs d'entrée.....</i>	<i>52</i>

## **NOMENCLATURE**

### **LISTE DES ABREVIATIONS**

<b>TCV</b>	<i>Temps Solaire Vrai</i>
<b>TU</b>	<i>Temps Universelle</i>
<b>MLP</b>	<i>Multilayer Perceptron, (Perceptron multicouches)</i>
<b>RBF</b>	<i>Radial Basic Function, (Fonction de base radiale)</i>
<b>RNA</b>	<i>Réseaux de Neurones Artificiels</i>
<b>GMT</b>	<i>Greenwich</i>
<b>OMM</b>	<i>Organisation météorologique mondiale</i>
<b>SOM</b>	<i>Carte auto-organisatrices</i>
<b>RNN</b>	<i>Réseaux des Neurones Récurrents</i>
<b>SDNN</b>	<i>Space Displacement Neural Networks</i>
<b>ISGJ</b>	<i>Irradiation Solaire Globale Journalière</i>
<b>URAER</b>	<i>Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables</i>
<b>RMSE</b>	<i>Root Mean Square Error, (la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne)</i>
<b>NRMSE</b>	<i>Erreur quadratique moyenne Normalisée</i>
<b>MAE</b>	<i>Erreur Absolue Moyenne</i>

### **Symboles:**

<b>R</b>	<i>Corrélation coefficient, (Le coefficient de corrélation)</i>
<b>T<sub>max</sub></b>	<i>Temps maximale</i>
<b>T<sub>min</sub></b>	<i>Temps Minimale</i>
<b>T<sub>moy</sub></b>	<i>Temps Moyenne</i>
<b>T<sub>diff</sub></b>	<i>Temps Différent</i>
<b>T</b>	<i>Température</i>
<b>H<sub>0</sub></b>	<i>Extraterrestre</i>

$S_0$	<i>Durée d'ensoleillement</i>
$I_0$	<i>Constante solaire</i>
$\omega_0$	<i>L'angle horaire au coucher de soleil</i>
$R$	<i>Corrélation coefficient, (Le coefficient de corrélation)</i>
$\theta$	<i>Latitude</i>
$\varphi$	<i>Longitude</i>
$\omega$	<i>Angle horaire</i>
$\psi$	<i>L'azimuth</i>
$\gamma$	<i>L'angle de la hauteur solaire</i>
$z$	<i>La distance zénithale</i>
$\delta$	<i>La déclinaison</i>
$I_N$	<i>Le rayonnement direct</i>
$D_h$	<i>Le rayonnement diffus</i>
$d_{re}$	<i>Le rayonnement solaire réfléchi</i>
$G_h$	<i>Le rayonnement global</i>

---

# ***Introduction Générale***

---

### Introduction générale

Il est clair que l'Algérie par sa nouvelle politique énergétique tend à promouvoir le développement des énergies renouvelables particulièrement le solaire, de par sa situation géographique qui dispose d'un des gisements solaires les plus élevés au monde. Mais l'exploitation de ce gisement énergétique solaire, soulève certains défis techniques en raison de son caractère intermittent et aléatoire, où son intégration dans les réseaux d'exploitation (électrique ou thermiques) pose des problèmes pour le maintien de l'équilibre production-consommation. Donc, une utilisation efficace de cette énergie solaire nécessite des informations de prévision fiable. Le défi actuel des chercheurs est de développer des modèles prédictifs qui permettent d'atteindre de bonnes performances en réduisant de manière significative le taux d'erreur par rapport aux différentes échelles de temps (minute, horaire, journalière ou mensuelle).

Les réseaux de neurones artificiels ont attiré l'attention d'un grand nombre de chercheurs dans le domaine des énergies renouvelables, et en particulier pour la prédiction de données météorologiques telles que l'irradiation solaire.

En effet, beaucoup de travaux de recherche ont prouvé la capacité des réseaux de neurones à prédire les données météorologiques. Ils ont démontré qu'ils sont plus appropriés, et donnent de meilleurs résultats comparés aux méthodes d'approximation conventionnelles proposées par d'autres chercheurs, pour la prédiction de l'irradiation solaire. L'avantage de la méthodologie proposée (modélisation par les réseaux de neurones artificiels) est qu'elle offre la possibilité d'exploiter implicitement les informations associées au problème, sans avoir une connaissance a priori de la relation reliant les différentes variables à l'irradiation solaire.

L'objectif de notre travail est d'utiliser un outil de modélisation mathématique pour prédire l'irradiation solaire. A cet effet, nous nous sommes intéressés à l'application des réseaux de neurones artificiels pour trouver le modèle le plus performant permettant de prédire l'irradiation solaire globale moyenne mensuelle quotidienne reçue sur un plan horizontal pour la région de Ghardaïa, à partir des données météorologiques que nous avons pu récupérer de l'unité de recherche appliquée en énergie renouvelable URAER. Une fois le



meilleur modèle est choisi, il sera capable de prédire l'irradiation solaire globale mensuelle horizontale pour la région de Ghardaïa pour n'importe quel jour de n'importe quelle année en un temps vraiment très réduit, il suffit seulement de disposer des données correspondantes, utilisées comme variables d'entrées pour le modèle.

Le travail est présenté en quatre chapitres ;

Dans le premier chapitre, on donne des rappels sur l'énergie solaire, on étudie les différents paramètres géographiques et astronomiques pouvant influencer l'intensité de l'irradiation solaire reçue au niveau du sol et on termine par une description sommaire du système photovoltaïque.

Dans le second chapitre, on décrit les réseaux de neurones artificiels. Une attention plus particulière sera adressée au perceptron multicouche et son algorithme d'apprentissage.

L'application des réseaux de neurones à la prédiction de l'irradiation solaire globale sera l'objectif du dernier chapitre.

---

***Chapitre I :***

***Notion générale sur gisement  
solaire***

---

## I.1. Introduction

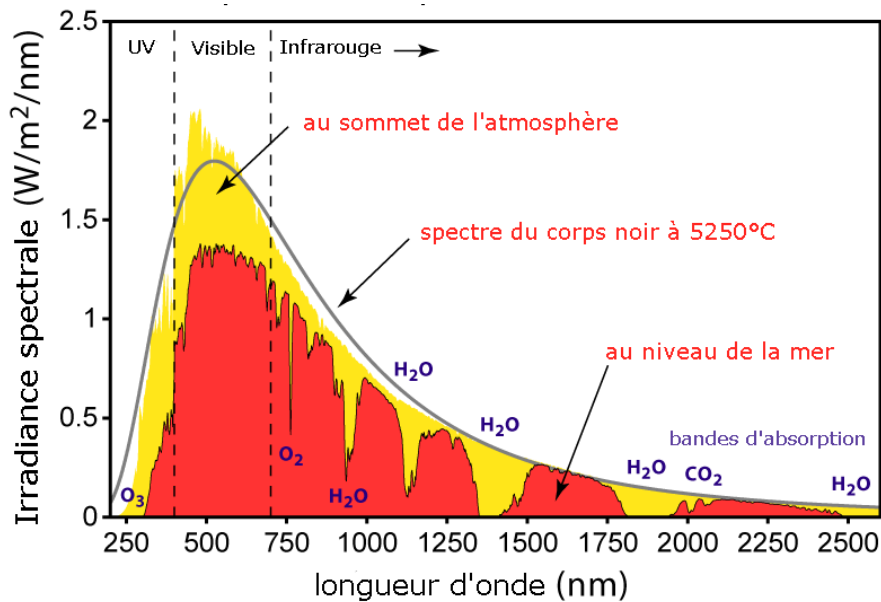
L'énergie solaire est la ressource énergétique la plus abondante sur terre. Elle est à l'origine de la majorité des autres énergies renouvelables. Le rayonnement solaire peut être utilisé pour produire soit directement de l'électricité à l'aide de semi-conducteurs photovoltaïques, soit de la chaleur solaire thermique pour le chauffage ou la production électrique. Cependant, ce rayonnement est sujet à plusieurs perturbations, qui varient avec la constitution verticale de l'atmosphère terrestre (nuage, aérosol, ...etc.), qui constitue une barrière empêchant ainsi l'entière radiation solaire de passer.

Il serait tout d'abord intéressant de connaître quelques notions sur le rayonnement solaire (caractéristique, nature, intensité...), les différents phénomènes physiques qui sont sujettes à ce rayonnement, la structure de l'atmosphère et ces effets sur le rayonnement solaire. Ainsi, la connaissance de ces divers paramètres permet d'établir un bilan radiatif du système terre- atmosphère.

## I.2. Source de l'énergie solaire

La principale source d'énergie est le soleil, c'est une étoile du système solaire la plus proche de la terre qui est situé à une distance d'environ 150 millions de kilomètres de la terre, le soleil libère d'énormes quantités d'énergies qui, après avoir parcouru cette distance atteignent la surface de la terre, il produit un rayonnement qui peut être assimilé, en première approximation, à celui d'un corps noir à 5800°k. Ce rayonnement émis par le soleil sous forme d'ondes électromagnétiques, et reste environ 8 minutes à nous atteindre. Sa lumière, à une vitesse de 300000 km/s, Les 98% de l'énergie émise se situent dans la bande de longueur d'onde comprise entre 0.25 et 3  $\mu\text{m}$  [1].

Sur le plan humain, le soleil a une importance primordiale car il est à l'origine de la vie sur terre, en lui fournissant d'énormes quantités d'énergie appelé éclairage énergétique, qui permet la présence de l'eau à l'état liquide et la photosynthèse des végétaux. Le rayonnement solaire est aussi responsable du climat et des phénomènes météorologiques [2]. La figure I.1 illustre la distribution spectrale du rayonnement solaire [3].



**Figure I.1** : Spectre du rayonnement solaire

### I.3. Mouvement de la terre au tour de soleil

La terre décrit une ellipse dans son mouvement autour du soleil. La révolution complète d'effectue en une période de 365,25 jours (Figure I.2). Le plan de cette ellipse est appelé l'écliptique.

La terre tourne également sur elle-même autour d'un axe appelé l'axe des pôles. Cette rotation s'effectue en une journée. L'axe des pôles et l'écliptique font entre eux un angle appelé déclinaison, il est égal à  $23,5^\circ$ .

Le mouvement de la Terre autour du Soleil s'effectue à une vitesse orbitale d'environ 30 km/s, entraînant à chaque année un parcours d'environ un milliard de kilomètres. Du point de vue du pôle Nord de la Terre, cette dernière parcourt son orbite dans le sens antihoraire. Cette direction correspond, à midi, à l'ouest d'un observateur situé sur l'équateur terrestre. Au solstice d'hiver (21 décembre) que la terre est le plus près du soleil : 147 millions de Km et au solstice d'été quelle en est le plus éloigné : 153 millions de Km, la distance moyenne étant de 149,5 millions de Km. La terre coupe le petit axe de son orbite aux équinoxes de printemps (21 Février) et d'automne (21 septembre). Elle tourne sur elle-même avec une période de 24 heures. Son axe de rotation (l'axe des pôles) à une orientation fixe dans l'espace, il fait un angle avec la normale du plan de l'écliptique [4].

L'axe de rotation de la Terre sur elle-même est incliné par rapport au plan de l'écliptique céleste. On appelle déclinaison  $\delta$  l'angle formé par l'axe Terre -Soleil avec le plan équatorial. La déclinaison varie de  $+23^\circ 27'$  solstice d'été (21 juin), à  $-23^\circ 27'$  solstice

d'hiver (23 décembre), elle s'annule deux fois par an les 21 Février et 23 Septembre (ce sont les équinoxes) et elle est responsable des saisons. Les parties diurnes et nocturnes de la journée ont alors la même durée aux équinoxes la déclinaison passe par 0° ( $-23^{\circ} 27' < \delta < +23^{\circ} 27'$ ) [5].

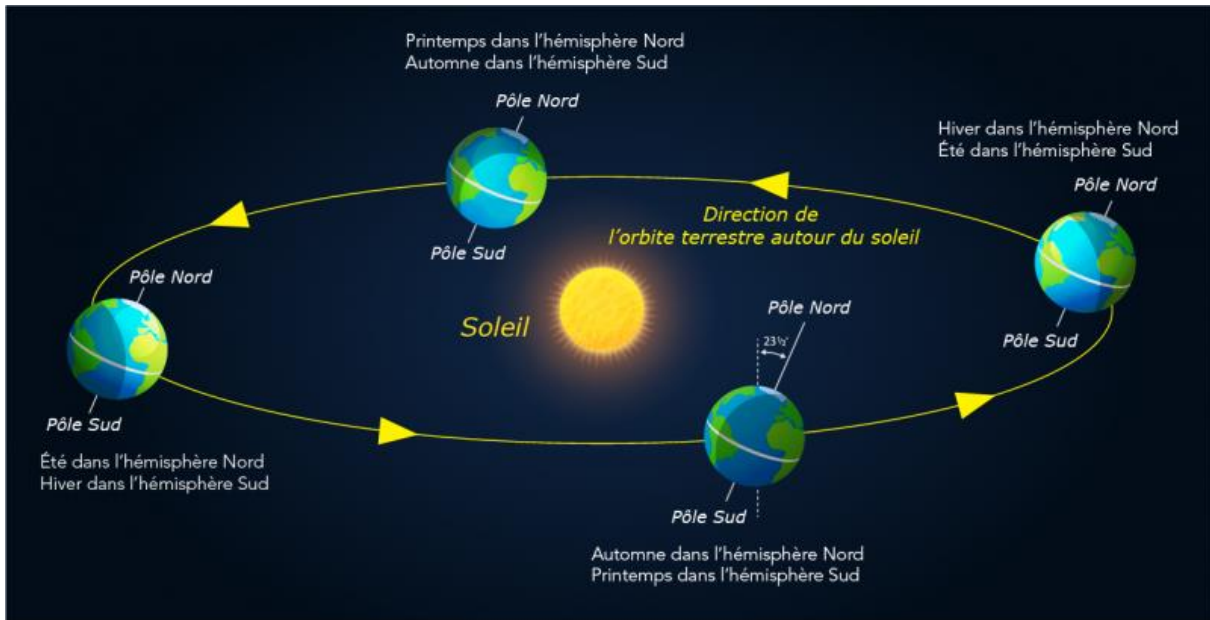


Figure I.2: Mouvement de la terre autour du soleil

## I.4.Position du soleil par rapport à la terre

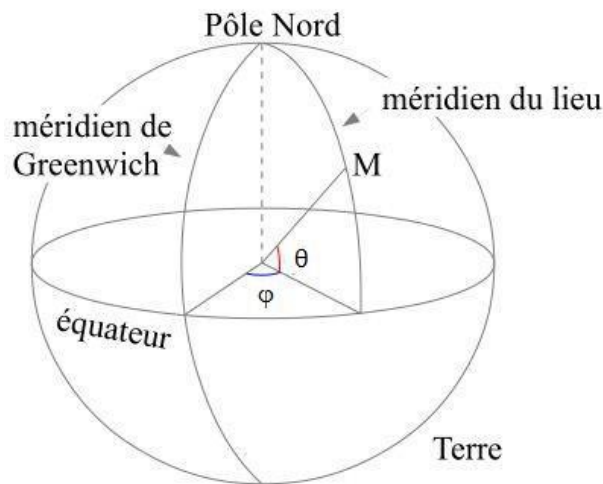
Il est possible de déterminer la position du soleil dans la voûte céleste en fonction du temps et de la position de l'observateur sur la terre.

### I.4.1 Repérage d'un site à la surface de la terre

Pour repérer un site donné à la surface terrestre, on définit les grandeurs suivantes :

- La latitude ( $\theta$ ) c'est l'angle  $\theta$  que fait la verticale du lieu avec le plan équatorial.  
Si  $\theta > 0$ , le site se trouve dans l'hémisphère nord, sinon le site est dans l'hémisphère sud (Figure I.3).
- La longitude ( $\varphi$ ) c'est l'angle  $\varphi$  formé par le méridien de Greenwich et le méridien du lieu considéré. La longitude est comprise entre -180 (vers l'ouest) et +180 (vers l'est). Comme la terre met 24 heures pour faire un tour sur elle-même (360°), chaque heure représente 15° d'écart de longitude et donc, chaque degré de longitude représente 4 minutes.

L'altitude ( $z$ ) c'est la distance verticale exprimé en mètres, séparant le point considéré du relief terrestre du niveau de la mer, pris comme surface de référence [6].



**Figure I.3:** Coordonnées terrestres

#### I.4.2 Position de soleil

La position apparente du soleil est repérée à chaque instant de la journée par deux systèmes de coordonnées :

##### a) Les coordonnées équatoriales (horaires)

Les coordonnées équatoriales sont indépendantes de la position de l'observateur sur la terre, mais elles sont liées à l'heure de l'observation. La position du soleil est exprimée par deux angles qui sont:

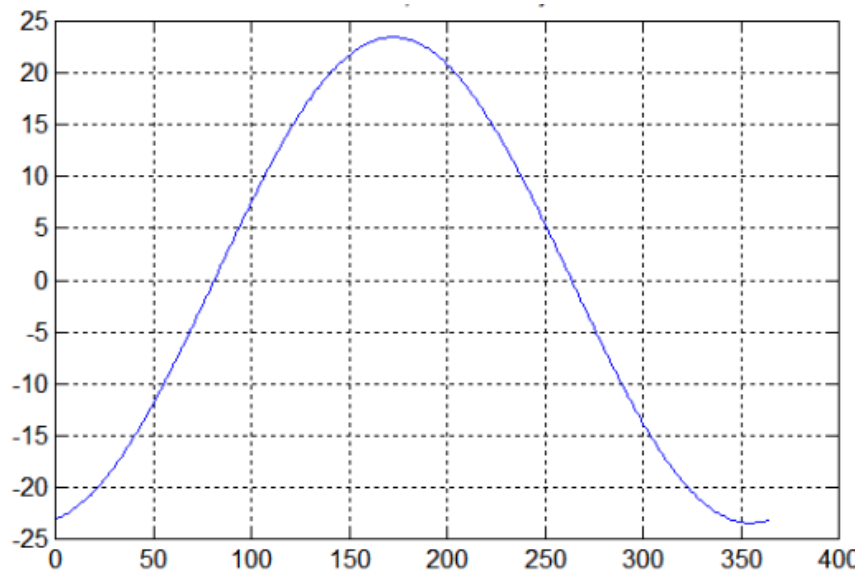
- **La déclinaison  $\delta$**

C'est l'angle que forme la direction du soleil et le plan équatorial. La déclinaison varie de façon sinusoïdale au cours de l'année : elle vaut 0 aux équinoxes et atteint ses deux valeurs extrêmes au solstice d'hiver ( $-23^{\circ},27'$ ) et au solstice d'été ( $+23^{\circ},27'$ ). Plusieurs expressions ont été développées pour évaluer la déclinaison, la plus simple est celle utilisée par Cooper [7].

$$\delta = 23.45 \sin \frac{360}{365} (j + 284) \quad (I.1)$$

Où  $J$  est le numéro du jour de l'année de 1 à 365.

La figure suivant montre le changement de la déclinaison solaire en fonction du jour de l'année [8].



**Figure I.4:** Déclinaison solaire en fonction du jour de l'année

- **L'angle horaire  $\omega$**

L'angle horaire mesure le mouvement du soleil par rapport à midi qui est l'instant où le soleil passe au plan méridien du lieu zénith. Cet angle est formé entre la projection du soleil sur le plan équatorial à un moment donné et la projection du Soleil sur ce même plan au midi vrai. L'angle horaire est donné par la relation suivante [9] :

$$\omega = 15(TSV - 12) \quad (I.2)$$

Où TSV est le temps solaire vrai en heure, se calcul par l'équation suivante [10] :

$$TSV = TU + \frac{L}{15} + E_T \quad (I.3)$$

$$E_T = 9.87 \sin(2B) - 7.53 \cos B - 1.5 \sin(B) \quad (I.4)$$

$$B = \frac{2\pi(n-81)}{165} \quad (I.5)$$

TU : est la tempe universelle du méridien de Greenwich (GMT)

Cette formule n'est pas valable pour les heures de lever et de coucher du soleil. Il faut ainsi déterminer l'angle solaire au coucher, et au lever qui dépendant de la déclinaison et de la latitude de lieu. [13]

$$\omega_0 = \cos^{-1}(-\tan \varphi \tan \delta) \quad (I.6)$$

L'angle solaire au coucher est tout simplement l'opposé de l'angle solaire au levé.

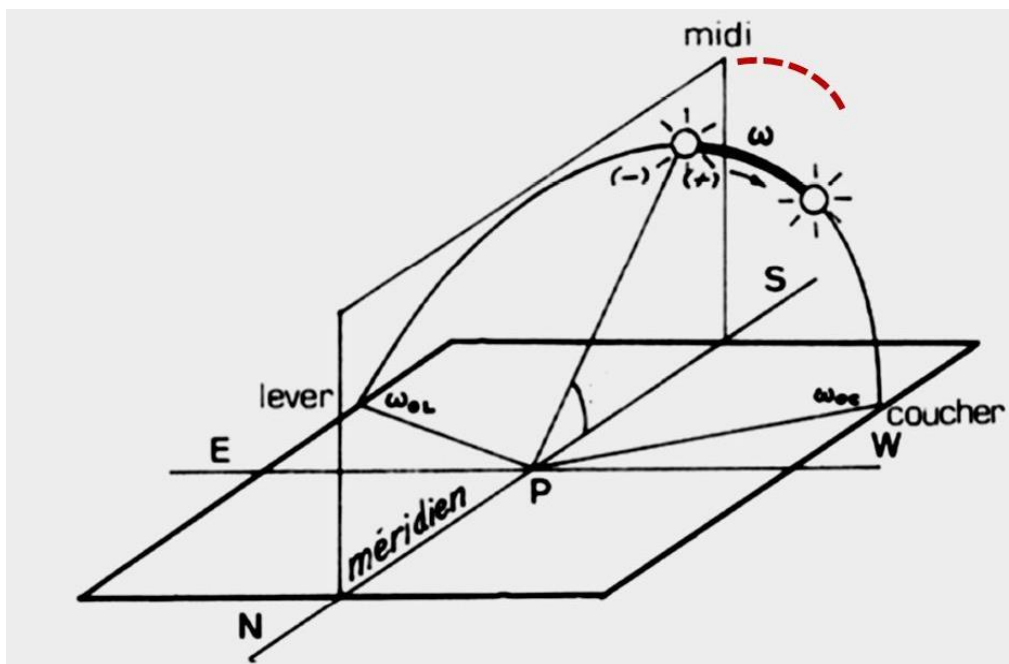


Figure I.5: Angle horaire  $\omega$  du soleil

### b) Les coordonnées horizontales

Le soleil est repéré par les grandeurs suivantes :

- L'azimut  $\psi$

L'azimut est l'angle entre le plan vertical contenant le rayon solaire et la direction sud. Il se compte de  $0^\circ$  à  $360^\circ$  à partir du sud dans le sens rétrograde. La relation qui donne l'azimut est donnée ci-dessous [11]:

$$\cos \psi = (\sin \gamma \cdot \sin \theta - \sin \delta) / \cos \gamma \cdot \cos \theta \quad (I.7)$$



- **L'angle de la hauteur solaire  $\gamma$**

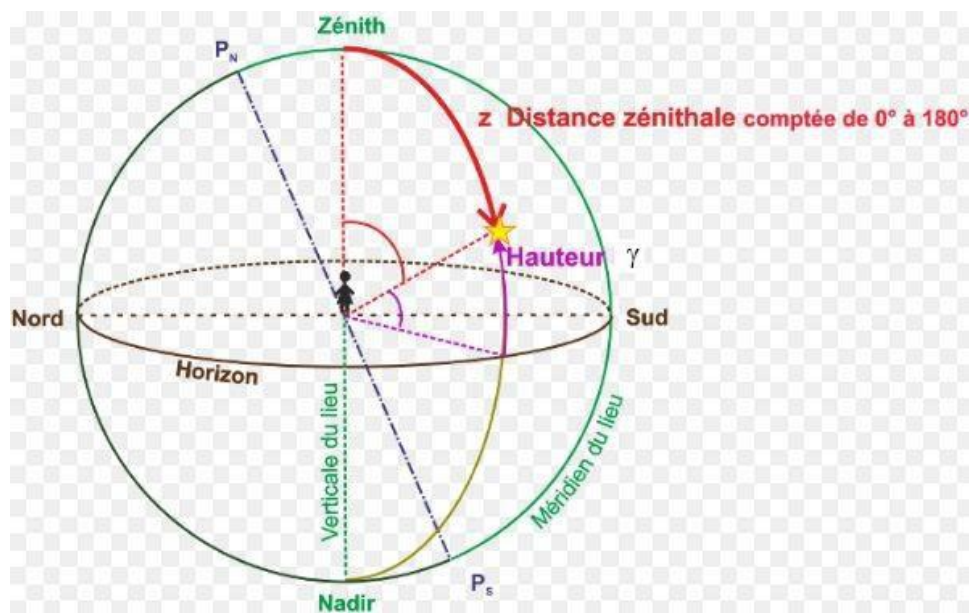
C'est l'angle compris entre la direction du soleil et le plan horizontal.  $\gamma$  varie de  $0^\circ$  à  $90^\circ$  vers le zénith et de  $0^\circ$  vers  $-90^\circ$  vers le nadir. L'angle de la hauteur solaire est donné par [11].

$$\sin \gamma = \sin \theta \sin \delta + \cos \theta \cos \delta \cos \omega \quad (I.8)$$

- **La distance zénithale  $z$**

C'est l'angle entre la direction du soleil et la verticale du lieu (zénith). L'angle  $z$  est complémentaire de  $\gamma$  [11].

$$\cos z = \sin \delta \cdot \sin \theta + \cos \delta \cos \theta \cdot \cos \omega \quad (I.9)$$



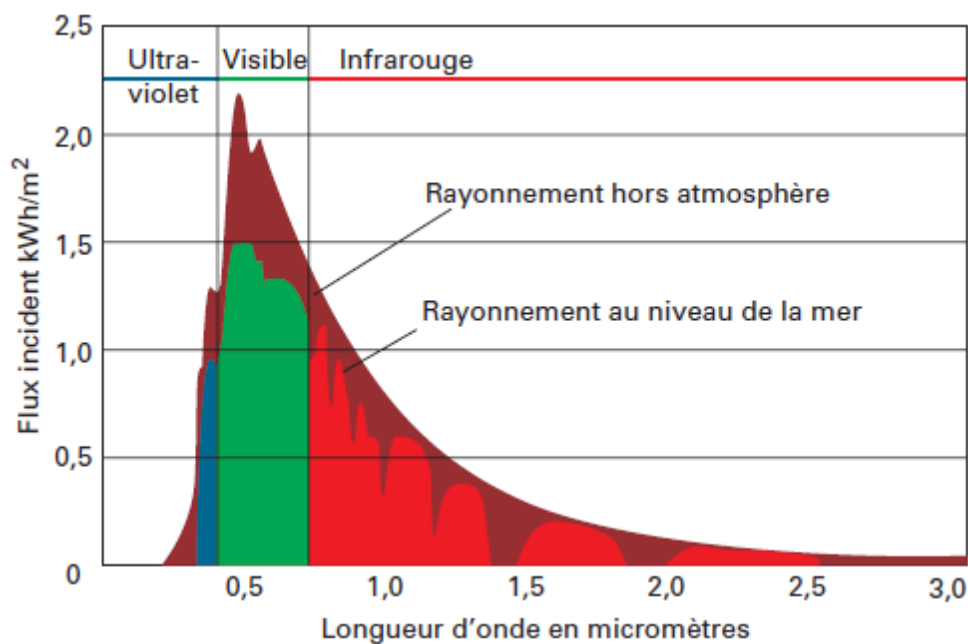
**Figure I.6:** Coordonnées solaires selon le repère horizontal

### I.4.3 Spectre du rayonnement solaire

L'émission d'ondes électromagnétiques par le Soleil est convenablement modélisée par un corps noir à 5 800 kelvins, et peut donc être décrit par la loi de Planck. Le maximum d'émission est dans le vert ( $\lambda=504$  nm), et la répartition du rayonnement est à peu près pour moitié dans la lumière visible, pour moitié dans l'infrarouge, avec 1 % d'ultraviolets. Arrivé

au niveau de la mer, c'est-à-dire ayant traversé toute l'atmosphère terrestre, une partie du rayonnement solaire a été absorbée. On peut repérer notamment sur le spectre ci-contre les bandes d'absorption de l'ozone (qui absorbe une partie importante des ultraviolets), du dioxygène, du dioxyde de carbone et de l'eau [5].

Le rayonnement solaire reçu au sommet de l'atmosphère, dans un plan perpendiculaire aux rayons solaires et pour une distance terre-soleil égale à sa valeur moyenne. Lorsque ce rayonnement traverse l'atmosphère pour atteindre la surface terrestre, il est fortement atténué en raison des phénomènes d'absorption et de diffusion par les différents constituants de celle-ci.



**Figure I.7 :** Distribution spectrale du rayonnement solaire

### c) Le Rayonnement extraterrestre

Le Rayonnement solaire extraterrestre couvre un très large domaine de longueur d'ondes.

Il ne dépende d'aucun paramètre météorologique, mais il est fonction de quelques paramètres astronomiques et géographiques tel que : la latitude de lieu ( $\varphi$ ) la déclinaison solaire ( $\delta$ ) et l'angle horaire au coucher du soleil ( $\omega_0$ ).

Sur une surface horizontale, et pour le jour  $n$ , le rayonnement extraterrestre ( $G_0$  ( $\text{MJ}\cdot\text{m}^{-2}\cdot\text{jour}^{-1}$ )) est obtenu à l'aide de l'équation suivante [12] :

$$G_0 = \frac{24}{\pi} g_0 = [\cos(\theta)\cos(\delta)\sin(\omega) + \sin(\theta)\sin(\delta)\frac{\pi}{180}\omega] \quad (I.10)$$

$$g_0 = I_0(1 + 0.033 \cos(\frac{360j}{365})) \quad (I.11)$$

Avec

$I_0$  : constante solaire ( $w/m^2$ )

#### d) Duré d'insolation

La durée d'insolation correspond à la durée pendant laquelle le rayonnement solaire direct reçu sur un plant normal dépasse un seuil fixé par convention à  $120 w.m^{-2}$ .

En absence permanente de nuages, la durée d'insolation est pratiquement égale à la durée du jour, qui s'appelle aussi durée astronomique au théorique du jour. Elle est définie par :

$$S_0 = \frac{2}{15}\omega_0 \quad (I.12)$$

Avec :

$\omega_0$  : L'angle horaire au coucher de soleil ( $^\circ$ ).

$S_0$  : Durée du jour (h). [8]

## I.5. Rayonnement solaire à travers l'atmosphère

Le rayonnement se propageant dans l'atmosphère en interagissant avec les particules en suspension (molécules, poussières, gouttes d'eau...), il peut alors être soit absorbé soit diffusé (changement de direction). La somme de l'absorption et de la diffusion est appelée extinction du rayonnement. La composition de l'atmosphère joue un rôle important dans le bilan énergétique terrestre.

### I.5.1 Atmosphère terrestre composition et structure

L'atmosphère terrestre est une enveloppe gazeuse entourant la terre, maintenue près de la surface grâce à la force gravitationnelle. Elle constitue une enveloppe protectrice pour notre planète, et est indispensable à la vie sur terre. Elle contient l'air que nous respirons, protège toutes les formes de vie contre les radiations dangereuses du soleil grâce à sa couche d'ozone, C'est un élément majeur dans le cycle de l'eau, qui contribue à adoucir de manière notable la température moyenne à la surface du globe.

### **a) Structure de l'atmosphère**

L'atmosphère est constituée de plusieurs couches au sein desquelles la température évolue différemment en fonction de l'altitude : la troposphère, la stratosphère, la mésosphère et la thermosphère (Figure I.8), Le passage d'une couche à une autre est matérialisé par une zone de transition qui marque les limites où s'observent les inversions thermiques : la tropopause, la stratopause et la mésopause [12].

La troposphère est la couche la plus proche de la surface de la terre, son épaisseur varie de 7 kilomètres de hauteur au-dessus des pôles à 18 kilomètres au-dessus de l'équateur.

Cette couche contenant 80 à 90 % de la masse totale de l'air et la quasi-totalité de la vapeur d'eau (la pression et la densité y sont maximales). C'est dans cette couche que se produisent la plupart des phénomènes météorologiques (formation des nuages, pluie...etc.) et les mouvements atmosphériques (vents...etc.).

Dans la couche supérieure de la troposphère, la température commence à augmenter, sa hauteur varie des pôles jusqu'à l'équateur, mais aussi selon les saisons. La stratosphère s'étend entre 8-15 km et 50 km d'altitude. Cette région abrite vers les 25 km d'altitude une bonne partie de la couche d'Ozone. La mésosphère se situe entre 50 km et 80 km d'altitude. Dans cette couche la température recommence à décroître en fonction de l'altitude pour atteindre les  $-80^{\circ}\text{C}$  au plus haut niveau de cette couche (à environ 80 km).

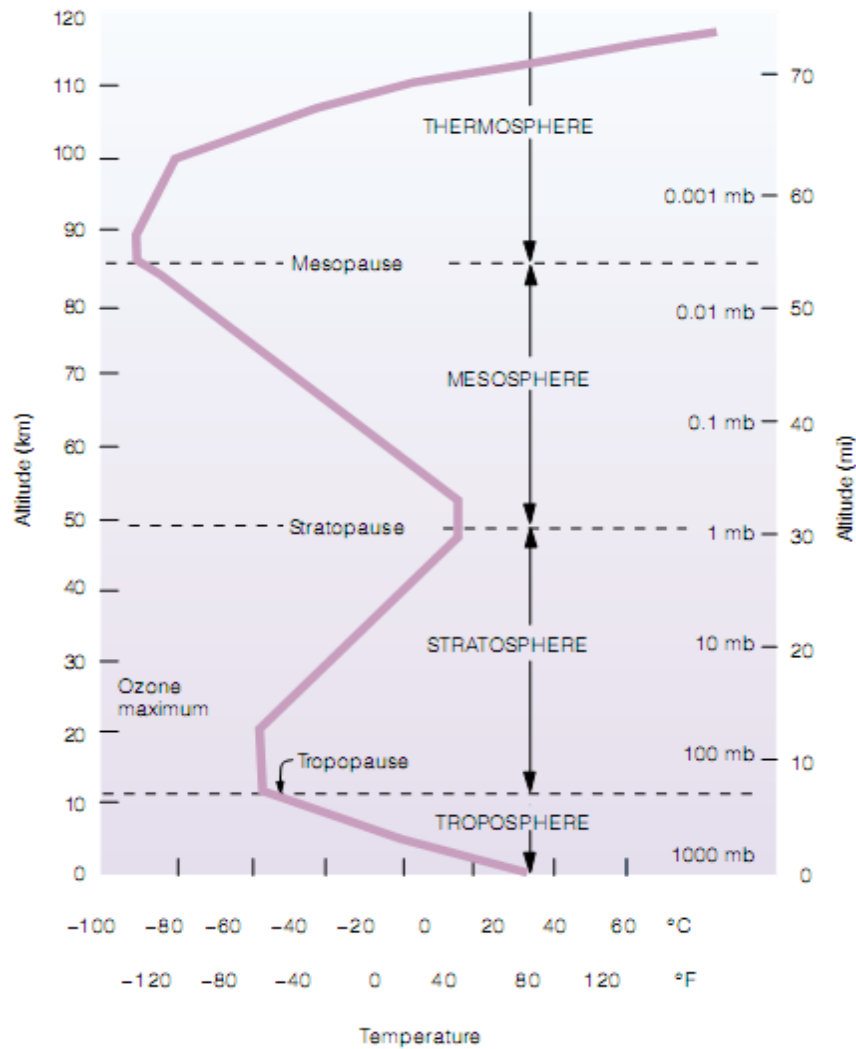
La thermosphère s'étend entre 80 km et 350 km à 800 km d'altitude. Dans cette zone les températures sont très élevées mais la densité est extrêmement faible et il y règne une pression très faible.

### **b) Composition de l'atmosphère**

En effet, l'atmosphère est un mélange de gaz contenant des particules liquides (gouttelettes d'eau...etc.) et solides (cristaux de glace, poussières, cristaux salins...etc.) en suspension. La plus grande part de sa masse étant proche de la surface. Les molécules de gaz se raréfient en altitude et la pression diminue. L'atmosphère est donc de moins en moins dense quand l'altitude augmente [13].

La composition de l'atmosphère joue un rôle important dans le bilan énergétique terrestre. Les gaz se présentent à différentes concentrations, parfois presque constantes, et

parfois très variables dans le temps et dans l'espace. En plus des gaz, l'atmosphère est constituée de particules en suspension.



**Figure I.8:** Structure de l'atmosphère terrestre. La ligne forte représente la variation de la température moyenne dans chaque couche atmosphérique [12].

L'atmosphère contient également des aérosols et des nuages. Les aérosols représentent une faible part de la masse de l'atmosphère (de l'ordre de  $10^{-9}$ ), mais ils jouent un rôle déterminant dans le comportement du rayonnement solaire dans l'atmosphère à travers les différents processus de réflexion, de diffusion et de l'absorption [13].

### I.5.2 Atténuation du rayonnement solaire

Lors de sa traversée de l'atmosphère, le rayonnement solaire est fortement atténué par différents éléments atmosphériques comme les molécules, les aérosols, les gaz, les gouttelettes nuageuses ou les cristaux de glace. Chacun de ces éléments possède ses propriétés optique et physique. Les phénomènes physiques liés à l'extinction se scindent en:

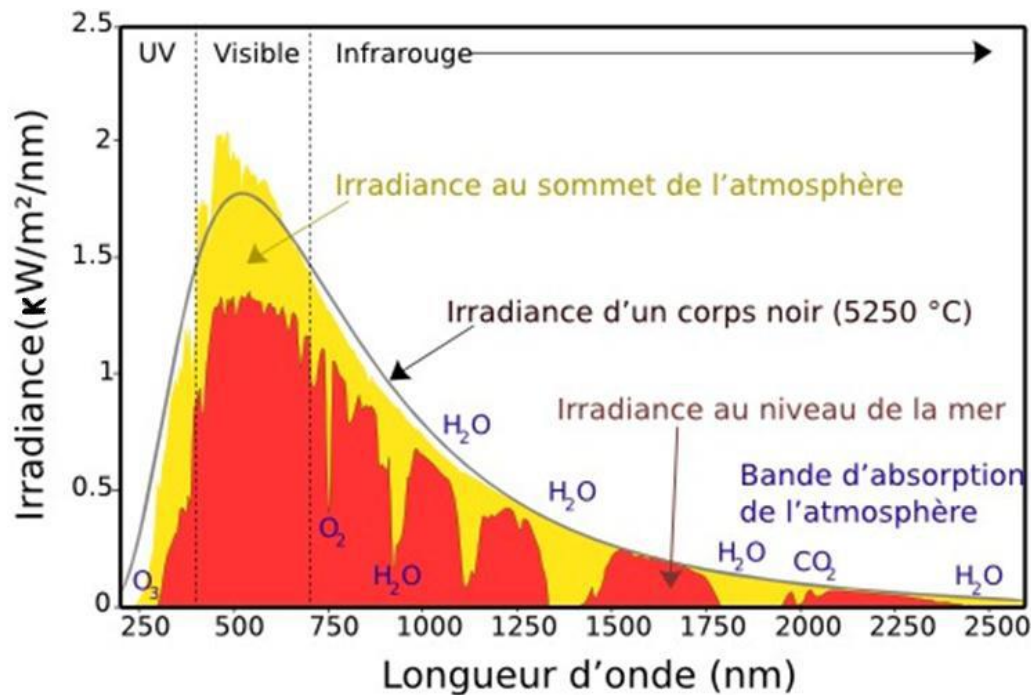
- L'absorption du rayonnement par les gaz atmosphériques tel que O<sub>2</sub>, O<sub>3</sub>, H<sub>2</sub>O, CO<sub>2</sub> et d'autres polluants ;
- La diffusion du rayonnement par les particules, les molécules d'air et la vapeur d'eau, qui se décompose en processus de diffraction, de réfraction et de réflexion ;

L'ensemble des longueurs d'ondes du rayonnement solaire ne réagit pas de la même façon lors de la traversée des 15 km d'épaisseur que représente environ l'atmosphère.

Schématiquement, on peut signaler que :

- Dans le domaine de l'ultraviolet du spectre solaire presque toutes les longueurs d'ondes inférieures à 0.3 micromètre sont entièrement absorbées par l'ozone (O<sub>3</sub>) en limite supérieure de l'atmosphère.
- Le rayonnement visible de 0.4 à 0.8 micromètre est relativement peu absorbé dans le cas d'un ciel clair, mais en revanche sa diffusion est d'autant plus importante que la longueur d'onde est faible.
- Le rayonnement infrarouge est absorbé par les gaz tel que CO<sub>2</sub>, H<sub>2</sub>O et O<sub>3</sub> de la troposphère.

L'influence de ces éléments atmosphériques se retrouve sur la distribution spectrale du rayonnement spectral solaire, comme on peut le voir sur la Figure. I.9.



**Figure. I.9:** Spectres du rayonnement solaire moyen incident au sommet de l'atmosphère (courbe rouge) et à la surface de la Terre (jaune) [7].

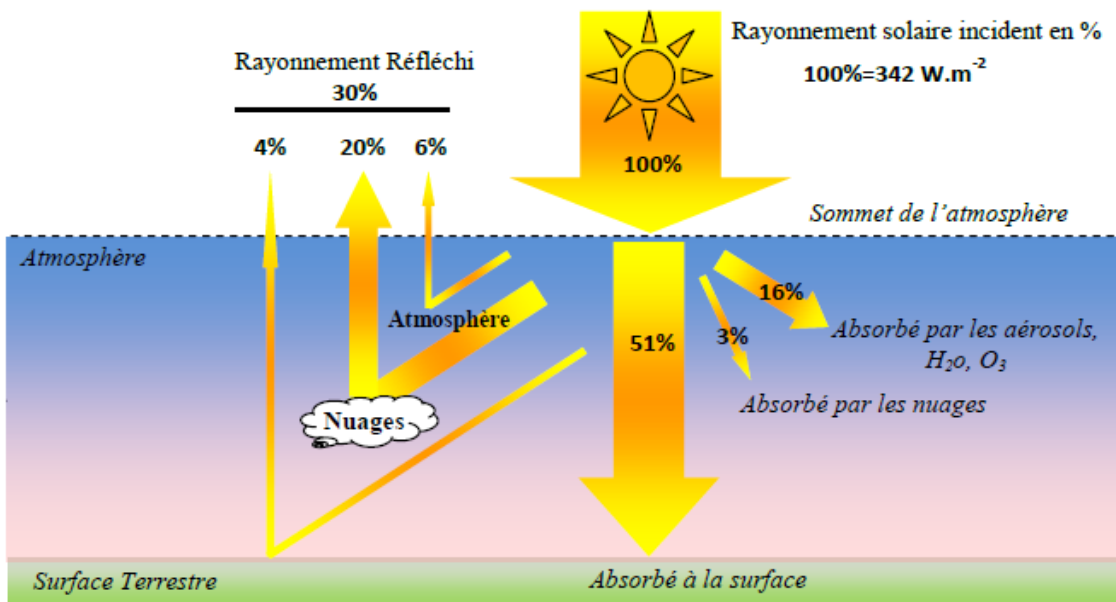
### I.5.3 bilan énergétique du système terre / atmosphère

Au cours de la traversée de l'atmosphère terrestre, le rayonnement solaire est divisé en plusieurs flux dues notamment à des processus d'absorptions et de diffusions. La figure (I.10) ci-dessous, illustre par des valeurs moyennes, le devenir de l'énergie solaire incidente dans l'atmosphère en pourcentage de l'énergie solaire incidente hors atmosphère [14,15].

L'éclairement solaire incident au sommet de l'atmosphère est estimé à environ 342 W/m<sup>2</sup> en moyenne annuelle. Une fraction du rayonnement qui arrive au sommet de l'atmosphère (environ 30%) est réfléchi et renvoyé vers l'espace par les différentes composantes de l'atmosphère (6 % par l'air, 20 % par les nuages) et par les surfaces terrestres (4%). L'albédo global terrestre exprime cette fraction. Lors de sa traversée de l'atmosphère, environ 19% du rayonnement est absorbé par un mélange de gaz et de particules en suspension (gaz, poussières et nuages). Seulement 53% de l'éclairement solaire incident parvient à la surface. L'énergie disponible en surface dépend en plus des fractions réfléchi et absorbé par l'atmosphère terrestre elle-même [15].

L'atténuation du rayonnement à travers l'atmosphère est en fonction de la densité, de la taille et de la nature des molécules et des particules rencontrées. Elle varie aussi avec la

longueur de la trajectoire des rayons solaires à travers l'atmosphère. Cette longueur est caractérisée par la 'masse atmosphérique', appelée aussi masse d'air optique.



**Figure. I.10:** Bilan énergétique annuelle du système "Terre-Atmosphère".

- **Masse d'air**

On appelle masse d'air ou Air Mass (AM) en anglais, le rapport entre l'épaisseur d'atmosphère traversée par le rayonnement direct pour atteindre le sol et l'épaisseur traversée la verticale du lieu. Ou appelée dans certains ouvrages masse atmosphérique.

## I.6. Rayonnement au sol

La radiation solaire arrive au sommet de l'atmosphère sous forme d'ondes électromagnétiques. Elle se subdivise premièrement en deux parties :

- La première est directement réfléchie vers l'espace avant de pénétrer dans l'atmosphère.
- La deuxième partie s'enfonce dans l'atmosphère, subit des réfractions et des diffractions pour être à son tour soit renvoyées vers l'espace soit vers le sol.

Ces phénomènes font que l'on peut regrouper les rayons solaires parvenant au sol en trois composantes principales, qui sont le direct, le diffus et le réfléchi [16].



**I.6.1 Le rayonnement direct ( $I_N$ )**

Est reçu directement du Soleil, sans diffusion par l'atmosphère. Ses rayons sont parallèles entre eux, il forme donc des ombres et peut être concentré par des miroirs.

**I.6.2 Le rayonnement diffus ( $D_h$ )**

Est constitué par la lumière diffusée par l'atmosphère (air, nébulosité, aérosols). la diffusion est le phénomène qui répartit un faisceau parallèle en une multitude de faisceaux partant dans toutes les directions. Dans le ciel, ce sont à la fois les molécules d'air, les gouttelettes d'eau (nuages) et les poussières qui produisent cet «éclatement» des rayons du soleil. Cela dépend donc avant tout des conditions météorologiques.

**I.6.3 Le rayonnement solaire réfléchi ( $d_{re}$ )**

Ou l'albédo du sol est le rayonnement qui est réfléchi par le sol ou par des objets se trouvant à sa surface. Cet albédo peut être important lorsque les soles particulièrement réfléchissant (eau, neige).

**I.6.4 Le rayonnement global ( $G_h$ )**

C'est le rayonnement reçu sur une surface provenant de toute la voûte céleste et du disque solaire.

**a) Rayonnement Global sur une surface horizontale**

Le rayonnement global parvenant au sol sur une surface horizontale  $G_h$  est la somme du rayonnement direct et du diffus (Figure I.10), selon la formule suivante :

$$G_h = D_h + I_N \cos(\theta_s) \quad (I.13)$$

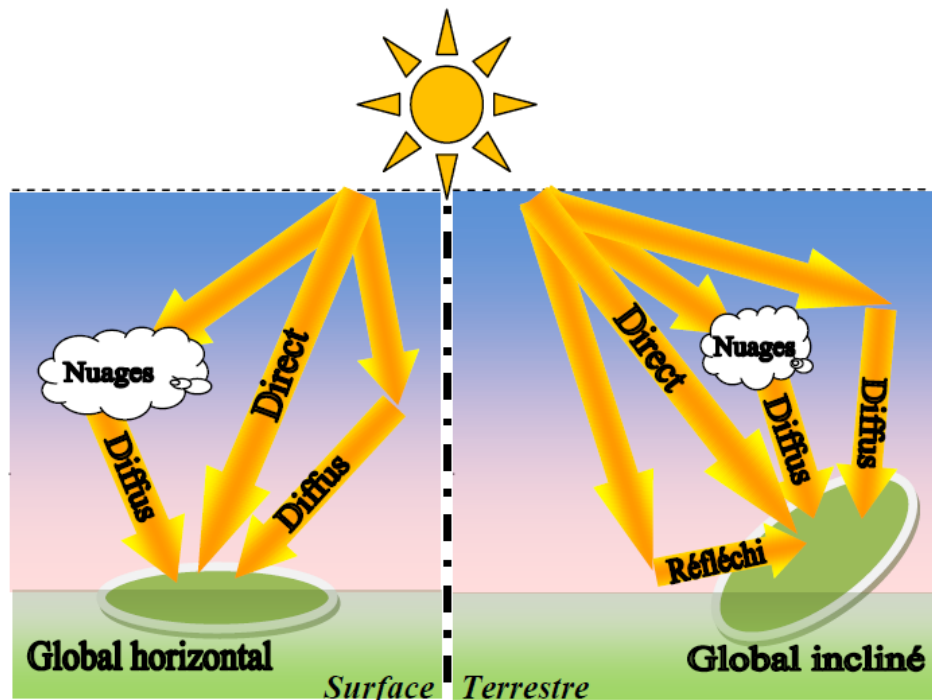


Figure. I.11: Composantes principales du rayonnement solaire.

#### b) Le rayonnement Global sur une surface inclinée

Le rayonnement solaire global sur une surface arbitraire ayant une inclinaison  $\beta$  par rapport à l'horizontale et un angle azimutal  $\gamma$  est la somme des trois composantes directe, diffuse et réfléchie par le sol du rayonnement solaire (Figure I.10) [17, 18].

$$G_{\beta} = D_{\beta} + I_{N_{\beta}} + d_{re} \quad (I.14)$$

### I.7. Les appareils des mesures le rayonnement solaire

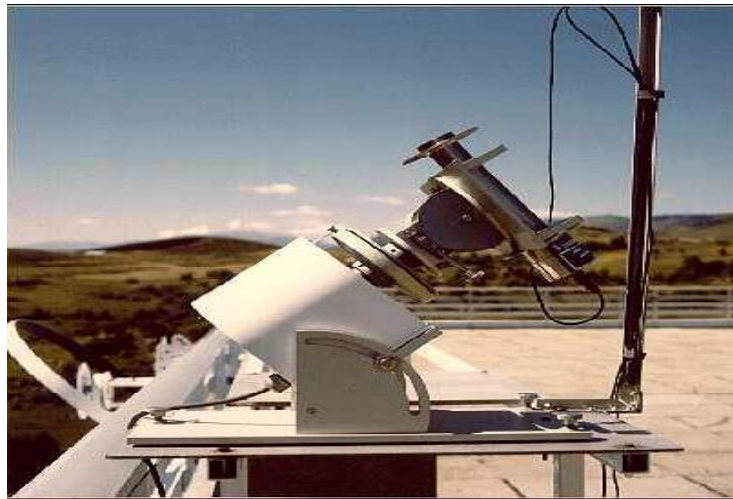
L'ensoleillement correspond à la mesure du rayonnement solaire que reçoit une surface au cours d'une période donnée, l'intensité du rayonnement solaire reçu sur un plan à un moment donné. Il s'exprime habituellement en watts par mètre carré ( $\text{W}/\text{m}^2$ ). L'ensoleillement varie de zéro, au lever et couché du Soleil, à sa valeur maximale, typiquement au midi solaire.

L'ensoleillement peut également exprimer la quantité d'énergie solaire captée sur un plan pendant un intervalle déterminé.

On distingue principalement selon sa provenance, sa constitution ou la méthode de mesure les paramètres suivant [1] :

**a) Le rayonnement direct**

La mesure de l'éclairement solaire direct est assurée par un Pyrhéliomètre (Figure I.12). Cet appareil est généralement constitué par une thermopile peinte en noir. Cette thermopile est installée dans un tube de 30cm de longueur ayant une ouverture de  $5^\circ$ . Le tube est monté sur un système de poursuite du disque solaire, appelé monture équatorial qui permet au tube d'être pointé constamment vers le soleil. Ainsi à l'exclusion du rayonnement issu de l'atmosphère et de la terre cet appareil ne mesure que le rayonnement directement issu du soleil.



**Figure I.12** : Pyrhéliomètre.

**b) Le rayonnement global**

Ce type de rayonnement est mesuré par un Pyranomètre (Figure I.13), qui collecte le rayonnement arrivant sur une surface horizontale ou inclinée, en provenance d'un angle solide de  $2\pi$ stéradians. Le domaine spectral couvert s'étend de  $0,3$  à  $3\mu\text{m}$ , il doit être régulièrement étalonné et entretenu (poussière, condensation). [19].



**Figure I.13 :** Pyranomètre.

**c) Rayonnement diffus**

La mesure de l'éclairement diffus est assurée par un Pyranomètre avec un anneau d'ombrage appelé bande pare-soleil. Cette dernière permet d'occulter la partie sensible du Pyranomètre de la part du rayonnement solaire provenant directement du disque solaire.

Ce qui permet par conséquent de ne mesurer que l'éclairement du au rayonnement diffus.



**Figure I.14** Pyranomètre avec anneau d'ombrage.

**d) Albédo du sol**

L'albédo pour le rayonnement solaire est défini comme le rapport du rayonnement diffusé ou réfléchi par le sol au rayonnement global. Il est mesuré par un Albédomètre (Figure I.15) : deux pyranomètres montés en opposition, l'un regardant vers le sol et l'autre vers le ciel.



**Figure I.15** L'Albédomètre.

**e) La durée d'insolation**

La durée d'insolation ou d'ensoleillement exprime la longueur cumulée des périodes d'exposition directe au soleil entre le lever et le coucher du soleil pour un endroit donné du globe terrestre. Elle est mesurée à l'aide de L'héliographe (Figure I.16).

L'héliographe de Campbell-Stokes est l'instrument employé dans la plupart des stations météorologiques. Il a été adopté par l'Organisation météorologique mondiale « OMM » en 1962 comme instrument de référence [20], il mesure la durée pendant laquelle le rayonnement solaire direct a une puissance suffisante (en pratique plus de  $120 \text{ W/m}^2$ ) pour brûler ou décolorer une bande de papier changée chaque jour. La mesure de la longueur des parties brûlées permet de calculer la durée d'insolation.

L'évolution technologique de la fin du siècle dernier s'est répercutée par le remplacement de ces instruments "statiques" par des instruments "dynamiques" équipées de capteurs qui permettent d'émettre un signal régulier engendrant une impulsion dès quel 'éclairage reçu par le capteur dépasse  $120 \text{ watts par mètre carré}$ . Il s'agit d'un système électronique capable de mesurer l'insolation solaire d'une façon autonome et automatique à partir d'un procédé utilisant des photodiodes.



**Figure I.16** l'héliographe.

## **I.8. Conclusion**

L'objet de ce chapitre traitait la présentation des notions essentielles sur le gisement solaire à savoir les coordonnées terrestres, le mouvement du soleil, différentes composantes du rayonnement solaire et autres.

Nous avons présenté aussi, les dispositifs de mesure au sol des différentes composantes du rayonnement solaire, à savoir le direct, le diffus et le global, et d'autres mesures réalisées pour des paramètres liés à l'intensité du rayonnement tel que la durée d'insolation, et qui sont disponible dans la plupart des stations météorologiques.

**Bibliographie:**

- [1] Bessemoulin P. et Oliiviéri J., (2000), « Le rayonnement solaire et sa composante ultraviolette », *La Météorologie* 8e série - n° 31, Septembre 2000.
- [2] Francis Codron, (2012), « Transfert radiatif bilan énergétique », Note du cours, Université Pierre et Marie Curie-Paris 6, France.
- [3] Konrad Mertens, (2014), « Photovoltaics: fundamentals, technology, and practice », Chichester, Wiley, P. 280 , ISBN 9781118634165.
- [4] Ricaud A., (2009), « Gisement Solaire », Cythelia Sarl.
- [5] Kassewa A., Tchapo.Singo, (2006), « Système d'alimentation photovoltaïque avec, stockage hybride pour l'habitat énergétiquement autonome. », Thèse de Doctorat d'université, Henri. Poincare, Nancy-I.
- [6] Pastre C., (1981), « Développement d'une méthode de détermination du rayonnement solaire global à partir des données Meteosat », *La Météorologie*, VIe série N°24 , mars 1981.
- [7] P. I. Cooper, 'The absorption of solar radiation in solar stills', *Sol. Energy* 12 (3), 333-346, 1969.
- [8] BENATIALLAH, Djelloul, and Ali BENATIALLAH. Détermination du gisement solaire par imagerie satellitaire avec intégration dans un système d'information géographique pour le sud d'Algérie. Diss. Université Ahmed Draïa-Adrar, 2019.
- [9] A.ZEROUAL, 'Contribution à l'étude statistique et stochastique des données solaires au site de Marrakech', Diplôme d'étude supérieur de 3<sup>ème</sup> cycle sciences physiques, spécialité traitement du signal, Université CADI AYYAD, 1988.
- [10] K. MAHDI, « Conception et réalisation d'un concentrateur sphérique », mémoire de Magister en physique, Université Mentouri Constantine, soutenue le 08 mars 2008.
- [11] M .IQBAL, 'An introduction to solar radiation', Academic press, New York, 1983.
- [12] Clef CEA, (2009) : '' Terre et environnement, Memo A « Voyage au centre de la Terre et aux confins de l'atmosphère'', Hiver 2008-2009, N°57, PP21-24, 2009.
- [13] DeMOOR G, (2007) : ''transfert radiatif en météorologie dynamique'', Cours et manuels, N°17, Météo-France, 2007.

- [14] Hansen, J., Nazarenko, L., Ruedy, R., Sato, M., Willis, J., Del Genio, A., Koch, D., Lacis, A., Lo, K., Menon, S., Novakov, T., Perlwitz, J., Russell, G., Schmidt, G.A., and Tausnev, N, (2005): ‘‘Earth’s energy imbalance: confirmation and implications’’, Science, (308), 1431-1435, 2005.
- [15] Kevin E., Trenberth, John T. Fasullo, and Jeffrey Kiehl, (2009): ‘‘Earth’s global energy budget’’, American Meteorological Society, 311-324, 2009.
- [16] Tadili R. et M. N. Bargach, (2005) : ‘‘Une méthode d’estimation du rayonnement solaire global reçu par une surface inclinée’’, La Météorologie - n° 50, pp. 46-50, Septembre 2005.
- [17] Pierre Bessemoulin and Jean Oliviéri., (2000) ‘‘Le rayonnement solaire et sa composante Ultraviolette’’, La Météorologie 8e série - n° 31 – septembre, 2000.
- [18] Francis Codron., (2012) ‘‘Transfert radiatif bilan énergétique’’, Note du cours, Université Pierre et Marie Curie-Paris 6, France, 2012.
- [19] Bouchouicha K. and Oulimar B., (2013): La chaine de mesure radiométrique à l’Unité de Recherche en Energie Renouvelable en Milieu Saharien d’Adrar, International Conference on Energy and Sustainable Developmenticesd’13, Adrar - Algeria 19-20 February 2013 (2013.).
- [20] WMO., (2008): Guide to Meteorological Instruments and Methods of Observation, Draft First Supplement to the Seventh Edition, 2008 of the CIMO Guide.



---

***Chapitre II :***  
***Les Réseaux de Neurones***  
***Artificiels***  
***(RNA)***

---

## II.1.Introduction

Les réseaux de neurones artificiels sont des systèmes de traitement de l'information dont la structure s'inspire de celle du système nerveux. Ils sont destinés à effectuer des tâches auxquelles les approximateurs traditionnels semblent moins adaptés. Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Un réseau de neurones entraîné peut être vu comme un "expert" capable de catégoriser l'information à analyser et de fournir des réponses à des nouvelles informations ou situations [1].

Dans ce chapitre, et afin d'entamer notre étude, nous présentons en particulier dans ce chapitre le réseau à couches multiples MLP (Multi Layer Perceptron) en association avec la méthode d'apprentissage de rétro propagation du gradient de l'erreur, communément appelée "back-propagation".

## II.2. Historique

**En 1948**, deux chercheurs Américains, **Mac Culloch et Pitts**, ont donné naissance au premier modèle mathématique de neurone biologique, qu'ils ont appelé : neurone formel. Ils essaient comprendre les propriétés du système nerveux à partir du comportement de ses constituants élémentaires, ces neurones sont des neurones logiques ou binaires, Ils ne connaissent que la réponse 0 ou 1.

**En 1949, Donald Hebb** : un psychologue canadien, essayait d'expliquer les effets d'apprentissage, de mémoire et de conditionnement à partir de groupes de cellules. Pour expliquer les effets d'apprentissage en fonction de l'expérience, il propose que les cellules apprennent à modifier l'intensité des connexions qui les relient en fonction de leur activité simultanée ; c'est la fameuse loi de Hebb.Hebb utilise ces notions d'un point de vue théorique pour expliquer des phénomènes psychologiques et prédire leurs effets. [2]

Vers la même époque (**1951**), **Minsky** ce qui fut, probablement le premier modèle réel d'un réseau de neurones. Son « Ordinateur neuronal » appelant Smarl.

**En 1957, F. Rosenblatt** développe le modèle du perceptron. Il construit le premier neural ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance de formes. Notons

qu'à cette époque les moyens à sa disposition sont limités et c'est une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes.

**En 1960, B. Widrow**, un automaticien, développe le modèle Adaline (Adaptative Linear Élément). Dans sa structure, le modèle ressemble au perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Cette-ci est à l'origine de l'algorithme de rétro propagation de gradient très utilisé aujourd'hui avec les perceptrons multicouches. Les réseaux de type Adaline restent utilisés de nos jours pour certaines applications particulières. **B. Widrow** a créé dès cette époque une des premières firmes proposant neuro-ordinateurs et neurocomposants, la "Memistor Corporation".

**En 1969, M. Minsky et S. Papert** publient un ouvrage qui met en évidence les limitations théoriques du perceptron. Limitations alors connues, notamment concernant l'impossibilité de traiter par ce modèle des problèmes non linéaires.

Ils étendent implicitement ces limitations à tous modèles de réseaux de neurones artificiels. Il y a eu un trou dans **les années 70** où rien ne se passa, car les chercheurs et les investisseurs se désinvestissent des réseaux de neurones pour tourner vers l'approche symbolique de l'intelligence artificielle, qui semblait beaucoup plus prometteuse. [3]

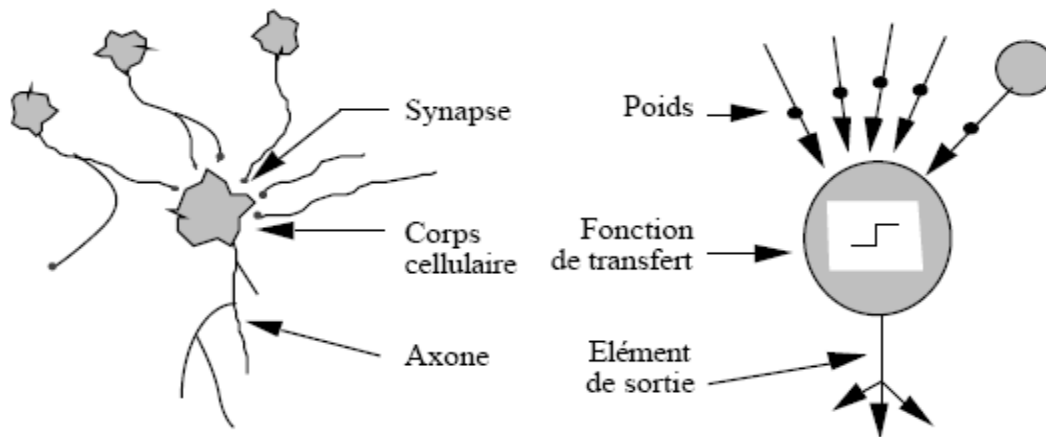
### **II.3. Les neurones biologiques et les neurones artificiels**

L'idée principale des réseaux de neurones artificiels est de donner une unité simple, un neurone, qui est capable de réaliser quelques calculs élémentaires. On relie ensuite entre elles un nombre important de ces unités et on essaye de déterminer la puissance de calcul du réseau ainsi obtenu [4].

Un réseau de neurones possède les avantages suivants:

- un apprentissage adaptatif : qui est sa capacité d'apprendre comment résoudre de nouvelles tâches basée sur l'expérience initiale ou les données d'apprentissage.
- l'auto-Organisation : qui est la capacité d'un réseau de neurones à créer sa propre architecture ou sa propre représentation d'information qu'il reçoit au cours de la phase d'apprentissage.
- exécution en temps réel : les calculs d'un réseau de neurones se font en temps réel comme ils peuvent être effectués en parallèle à l'aide des dispositifs particuliers.

Le modèle biologique illustré dans la figure II.1 décrit un modèle simple du neurone biologique qui a servi à la mise en place des premiers neurones formels.



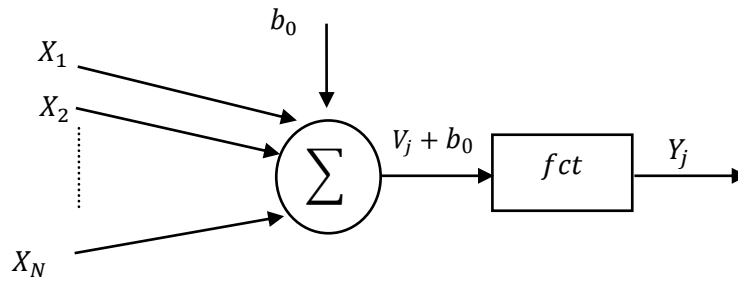
**Figure II.1 :** Neurone biologique /Neurone formel

Dans le cerveau, les neurones sont reliés entre eux par l'intermédiaire d'axones et de dendrites. En première approche, on peut considérer que ces sortes de filaments sont conductrices d'électricité et peuvent ainsi véhiculer des messages depuis un neurone vers un autre. Les dendrites représentent les entrées du neurone et son axone sa sortie.

Un neurone émet un signal en fonction des signaux qui lui proviennent des autres neurones. On observe en fait au niveau d'un neurone, une intégration des signaux reçus au cours du temps, c'est-à-dire une sorte de sommations des signaux. En général, quand la somme dépasse certain seuil, le neurone émet à son tour un signal électrique [4].

#### II.4.Neurone artificiel élémentaire

Un neurone artificiel est une unité élémentaire qui reçoit un nombre d'entrées (dendrites) ou des sorties (axone) en provenance des autres neurones du réseau, un poids (synapses) est associé à chacune de ces entrées qui représente la puissance de sa connexion avec un neurone. Chaque neurone élémentaire est doté d'une fonction de transfert (fonction d'activation) qui donne une sortie unique  $Y$ .



**Figure II.2 :** Neurone artificielle

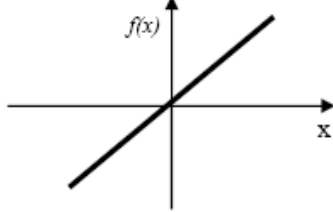
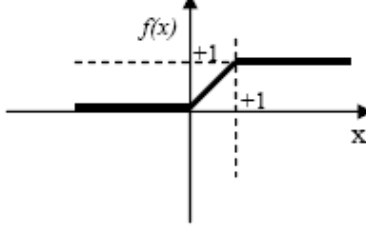
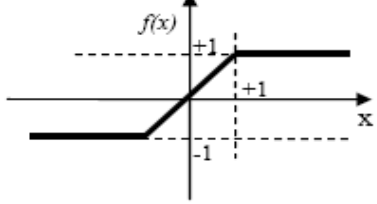
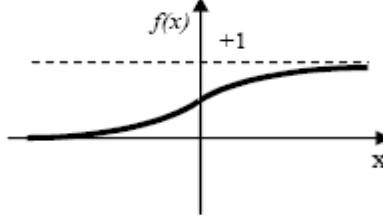
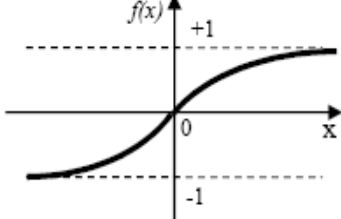
La sortie  $Y_{i,j}$ , est la somme pondérée des entrées  $X_i$ , sera transmise aux neurones avals.

$$Y_{i,j} = fct \left( \left( \sum_{i=1}^N w_{i,j} \cdot X_i \right) + b_0 \right) \tag{II.1}$$

La fonction d'activation  $fct$  qui est une fonction non linéaire de saturation servant à limiter l'amplitude du signal de sortie du neurone. Plusieurs types de fonctions d'activation peuvent être utilisés, les plus courantes [5] sont énumérées dans le tableau (II.1) ci-dessous:

**Tableau II.1** Quelques fonction d'activations usuelles.

Type	Nom de la fonction	Equation	Allure
Seuil	Binaire	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
	Signe	$f(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x > 0 \\ -1 & \text{si } x \leq 0 \end{cases}$	

Linéaire	Identité	$f(x) = x$	
	Saturée positive	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 1 \\ x & \text{si non} \end{cases}$	
	Saturée symétrique	$f(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x \leq -1 \\ 1 & \text{si } x \geq 1 \\ x & \text{si non} \end{cases}$	
Non-Linéaire	Logistique Sigmoide	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
	Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{2}{1 + e^{-x}} - 1$	

## II.5. Topologies des réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones consiste en un ensemble de neurones reliés entre eux par les connexions pondérées. Il se caractérise principalement par le type des unités utilisées et par sa topologie. On distingue généralement deux classes de réseaux de neurone: Réseaux non récurrent (statique ou feed-forward) et réseaux récurrent (dynamique ou feed-back).

### II.5.1 Réseaux de neurones non récurrents

Ces réseaux sont représentés graphiquement par un ensemble de neurones connecté entre eux (Figure II.3), le flux de l'information circule des entrées vers les sorties sans "retour en arrière", si on se déplace dans le réseau, à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ [6].

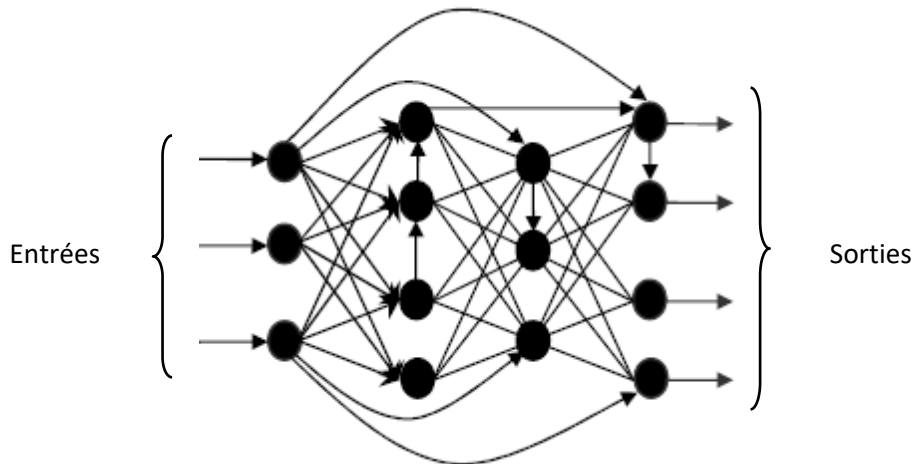


Figure II.3 : Réseau de Neurones statique

### II.5.2 Réseaux de neurones récurrents

L'architecture la plus général pour un réseau de neurones est bien les réseaux bouclés, dont le graphe des connexions est cyclique, Les connexions récurrentes ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche. Lorsqu'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions [6].

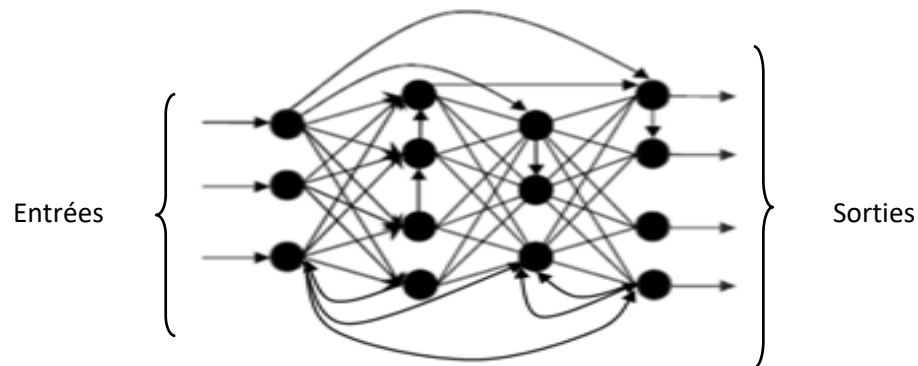


Figure II.4 : Réseau de Neurones dynamique

## II.6.Apprentissage des RNA

L'apprentissage est vraisemblablement la propriété la plus intéressante des réseaux neuronaux. L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré en modifiant les poids d'interconnexion [7]. Celui-ci peut s'effectuer par présentation répétée d'une série de d'échantillons et peut être supervisé ou non.

### II.6.1 Apprentissage supervisé

Ces algorithmes utilisent une base de données composée d'un ensemble de paires entrée-sortie. L'apprentissage dans ce cas, consiste à calculer les poids d'interconnexion de telle manière que les sorties du réseau de neurones soient, pour les exemples utilisés lors de l'apprentissage, aussi proches que possibles des sorties désirées. L'algorithme de la rétro-propagation du gradient de l'erreur "*back propagation*" est le plus utilisé. Le principe consiste à la modification des poids des connexions en minimisant une fonction de cout (erreur quadratique) [7-8].Il est le mieux adapté la modélisation statique par le perceptron multicouche MLP.

### II.6.2 Apprentissage non supervisé

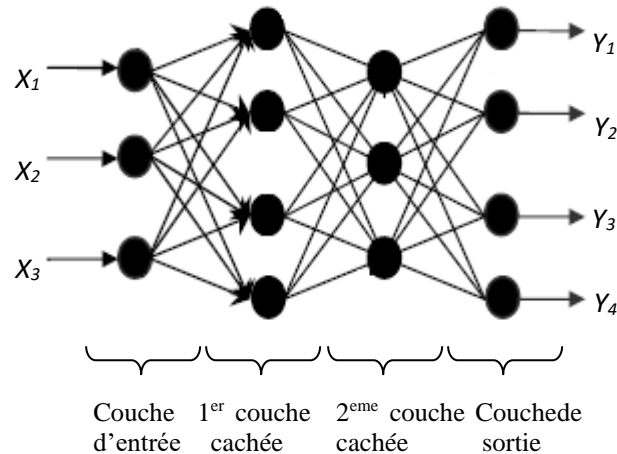
Le calcul des coefficients dans ce cas, se fait sur la base de la suite des vecteurs d'entrés en optimisant une fonction de cout. L'apprentissage non supervisé est bien adapté à la modélisation des données complexes (images, sons, ...), généralement des données symboliques [5], où l'on possède des règles moins précises qui gouverne le comportement de systèmes à modélisé par les réseaux de neurones. Les cartes auto-organisatrices de Kohonen est un modèle de référence pour l'apprentissage non supervisé.

## II.7.Réseau de Neurones multicouche (Multi Layer Perceptron)

Dans les réseaux de neurones multicouches Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches en aval. Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les



concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelées couches cachées. Comme illustré dans la figure II.4, il y a 3 neurones dans la couche d'entrées, 4neurones sur la première couche cachée, trois neurones sur la deuxième couche cachée et 4neurones sur la couche de sortie.



**Figure II.5 :** Structure du perceptron multicouche

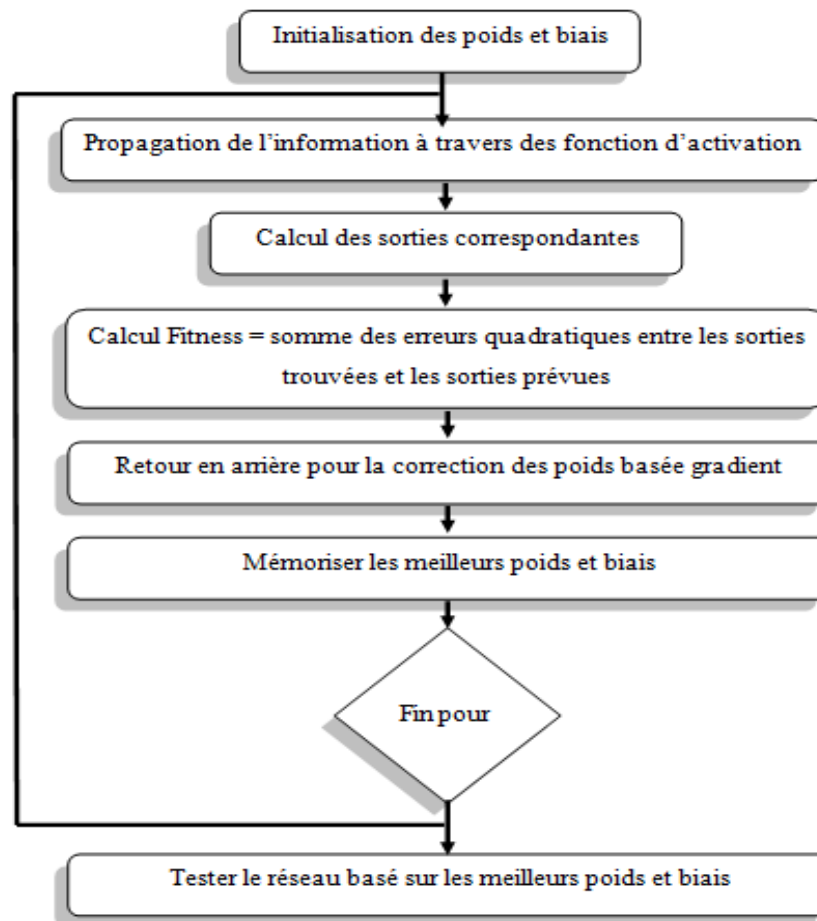
La mise en œuvre des MLP comporte à la fois une partie conception, dont l'objectif est de permettre de choisir la meilleure architecture possible, et une partie de calcul numérique, pour réaliser l'apprentissage d'un réseau de neurones. Dans le cas général, un MLP peut posséder un nombre de couches quelconque et un nombre de neurones par couche également quelconque, mais en vue de perfectionner le fonctionnement du MLP d'un côté et minimisé au maximum le temps de calcul d'autre part, on doit chercher une architecture optimale au point de vue nombre de couche et nombre de neurones par couche [5].

## II.8.Apprentissage des réseaux MLP

### II.8.1 Algorithme de rétro-propagation

Cet algorithme évalue l'erreur de gradient pour chaque neurone dans le réseau depuis la dernière couche jusqu'à la première. Les poids produisant une erreur significative seront modifiés en grande valeur par rapport aux poids produisant une erreur marginale. La rétro-propagation par

descente de gradient a été efficacement employée pour l'apprentissage d'un MLP ; La figure II.5 schématise les principales étapes de l'algorithme de la retro-propagation de gradient [9].



**Figure II.6 :** L'algorithme de la retro-propagation de gradient

Cet algorithme repose sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties calculées  $y_k$  et celles souhaitées  $d_k$ . Le terme rétropropagation du gradient provient du fait que l'erreur calculée en sortie est transmise en sens inverse vers l'entrée [10].

Le signal d'erreur à la sortie du neurone  $k$  à l'instant d'itération  $n$  est :

$$e_k(n) = d_k(n) - y_k(n) \quad (2.2)$$

L'objectif de l'algorithme est d'adapter les poids  $w$  des connexions du réseau de manière à minimiser la somme des erreurs quadratique sur tous l'ensemble  $C$  des neurones de sorties  $E(n)$ .

$$E(n) = \frac{1}{2} \sum_{k \in C} e_k^2(n) \quad (II.2)$$

L'énergie d'erreur moyenne est calculée par :

$$E_{moy} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E(n) \quad (II.3)$$

Pour minimiser, l'erreur observée  $E_{moy}$ , il faut modifier le poids  $\omega_{k,j}^i$  dans le sens opposé au

Gradient  $\frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{k,j}^i}$ , On exprime la variation de poids  $\nabla \omega_{k,j}^i$  sous la forme:

$$\nabla \omega_{k,j}^i = -\eta \cdot \frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{k,j}^i} \quad (II.4)$$

Avec  $0 \leq \eta \leq 1$ , représentant un taux d'apprentissage ou gain de l'algorithme de rétro-propagation. L'associativité des dérivées partielles permet d'obtenir la règle suivante:

$$\nabla \omega_{k,j}^i = \eta \cdot g_k^i(n) y_k^i(n) \quad (II.5)$$

Où,  $g_k^i$  est le gradient local de la couche  $i$  définie par:

$$g_k^i(n) = -\frac{\partial E(n)}{\partial v_{k,j}^i} = e_k^i(n) fct(v_k^i(n)) \quad (II.6)$$

Si  $i$  est une couche de sortie, l'erreur se calcule directement d'après la relation (2.2). Sinon on peut montrer que :

$$e_k^i(n) = \sum_j g_k^{i+1}(n) \omega_{j,k}^{i+1}(n) \quad (II.7)$$

Cet algorithme souffre néanmoins de nombreux défauts [11], parmi lesquels :

- Temps de calcul excessif; apprentissage très long.
- Une grande sensibilité aux conditions initiales, c'est-à-dire à la manière dont sont initialisés les poids des connexions.

- De nombreux problèmes sont dus à la géométrie de la fonction d'erreur: minimums locaux. Ce problème est en partie résolu avec le gradient stochastique, mais il subsiste quand même.
- Le problème de dimensionnement du réseau. La rétro-propagation apprend une base d'apprentissage sur un réseau dont la structure est fixée a priori. La structure est définie par le nombre de couches cachées, le nombre de neurones par couches et la topologie des connexions.

Un mauvais choix de structure peut dégrader considérablement les performances du réseau.

### II.8.2 Améliorations de l'algorithme de rétro-propagation

Les méthodes d'amélioration de l'algorithme de rétro-propagation sont basées sur le développement en série de Taylor de la fonction coût :

$$E(\omega(n) + \Delta\omega(n)) = E(\omega(n)) + g^T(n)\Delta\omega(n) + o(\Delta\omega(n)) \quad (II.8)$$

Où,  $g(n)$  est le gradient local et  $H(n)$  est la matrice Hessienne locale:

$$g(n) = \left. \frac{\partial E(n)}{\partial \omega} \right|_{\omega=\omega(n)}$$

$$H(n) = \left. \frac{\partial^2 E_{moy}(n)}{\partial \omega^2} \right|_{\omega=\omega(n)}$$

L'approximation de Newton permet de calculer l'optimum de la fonction coût :

$$\Delta\omega^*(n) = -H^{-1}(n)g(n) \quad (II.9)$$

La convergence vers l'optimum se fait ainsi en une seule étape. Cependant, elle implique l'existence de l'inverse du Hessienne, D'autre part, même s'il existe, le calcul de celui-ci nécessite beaucoup de mémoire, Une alternative consiste à approximer le Hessien, Plutôt que de le calculer. C'est ce qui est fait dans l'algorithme de Levenberg-Marquardt [50] présenté ci-après.

### II.8.3 Méthode de Levenberg-Marquardt

Cette méthode est particulièrement astucieuse car elle s'adapte d'elle-même à la forme de la fonction de coût. Elle effectue un compromis entre la direction du gradient et la direction donnée par la méthode de Newton. En effet, si  $\mu_{k-1} = \eta_{k-1}$  est grand, on reconnaît la méthode du gradient (dans ce cas la valeur du pas est donnée par  $(\frac{1}{\mu_{k-1}})$  et  $\mu_{k-1}$  est petit, la modification des paramètres correspond à celle de la méthode de Newton.

#### Algorithme de Levenberg-Marquardt

1/ Présenter les entrées  $X(n)$  au réseau, calculer les sorties correspondantes, le vecteur

$$e(n) \text{ et le calculer la fonction de coût } E_n(\omega_n) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e_k^n(\omega_n)$$

2/ Calculer la matrice jacobéenne:  $J_n(\omega)$

3/ Mettre à jour les poids:

$$\omega_{n+1} = \omega_n - \omega_{n+1} (J_n^T(\omega_n) J_n(\omega_n) + \mu_n I) J_n^T(\omega_n) E_n(\omega)$$

4/ Calculer:  $E_n(\omega + 1) = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N e_k^n(\omega_{n+1})$

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{Si } E_n(\omega_{n+1}) < E_n(\omega_n) \text{ alors } \mu_{n+1} = \mu_{n+1} - v, \text{ où } v \text{ est une constante} \\ \text{puis retourner à l'étape 1} \\ \text{Si } E_n(\omega_{n+1}) > E_n(\omega_n) \text{ alors } \mu_{n+1} = \mu_{n+1} + v, \\ \text{puis retourner à l'étape 3 pour mettre à jour } \mu_{n+1} \end{array} \right.$$

5/ Itération des étapes 2 à 4 jusqu'à avoir rencontré un critère d'arrêt.

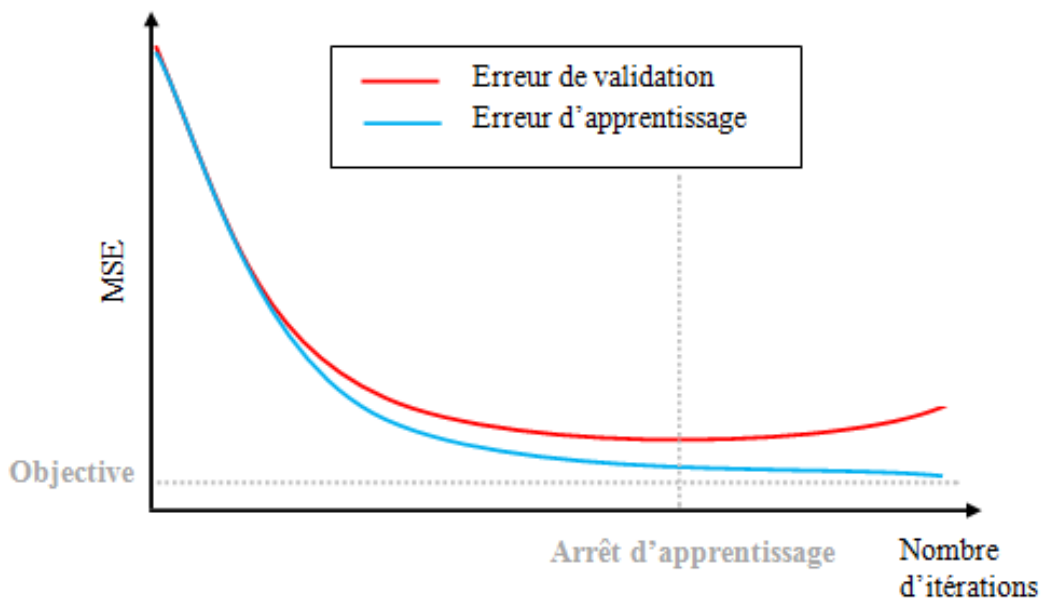
### II.9. Critères d'arrêt d'apprentissage

Il n'est pas pratique de laisser indéfiniment la phase d'apprentissage sans contrôle: la capacité d'apprentissage d'un réseau de neurones est tellement forte qu'au bout d'un certain nombre d'itérations (Époques), les poids synaptiques parviennent à prédire quasiment sans erreur les données. A ce stade, en fait, le réseau de neurones ne se trompe plus dans ses prédictions, mais il y a un très grand risque pour que ces prédictions ne soient justes que pour les données sur lesquelles l'apprentissage s'est basé. On parle alors d'apprentissage par cœur ou de sur-apprentissage. On prévient l'apprentissage par cœur en divisant les données en trois sous-

ensembles. Le premier sous-ensemble est l'ensemble d'apprentissage, qui est utilisé pour calculer le gradient et mettre à jour les poids et les biais du réseau. Les données du deuxième sous-ensemble de validation sont neutres dans la détermination des poids; elles ne servent qu'à arrêter l'apprentissage à une itération précédente le début du sur-apprentissage. Le troisième sous ensemble servira de test pour évaluer les capacités de réseau de neurone à prédire les données.

Pendant la phase d'apprentissage, l'erreur moyenne quadratique de l'ensemble de validation doit être surveillée. Il y'a un risque que l'erreur entre les données estimée et les données jamais vus par le réseau de neurones augmente. Contrairement à l'erreur d'apprentissage qui diminuera toujours.

Lorsque l'erreur de validation augmente pour un nombre d'itérations successives, l'apprentissage est arrêté et les poids et biais dont l'erreur de validation est minimale seront maintenus [49], [51]. La figure II.6 illustre le rôle joué par le contrôle de validation.



**Figure II.7 :** Evolution de la courbe d'erreur durant la phase d'apprentissage

La phase d'apprentissage est aussi arrêtée lorsque l'erreur calculée sur l'ensemble de la base d'apprentissage est inférieure à un objectif fixé par l'utilisateur ou on une limite de nombre d'itérations.

## II.10. Autre type de réseaux de neurones

Il existe d'autre type de réseaux de neurones [12], on peut citer :

- Les réseaux de neurones à Base Radiale (RBFs): sont basés sur le calcul de la distance euclidienne entre les entrées et les centres des fonctions représentant les neurones cachés dits à base radiale. Les cartes auto-organisatrices (SOMs) possèdent une structure complètement différente où les nœuds (neurones) sont uniformément organisés sous la forme d'une grille hexagonale ou rectangulaire.
- Les cartes auto-organisatrices (SOMs) sont basées sur le principe de réduction de l'espace d'entrée à une dimension inférieure représentant l'espace de la carte auto-organisatrice. Les coordonnées d'un nœud de la carte disposant le vecteur de poids le plus proche au vecteur d'entrée seront assignées au vecteur d'entrée
- Les réseaux de neurones récurrents (RNNs) sont généralement indiqués pour les problèmes dynamiques (temporels) grâce à leur capacité de mémorisation à travers les cycles dans leurs graphes d'interconnexions.
- Des réseaux de neurones plus récents ont été également développés parmi lesquels on distingue réseaux de neurones convolutionnels, les réseaux de neurones à délais temporels et les réseaux de neurones à déplacement spatial (Space Displacement Neural Networks : SDNN).

## II.11. Avantages et inconvénients des réseaux de neurones

### Les Avantages :

- Une tolérance aux incertitudes très élevé.
- Un choix de réseaux, types, architecture et fonctions d'activations diverses.
- Les réseaux de neurones peuvent apprendre et généraliser à partir des simples données d'entrée et de sortie. [13]
- Les réseaux de neurones sont en effet de « approximateurs universels ».
- Les réseaux de neurones sont également capables d'analyser des relations spatiales et topologiques. [2]

**Les Inconvénients :**

- La nature non linéaire des RNAs peut piéger l'utilisateur dans un minimum local.
- Malgré une solide base théorique, le choix du réseau incombe souvent à l'utilisateur car il n'existe pas de guide prouvé pour toute utilisation. [13]
- Un réseau de neurones est une « boîte noire » qui n'explique pas ses décisions.
- Le temps d'apprentissage peut être long. [2]

**II.12.Conclusion**

Au cours de ce chapitre nous avons effectué une étude générale sur les réseaux de neurones. Nous nous sommes intéressés plus particulièrement aux réseaux de neurones à apprentissage supervisé de type MLP par laquelle nous avons réalisé notre travail. Le perceptron multicouche est un des réseaux de neurones les plus utilisés pour des problèmes d'approximation.



**Bibliographie :**

- [1] M. Garg, R.S. Kaler,, "Implementation and performance analysis of three dimensional (3D) space/wavelength/time single pulse per plane codes with
- [2] A. J. Viterbi, CDMA: principles of spread spectrum communication, Addison-Wesley, 1995.
- [3] B. Vojcic,A. Damnjanovic,V. Vanghi,, The CDMA2000 System for Mobile Communications: 3G Wireless Evolution., Prentice Hall PTR, 2004.
- [4] G.C. Yang, W.C. Kwong,, Prime codes with applications to CDMA optical and wireless networks., Artech House, 2002.
- [5] S.S. Lee,S.W. Seo,, "New construction of multiwavelength optical orthogonal codes," *IEEE transactions on communications*, vol. 50, no. 12, pp. 2003-2008, 2002.
- [6] S. Nebti,, "Reconnaissance de caractères manuscrits par intelligence collective," Université Ferhat Abbas de Sétif 1, 2013.
- [7] C. Touzet,, L'Apprentissage par Renforcement. Connexionnisme et Applications, Paris: Masson, 1999.
- [8] G. Dreyfus, J.M. Martinez,M. Samuelides,M.B. Gordon,F. Badran,S. Thiria, L. Herault,, Réseaux de neurones-Méthodologie et applications, 2002
- [9] M. Garg, R.S. Kaler,, "Implementation and performance analysis of three dimensional (3D) space/wavelength/time single pulse per plane codes with direct detection," *Optik-International Journal for Light and Electron Optics*, vol. 124, no. 3, pp. 6069-6073, 2013.
- [10] J. A. Anderson, An introduction to neural networks, MIT press, 1995.
- [11] J.A. Freeman, D.M. Skapura, Neural networks: algorithms, applications, and programming techniques, 1991.
- [12] H.B. Demuth, M.H. Beale, O. De Jess, M.T. Hagan, Neural network design, Martin Hagan, 2014.
- [13] J.A. Salehi,, "Code division multiple-access techniques in optical fiber networks. I. Fundamental principles.," *IEEE transactions on communications*, vol. 37, no. 8, pp. 824-833, 1989.

---

***Chapitre III :***

***Application des réseaux de  
neurones à la prédiction***

---

### III.1. Introduction

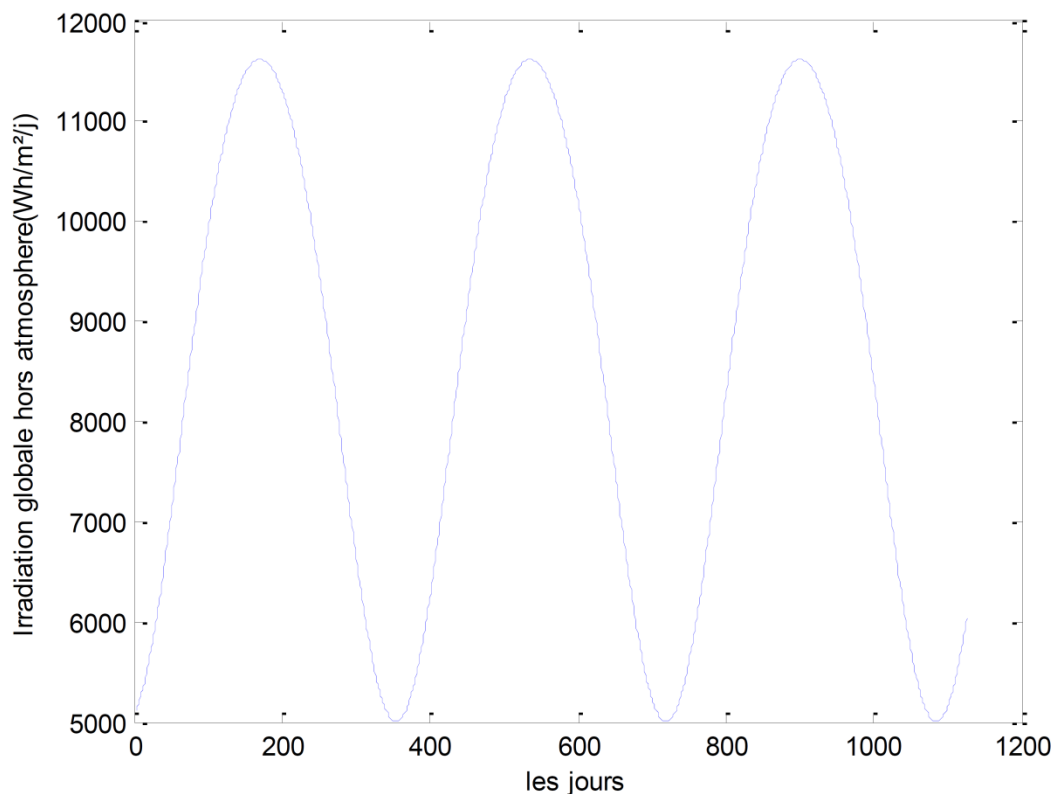
Dans ce chapitre, nous développerons des modèles de prédiction de l'irradiation solaire globale journalière dans un climat aride (Ghardaïa) par les MLP en utilisant comme inputs au modèle prévisionnel des paramètres simples et disponibles in situ à savoir ; la température ambiante mesurée, la durée d'ensoleillement calculée  $S_0$  et l'irradiation solaire extra-terrestre  $H_0$ .

### III.2. Présentation climatique du site étudié

#### III.2.1 L'irradiation solaire globale journalière hors atmosphère in situ (Ghardaïa)

La latitude du site de Ghardaïa est :  $Lat=32.23'N$

La Figure III.1 représente l'évolution de l'irradiation solaire globale journalière (ISGJ) hors atmosphère pour Ghardaïa.



**Figure III.1** : l'irradiation solaire globale hors atmosphère (ISGJ) par rapport au site de Ghardaïa.

### III.2.2 Présentation de la station radiométrique installée sur le site de l'URAER (Unité de recherche appliquée en énergie renouvelable)

C'est une station météorologique automatique conçue pour les réseaux d'observation météorologiques, supportant tous les capteurs nécessaires et la mesure du vent à 10 m. La technologie utilisée dans cette station garantit les performances exceptionnelles du système dans toutes les conditions climatiques même les plus rudes. Aussi, elle fonctionne sans intervention humaine avec de nombreux supports de télécommunications et permet une



grande précision dans l'exploitation des données.

**Figure III.2** : Présentation de la station radiométrique installée sur le toit de L'URAER [1].

### III.2.3 Le prétraitement des mesures effectuées

Les mesures du rayonnement solaire global ( $W/m^2$ ) au sol par rapport à une surface horizontale ont été prises à pas de temps de 1 heure, sans arrêt y compris la nuit.

La Figure III.3 montre l'acquisition des données sur un fichier Excel.

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P
1	Date	Heure	T	U	RR	RRX	IRRX	VT	VX	GIX	VM	GV	RG	P	PS	
2	09/02/2012	00:00	4,3	50	0	0	0	0	8	5	360	3	360	0	966	0
3	09/02/2012	01:00	3,6	52	0	0	0	0	8	4	10	2	360	0	966,1	0
4	09/02/2012	02:00	3,4	53	0	0	0	0	7	4	330	2	330	0	966,1	0
5	09/02/2012	03:00	2,3	57,5	0	0	0	0	7	4	350	2	340	0	966,2	0
6	09/02/2012	04:00	1,5	60,5	0	0	0	0	9	5	330	3	340	0	966,2	0
7	09/02/2012	05:00	1,7	62,5	0	0	0	0	8	5	320	2	340	0	966,6	0
8	09/02/2012	06:00	2,2	62	0	0	0	0	7	4	300	1	330	3	967,2	0
9	09/02/2012	07:00	3,5	60	0	0	0	0	8	5	330	2	340	56	967,7	0
10	09/02/2012	08:00	6	53	0	0	0	0	7	4	30	2	20	127	968,2	0
11	09/02/2012	09:00	7	49,5	0	0	0	0	9	5	60	3	50	189	968,3	0
12	09/02/2012	10:00	8,6	44,5	0	0	0	0	10	6	50	2	50	212	968,3	0
13	09/02/2012	11:00	9,2	39,5	0	0	0	0	8	5	60	2	110	230	967,5	0
14	09/02/2012	12:00	9,2	34,5	0	0	0	0	8	7	60	2	70	245	966,2	0
15	09/02/2012	13:00	10,1	33	0	0	0	0	8	6	50	2	120	135	965,9	0
16	09/02/2012	14:00	10	32	0	0	0	0	7	4	110	2	110	84	965,5	0
17	09/02/2012	15:00	9,5	33	0	0	0	0	7	5	140	2	150	45	965,8	0
18	09/02/2012	16:00	9,2	33,5	0	0	0	0	7	4	150	2	140	21	965,7	0
19	09/02/2012	17:00	8,9	34,5	0	0	0	0	5	4	180	1	140	0	965,7	0
20	09/02/2012	18:00	8,7	35,5	0	0	0	0	3	2	160	1	190	0	966,2	0
21	09/02/2012	19:00	8,4	36,5	0	0	0	0	3	2	290	1	290	0	966,3	0
22	09/02/2012	20:00	8,5	36,5	0	0	0	0	2	2	50	0	80	0	966,4	0
23																
24																

Figure III.3 : Exemple d'acquisition de données radiométriques in situ [2].

Ensuite, un calcul intégral de ces données est effectué par rapport au temps et ceci du levé jusqu'au coucher du soleil afin d'avoir une énergie cumulée par rapport au temps (une journée) qui est l'irradiation solaire globale journalière estimée en Wh/m<sup>2</sup>/jour.

### III.3. Données et méthodologie

#### III.3.1 Base de données

L'ensemble des données météorologiques mesurées in situ et exploitées pour l'élaboration des modèles prédictifs sont : les températures (C°) (voir Figure III.4), l'humidité (voir Figure III.5), l'irradiation solaire globale journalière reçu sur un plan horizontale (Wh/m<sup>2</sup>/J) (voir Figure III.6) ainsi quela durée d'ensoleillement.

La Figure III.4, présente les différentes températures mesurées sur le site de Ghardaïa tel les températures ; maximale (T<sub>max</sub>), minimale (T<sub>min</sub>), moyenne (T<sub>moy</sub>) et maximale-minimale (T<sub>diff</sub>).

La Figure III.5, présente les variations de l'irradiation solaire globale journalières (ISGJ)et extraterrestre (H<sub>0</sub>)tout au long des trois années considérées (2012, 2013, et 2014) pour le développement des modèles prédictifs.

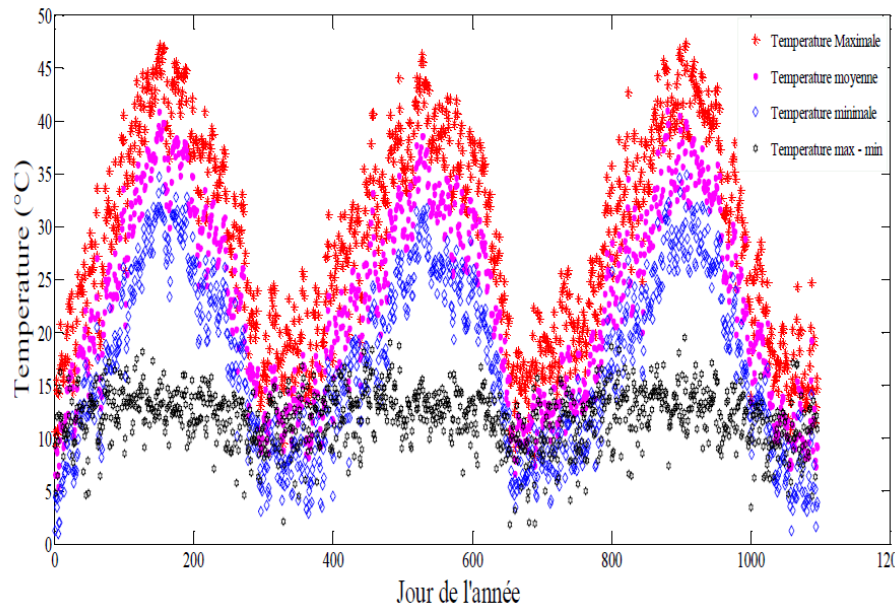


Figure III 3.4 : Les températures mesurées à L'URAER Ghardaïa.

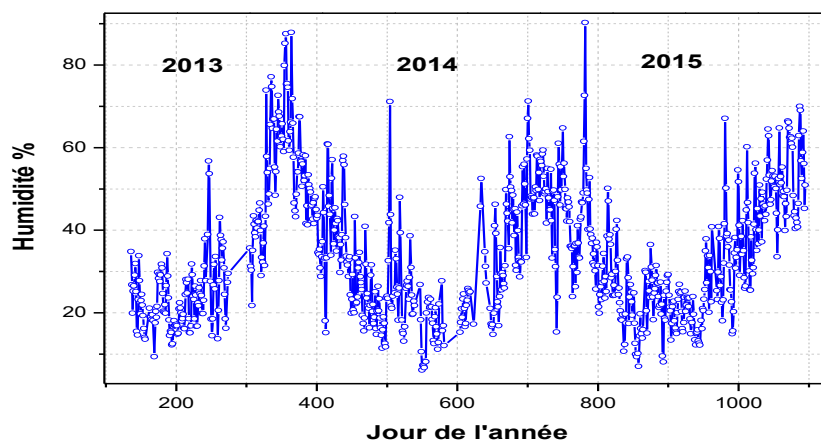
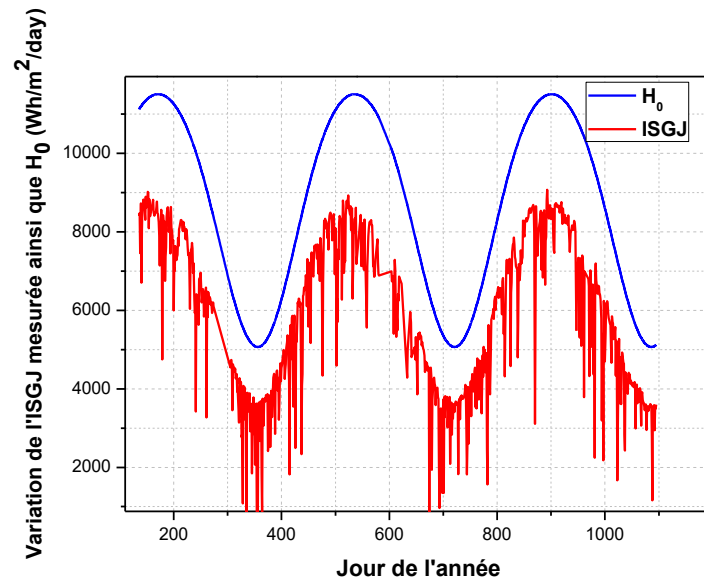
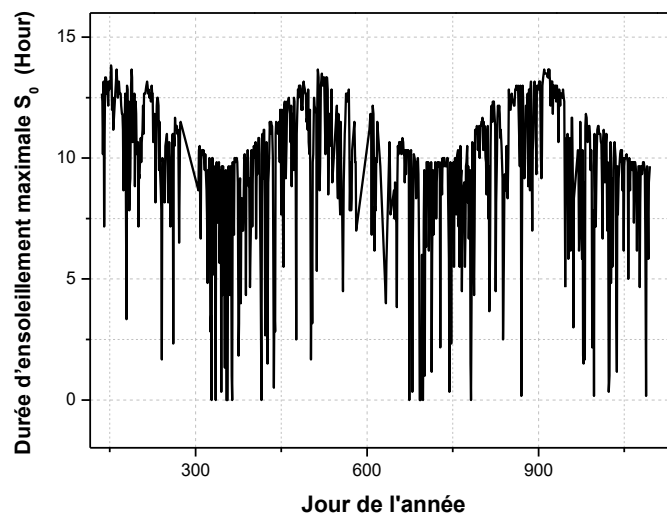


Figure III.5 : Les humidités mesurées à L'URAER Ghardaïa.



**Figure III.6 :** L'évolution du rayonnement solaire global et extraterrestre dans la ville de Ghardaïa.



**Figure III.7 :** Évolution de la durée d'ensoleillement de la ville de Ghardaïa.

### III.3.2 Procédure de construction d'un réseau de neurones

La procédure de conception d'un réseau de neurone peut être résumée en six étapes [3] :

1. La collecte d'une base de données.
2. La séparation de la base de données en trois sous-ensembles (base d'apprentissage, base de validation et base de test).

3. Le choix de l'architecture du réseau de neurones (nombre de couches cachées, nombre de neurones dans ces couches...).
4. Prétraitement des données.
5. Entraînement du réseau de neurones sur les bases d'apprentissage et de validation.
6. Mesure des performances du réseau de neurone sur la base de test.

### III.3.3 Critères utilisés pour l'évaluation des performances des modèles

Plusieurs indicateurs statistiques, ont été utilisés dans la littérature, pour évaluer les performances des modèles d'estimation de l'irradiation solaire. Les indicateurs les plus populaires et les plus utilisés sont :

Coefficient de détermination  $R^2$ , erreur quadratique moyenne (RMSE), erreur quadratique moyenne normalisée (NRMSE), erreur absolue moyenne (MAE) et sa valeur normalisée (nMAE).

Ces indices d'erreur sont définis comme :

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2} \quad (\text{III.1})$$

La RMSE, est une mesure de la variation des valeurs prédites autour des valeurs mesurées. Plus sa valeur est petite, plus le modèle est meilleur.

$$\text{NRMSE} = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^n x_i} \times 100 \quad (\text{III.2})$$

D'après [4] Différents rangés du NRMSE peuvent définir la qualité de la prédiction ou l'efficacité du modèle :

Excellente pour  $\text{NRMSE} < 10\%$

Bon pour  $10\% < \text{NRMSE} < 20\%$

Faible pour  $20\% < \text{NRMSE} < 30\%$

Très faible pour  $\text{NRMSE} > 30\%$

$$\text{MAE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^n |y_i - x_i| \quad (\text{III.3})$$



$$R^2 = \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - x_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2} \quad (III.4)$$

Où :  $y_i$  et  $x_i$  sont les valeurs estimées et mesurées, respectivement,  $\bar{y}_i$  est la moyenne des valeurs estimées et  $N$  est le nombre de données.

Le coefficient de détermination est une mesure statistique, qui indique comment la droite de régression ajuste les données réelles. Une valeur de  $R^2$  proche de 1 indique que la droite de régression ajuste bien les données. Cet indicateur varie entre 0 et 1.

Une valeur de 1 indique un parfait accord entre mesure et modèle, alors que la valeur 0 indique un total désaccord.

Dans notre étude, nous avons utilisé tous les indicateurs cités ci-dessus, pour évaluer la performance de nos modèles sur les deux bases, d'entraînement et de test.

### III.4. Résultats et discussion

Les modèles MLP étaient maintenant utilisés pour prédire le rayonnement solaire global journalière pour la ville de Ghardaïa, en utilisant les paramètres météorologiques disponibles (par exemple, la température de l'air, le taux d'ensoleillement, le rayonnement solaire global extraterrestre). Dans ce contexte, plusieurs modèles sont développés sur la base de différentes entrées. Nous avons donc supposé combiner ces entrées en quatre groupes de modèles  $\{(T), (T, H0), (T, S0), (T, H0, S0)\}$  pour obtenir les meilleurs modèles de prédiction possibles (voir tableau .1).

Les données collectées sont normalisées à  $[-1, 1]$  puis divisées en deux sous-ensembles, la première partie (70 % des valeurs) est utilisée pour l'apprentissage des modèles d'ensembles, tandis que le reste (30 % des valeurs) est utilisé pour tester les performances des modèles étudiés.

Pour chaque modèle, on a fait varier le nombre de neurones dans la couche cachée de 1 à 10, et on a effectué 500 apprentissages avec à chaque fois une initialisation différente pour chaque une de ces architectures ;

Les résultats statistiques obtenus pour MLPrégression sont présentés dans le tableau .1.

**Tableau 1** : Les modèles MLP étudiés avec différents attributs d'entrée.

Modèle	Inputs	MAE	RMSE	NRMSE (%)	R <sup>2</sup> (%)
MLP <sub>1</sub>	T <sub>max</sub>	0,064408	0,094974	13,85167	81,0752
MLP <sub>2</sub>	T <sub>min</sub>	0,065878	0,096787	14,11609	80,3458
MLP <sub>3</sub>	T <sub>moy</sub>	0,06593	0,095704	13,95814	80,7834
MLP <sub>4</sub>	T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub>	0,065075	0,090993	13,27106	82,6287
<b>MLP<sub>5</sub></b>	<b>T<sub>moy</sub>, T<sub>min</sub></b>	<b>0,063729</b>	<b>0,089746</b>	13,08919	<b>83,1016</b>
MLP <sub>6</sub>	T <sub>moy</sub> , T <sub>max</sub>	0,064204	0,091122	13,28987	82,5793
MLP <sub>7</sub>	T <sub>moy</sub> , T <sub>min</sub> , T <sub>max</sub>	0,063489	0,091384	13,32808	82,479
MLP <sub>8</sub>	T <sub>max</sub> , H <sub>0</sub>	0,064425	0,097994	14,29213	79,8526
MLP <sub>9</sub>	T <sub>min</sub> , H <sub>0</sub>	0,06855	0,097933	14,28323	79,8779
MLP <sub>10</sub>	T <sub>moy</sub> , H <sub>0</sub>	0,06803	0,097829	14,26807	79,9205
MLP <sub>11</sub>	T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub> , H <sub>0</sub>	0,061578	0,088576	12,91854	83,5393
MLP <sub>12</sub>	T <sub>moy</sub> , T <sub>min</sub> , H <sub>0</sub>	0,065564	0,094248	13,74579	81,3636
MLP <sub>13</sub>	T <sub>moy</sub> , T <sub>max</sub> , H <sub>0</sub>	0,063414	0,090207	13,15642	82,9273
<b>MLP<sub>14</sub></b>	<b>T<sub>moy</sub>, T<sub>min</sub>, T<sub>max</sub>, H<sub>0</sub></b>	<b>0,057662</b>	<b>0,086468</b>	12,6111	<b>84,3133</b>
MLP <sub>15</sub>	T <sub>max</sub> , S <sub>0</sub>	0,022062	0,03129	4,56355	97,9458
MLP <sub>16</sub>	T <sub>min</sub> , S <sub>0</sub>	0,023062	0,032603	4,75505	97,7698
MLP <sub>17</sub>	T <sub>moy</sub> , S <sub>0</sub>	0,022998	0,033326	4,8605	97,6699
MLP <sub>18</sub>	T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub> , S <sub>0</sub>	0,022887	0,032119	4,68446	97,8355
MLP <sub>19</sub>	T <sub>moy</sub> , T <sub>min</sub> , S <sub>0</sub>	0,023066	0,032251	4,70371	97,8177
<b>MLP<sub>20</sub></b>	<b>T<sub>moy</sub>, T<sub>max</sub>, S<sub>0</sub></b>	<b>0,022453</b>	<b>0,031773</b>	4,634	<b>97,882</b>
MLP <sub>21</sub>	T <sub>moy</sub> , T <sub>min</sub> , T <sub>max</sub> , S <sub>0</sub>	0,023381	0,032569	4,75009	97,7745
MLP <sub>22</sub>	T <sub>max</sub> , H <sub>0</sub> , S <sub>0</sub>	0,021356	0,033322	4,85991	97,6705
MLP <sub>23</sub>	T <sub>min</sub> , H <sub>0</sub> , S <sub>0</sub>	0,021502	0,033484	4,88354	97,6478
MLP <sub>24</sub>	T <sub>moy</sub> , H <sub>0</sub> , S <sub>0</sub>	0,021873	0,033685	4,91286	97,6193
MLP <sub>25</sub>	T <sub>max</sub> , T <sub>min</sub> , H <sub>0</sub> , S <sub>0</sub>	0,020903	0,032877	4,79501	97,7322
MLP <sub>26</sub>	T <sub>moy</sub> , T <sub>min</sub> , H <sub>0</sub> , S <sub>0</sub>	0,021122	0,032859	4,79239	97,7347
<b>MLP<sub>27</sub></b>	<b>T<sub>moy</sub>, T<sub>max</sub>, H<sub>0</sub>, S<sub>0</sub></b>	<b>0,020052</b>	<b>0,031014</b>	4,5233	<b>97,982</b>
MLP <sub>28</sub>	T <sub>moy</sub> , T <sub>min</sub> , T <sub>max</sub> , H <sub>0</sub> , S <sub>0</sub>	0,021585	0,033105	4,82827	97,7006

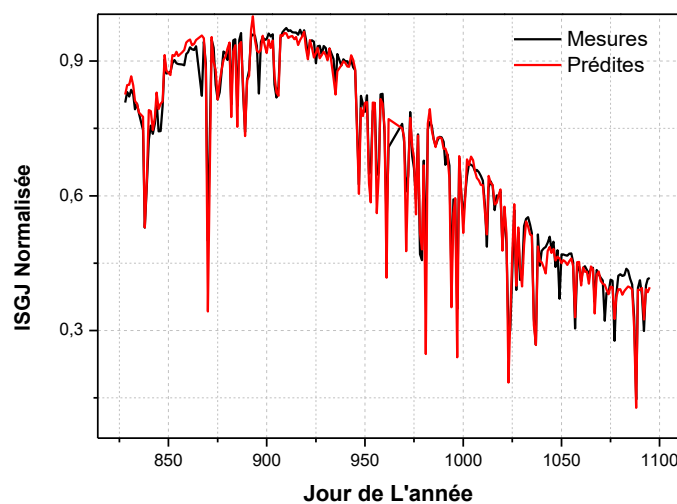
A partir du tableau .1, nous pouvons voir qu'il y a deux groupes de modèles qui sont visiblement distingués par les valeurs de leurs performances (NRMSE, RMSE, MAE et R<sup>2</sup>).

Le premier groupe se compose de modèles ne comportant que des combinaisons de températures avec ou sans le rayonnement solaire global extraterrestre ( $H_0$ ) dans les ses entrées (MLP1...MLP14), ces modèles ne sont pas efficaces, puisque la valeur inférieure de NRMSE est de 12,61% et la plus élevée valeur de  $R^2$  est égale à 84,31 %.

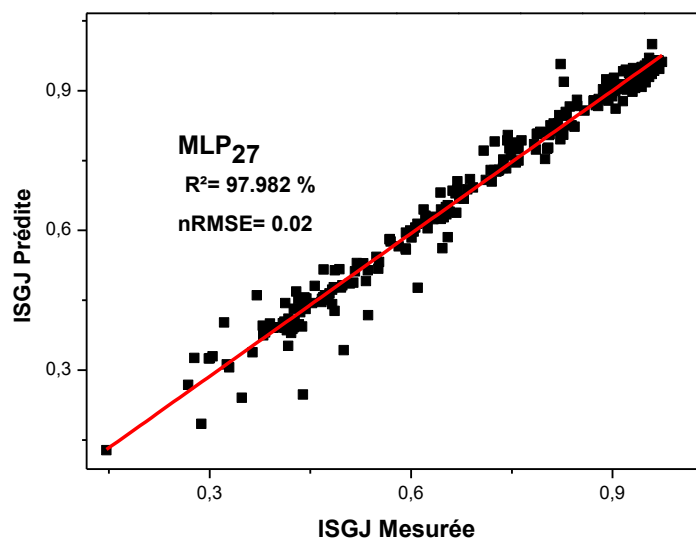
Un deuxième groupe de modèles utilise comme entrées (T,  $S_0$ ) ainsi que (T,  $H_0$ ,  $S_0$ ) dans les ses entrées (MLP15...MLP21), celui-ci donne des excellentes performances avec une valeur inférieure de NRMSE est de 4,52% et la valeur plus élevée de  $R^2$  est égale à 97,98 %.

Par conséquent, il en résulte que la durée d'ensoleillement maximale  $S_0$  ainsi que le rayonnement solaire hors atmosphère  $H_0$  améliorent considérablement les performances des modèles.

Les meilleurs résultats (modèle MLP27), pour la prédiction de l'ISGJ, est tracés dans la figure III.8, nous pouvons voir que l'écart entre les données mesurées et les valeurs prédites est très faible, sauf pour quelques jours, la différence peut être expliquée soit par une rare journée de mauvais temps ou par un autre phénomène très imprévisible qui est le vent de sable. (Voir Figure III.8 (b)).



(a)



(b)

**Figure III.8.** Comparaisons (a) et corrélations (b) entre l'irradiation solaire globale mesurée et prévue pour le modèle MLP

### III.5.Conclusion

L'étude présentée a été incitée par le manque de mesure de l'irradiation solaire globale dans quelques emplacements, notamment dans la région de Ghardaïa. Cette donnée est très importante pour l'étude et le dimensionnement des systèmes solaires, plus particulièrement les systèmes photovoltaïques.

Cette étude confirme la capacité des réseaux de neurone à prédire l'irradiation solaire avec précision, et les données prédites peuvent donc être utilisées en absence de mesures. Les résultats indiquent que la modélisation par les réseaux de neurones paraît prometteuse pour l'évaluation du potentiel de la ressource solaire dans les zones isolées ou dépourvues de stations de mesure radiométriques.

**Bibliographie :**

- [1] Rabehi, A., Guermoui, M., &Lalmi, D. (2018). Hybrid models for global solar radiation prediction: a case study. *International Journal of Ambient Energy*, 1-10.
- [2] Belaid, Sabrina, and Adel Mellit. Contribution à la prédiction de l'irradiation solaire en milieu saharien: application au site de GHARDAÏA. Diss. 2017
- [3] Guermoui, M., Rabehi, A., Gairaa, K., &Benkaciali, S. (2018). Support vector regression methodology for estimating global solar radiation in Algeria. *The European Physical Journal Plus*, 133(1), 22.
- [4] Trahi, Fatiha. Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels. Diss. Tizi-Ouzou, 2011.

---

# ***Conclusion Générale***

---

## Conclusion générale

Au terme de ce travail, qui a été réalisé dans la région sud de la ville de Ghardaïa, nous avons étudié le rayonnement solaire dans l'une des stations de Ghardaïa, nous avons tenté d'identifier les principales caractéristiques de variation de paramètres importants liés à l'intensité du rayonnement solaire et à la durée de l'ensoleillement. Pour cela, nous avons mis en place une localisation spatiale de ce paramètre, suite à la variation temporelle au cours de la période 2012-2014, une analyse en composantes majeures via la nouvelle technique d'apprentissage statistique en météorologie (MLP) a été réalisée sur une station et un période de 3 ans 2012-2014.

Ces modèles MLP élaborés utilisent un seul paramètre d'entrée mesurable qui est la température ( $T_{max}, T_{min}, T_{moy}, (T_{max} - T_{min})$ ), avec deux autres paramètres calculables à partir de formules théoriques: la durée d'ensoleillement maximale  $S_0$  et l'irradiation solaire globale hors atmosphère (extraterrestre)  $H_0$ . Sur les données enregistrées La station est située dans le sud de l'Algérie. Elle a permis de mettre en évidence des zones homogènes en termes de durée de coup de chaleur sur l'ensemble de la zone d'étude. Nous avons présenté de manière simple les différentes étapes de la méthode de calcul, qui sont implémentées sous la forme d'un programme informatique intégré sous une interface graphique de l'environnement d'apprentissage automatique.

Les résultats de la prédiction journalière (ISGJ) ont montré une amélioration significative des performances par l'introduction de  $H_0$  ou  $S_0$  au côté des températures mesurées en entrée. Les tests statistiques indiquent que les valeurs du NRMSE varient de 4,5233% à 4,91286 % et le coefficient de corrélation R varie de 97.6193 à 97.982.