

République Algérienne Démocratique et Populaire  
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique  
Université d'Adrar  
Faculté des Sciences et de la Technologie  
Département des Mathématiques et Informatique



# ***Mémoire de Fin d'Etude***

***Pour l'Obtention du Diplôme de Master en Informatique***

***Option: SI***

Thème :

**Une nouvelle méthode d'Intelligence Artificielle  
pour estimer le rayonnement solaire**

Présenté Par :

**KOURT MOHAMED LAKBIR & ARBAOUI MOHAMMED YACINE**

Encadré par :

**MR. BENATIALLAH DJELLOUL**

## **Remerciements**

**Je remercie DIEU tout puissant pour tout ce qu'il nous a donné.**

**Mes sincères et profonds remerciements vont à Monsieur**

**« BENATIALLAH Djelloul » notre encadreur, et l'honneur**

**qu'il nous a fait en acceptant de nous encadrer. Avec un intérêt**

**constant et une grande compétence ainsi pour l'intérêt qu'il a**

**bien voulu porter à notre travail.**

**Nous remercions également de tout notre cœur tous les**

**enseignants qui ont contribué à notre apprentissage.**

**Nous remercions toutes les personnes qui ont participé de**

**manière directe ou indirecte à la concrétisation de ce travail.**

**Merci à tous**



**Dédicaces**

**Je dédie ce modeste travail à :**

**Mes parents pour leur soutien tout au long de mon  
cursus universitaire.**

**Mon encadreur Mr. Ben atiallah djelloul**

**Mes frères et sœurs**

**Ma famille**

**Mes amis**

**Et à tous mes camarades de promotion.**

## Résumé :

Le soleil est une source inépuisable d'énergie renouvelable, mais mesurer avec précision le rayonnement solaire à un endroit est essentiel pour évaluer son potentiel énergétique. Les méthodes de mesure traditionnelles sont coûteuses et chronophages. Cependant, grâce à l'intelligence artificielle (IA), de nouvelles méthodes d'estimation du rayonnement solaire ont vu le jour, apportant rapidité, précision et économie. L'IA permet aux machines d'apprendre et de prendre des décisions indépendantes, révolutionnant la façon dont nous abordons les problèmes complexes. Dans cette note, nous présenterons les méthodes d'intelligence artificielle pour l'estimation du rayonnement solaire, qui sont les modèles SVM, ANN et RF. Un modèle hybride et un modèle basé sur les trois algorithmes combinent les avantages de chaque algorithme pour obtenir des estimations précises avec une précision de 95% à 96%. Notre méthode est également adaptable aux changements de conditions météorologiques et de zones géographiques, ce qui la rend robuste et fiable.

**Mots-clés :** Rayonnement solaire, Estimation, Intelligence artificielle, Modèles hybrides, SVM (Support Vector Machine) ANN (Artificial Neural Network) RF (Random Forest)

## Abstract :

The sun is an inexhaustible source of renewable energy, but accurately measuring solar radiation at a location is essential to assess its energy potential. Traditional measurement methods are expensive and time-consuming. However, thanks to artificial intelligence (AI), new methods of estimating solar radiation have emerged, bringing speed, precision and economy. AI allows machines to learn and make independent decisions, revolutionizing how we approach complex problems. In this note, we will present the artificial intelligence methods for the estimation of solar radiation, which are the SVM, ANN and RF models. A hybrid model and a model based on the three algorithms combine the advantages of each algorithm to obtain precise estimates with an accuracy of 95% to 96%. Our method is also adaptable to changes in weather conditions and geographical areas, which makes it robust and reliable.

**Keywords:** Solar radiation, Estimation, Artificial intelligence, Hybrid models, SVM (Support Vector Machine) ANN (Artificial Neural Network) RF (Random Forest)

## ملخص:

تعد الشمس مصدرًا لا ينضب للطاقة المتجددة ، ولكن القياس الدقيق للإشعاع الشمسي في موقع ما يعد أمرًا ضروريًا لتقييم إمكاناته من الطاقة. تعتبر طرق القياس التقليدية باهظة الثمن وتستغرق وقتًا طويلاً. ومع ذلك ، بفضل الذكاء الاصطناعي (AI) ، ظهرت طرق جديدة لتقدير الإشعاع الشمسي ، مما أدى إلى زيادة السرعة والدقة والاقتصاد ، حيث يتيح الذكاء الاصطناعي للآلات التعلم واتخاذ قرارات مستقلة ، مما أحدث ثورة في كيفية تعاملنا مع المشكلات المعقدة. في هذه المذكرة ، سوف نقدم طرق الذكاء الاصطناعي لتقدير الإشعاع الشمسي ، وهي نماذج SVM و ANN و RF. يجمع نموذج هجين ونموذج يعتمد على الخوارزميات الثلاثة مزايا كل خوارزمية للحصول على تقديرات دقيقة بدقة تتراوح من 95% إلى 96%. طريقتنا قابلة للتكيف أيضًا مع التغيرات في الظروف الجوية والمناطق الجغرافية ، مما يجعلها قوية وموثوقة.

**الكلمات الرئيسية:** الإشعاع الشمسي ، التقدير ، الذكاء الاصطناعي ، النماذج الهجينة ،

(آلة المتجه الداعمة) (الشبكة العصبية الاصطناعية) (الغابة العشوائية)

# Table des matières

- I. RESUME
- II. LISTE DES FIGURE
- III. LISTE DES TABLEAUX
- IV. NOMENCLATURE
- V. INTRODUCTION GENERALE

<b><i>Mémoire de Fin d'Etude</i></b> .....	1
<b>1 CHAPITRE01 : Notion générale sur gisement solaire</b> .....	<b>18</b>
1.1 Introduction .....	18
1.2 Le Soleil et le rayonnement solaire .....	18
1.3 Mouvement de la terre au tour du soleil .....	20
1.4 Mouvement apparent du soleil .....	21
1.5 Les coordonnées équatoriales (Coordonnées horaires) .....	21
1.5.1 Déclinaison $\delta$ .....	21
1.5.2 Angle Horaire $\omega$ .....	21
1.5.3 Coordonnées Horizontales .....	22
1.6 La Rayonnement soleil .....	24
1.6.1 Caractéristiques du rayonnement solaire.....	25

1.6.2	Le rôle De L'atmosphère .....	26
1.6.3	La qualité de l'air .....	26
1.6.4	Déférent composantes de rayonnement solaire .....	27
1.7	Le temps solaire.....	29
1.7.1	Le temps solaire vrai (TSV) .....	29
1.7.2	Le temps solaire moyen (T.S.M).....	29
1.7.3	Le temps universel (TU) .....	29
1.8	Conclusion.....	30
<b>2</b>	<b>CHAPITRE02:Mesure du Rayonnement Solaire .....</b>	<b>32</b>
2.1	Introduction .....	32
2.2	Mesure du rayonnement solaire.....	32
2.2.1	Rayonnement solaire directe .....	33
2.2.2	Rayonnement solaire diffus.....	34
2.2.3	Rayonnement solaire global .....	36
2.2.4	Paramètres dérivés de mesures.....	43
2.3	Réseau de mesure radiométrique de l'Algérie.....	44
2.4	Gisement solaire en Algérie .....	46

2.5	Présentation du lieu de recherche .....	47
2.5.1	Unité de recherche en énergies renouvelables en milieu désertique Adrar.....	47
2.5.2	Département de la bioénergie et de l'environnement .....	48
2.5.3	Département de l'énergie de vent .....	49
2.5.4	Département de l'Hydrogène Renouvelable .....	49
2.5.5	Département solaire photovoltaïque.....	49
2.5.6	Département de thermodynamique, thermodynamique solaire et géothermie.....	50
2.5.7	Quantités de précipitations .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2.5.8	Quantités de précipitations par années .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2.5.9	Températures maximales.....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2.5.10	La température d'Adrar par année .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2.5.11	Vitesse du vent .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2.5.12	Vitesse du vent par années .....	<b>Error! Bookmark not defined.</b>
2.6	Conclusion.....	54
<b>3</b>	<b>CHAPITRE03 : Modélisation de rayonnement solaire .....</b>	<b>56</b>
3.1	Introduction .....	56
3.2	Notions sur l'apprentissage statistique .....	56



3.2.1	L'objectif de l'apprentissage statistique.....	56
3.3	Des modèles d'intelligence artificielle utilisés pour estimer le rayonnement solaire .....	58
3.3.1	Support vecteurs machines (SVM) .....	58
3.3.2	Réseaux de neurones artificiels .....	64
3.3.3	Le model RF (Random forest) .....	79
3.3.4	Le Model Hybride .....	83
3.3.5	Etat de l'art d'un différent model .....	86
3.3.6	Conclusion.....	89
<b>4</b>	<b>CHAPITRE 04: Résultats et Discussion Application.....</b>	<b>91</b>
4.1	Introduction .....	91
4.2	Prédiction du rayonnement global quotidiennes .....	91
4.3	Matérielle et méthodes.....	92
4.4	Méthodologie expérimentale .....	93
4.4.1	Région d'étude .....	94
4.4.2	Description de la base de données.....	95
4.4.3	Prétraitement des données .....	96
4.4.4	Division des données.....	96

4.4.5	Choix des modèles .....	97
4.4.6	Entraînement des modèles.....	97
4.4.7	Évaluation des modèles .....	99
4.5	Identification des variables d'entrée les plus performantes pour prédire le rayonnement solaire .....	99
4.5.1	Affichage des résultats .....	101
4.6	Comparaison du Résultats de l'application .....	103
4.7	Les interfaces Graphiques .....	104
4.8	Conclusion .....	111
<b>Conclusion et Perspective .....</b>		<b>112</b>
<b>1</b>	<b>BIBLIOGRAPHIE .....</b>	<b>114</b>

# TABLE DES FIGURES

## CHAPITRE01 :

FIGURE 1- 1 : IMAGE ILLUSTRATIVE DE TROIS REGIONS SPECIFIQUES AU SOLEIL .....	19
FIGURE 1- 2 : SCHEMATISATION DES MOUVEMENTS DE LA TERRE AUTOUR DU SOLEIL .....	20
FIGURE 1- 3 : LES COORDONNEES HORIZONTALES.....	24
FIGURE 1- 4 : LES COMPOSANTS DU RAYONNEMENT SOLAIRE .....	28

## CHAPITRE02 :

FIGURE 2- 1: PYRHELIOMETRE EPPLEY : MESURE DU RAYONNEMENT SOLAIRE DIRECT .....	34
FIGURE 2- 2: PYRANOMETRE: MESURE DU RAYONNEMENT DIFFUS .....	35
FIGURE 2- 3 : ARCEAU D'OMBRAJE POUR PYRANOMETRE.....	36
FIGURE 2- 4 : UN SPECTRORADIOMETRE .....	38
FIGURE 2- 5 : INSTRUMENTS DE MESURE DU RAYONNEMENT SOLAIRE GLOBAL.	39
FIGURE 2- 6 :L'ALBEDO METRE .....	40
FIGURE 2- 7 : L'HELIOGRAPHE DE CAMPBELL-STOKES .....	41
FIGURE 2- 8 : HELIOGRAPHE CIMEL A FIBRE OPTIQUE .....	41
FIGURE 2- 9 : RESEAU D'HELIOGRAPHE (1983-2012) .....	45
FIGURE 2- 10 : RESEAU RADIOMETRIQUE (ONM ET CDER) .....	45
FIGURE 2- 11 : UNITE DE RECHERCHE EN ENERGIES RENOUVELABLES EN MILIEU DESERTIQUE ADRAR .....	47
FIGURE 2- 12 : UNITE DE RECHERCHE EN ENERGIES RENOUVELABLES EN MILIEU DESERTIQUE ADRAR .....	48
FIGURE 2- 13 : QUANTITES DE PRECIPITATIONS .....	50
FIGURE 2- 14 : QUANTITES DE PRECIPITATIONS PAR ANNEES.....	51
FIGURE 2- 15 : TEMPERATURES MAXIMALES .....	52
FIGURE 2- 16 : LA TEMPERATURE D'ADRAR PAR ANNEE.....	52
FIGURE 2- 17 : VITESSE DU VENT.....	53
FIGURE 2- 18 : VITESSE DU VENT PAR ANNEES .....	53

FIGURE 2- 19 :VENT ROSE .....	54
-------------------------------	----

### **CHAPITRE03 :**

FIGURE 3- 1 : LA SEPARATION LES POINTS PAR UN HYPERPLAN.....	60
FIGURE 3- 2 : LES POINTS DE VECTEURS DE SUPPORT.....	61
FIGURE 3- 3 : DETERMINATION DE LE MARGE DE L'SVM. ....	62
FIGURE 3- 4 : REPRESENTATION D'UN NEURONE BIOLOGIQUE .....	65
FIGURE 3- 5 : MODELE D'UN NEURONE FORMEL A N ENTREES.....	67
FIGURE 3- 6 : RESEAU MULTICOUCHE CLASSIQUE .....	70
FIGURE 3- 7 : RESEAU A CONNEXIONS LOCALES.....	71
FIGURE 3- 8 : RESEAU A CONNEXIONS RECURRENTES .....	71
FIGURE 3- 9 : RESEAU A CONNEXIONS COMPLETE .....	72
FIGURE 3- 10 : PERCEPTRON A UNE SEULE COUCHE. ....	75
FIGURE 3- 11 : PERCEPTRON MULTICOUCHE .....	76
FIGURE 3- 12 : RESEAUX DE NEURONES A BASE RADIALE (RBF).....	77
FIGURE 3- 13 : RANDOM FOREST SIMPLE .....	80
FIGURE 3- 14: EL-OUED ET BECHAR CARTE DE L'ALGERIE.....	88

### **CHAPITRE04 :**

FIGURE 4- 1 : VARIATION DU RAYONNEMENT GLOBAL QUOTIDIEN A EL-OUED ENTRE 2010-2021.....	92
FIGURE 4- 2 : GEOGRAPHIE DE WILAYA D'EL-OUED .....	95
FIGURE 4- 3 : RESULTATS DU MODELES SVM .....	101
FIGURE 4- 4 : RESULTATS DU MODELES ANN .....	102
FIGURE 4- 5 : RESULTATS DU MODELES RF.....	102
FIGURE 4- 6 : REPRESENTE LES RESULTATS DU MODELES HYBRIDE.....	103
FIGURE 4- 7: REPRESENTE UNE COMPARAISON DU RESULTATS DE PREDICTION	104
FIGURE 4- 9 :LA PREMIERE FENETRE DE BIENVENUE DE L'APPLICATION .....	105
FIGURE 4- 10 : LA DEUXIEME FENETRE PRINCIPALE .....	106
FIGURE 4- 11:DES BOUTONS SONT DISPONIBLES POUR CONTROLER L'INTERFACE DU PROGRAMME .....	106

FIGURE 4- 12 : UNE NOTICE D'UTILISATION DETAILLEE EST ACCESSIBLE VIA UN BOUTON DEDIE. ....	108
FIGURE 4- 13 : UN BOUTON DE CONTACT EST DISPONIBLE.....	108
FIGURE 4- 14 : LES RESULTATS AVEC LES VALEURS REELLES DU RAYONNEMENT SOLAIRE.....	110

## LISTE DES TABLEAUX

### CHAPITRE2 :

TABLEAU2 1: POTENTIEL SOLAIRE EN ALGERIE [16].....	46
--	----

### CHAPITRE3 :

TABLEAU 3- 1: FONCTIONS DE TRANSFERT F(X) .....	69
TABLEAU 3- 3 : RESULTATS DE PREDICTION POUR TOUS LES MODELES ETUDIES DANS LES VILLES D'EL-OUED ET DE BECHAR.....	88

### CHAPITRE04 :

TABLEAUX 4- 1: PARAMETRES UTILISES. ....	100
TABLEAUX 4- 2 : DIFFERENTES ENTREES SONT UTILISEES POUR ENTRAINER LES MODELES.....	100
TABLEAUX 4- 3:LES DIFFERENTS COEFFICIENTS DE CORRELATION DES MODELES .....	101
TABLEAUX 4- 4: REPRESENTE UNE COMPARAISON ENTRE LES MODELES UTILISER .....	104

## NOMENCLATURE

Symbole	Description	Unité
C	La vitesse de la lumière	m/s
$\lambda$	Longueur d'onde	Degrés
$\Delta$	Déclinaison du soleil	Degrés
N	Le nombre de jours	[-]
$\Omega$	L'angle horaire du soleil	Degrés
TSV	Le temps solaire vrai	Heure
$\Omega_c$	L'angle horaire du soleil à son coucher	Degrés
$\Gamma$	Hauteur du soleil	Degrés
$\Phi$	Latitude du lieu	Degrés
Z	La distance zénithale	Degrés
$\Psi$	L'azimuth	Degrés
TU	Temps universel	Heure
TSM	Temps solaire moyen	Heure
TSV	Temps solaire vrai	Heure
$\Sigma$	La constante de Stefan	W/m <sup>2</sup> /K <sup>4</sup>
P	L'albédo du sol	[-]
SS	La durée du jour mesurée	Heure
SS <sub>0</sub>	La durée maximale théorique	Heure
X	L'espace des entrées	[-]
Y	L'espace des sorties	[-]
N	La taille de l'échantillon	[-]
S	L'échantillon d'apprentissage	[-]
F	Classifieur linéaire	[-]
R	Le coefficient de corrélation	(%)
MAE	Erreur absolue moyenne	Wh/m <sup>2</sup>
RMSE	L'erreur quadratique moyenne	Wh/m <sup>2</sup>
MBE	L'erreur de biais absolue moyenne	Wh/m <sup>2</sup>
MAPE	Erreur absolue moyenne en pourcentage	(%)
$\varphi(x)$	fonction non linéaire	[-]
$x_i$	Caractéristiques du vecteur d'entrée.	[-]
$w_i$	Caractéristiques du vecteur poids synaptique	[-]
$\varepsilon$	constante positive qui représente la force d'apprentissage	[-]
Di	réponse désirée par l'expert humain	[-]

# Introduction générale

Le soleil est une source abondante d'énergie renouvelable qui rayonne vers la Terre à un taux annuel de  $16 \times 10^{15}$  kW/m<sup>2</sup> sur l'ensemble du spectre de la lumière visible. L'utilisation de cette énergie pour produire de l'électricité constitue un enjeu majeur de politique énergétique. L'Algérie bénéficie d'un fort ensoleillement, avec plus de 2 000 heures d'ensoleillement par an sur la majeure partie de son territoire, qui peut atteindre 3 900 heures dans les hautes terres et le désert.

Cela se traduit par une quantité d'énergie solaire reçue quotidiennement sur Terre de 5 kWh/m<sup>2</sup>, soit environ 700 kWh/m<sup>2</sup> par an au nord et 2263 kWh/m<sup>2</sup> au sud. Cette situation positive encourage l'utilisation de l'énergie solaire dans divers domaines, dont la production d'électricité.

Pour évaluer cette énergie solaire, et dans ce contexte, les technologies d'intelligence artificielle (IA) ont prouvé leur capacité à le faire.

Cette thèse propose une nouvelle méthode d'IA pour estimer le rayonnement solaire

Utilisation de SVM, ANN, modèle RF et modèle hybride basé sur les trois algorithmes

Précédemment. Cette approche hybride vise à combiner les avantages de chaque algorithme

Pour obtenir des prévisions précises et fiables du rayonnement solaire, ce travail est divisé en quatre chapitres :

**Chapitre 1:** Notion générale sur gisement solaire.

le premier chapitre, une notion générale sur le gisement solaire est présentée, en mettant l'accent sur le mouvement de la Terre autour du Soleil, les coordonnées équatoriales, les caractéristiques du rayonnement solaire et le temps solaire.

## **Chapitre 2: Mesure de Rayonnement Solaire**

Dans le chapitre 2 de notre étude, nous nous sommes concentrés sur les instruments et les appareils utilisés pour mesurer le rayonnement solaire. Ces outils spécialisés sont indispensables pour obtenir des données précises sur le rayonnement solaire dans le but d'évaluer son potentiel et de développer des systèmes d'énergie solaire efficaces. Parmi ces instruments, nous avons examiné les pyranomètres pour mesurer le rayonnement solaire global, les pyréliomètres pour mesurer le rayonnement solaire direct, et les pyranomètres à ombrage pour mesurer le rayonnement solaire diffus. Ces instruments jouent un rôle clé dans la collecte de données fiables sur le rayonnement solaire, ce qui est essentiel pour progresser dans le domaine de l'énergie solaire.

## **Chapitre 3: Modélisation de rayonnement solaire**

Le troisième chapitre se concentre sur la modélisation du rayonnement solaire en introduisant les notions d'apprentissage statistique et en détaillant les modèles IA utilisés dans ce projet, tels que les SVM, les ANN, les RF, ainsi que le modèle hybride proposé.

## **.Chapitre 4:**

Le quatrième chapitre présente les résultats et les discussions de l'application développée, notamment la prédiction du rayonnement solaire quotidien à partir des modèles entraînés. Une méthodologie expérimentale est exposée, incluant la région d'étude, la description de la base de données, le prétraitement des données, le choix des modèles et les paramètres associés. Les résultats obtenus sont comparés et analysés, mettant en évidence les performances supérieures du modèle hybride.



**Chapitre 01 :**  
**Notion générale sur**  
**Gisement solaire**

## 1 CHAPITRE01 : Notion générale sur gisement solaire

### 1.1 Introduction

Les principales caractéristiques du rayonnement solaire sont résumées dans ce chapitre. Les différentes facettes de l'insolation solaire, sa distribution spectrale, les variations dues aux facteurs saisonniers et atmosphériques, et les méthodes de calcul des surfaces horizontales et inclinées basées sur des considérations géométriques et saisonnières sont toutes abordées dans ce chapitre.

### 1.2 Le Soleil et le rayonnement solaire

Le soleil est une énorme sphère composée principalement d'hydrogène et de gaz. Son diamètre mesure 1 391 000 km, ce qui est environ 100 fois plus grand que celui de la Terre. Sa masse est estimée à environ  $2,10^{27}$  tonnes.

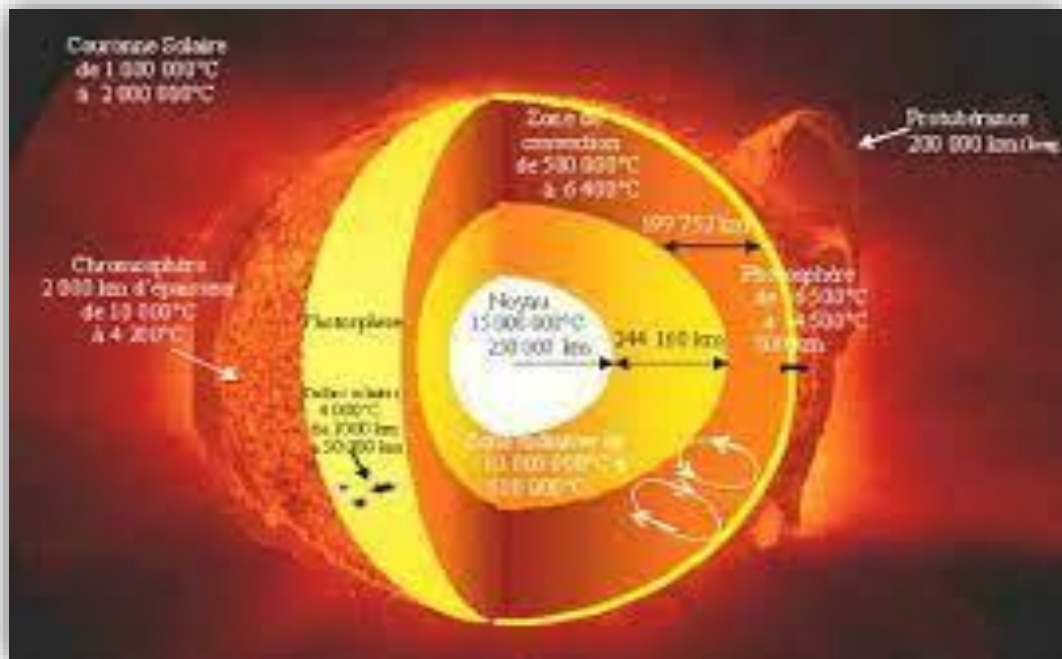
L'énergie du soleil provient des réactions thermo-nucléaires qui se produisent à l'intérieur. Chaque seconde, ces réactions transforment environ 564 millions de tonnes d'hydrogène en 560 millions de tonnes d'hélium. La différence de masse, soit environ 4 millions de tonnes, est convertie en énergie selon la formule  $E=mc^2$ . Au total, cela représente une production d'énergie d'environ  $3,6 \times 10^{22}$  kilowatts. Étant donné que la Terre se situe à une distance d'environ 150 millions de kilomètres du soleil, elle reçoit une énergie d'environ  $1,8 \times 10^{14}$  kilowatts.

Le rayonnement solaire désigne l'ensemble des ondes électromagnétiques émises par le soleil. Il comprend la lumière visible, les ultraviolets, ainsi que des ondes radio et des rayons cosmiques [1].

# CHAPITRE 1:Notion générale sur gisement solaire

On distingue trois régions particulières dans le soleil [2] :

- ✚ **L'intérieur** : Du soleil est composé de trois zones distinctes : le noyau, la zone radiative et la zone convective. Cette région représente environ 40% de la masse totale du soleil et s'étend sur une épaisseur d'environ 25104 km. Les températures y atteignent plusieurs millions de degrés et la pression est d'environ un milliard d'atmosphères.
- ✚ **La photosphère** : Est une couche opaque d'environ 300 km d'épaisseur. Sa température varie de quelques millions de degrés dans sa partie inférieure à une température de surface d'environ 4500°C.
- ✚ **La chromosphère et la couronne solaire forment l'atmosphère du soleil** : Elles sont caractérisées par une faible densité et une dilution importante de la matière. La température dans ces couches est très élevée, atteignant environ un million de degrés, tandis que le rayonnement émis est relativement faible.



**Figure 1- 1 : Image illustrative de trois régions spécifiques au soleil**

## 1.3 Mouvement de la terre au tour du soleil

Le mouvement de la Terre le long de sa trajectoire est continu et uniforme, avec une vitesse moyenne de 29,8 km/s (ou 107 280 km/h). Par conséquent, pendant une année, la Terre se déplace d'environ un degré chaque jour sur sa trajectoire de rotation (360 degrés divisés par 365 jours). L'orbite terrestre autour du soleil forme un angle de  $23^{\circ}27'$  avec le plan de l'équateur.

L'axe des pôles terrestres reste parallèle à lui-même lors de la rotation, ce qui donne l'impression d'un mouvement annuel de la Terre autour du soleil sous la forme d'une translation géométrique avec une trajectoire circulaire [3].

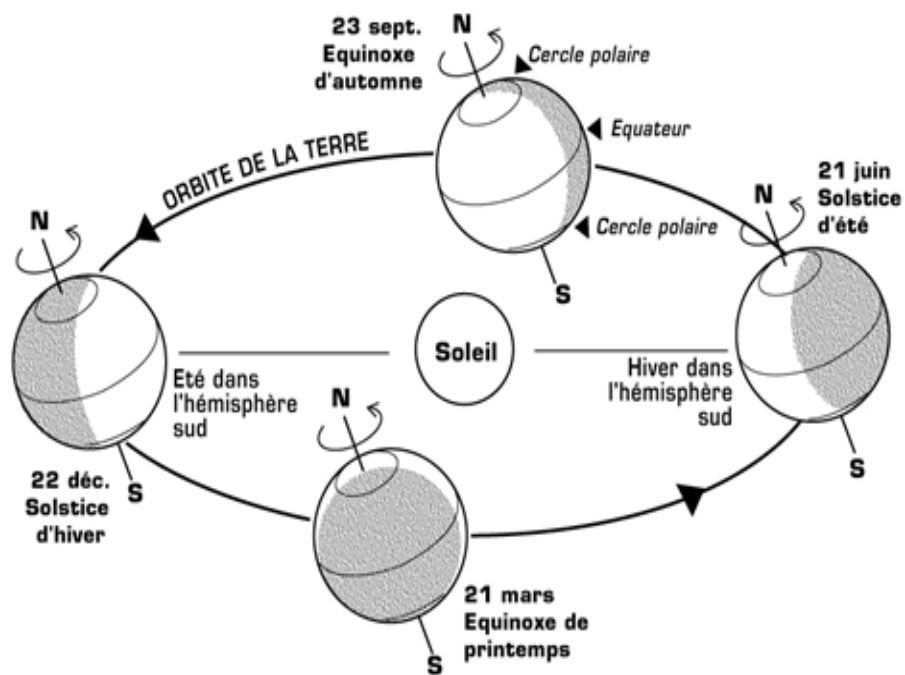


Figure 1- 2 : Schématisation des mouvements de la terre autour du soleil

## 1.4 Mouvement apparent du soleil

## 1.5 Les coordonnées équatoriales (Coordonnées horaires)

Les coordonnées équatoriales ne sont pas influencées par la position de l'observateur sur Terre, mais plutôt par le moment de l'observation. Les deux angles représentent la position du soleil :

### 1.5.1 Déclinaison $\delta$

L'angle entre le vecteur reliant le soleil et la terre et sa projection sur le plan équatorial est déterminé par l'inclinaison de l'axe des pôles de la Terre par rapport au plan de l'ellipse. Cette inclinaison joue un rôle dans les saisons et varie tout au long de l'année, avec une amplitude comprise entre  $-23,45^\circ$  et  $+23,45^\circ$ .

Les équinoxes de printemps (21 mars) et d'automne (23 septembre) correspondent à un angle de  $0^\circ$ , tandis que les solstices d'été (22 juin) et d'hiver (22 décembre) correspondent à l'angle maximal.

La variation diurne de la déclinaison  $\delta$  est d'environ  $0,5^\circ$ . Il est calculé par l'équation approximative de Copernic [4]:

$$\delta = 23.45 \sin \left[ 360 \frac{(284 + N)}{365} \right] \quad (1.1)$$

N : est le nombre de jours de l'année comptés à partir du 1er janvier, il varie de 1 à 365 ou 366 selon l'année.

### 1.5.2 Angle Horaire $\omega$

L'angle horaire d'un point situé sur la surface de la Terre représente la mesure de l'angle selon lequel la Terre tourne pour amener le méridien de cet endroit directement en face. Lorsqu'il est midi solaire, l'angle horaire est de zéro.

À chaque heure qui s'écoule, l'angle horaire augmente de 15 degrés, ce qui équivaut à une progression de 4 minutes par longitude. Les heures de l'après-midi sont considérées comme des valeurs positives. L'angle horaire  $\omega$  (°) est donné par :

$$\omega = 15 (TSV - 12) \quad (1.2)$$

TSV est le temps solaire vrai en heure [5].

L'angle horaire du coucher du soleil  $\omega_c$  est l'angle horaire solaire correspondant au coucher du soleil. Elle est donnée par l'équation suivante [4] :

$$\omega_c = \cos^{-1}(-\tan(\varphi) \tan(\delta)) \quad (1.3)$$

Parce que l'angle horaire au lever du soleil est exactement opposé à l'angle horaire au coucher du soleil.

## 1.5.3 Coordonnées Horizontales

Les coordonnées horizontales dépendent du lieu d'observation. Leur plan de référence est le plan horizontal, perpendiculaire à la ligne verticale du lieu. Un objet est identifié dans ce système de coordonnées par les composants suivants :

### 1.5.3.1 La hauteur du soleil (h)

L'angle entre la direction du soleil et le plan horizontal est couramment appelé altitude ou élévation angulaire du soleil. Cet angle, représenté par  $\gamma$ , peut varier de  $0^\circ$  (lorsque le soleil est directement au-dessus de l'horizon) à  $+90^\circ$  (pointant vers le zénith) et de  $0^\circ$  à  $-90^\circ$  (pointant vers le nadir). La mesure de la hauteur du soleil peut être calculée à l'aide d'une formule largement connue, qui a également été adoptée par Cardrou [5]:

La terre décrit auto

$$\sin(\gamma) = [\sin(\varphi) \cdot \sin(\delta)] + [\cos(\varphi) \cdot \cos(\delta) \cdot \cos(\omega)] \quad (1.4)$$

Où  $\varphi$  : latitude du lieu

$\delta$  : déclinaison solaire

$\omega$  : angle horaire solaire

### 1.5.3.2 Distance zénithale $z$

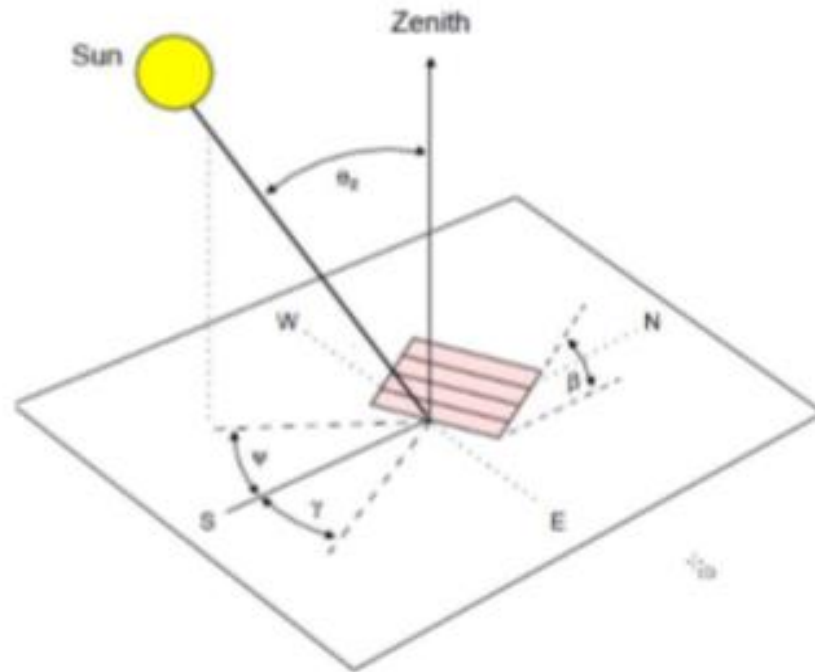
C'est l'angle entre la direction du soleil et la direction verticale (zénith) à cet endroit. L'angle  $z$  est complémentaire de  $\delta$  [5].

$$\cos(z) = [\sin(\varphi) \cdot \sin(\delta)] + [\cos(\varphi) \cdot \cos(\delta) \cdot \cos(\omega)] \quad (1.5)$$

### 1.5.3.3 Azimut $\psi$

L'azimut représente l'angle mesuré entre le plan vertical contenant le rayon du soleil et la direction sud. Sa valeur est calculée en parcourant un angle de  $0^\circ$  à  $360^\circ$  dans le sens inverse des aiguilles d'une montre. À midi, l'azimut est égal à 0 [5]. Les azimuts augmentent positivement vers l'ouest lorsque  $\psi > 0$ , et négativement vers l'est lorsque  $\psi < 0$ . L'azimut s'exprime comme suit :

$$\cos(\psi) = \frac{\cos(\delta) \sin(\omega)}{\cos(\gamma)} \quad (1.6)$$



**Figure 1- 3 : Les coordonnées horizontales**

## 1.6 La Rayonnement soleil

Une forme d'énergie électromagnétique produite par notre étoile, le soleil, est connue sous le nom de rayonnement solaire.

Le rayonnement solaire est mesuré en fonction de la quantité d'énergie reçue par unité de surface de la Terre, généralement exprimée en pieds carrés. Cette énergie est essentielle pour soutenir toutes les formes de vie sur notre planète.

Le soleil produit de l'énergie grâce à des réactions nucléaires qui se déroulent en son cœur, tandis que l'énergie émise à partir de sa surface reste relativement constante.

Toutefois, le rayonnement solaire varie considérablement d'un endroit à l'autre et fluctue au cours de l'année sur la surface visible de la Terre. La position du soleil par rapport à la surface de réception a un impact significatif sur la quantité de rayonnement solaire atteignant la surface terrestre [2].



## 1.6.1 Caractéristiques du rayonnement solaire

Le rayonnement solaire parvient à la surface de la Terre après avoir parcouru une distance moyenne d'environ 150 millions de kilomètres. Il se compose de photons se déplaçant presque parallèlement les uns aux autres et possède une densité d'énergie d'environ 1367 watts par mètre carré.

En raison des variations de la distance entre la Terre et le Soleil, ce flux solaire, bien qu'assez constant, subit une évolution tout au long de l'année, avec une variation d'environ( 3%) [6] .

Le rayonnement solaire présente différentes caractéristiques qui définissent l'émission de rayonnement par le Soleil et sont mesurables à la surface de la Terre.

Voici un résumé sans plagiat des principales caractéristiques :

- ✚ **Intensité** : L'intensité du rayonnement solaire est mesurée en watts par mètre carré ( $W/m^2$ ) et représente la quantité d'énergie solaire reçue par unité de surface à un moment donné.
- ✚ **Longueur d'onde** : Le rayonnement solaire est composé d'une gamme de longueurs d'onde allant de l'ultraviolet (UV) au visible et à l'infrarouge (IR). La plage de longueurs d'onde de la lumière visible, qui se manifeste sous forme de couleurs, se situe entre 400 et 700 nanomètres (nm).
- ✚ **Direction** : La direction du rayonnement solaire peut varier en fonction de la position du Soleil dans le ciel et de l'heure de la journée. Cette caractéristique est importante pour l'orientation optimale des panneaux solaires et des bâtiments afin de maximiser l'exposition au soleil.
- ✚ **Durée** : La durée du rayonnement solaire dépend de la saison, de la latitude et de la couverture nuageuse. Les heures d'ensoleillement sont plus longues en été et aux latitudes proches de l'équateur
- ✚ **Variabilité** : Le rayonnement solaire peut varier en fonction de l'activité solaire, des cycles des taches solaires et des éruptions solaires. Ces variations peuvent avoir un impact sur la quantité et la qualité de l'énergie solaire disponible pour les applications énergétiques.

✚ **Diffusion** : Le rayonnement solaire peut être diffusé dans l'atmosphère, ce qui peut affecter la quantité de rayonnement solaire atteignant la surface de la Terre et la qualité de la lumière solaire disponible. La diffusion est influencée par les nuages, les aérosols atmosphériques et la pollution.

## 1.6.2 Le rôle De L'atmosphère

Dans le rayonnement solaire est essentiel, car elle agit comme un filtre et modifie le rayonnement solaire qui atteint la surface de la Terre. Lorsque le rayonnement solaire pénètre dans l'atmosphère terrestre, il est réfléchi, absorbé ou transmis.

La couche d'ozone dans la haute atmosphère absorbe une grande partie du rayonnement ultraviolet (UV), ce qui protège la vie sur Terre des effets nocifs de ce type de rayonnement. De plus, l'atmosphère contient des gaz tels que le dioxyde de carbone (CO<sub>2</sub>) et la vapeur d'eau qui absorbent le rayonnement infrarouge, contribuant ainsi à maintenir une température favorable à la vie sur Terre.

L'atmosphère diffuse également une partie du rayonnement solaire, ce qui crée une luminosité diffuse ou une lumière du ciel, visible notamment à l'aube et au crépuscule. Les nuages, les aérosols et autres particules présentes dans l'atmosphère peuvent également réfléchir ou absorber une partie du rayonnement solaire, ce qui influence la quantité de rayonnement solaire atteignant la surface de la Terre.

## 1.6.3 La qualité de l'air

Peut également avoir un impact sur la quantité et la qualité du rayonnement solaire atteignant la surface de la Terre. Les particules en suspension dans l'air, telles que les aérosols, la poussière et la fumée, peuvent diffuser et absorber le rayonnement solaire, réduisant ainsi son intensité.

De plus, la pollution de l'air peut modifier la composition de l'atmosphère, affectant ainsi la qualité du rayonnement solaire. Par exemple, les émissions de gaz à effet de serre peuvent

influencer la température de l'atmosphère, ce qui a un impact sur la quantité de rayonnement solaire qui atteint la surface de la Terre.

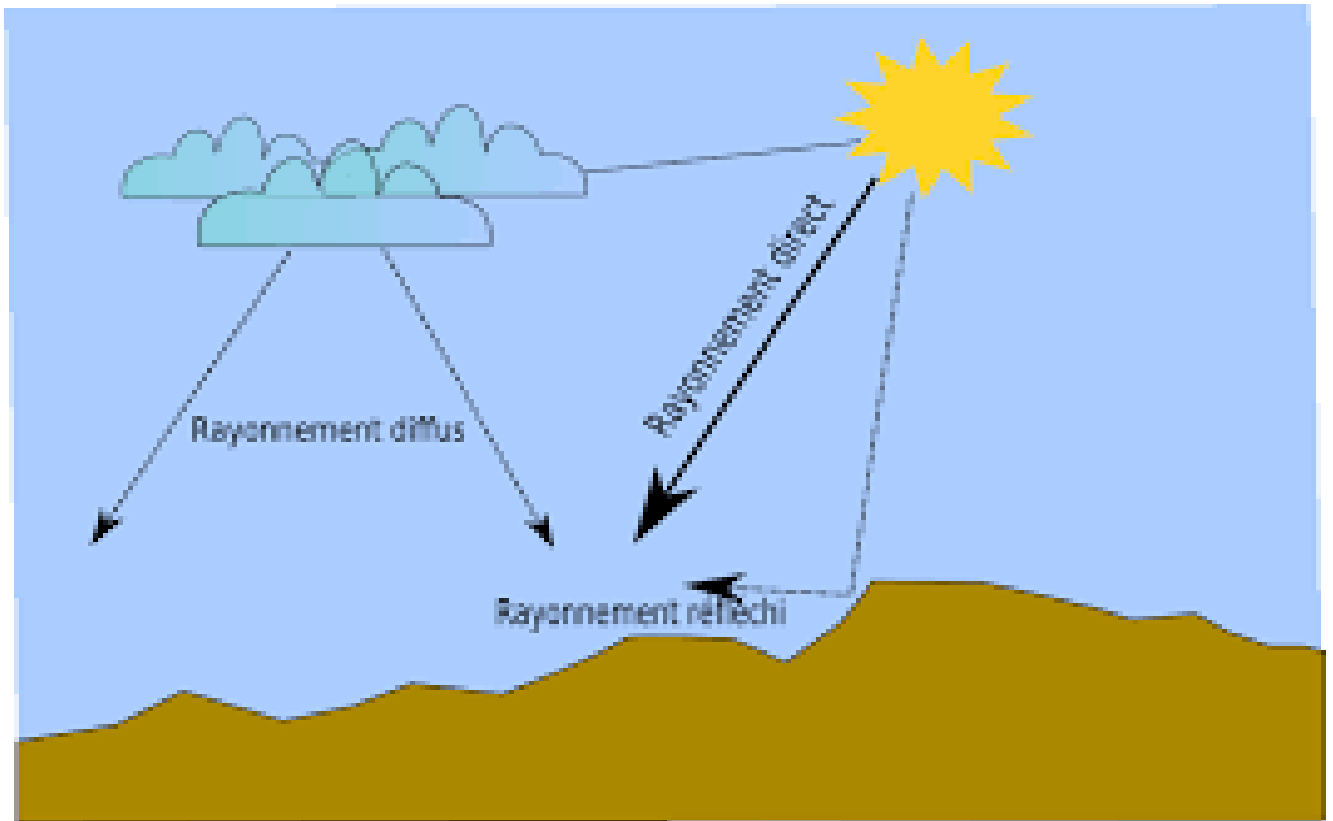
Les variations de la qualité de l'air peuvent également influencer la diffusion et la réflexion de la lumière solaire, ce qui entraîne des variations de luminosité et de couleur du ciel. Ces variations peuvent avoir des effets importants sur l'énergie solaire disponible pour la photosynthèse des plantes et sur la perception visuelle des êtres vivants.

### **1.6.4 Dégérent composantes de rayonnement solaire**

L'atmosphère a un impact important sur le rayonnement solaire émis par le soleil en le modifiant. Par conséquent, seulement deux composantes principales du rayonnement solaire atteignent la surface terrestre : le rayonnement direct et le rayonnement diffus. L'albédo, qui mesure la quantité de rayonnement solaire réfléchié par la surface de la Terre, est représenté dans la figure ci-dessous :

#### **1.6.4.1 Rayonnement direct**

Le rayonnement direct est le rayonnement solaire qui atteint directement la surface terrestre sans dispersion. Il joue un rôle important dans l'absorption d'énergie par les systèmes photovoltaïques, tandis que le rayonnement diffus et le rayonnement direct contribuent ensemble à la formation du rayonnement global [7].



**Figure 1- 4 : Les composants du rayonnement solaire**

### 1.6.4.2 Rayonnement diffus

Le rayonnement diffus se produit lorsque la lumière solaire directe est dispersée par les nuages, les particules atmosphériques et réfractée par le sol. Contrairement au rayonnement direct, il n'a pas de direction spécifique. [7]

### 1.6.4.3 Rayonnement globale

Le rayonnement global représente la quantité totale d'énergie rayonnante du soleil qui atteint une surface horizontale de la Terre pendant une période de temps donnée. Environ  $1\ 000\ \text{W/m}^2$  est le rayonnement solaire vertical typique.

Le rayonnement global est la somme de trois composantes : le rayonnement direct, le rayonnement diffus et le rayonnement réfléchi [7].

## 1.7 Le temps solaire

La terre se déplace de deux manières différentes : elle tourne autour de l'axe des pôles et elle se déplace en cercle autour du soleil. La notion de jour solaire est établie par le mouvement de la Terre par rapport à elle-même. Le chiffre d'affaires complet est effectué dans les 24 heures. Ainsi, ils ont mis en avant la définition du temps. Parce qu'il y a un angle de 15 degrés dans l'air toutes les heures. Les saisons sont déterminées par la rotation de la Terre autour du Soleil, ce qui permet également de déterminer l'heure solaire vraie [8] .

### 1.7.1 Le temps solaire vrai (TSV)

L'angle horaire du Soleil à un instant et en un lieu donné, indiqué par les cadrans solaires et les héliographes. Il est calculé en utilisant la formule  $TSV = 12 + \omega/15$ , où  $\omega$  représente l'angle en degrés. Si  $\omega$  est égal à zéro, le TSV est 12h00. Si  $\omega$  est négatif, c'est le matin, et s'il est positif, c'est l'après-midi.

### 1.7.2 Le temps solaire moyen (T.S.M)

Parfois appelé temps local, est calculé en utilisant la formule  $TSM = TSV - ET$ , où ET représente l'équation du temps qui corrige le TSV par rapport au TSM, exprimée en minutes.

### 1.7.3 Le temps universel (TU)

Le temps civil moyen du méridien de Greenwich (méridien d'origine), également connu sous le nom de GMT (Greenwich Mean Time). Il est calculé en utilisant la formule  $TU = TSM - \lambda/15$ , où  $\lambda$  représente la longitude. Pour les villes situées à l'est de Greenwich,  $\lambda$  est positif, et pour les villes situées à l'ouest de Greenwich,  $\lambda$  est négatif. Le TU est égal au TSM pour le méridien de Greenwich.

Ces trois concepts sont utilisés pour mesurer le temps en fonction de la position du Soleil et sont importants dans divers domaines tels que la navigation, l'astronomie et la météorologie.

## 1.8 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons abordé plusieurs concepts importants liés au gisement solaire et aux capteurs solaires. Nous avons défini le gisement solaire comme étant l'ensemble des ressources solaires disponibles à un endroit donné. Nous avons également expliqué ce qu'est un capteur solaire, qui est un dispositif permettant de convertir l'énergie solaire en énergie utilisable. Nous avons discuté de la définition du soleil et de la durée d'insolation, c'est-à-dire la période pendant laquelle le soleil est visible dans le ciel.

Nous avons également abordé les notions et les composantes des coordonnées terrestres, ainsi que le mouvement de la terre autour du soleil et les différents types de coordonnées solaires. Enfin, nous avons présenté les divers types de rayonnement solaire.

En conclusion, l'utilisation efficace d'un capteur solaire permet une exploitation optimale de l'énergie solaire.

**Chapitre 02 :**  
**MESURE DU RAYONNEMENT**  
**SOLAIRE**

### 2 CHAPITRE02: Mesure du Rayonnement Solaire

#### 2.1 Introduction

Ce chapitre traite des divers instruments utilisés pour mesurer le rayonnement solaire, et présente une description des réseaux de surveillance du rayonnement solaire en Algérie.

L'étude du rayonnement solaire global dans les régions désertiques du sud de l'Algérie est réalisée par le biais d'analyses effectuées au Centre de Recherche Appliquée aux Energies Renouvelables, situé en Algérie. Les mesures obtenues sont exprimées à l'aide de formules spécifiques, développées par le Centre de Recherche.

#### 2.2 Mesure du rayonnement solaire

La mesure du rayonnement solaire est une étape clé pour comprendre et exploiter l'énergie solaire. Plusieurs méthodes peuvent être utilisées pour mesurer le rayonnement solaire,

La planification de projets solaires d'envergure requiert l'installation de stations et d'instruments radiométriques de haute précision afin de garantir des données fiables. Les mesures du rayonnement solaire au sol sont généralement effectuées à l'aide de pyranomètres pour le rayonnement global et diffus, couvrant la gamme de longueurs d'onde de 0,3 à 3 $\mu\text{m}$ , et de pyréliomètres pour le rayonnement direct à incidence normale. Ces capteurs sont spécialement conçus pour mesurer l'intensité du rayonnement électromagnétique émis directement par le Soleil ou réfléchi par l'environnement (tel que l'atmosphère et les nuages), avec des mesures exprimées en éclaircissements et unité de mesure en  $\text{W}/\text{m}^2$ .

La courbe typique de l'ensoleillement au cours d'une journée se présente sous la forme d'une cloche, avec une valeur minimale au lever du Soleil, une valeur maximale aux alentours du midi solaire, et une diminution pour retrouver une autre valeur minimale au coucher du Soleil. L'ensoleillement peut également exprimer la quantité d'énergie solaire captée sur un plan pendant un intervalle de temps déterminé.



Les paramètres liés au rayonnement solaire peuvent être distingués selon leur origine, leur composition ou la méthode de mesure utilisée [10].

On distingue principalement selon son origine, sa constitution ou son mode de mesure

Les paramètres suivants :

### 2.2.1 Rayonnement solaire direct

Ce type de rayonnement est mesuré à l'aide d'un instrument appelé pyrhéliomètre. Le pyrhéliomètre est conçu pour mesurer l'intensité du rayonnement solaire direct à incidence normale, c'est-à-dire perpendiculaire aux rayons du Soleil.

**✚ Le pyrhéliomètre :** Le pyrhéliomètre est un appareil utilisé pour mesurer le rayonnement solaire direct à incidence normale, c'est-à-dire le rayonnement solaire qui arrive perpendiculairement aux rayons du Soleil. Voici les étapes pour mesurer le rayonnement solaire avec un pyrhéliomètre :

- Assurez-vous que le pyrhéliomètre est correctement installé dans un endroit dégagé, sans obstructions telles que des arbres ou des bâtiments qui pourraient bloquer la lumière directe du Soleil.
  
- Pointez le pyrhéliomètre directement vers le Soleil. Cela peut être fait en utilisant les graduations et les indicateurs de position sur le pyrhéliomètre, ainsi que des outils supplémentaires tels que des niveaux à bulle pour garantir que le pyrhéliomètre est aligné correctement.
  
- Lisez les données affichées sur le pyrhéliomètre. Le pyrhéliomètre enregistre les données de rayonnement solaire sous forme de tensions électriques, qui sont ensuite converties en unités de mesure de rayonnement solaire direct ( $W/m^2$ ).



**Figure 2- 1: Pyrhéliomètre Eppley**

### 2.2.2 Rayonnement solaire diffus

La quantification du rayonnement solaire diffus nécessite l'utilisation d'un instrument particulier connu sous le nom de « pyranomètre »

**✚ Le pyranomètre :** Le rayonnement solaire diffus peut être mesuré à l'aide d'un pyranomètre, qui est un instrument de mesure de la radiation solaire. Pour mesurer le rayonnement solaire diffus, le pyranomètre est équipé d'un diffuseur intégré qui permet de mesurer la quantité de rayonnement solaire qui est dispersé dans l'atmosphère avant d'atteindre la surface terrestre.

Le diffuseur est conçu pour simuler la façon dont la lumière solaire est diffusée dans l'atmosphère par les nuages, la brume et les particules de poussière. Les pyranomètres peuvent également être équipés d'un arceau d'ombrage pour minimiser les erreurs de mesure causées par les rayons directs du Soleil.

Les données collectées par le pyranomètre sont ensuite utilisées pour calculer la quantité de rayonnement solaire diffus qui atteint la surface terrestre. Le rayonnement solaire diffus est important pour la photosynthèse, la croissance des plantes et pour les applications

énergétiques telles que l'énergie solaire thermique et photovoltaïque. Les données sur le rayonnement solaire diffus sont également utilisées dans les domaines de la météorologie et de la climatologie pour étudier les changements climatiques et les conditions météorologiques à l'échelle mondiale. [2 ,4].



**Figure 2- 2: Pyranomètre [10]**

**✚ Arceau d'ombrage pour pyranomètre** Un arceau d'ombrage est un accessoire couramment utilisé avec les pyranomètres pour minimiser les erreurs de mesure causées par les rayons directs du Soleil. Lorsque le pyranomètre est exposé directement au Soleil, il peut mesurer une quantité excessive de rayonnement solaire, car il est incapable de faire la distinction entre la lumière directe et diffuse. Cela peut conduire à des données erronées et à une estimation incorrecte de la quantité d'énergie solaire disponible pour les applications énergétiques.

L'arceau d'ombrage est conçu pour fournir une protection contre les rayons directs du Soleil en bloquant la lumière directe pendant les heures les plus ensoleillées de la journée. Il est généralement composé d'une structure en forme de dôme qui se place au-dessus du pyranomètre et qui est équipé d'un matériau qui permet de réfléchir les rayons

directs du Soleil. Cela permet au pyranomètre de mesurer plus précisément la quantité de rayonnement solaire diffus qui parvient à la surface terrestre.

Les arceaux d'ombrage sont souvent utilisés dans les applications énergétiques, la recherche scientifique, la météorologie et la climatologie pour assurer des mesures précises du rayonnement solaire.



**Figure 2- 3 : Arceau d’ombrage pour pyranomètre**

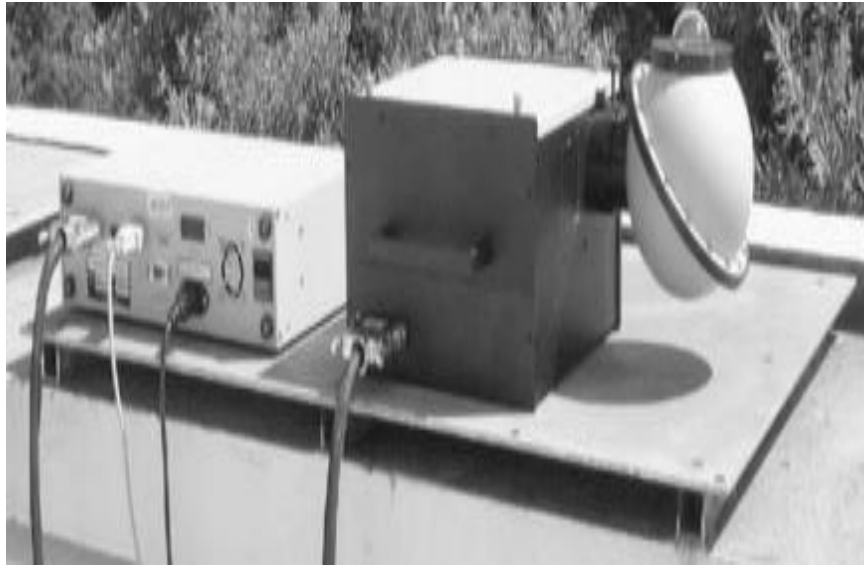
### 2.2.3 Rayonnement solaire global

Il existe plusieurs instruments de mesure du rayonnement solaire global, voici quelques exemples :

✚ **Le pyranomètre** : C'est l'instrument le plus couramment utilisé pour mesurer le rayonnement solaire global. Il s'agit d'un capteur qui mesure la radiation solaire globale directe et diffuse reçue sur une surface horizontale. Le pyranomètre est un instrument de mesure utilisé pour mesurer le rayonnement solaire global. Voici les étapes pour mesurer le rayonnement solaire global avec un pyranomètre :

- Placez le pyranomètre sur une surface horizontale dégagée, de préférence sur un mât de mesure, et orientez-le vers le ciel.

- Assurez-vous que le pyranomètre est de niveau et qu'il n'est pas obstrué par des arbres, des bâtiments ou d'autres objets.
  - Connectez le pyranomètre à un enregistreur de données ou à un ordinateur équipé d'un logiciel de mesure pour enregistrer les mesures.
  - Laissez le pyranomètre mesurer le rayonnement solaire global pendant une période donnée, généralement une heure, une journée ou une année.
  - Récupérez les données enregistrées par le pyranomètre et analysez-les à l'aide d'un logiciel de traitement des données pour calculer le rayonnement solaire global.
  - De plus, il est important de prendre en compte les conditions météorologiques, telles que la couverture nuageuse et les conditions atmosphériques, lors de l'interprétation des données mesurées par le pyranomètre.
- ✚ **Le radiomètre** : C'est un instrument qui mesure le rayonnement solaire à des longueurs d'onde spécifiques. Les radiomètres sont utilisés pour mesurer le rayonnement solaire ultraviolet (UV), le rayonnement visible et le rayonnement infrarouge (IR).
- ✚ **Le bolomètre** : C'est un instrument qui mesure l'énergie radiative en détectant l'augmentation de température causée par l'absorption du rayonnement. Les bolomètres sont très sensibles et sont utilisés pour mesurer le rayonnement solaire à des longueurs d'onde spécifiques.
- ✚ **Le luxmètre** : C'est un instrument qui mesure l'éclairement lumineux, c'est-à-dire la quantité de lumière visible qui frappe une surface donnée. Les luxmètres sont souvent utilisés pour mesurer l'énergie solaire pour des applications d'éclairage.
- ✚ **Le spectroradiomètre** : Est un instrument qui mesure l'intensité du rayonnement solaire à différentes longueurs d'onde. Les spectroradiomètres sont utilisés pour étudier la composition spectrale du rayonnement solaire [11].



**Figure 2- 4 : Un spectroradiomètre**

La figure ci-dessus illustré ci-dessus présente un spectroradiomètre équipé d'un dispositif sphérique pour capter le rayonnement solaire global sur son côté droit, un spectromètre au centre, ainsi que de l'électronique de commande et de numérisation à gauche, reliée à un microprocesseur. L'objectif de cet appareil est de mesurer le spectre du rayonnement solaire dans une plage de longueurs d'onde allant de 250 nm à 800 nm [9] .

Ces instruments sont utilisés pour mesurer le rayonnement solaire global à des fins diverses, telles que la planification de l'implantation de panneaux solaires, la mesure de l'énergie solaire disponible pour les cultures agricoles, l'étude des variations saisonnières et diurnes du rayonnement solaire, et la mesure de l'impact du rayonnement solaire sur la santé humaine et l'environnement.



**Figure 2- 5 : Instruments de mesure du rayonnement solaire global**

(a): Pyrhéliomètre (mesure du rayonnement direct), (b): Pyranomètre (mesure du rayonnement global et diffus). (Photo de l'Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables – U

### 2.2.3.1 L'albédo du sol

L'albédo du sol peut être défini comme le rapport du rayonnement solaire qui est diffusé ou réfléchi par la surface du sol, par rapport au rayonnement solaire global.

Pour mesurer l'albédo, on utilise un instrument appelé albédomètre, qui est composé de deux pyranomètres installés en opposition. L'un des pyranomètres mesure le rayonnement solaire global, tandis que l'autre mesure le rayonnement solaire réfléchi par la surface. Pour obtenir une mesure précise, il est important que la surface observée par le deuxième capteur soit suffisamment homogène, et que le signal mesuré soit représentatif de l'intégralité du flux réfléchi dans toutes les directions. L'albédomètre doit être placé à une certaine distance du sol pour éviter toute interférence avec les objets environnants [21].



**Figure 2- 6 :l'Albédo mètre [14].**

### **2.2.3.2 La durée d'insolation**

La durée d'exposition directe au soleil entre le lever et le coucher du soleil pour un endroit donné sur Terre est appelée durée d'insolation ou d'enseillement. Cette mesure peut être obtenue à l'aide d'un héliographe [15]. En l'absence de nuages, la durée d'insolation est généralement équivalente à la durée du jour. Les durées d'insolation mensuelle et annuelle sont calculées en cumulant les durées d'insolation des différentes journées. Un héliographe est l'instrument utilisé pour mesurer ce paramètre. [12,13].

**✚ L'héliographe de Campbell-Stokes :** L'instrument utilisé dans la plupart des stations météorologiques ainsi que pour les applications énergétiques et écologiques est appelé "pyranomètre". Il a été adopté en 1962 comme instrument de référence par l'Organisation météorologique mondiale (OMM). Le pyranomètre permet de mesurer la durée d'enseillement quotidienne avec une résolution de six minutes. Il mesure la durée pendant laquelle le rayonnement solaire direct atteint une puissance suffisante (généralement plus de  $120 \text{ W/m}^2$ ) pour brûler ou décolorer une bande de papier qui est changée chaque jour.

La longueur des parties brûlées sur le papier permet de calculer la durée d'insolation.



L'évolution technologique de la fin du siècle dernier a conduit au remplacement de ces instruments "statiques" par des instruments "dynamiques" équipés de capteurs qui émettent un signal régulier générant une impulsion dès que l'éclairement reçu par le capteur dépasse  $120 \text{ W/m}^2$ . Il s'agit d'un système électronique capable de mesurer l'insolation solaire de manière autonome et automatique à partir d'un procédé utilisant des photodiodes.



**Figure 2- 7 : L'héliographe de Campbell-Stokes [13].**

Un héliographe à fibre optique a été développé pour mesurer automatiquement l'insolation



**Figure 2- 8 : Héliographe Cimel à fibre optique**

### 2.2.3.3 La nébulosité

La nébulosité, ou la quantité de nuages dans le ciel, a un effet sur la quantité de rayonnement solaire qui atteint la surface de la Terre. Les nuages reflètent une partie de la lumière solaire, ce qui réduit la quantité de lumière qui atteint la surface de la Terre.

Cependant, les nuages peuvent également agir comme un filtre pour la lumière solaire, en diffusant la lumière dans différentes directions et en réduisant la quantité de lumière directe qui atteint la surface de la Terre. En général, les nuages ont un effet refroidissant sur la surface de la Terre, car ils réfléchissent plus de lumière solaire que la quantité de chaleur qu'ils emprisonnent.

En outre, les différents types de nuages ont des effets différents sur le rayonnement solaire. Les nuages épais et sombres, tels que les cumulonimbus, ont tendance à réfléchir plus de lumière solaire que les nuages minces et blancs, tels que les cirrus. Les nuages bas, comme les stratus, peuvent également réduire la quantité de lumière solaire qui atteint la surface de la Terre en bloquant la lumière directe.

La mesure de la nébulosité est considérée dans les analyses du rayonnement solaire car elle est le principal facteur qui affecte son affaiblissement. Cette mesure est évaluée en Octal, où une valeur de 0 indique un ciel sans nuages et une valeur de 8 indique un ciel complètement couvert [16, 17].

En somme, la nébulosité joue un rôle important dans notre relation avec le rayonnement solaire. Elle peut avoir un effet significatif sur la quantité de lumière solaire qui atteint la surface de la Terre, ainsi que sur la température et les conditions météorologiques.

## 2.2.4 Paramètres dérivés de mesures

### 2.2.4.1 La fraction d'insolation et indice de clarté

La mesure de la fraction d'insolation et de l'indice de clarté joue un rôle crucial dans l'évaluation du rayonnement solaire.

La fraction d'insolation représente la proportion de lumière solaire atteignant la surface terrestre par rapport à la quantité totale disponible. Elle est exprimée en pourcentage et peut être influencée par divers facteurs tels que la latitude, l'heure du jour, la saison, la couverture nuageuse et la qualité de l'air.

L'indice de clarté, quant à lui, est un indicateur de la qualité de la lumière solaire qui parvient à la surface terrestre. Il est généralement calculé à partir des mesures de la fraction d'insolation et de la couverture nuageuse. Un indice de clarté élevé indique une bonne qualité de la lumière solaire, avec moins de nuages et d'obstacles à traverser.

Cet indice revêt une grande importance dans l'évaluation de la disponibilité du rayonnement solaire pour la production d'énergie solaire. En effet, les installations solaires sont plus efficaces lorsqu'elles sont exposées à une lumière solaire de haute qualité, caractérisée par un indice de clarté élevé.

La fraction d'insolation et l'indice de clarté sont des paramètres essentiels pour mesurer à la fois la quantité et la qualité de la lumière solaire disponible. Leur utilisation est répandue dans de nombreux domaines, tels que la production d'énergie solaire, la surveillance climatique et l'agriculture.

Pour estimer les moyennes mensuelles du rayonnement solaire global, il est courant d'utiliser la fraction d'insolation en relation avec la durée maximale théorique de la période considérée. Cette méthode, souvent basée sur des modèles de régression, est largement utilisée pour évaluer la quantité de rayonnement solaire reçue sur une période donnée.

$$\sigma = \frac{SS}{SS0} \quad (2.1)$$

La durée du jour, représentée par SS, est comparée à la durée maximale théorique du jour, SS0. En plus de la fraction d'insolation, un autre paramètre qui prend en compte les différences dues à la couverture nuageuse et à la visibilité du lieu est l'indice de clarté du ciel, Kt. Ce paramètre est défini comme le rapport entre le rayonnement global mesuré sur une surface horizontale et le rayonnement extraterrestre également mesuré sur une surface horizontale[15].

### 2.3 Réseau de mesure radiométrique de l'Algérie

Sur l'ensemble du territoire national, le Service Météorologique National (O.N.M.) chapeaute un réseau de 81 stations météorologiques qui mesurent la durée d'ensoleillement.

Parmi ces stations, seules 7 sont équipées de thermomètres de mesure des composantes globales et diffuses du rayonnement solaire reçu sur le plan horizontal, et seules 2 stations sont équipées de thermomètres de mesure directe du rayonnement. Ces données sont complétées par celles des universités et des centres de recherche, mais les périodes de non fonctionnement des échelles ont entraîné des pertes de données [15,16]. La figure 9-2 présente une carte montrant la répartition géographique des différentes stations.

Cependant, certaines zones, comme le centre, l'extrême sud et l'intérieur, ne sont pas bien couvertes par les stations de mesure. Pour combler ces lacunes, le Centre de développement des énergies renouvelables (CDER) a installé trois stations radiométriques de haute précision à Bouzareah, Adrar et Ghardaïa, en plus des stations ONM. Ces stations fournissent régulièrement diverses composantes solaires et certains paramètres météorologiques.

Les mesures sont réalisées avec une maintenance et un contrôle permanents des équipements de mesure et d'enregistrement qui sont régulièrement contrôlés, nettoyés et calibrés pour assurer une excellente fiabilité des mesures radiométriques [15].

La répartition géographique des stations équipées de pyranomètres est représentée sur la figure2-10 [16].

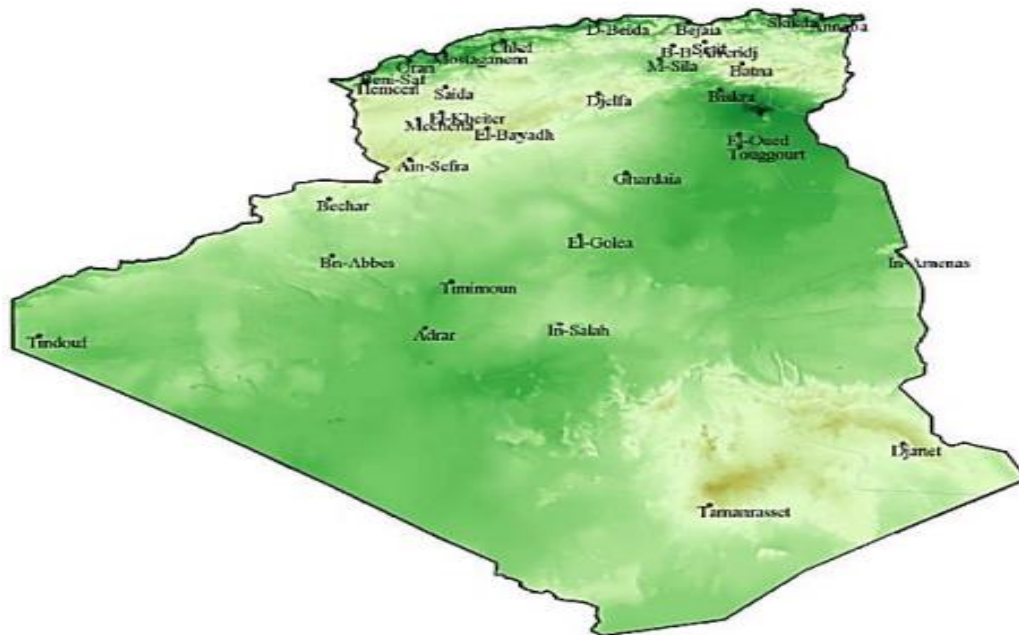


Figure 2- 9 : Réseau d'Héliographe (1983-2012) [15].

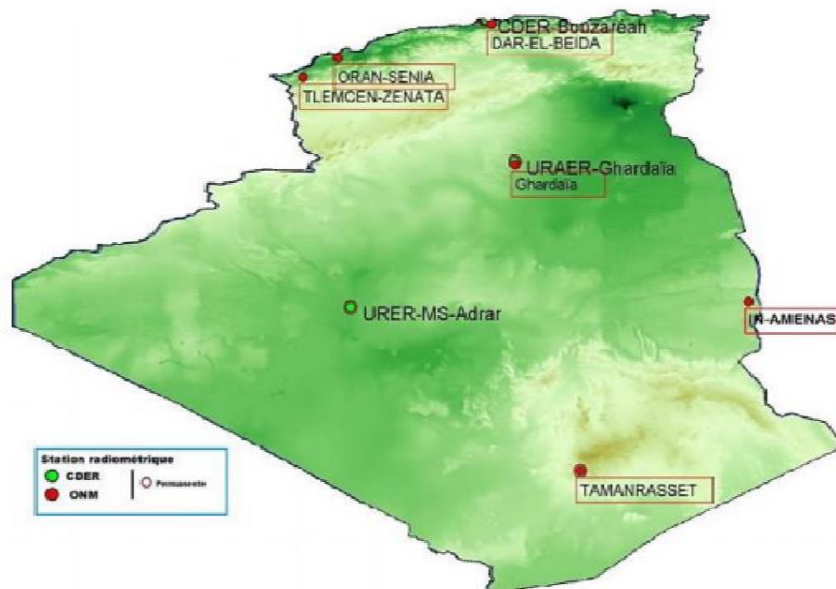


Figure 2- 10 : Réseau radiométrique (ONM et CDER).

## 2.4 Gisement solaire en Algérie

Grâce à sa situation géographique, l'Algérie bénéficie d'un des plus importants gisements solaires au monde. La quasi-totalité de son territoire reçoit plus de 2000 heures d'insolation par an, avec des pics allant jusqu'à 3900 heures dans les hauts plateaux et le Sahara. En moyenne, la quantité d'énergie solaire reçue quotidiennement sur 1 mètre carré de surface horizontale est d'environ 5 kWh, ce qui équivaut à près de 1700 kWh/m<sup>2</sup>/an au nord du pays et à 2263 kWh/m<sup>2</sup>/an au sud. Ce gisement solaire dépasse les 5 milliards de GWh. [18]

L'Agence Spatiale Allemande (ASA) a mené une évaluation par satellites pour déterminer le potentiel solaire de l'Algérie dans le bassin méditerranéen. Les résultats ont montré que l'Algérie possède le potentiel solaire le plus important de la région, avec une capacité de 169 000 TWh/an pour le solaire thermique et 13,9 TWh/an pour le solaire photovoltaïque. Ce potentiel solaire est équivalent à la découverte de 10 grands gisements de gaz naturel à Hassi R'Mel. Le Tableau 2.1 présente la répartition du potentiel solaire par région climatique en fonction de l'ensoleillement annuel. Ce potentiel solaire est utilisé dans divers domaines tels que l'agriculture, la météorologie, les applications énergétiques et la sécurité publique [13].

Régions	Régions côtières	Hauts plateaux	Sahara
Superficie (%)	4	10	86
Durée moyenne d'ensoleillement (h/an)	2650	3000	3500
Energie moyenne reçue (kWh/m <sup>2</sup> /an)	1700	1900	2650

**Tableau2 1: Potentiel solaire en Algérie [16]**

## 2.5 Présentation du lieu de recherche

### 2.5.1 Unité de recherche en énergies renouvelables Adrar

Situé dans le sud de l'Algérie, à une distance de 1400 km d'Alger, se trouve l'Unité de recherche en énergies renouvelables en milieu désertique Adrar. Ses coordonnées géographiques sont les suivantes : latitude de 27°52'27" Nord, longitude de 0°17'37" Est et une altitude de 257 mètres par rapport au niveau de la mer.

Ce centre a été établi conformément au décret exécutif n° 57-88 du 22 mars 1988, qui stipule l'installation d'une station d'essai pour les équipements solaires en plein désert.

Selon la décision officielle énoncée dans l'arrêté ministériel n°76 en date du 22 mai 2004, le nom de cette entité a été modifié pour devenir l'Unité de recherche sur les énergies renouvelables dans la région désertique.



**Figure 2- 11 : Unité de recherche en énergies renouvelables Adrar**



**Figure 2- 12 : Unité de recherche en énergies renouvelables Adrar**

Au sein de cette structure, il y a cinq divisions distinctes qui ont pour mission d'assurer la gestion de différentes activités. Chacune de ces divisions est spécifiquement dédiée à des domaines d'expertise spécifiques, qui nécessitent une attention particulière. Ces divisions travaillent en étroite collaboration pour garantir que toutes les activités sont gérées de manière efficace et efficiente.

### **2.5.2 Département de la bioénergie et de l'environnement**

Depuis 2000, le Département de Recherche Bioénergie et Environnement se concentre sur la valorisation énergétique de la biomasse et des déchets organiques dans le but de produire des énergies alternatives, renouvelables et écologiques. Il s'agit d'intégrer ces énergies dans le processus de développement durable des secteurs de l'agriculture, de l'élevage, de l'industrie et de la gestion des déchets. Les objectifs de ce département comprennent la recherche de procédés de production durables pour les nouvelles générations de carburants propres à partir de matériaux non alimentaires, la maîtrise des outils de mesures environnementales et des méthodes de traitement des effluents.



Ce département vise également à minimiser les effets de la pollution en encourageant l'utilisation de carburants plus propres et en valorisant les coproduits issus des procédés de conversion de la biomasse et des déchets en produits à haute valeur ajoutée dans le cadre de la chimie verte.

### **2.5.3 Département de l'énergie de vent**

La recherche et le développement dans divers domaines de l'énergie éolienne sont gérés par la direction spécialisée dans ce domaine. Cette direction s'intéresse notamment à la gestion des ressources éoliennes, la conception d'éoliennes aérodynamiques, les systèmes hybrides, les éoliennes connectées au réseau électrique et les systèmes de pompage d'eau. Pour atteindre ses objectifs, cette division travaille en collaboration avec des équipes spécialisées et bénéficie du soutien d'une équipe technique dédiée. [19]

### **2.5.4 Département de l'Hydrogène Renouvelable**

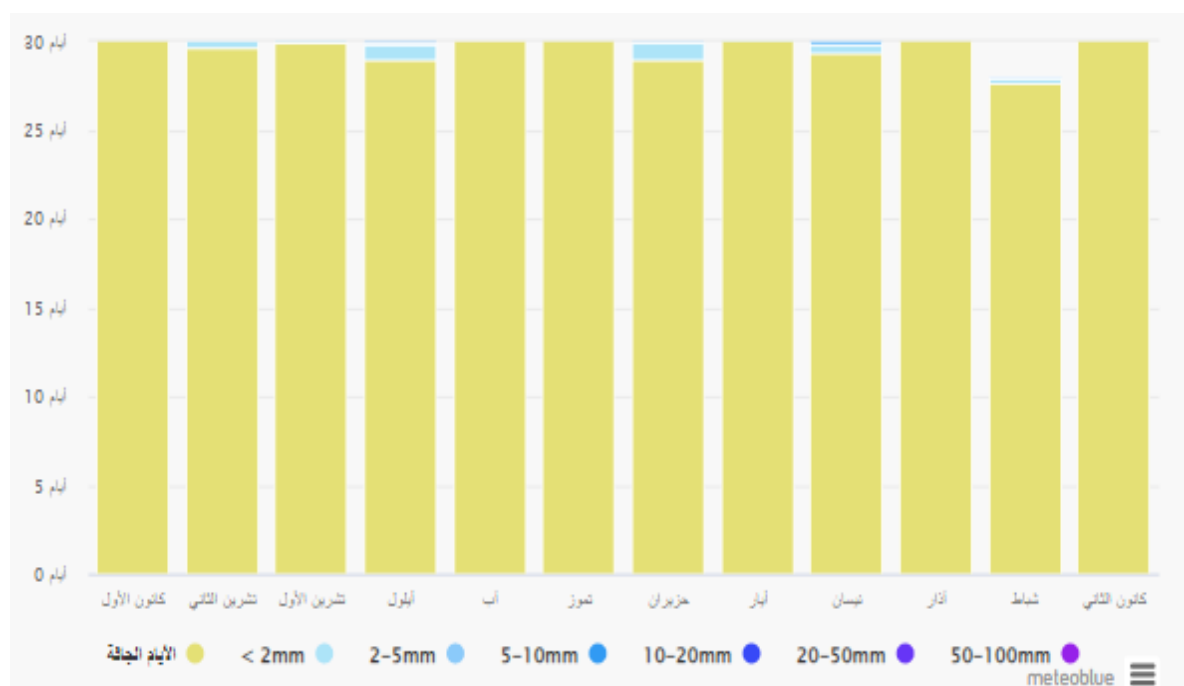
L'utilisation de l'hydrogène comme vecteur énergétique est largement reconnue dans le monde entier, et des plans de recherche et développement ont été élaborés pour favoriser la transition vers une économie de l'hydrogène. Dans ce contexte, le Centre pour le Développement des Énergies Renouvelables a créé un pôle de recherche et développement spécialisé dans l'hydrogène. L'objectif de ce pôle est de devenir un outil de veille nationale pour encourager l'adoption de la technologie et de l'économie de l'hydrogène.

### **2.5.5 Département solaire photovoltaïque**

En 1982, le Centre de Développement des Énergies Renouvelables a fondé le Département de l'Énergie Solaire Photovoltaïque. Ce département a développé des unités interconnectées en série et en parallèle, des dispositifs de contrôle électronique ainsi que des systèmes de conversion tels que les onduleurs électriques, et des systèmes électrochimiques de stockage tels que les piles. [19]

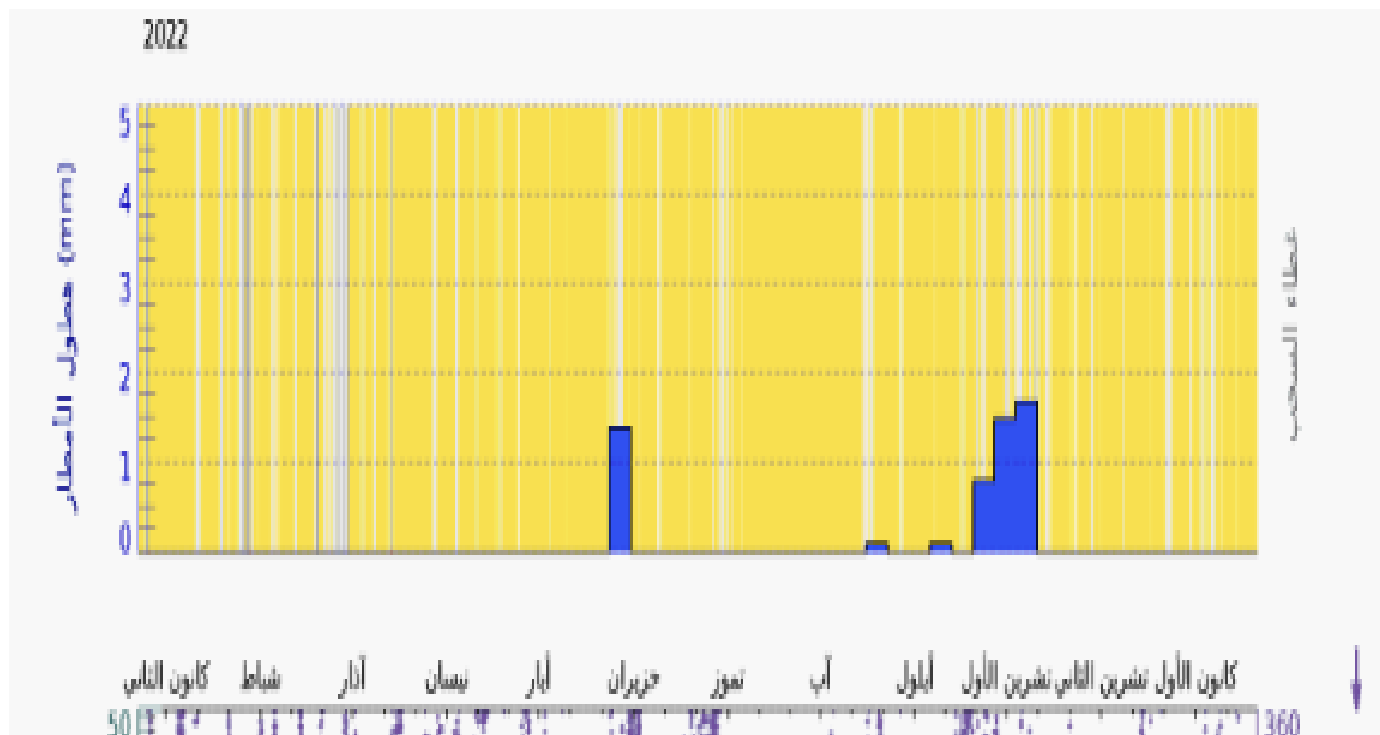
## 2.5.6 Département de thermodynamique, thermodynamique solaire et géothermie

Le service en question a pour mission de superviser les initiatives de recherche et de développement liées à l'exploitation de l'énergie solaire et géothermique, tout en intégrant des mesures d'efficacité énergétique dans le secteur de la construction. L'objectif principal de ce service est de contribuer à la réalisation des objectifs nationaux en matière d'énergies renouvelables et d'efficacité énergétique, à travers les différents projets qu'il initie. Il est constitué de quatre équipes de recherche ainsi qu'une équipe de soutien à la recherche. Il convient de noter que le centre d'Adrar, où opère ce service, présente un climat désertique caractérisé par une faible pluviométrie de type saharien.



**Figure 2- 13 : Quantités de précipitations**

Le diagramme de la précipitation pour Adrar indique depuis combien de jours par mois, une certaine quantité de précipitations est atteinte. Dans les climats tropicaux et de mousson, les quantités peuvent être sous-estimées [20].



**Figure 2- 14 : Quantités de précipitations par années**

Le diagramme de précipitation d'Adrar indique le nombre de jours dans un mois où une certaine quantité de précipitations est enregistrée. Il convient de noter que dans les climats tropicaux et de mousson, ces quantités peuvent être sous-estimées [20].

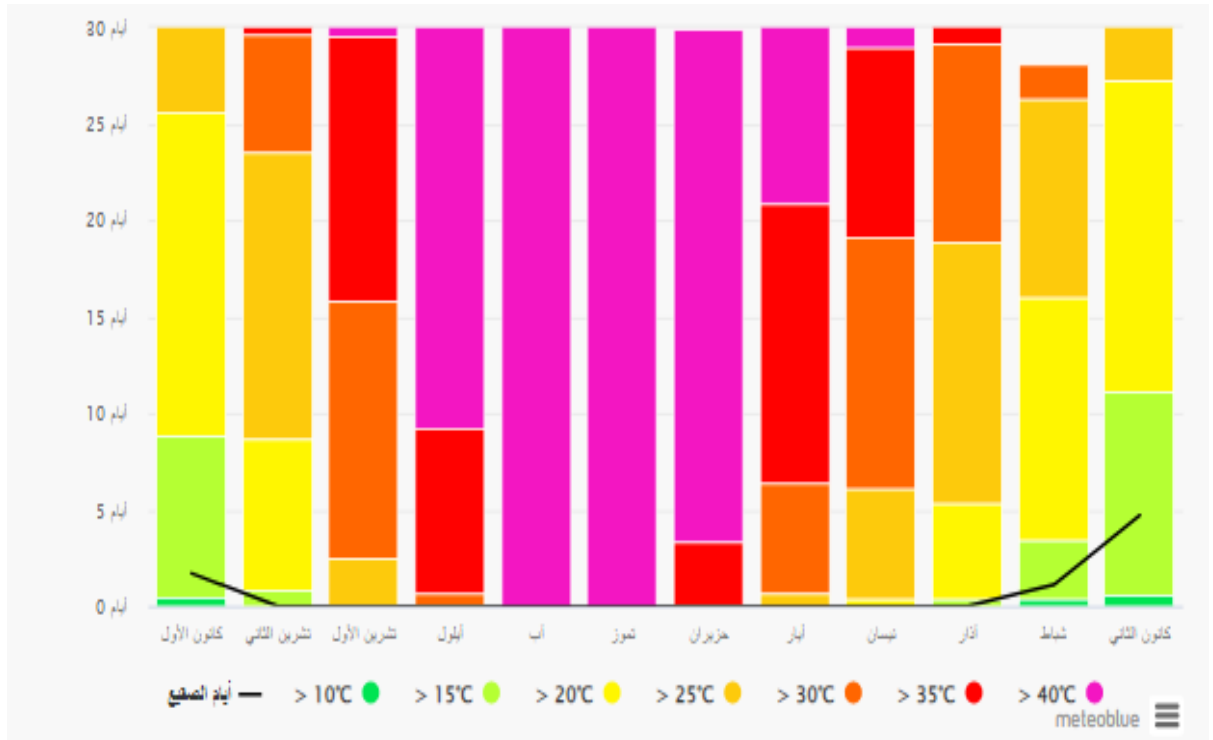


Figure 2- 15 : Températures maximales

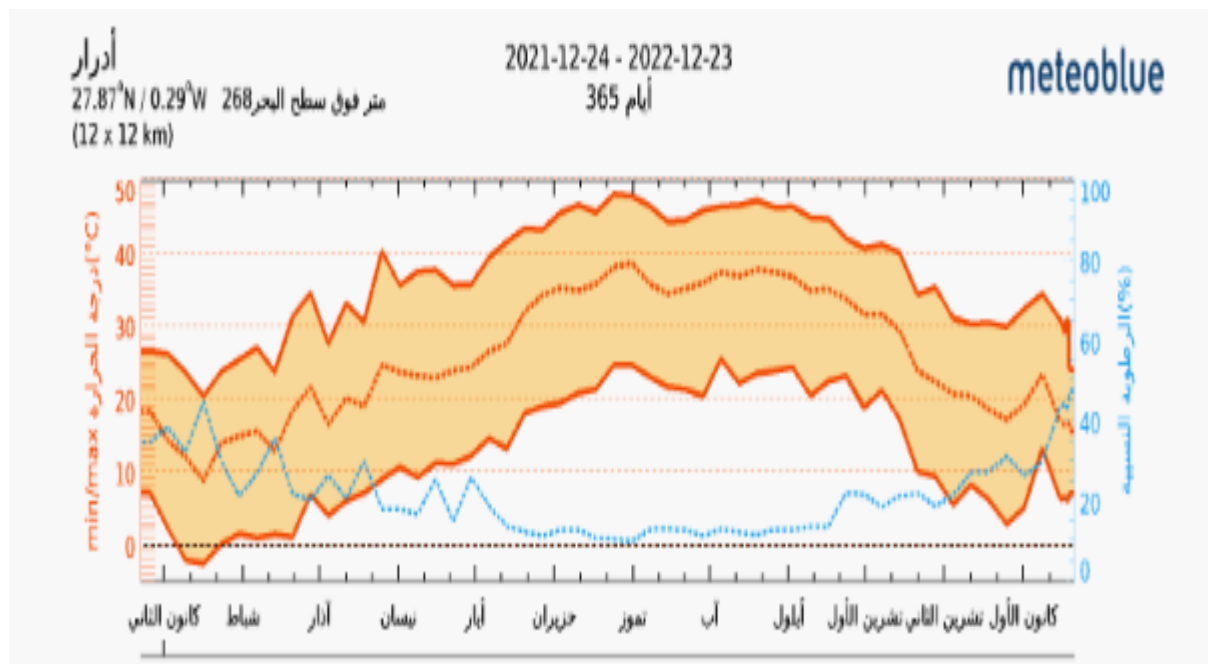
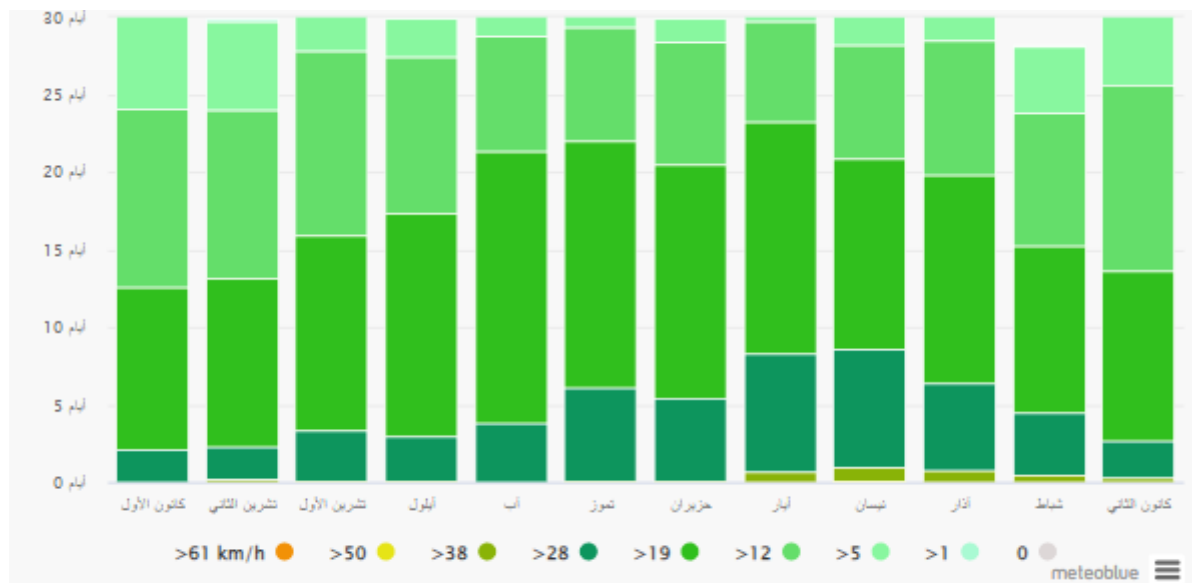
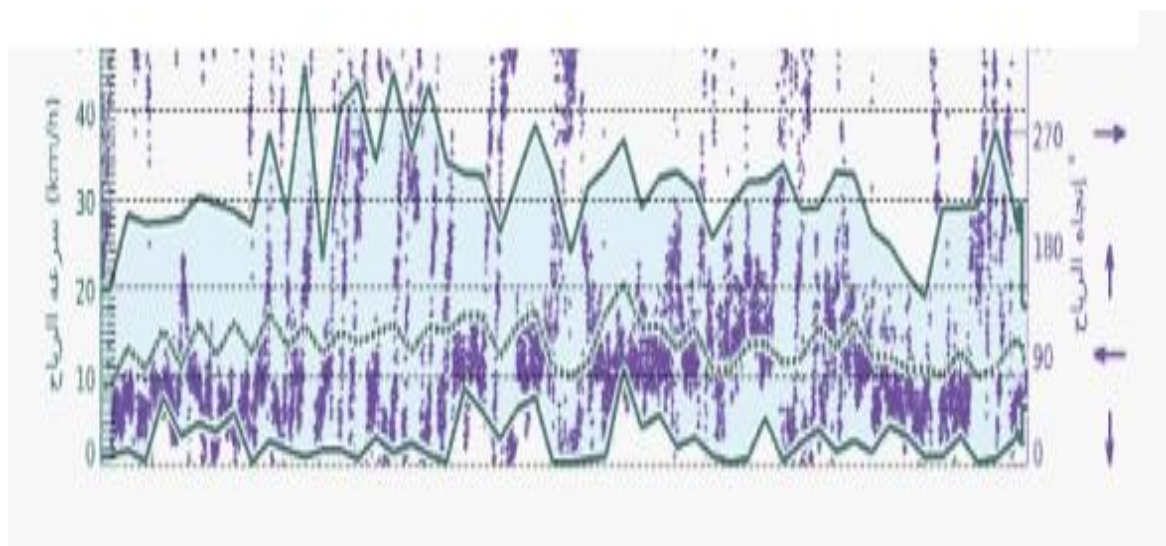


Figure 2- 16 : La température d'Adrar par année

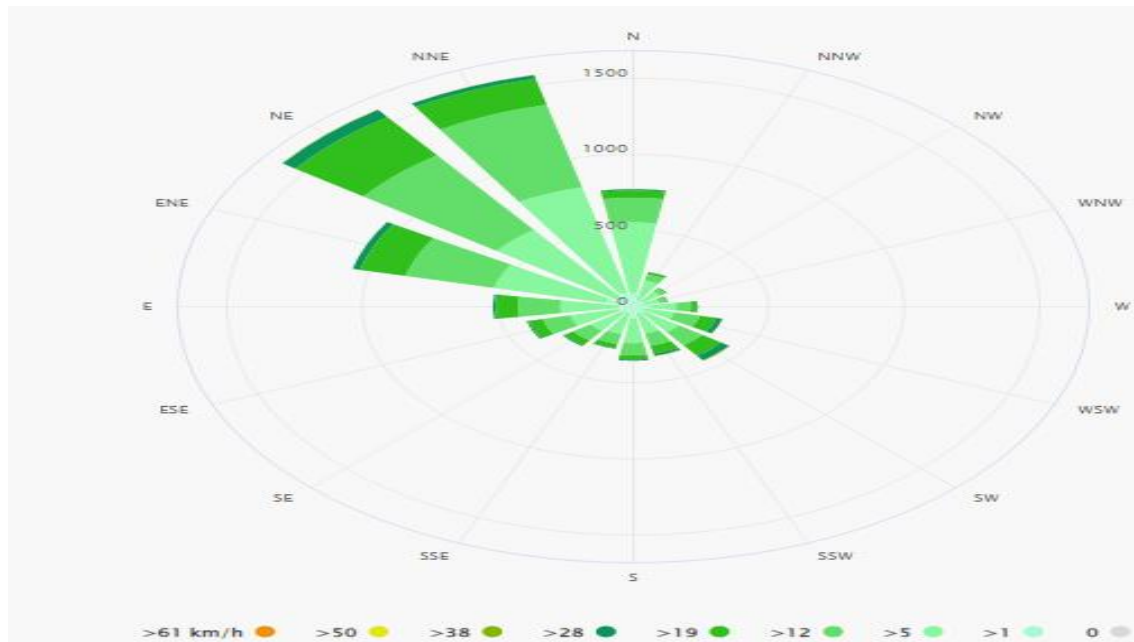


**Figure 2- 17 : Vitesse du vent**

Le schéma d'Adrar illustre la durée mensuelle des vents soufflant à une certaine vitesse. Un exemple pertinent serait le plateau tibétain, qui connaît des vents soutenus et puissants pendant la saison des moussons de décembre à mai, et des vents plus calmes de juillet à octobre [20].



**Figure 2- 18 : Vitesse du vent par années**



**Figure 2- 19 : Vitesse du vent par années**

La Rose des Vents destinée à Adrar permet de visualiser le nombre d'heures annuelles pendant lesquelles le vent souffle dans une direction particulière. Par exemple, si le vent souffle du sud-ouest (SW) vers le nord-est (NE), cela sera indiqué sur la carte. Le cap Horn, situé à l'extrémité sud de l'Amérique du Sud, est connu pour ses vents d'ouest violents, qui rendent les traversées d'est en ouest difficiles pour les voiliers en particulier [20]

## 2.6 Conclusion

Dans le chapitre 2, nous avons abordé les différents instruments et appareils utilisés pour mesurer le rayonnement solaire. Ces instruments comprennent des pyranomètres pour mesurer le rayonnement solaire global, des pyréliomètres pour mesurer le rayonnement solaire direct, et des pyranomètres à ombrage pour mesurer le rayonnement solaire diffus. Chaque instrument est conçu pour mesurer un composant spécifique du rayonnement solaire, fournissant ainsi des données précieuses pour évaluer le potentiel solaire et développer des systèmes d'énergie solaire

**Chapitre 03 :**  
**Modélisation de**  
**Rayonnement solaire**

### 3 CHAPITRE03 : Modélisation de rayonnement solaire

#### 3.1 Introduction

Les travaux actuels se concentrent sur la prédiction des flux solaires directs en fonction des conditions du ciel à un endroit donné, et plus précisément à une ville particulière. L'objectif principal est de développer des modèles de prévision fiables qui utilisent les données de mesure du climat disponibles pour estimer l'intensité du rayonnement solaire. Ces modèles contribueront à améliorer l'utilisation de l'énergie solaire en fournissant des informations précieuses pour la planification et la mise en œuvre des systèmes d'énergie solaire.

Pour atteindre cet objectif, nous avons maintenu quatre modèles de prédiction directe du flux solaire. Ces modèles ont été sélectionnés en fonction de leur pertinence, de leur performance et de leur applicabilité aux données disponibles. Chacun de ces modèles fournit une approche unique pour estimer l'intensité du rayonnement solaire en fonction des conditions du ciel et des données climatiques.

#### 3.2 Notions sur l'apprentissage statistique

L'apprentissage statistique est un domaine de l'intelligence artificielle qui utilise des algorithmes pour analyser des données et en extraire des modèles qui peuvent être utilisés pour prédire des résultats futurs. Cela inclut toutes les techniques qui vous indiquent cette ligne de régression, l'arbre de décision, le regroupement les réseaux de neurones et bien plus encore[49].

##### 3.2.1 L'objectif de l'apprentissage statistique

L'objectif de l'apprentissage statistique est de construire des modèles prédictifs à partir de données historiques, tout en minimisant l'erreur de prédiction. Pour ce faire, les algorithmes d'apprentissage statistique utilisent des méthodes d'optimisation pour trouver les meilleurs paramètres de modèle qui minimisent l'erreur de prédiction[49].



### 3.2.1.1 Différents types d'apprentissage

Il existe plusieurs types d'apprentissage automatique, chacun ayant ses propres caractéristiques et utilisations :

### 3.2.1.2 Apprentissage supervisé

Il s'agit du type d'apprentissage le plus courant, dans lequel le modèle est entraîné à partir de données d'entraînement étiquetées, où chaque exemple est associé à une sortie connue. Les algorithmes d'apprentissage supervisé incluent la régression linéaire, les arbres de décision, les réseaux de neurones [35].

### 3.2.1.3 Apprentissage non supervisé

Il s'agit d'un type d'apprentissage où le modèle n'a pas accès à des étiquettes de sortie et doit explorer les données pour trouver des structures ou des relations cachées. Les algorithmes d'apprentissage non supervisé incluent le regroupement la réduction de dimension [35].

### 3.2.1.4 Apprentissage semi-supervisé

Il s'agit d'un type d'apprentissage intermédiaire entre l'apprentissage supervisé et non supervisé, dans lequel le modèle est entraîné à partir de données d'entraînement partiellement étiquetées [36].

### 3.2.1.5 Apprentissage par renforcement

Il s'agit d'un type d'apprentissage où un agent interagit avec son environnement en prenant des actions et en recevant des récompenses ou des pénalités en conséquence. L'objectif est de maximiser la récompense totale au fil du temps [37].

### 3.2.1.6 Apprentissage en ligne

Il s'agit d'un type d'apprentissage où le modèle s'adapte à de nouvelles données au fur et à mesure qu'elle est disponible, sans avoir à ré-entraîner le modèle sur l'ensemble des données d'entraînement.

Ces types d'apprentissage peuvent également se combiner pour former des algorithmes hybrides, qui peuvent être plus efficaces pour résoudre certains types de problèmes [38].

### 3.3 Des modèles d'intelligence artificielle utilisés pour estimer le rayonnement solaire

Dans ce projet, nous fournirons une introduction aux réseaux de neurones, à la machine à vecteurs de support (SVM), à la forêt aléatoire (RF) et aux modèles hybrides ainsi qu'au principe de fonctionnement de cette technique. Nous le résumons ci-dessous

#### 3.3.1 Support vecteurs machines (SVM)

A été introduite par Vapnik en 2013 et est une technique d'apprentissage supervisé provenant du champ de la théorie de l'apprentissage automatique et de la minimisation des risques structurels. Elle peut être utilisée pour la classification et la régression. Les SVM sont en quelque sorte une sous-discipline de l'apprentissage automatique. Ils découlent de l'hypothèse de minimisation des risques structurels pour minimiser à la fois le risque empirique et l'intervalle de confiance de la machine d'apprentissage, ce qui aide à produire une bonne capacité de généralisation [39].

En plus de leur solide fondation mathématique dans la théorie d'apprentissage statistique, les SVM ont démontré une performance très compétitive dans de nombreuses applications réelles. Initialement développés pour résoudre des problèmes de classification, les techniques SVM peuvent également être appliquées avec succès à des problèmes de régression, généralement appelés SVR (régression vectorielle de support) [39].

Une régression est estimée en utilisant SVM pour un ensemble de données  $\{(x_i, y_i)\}$ , où  $x_i$  est le vecteur d'entrée,  $y_i$  est la valeur de sortie et  $N$  est le nombre total de jeux de données en mappant  $x$  dans un espace de fonctionnalités via une fonction non linéaire  $\varphi(x)$ , puis en trouvant une fonction de régression comme suit [39]:

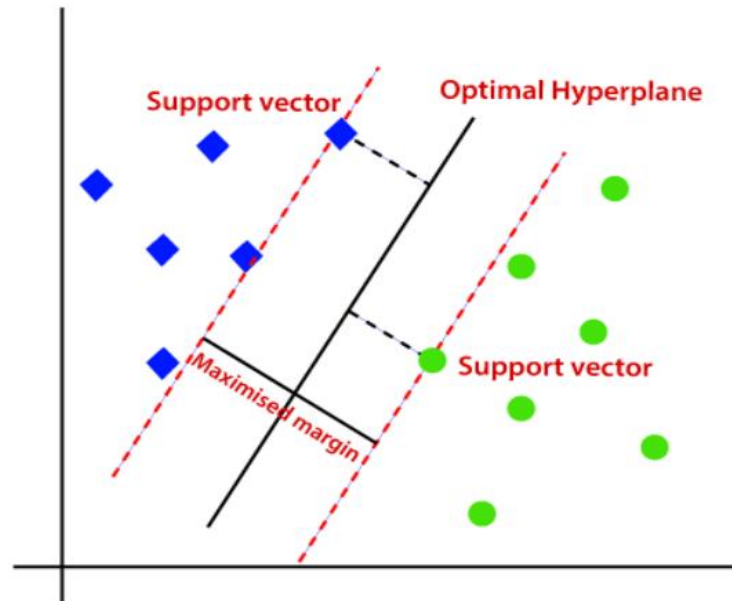
Une fonction de régression de SVM est trouvée en effectuant les étapes suivantes :

- A. Mappage des vecteurs d'entrée  $x$  dans un espace de fonctions à l'aide d'une fonction non linéaire  $\varphi(x)$ .
- B. La fonction linéaire  $\varphi(x)$  : est une fonction de mappage non linéaire. Elle permet de mapper les données d'entrée  $x$  dans un espace de fonctionnalités en utilisant une transformation non linéaire. Cette transformation est une transformation non linéaire qui permet de trouver une fonction de régression qui peut mieux modéliser les relations complexes entre les entrées et les sorties, ce qui peut améliorer la performance du SVM en termes de précision et de généralisation. La forme spécifique de la fonction linéaire  $\varphi(x)$  dépend des données et des exigences spécifiques de l'application.
- C. Détermination de la meilleure approximation de la sortie réelle et avec une tolérance d'erreur  $\varepsilon$  en utilisant une fonction de régression
- D. Calculs des coefficients  $b$  et  $\omega$  en minimisant la fonction de risque régularisée.
- E. La fonction de régression optimale est déterminée par les coefficients  $b$  et  $\omega$  qui minimise la fonction de risque régulier
- F. . La fonction de régression de SVM peut être utilisée pour prédire des valeurs de sortie pour des entrées  $x$  nouvelles.

$$f(x) = \omega \cdot \varphi(x) + b \quad (3.1)$$

### 3.3.1.1 Hyperplan :

L'hyperplan de support Vector machine (SVM) est un algorithme d'apprentissage supervisé qui est utilisé pour résoudre des problèmes de classification et de régression. Il est basé sur la construction d'un hyperplan qui sépare les données en deux classes de manière optimale[40].



**Figure 3- 1 : séparation de points par un hyperplan**

Le but de SVM est de trouver l'hyperplan qui maximise la marge, c'est-à-dire la distance entre les données les plus proches de chaque classe, appelées vecteurs de support. Les vecteurs de support définissent l'hyperplan final, et sont très importants pour le comportement final du modèle. SVM peut être utilisé avec différents noyaux, tels que le noyau linéaire, le noyau polynomial ou le noyau radial basis fonction (RBF), qui définissent la façon dont les données sont mappées dans un espace de caractéristiques plus élevé pour améliorer la séparabilité des classes.

En général, SVM est un algorithme puissant et efficace pour la résolution de problèmes complexes, mais il peut être sensible à la sélection des hyperparamètres et nécessite souvent un traitement préalable des données pour éliminer le bruit et les données aberrantes.

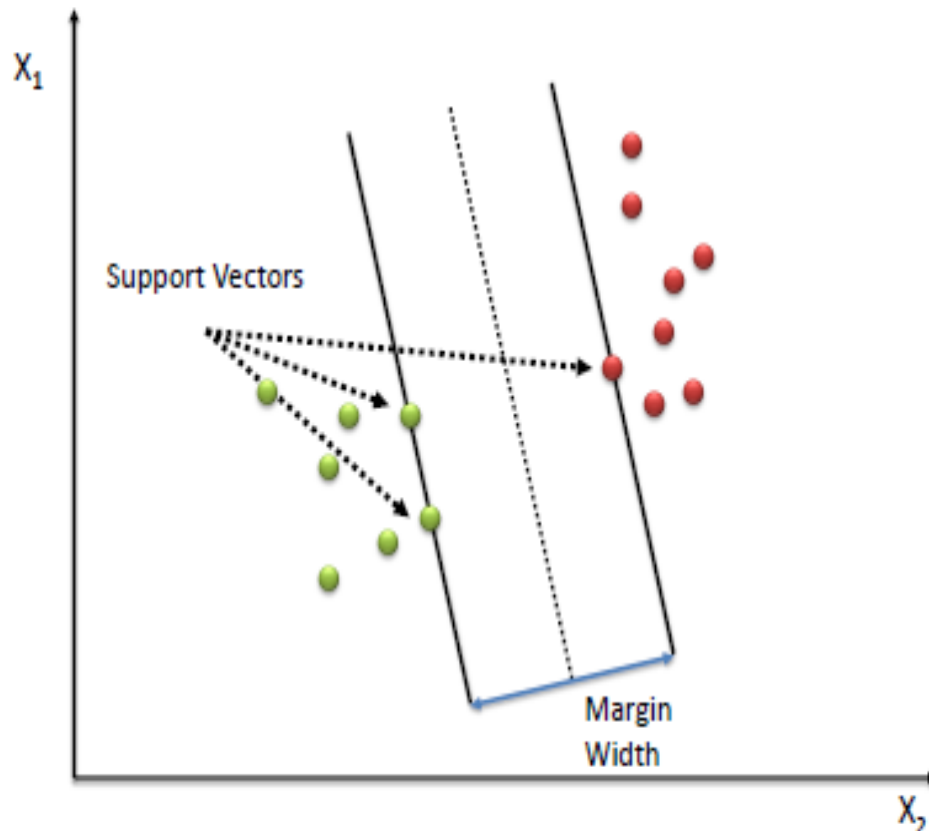
### **3.3.1.2 Vecteurs de support**

Les vecteurs de support sont des points de données dans l'ensemble d'entraînement qui définissent l'hyperplan séparateur final dans un modèle de support vecteur machine (SVM). Ils sont les plus proches des deux classes de données et jouent un rôle crucial dans la détermination de l'hyperplan séparateur final [41].

Le but de SVM est de trouver l'hyperplan qui maximise la marge, c'est-à-dire la distance entre les vecteurs de support et l'hyperplan. Les vecteurs de support sont ceux qui délimitent la marge, et la marge maximale garantit que l'hyperplan est le plus éloigné possible des données, ce qui est souhaitable pour minimiser les erreurs de classification [41] .

Les vecteurs de support peuvent être considérés comme des valeurs aberrantes importantes pour le modèle, car leur absence ou leur présence peut affecter significativement la qualité de l'hyperplan séparateur final. Par conséquent, il est souvent nécessaire de prendre des mesures pour éliminer les données aberrantes avant d'entraîner un modèle SVM [41].

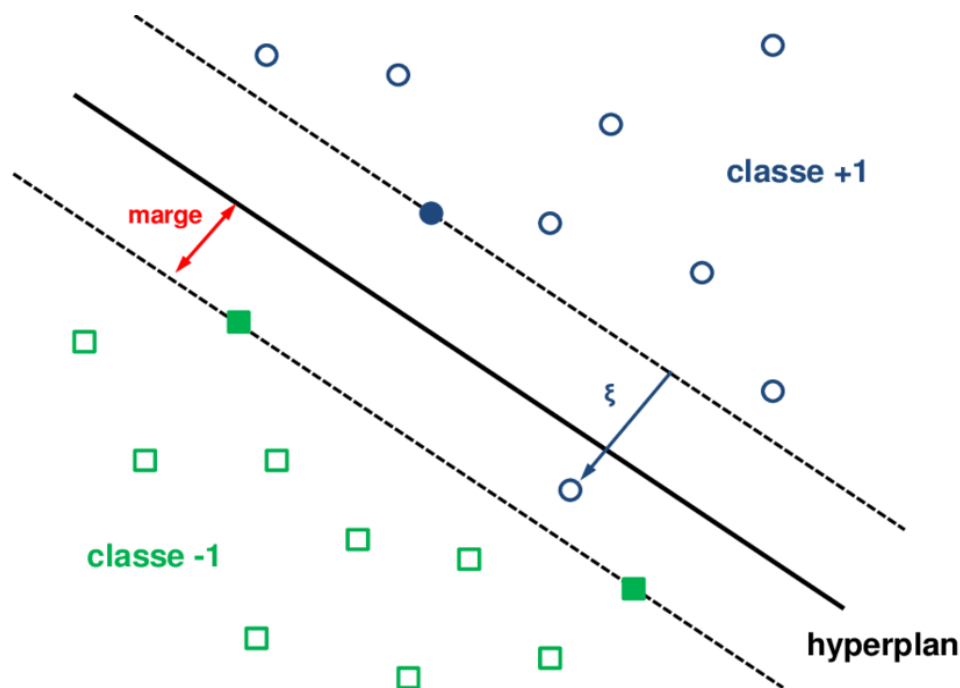
En résumé, les vecteurs de support sont des points clés dans le modèle SVM qui définissent l'hyperplan séparateur final et jouent un rôle crucial dans la qualité de la classification ou de la régression.



**Figure 3- 2 : Les points de Vecteurs de support**

### 3.3.1.3 Marge

La marge est un concept clé dans les modèles de support vecteur machine (SVM). Elle représente la distance entre l'hyperplan séparateur final et les données les plus proches de chaque classe, appelées vecteurs de support[41] .



**Figure 3- 3 : détermination de la marge de l'SVM.**

Le SVM doit trouver l'hyperplan qui maximise la marge, car cela garantit que les données sont séparées de manière optimale et que les erreurs de classification sont minimisées. En d'autres termes, plus la marge est grande, plus les données sont séparées les unes des autres et plus le modèle est considéré comme fiable.

La marge peut être vue comme un indicateur de la qualité de la séparation des classes. Elle dépend de la position de l'hyperplan par rapport aux données, et peut être influencée par des facteurs tels que le choix du noyau ou les hyperparamètres [41].

En général, la maximisation de la marge est un objectif fondamental dans les modèles SVM, et la marge joue un rôle crucial dans la qualité de la classification ou de la régression. Il est important de comprendre la marge et son influence sur le modèle pour évaluer correctement la performance de SVM et sélectionner les meilleurs hyperparamètres pour un problème donné.

Voici quelques exemples de problèmes qui peuvent être traités par les supports vecteurs machines (SVM) [41] :

- **Classification binaire** : Par exemple, la classification de courriels en spam et non-spam.
- **Classification multi-classe** : Par exemple, la classification d'images d'animaux en différentes catégories, telles que chats, chiens, chevaux, etc.
- **Régression** : Par exemple, la prédiction du prix d'une maison en fonction de ses caractéristiques, telles que la taille, le nombre de chambres, la localisation, etc.
- **Reconnaissance d'images** : Par exemple, la reconnaissance de visages ou d'objets dans des images.
- **Reconnaissance de la parole** : Par exemple, la reconnaissance automatique de mots dans des enregistrements audio.
- **Classification de textes** : Par exemple, la classification de documents en différentes catégories, telles que politiques, économiques, sportives, etc.
- **Sélection de caractéristiques** : Par exemple, la sélection des caractéristiques les plus importantes pour une tâche de classification.

Ces exemples montrent la versatilité de SVM dans la résolution de différents types de problèmes de traitement de données. Les SVM sont souvent utilisées en conjonction avec d'autres algorithmes pour obtenir des résultats optimaux pour une tâche particulière.

En conclusion, la Support vecteur Machine est un outil polyvalent et fiable dans le domaine de l'apprentissage automatique qui a montré des résultats remarquables dans diverses applications.

### 3.3.2 Réseaux de neurones artificiels

En 1948, les chercheurs américains McCulloch et Bates ont introduit le concept du neurone formel, qui représente un modèle mathématique du neurone biologique. L'idée centrale derrière les réseaux de neurones est d'utiliser ces unités de base capables d'effectuer des calculs simples et de les connecter entre elles pour former un réseau.

Ce réseau peut ensuite résoudre des problèmes complexes en fonction de sa structure, de sa taille et de son mécanisme d'apprentissage. Dans la suite, nous aborderons les réseaux de neurones de manière générale et discuterons en détail de l'approche en couches que nous adopterons dans notre projet d'application. [22].

#### 3.3.2.1 Définition des neurones biologiques

Les neurones sont les unités de base du système nerveux central. Ils sont composés d'un corps cellulaire appelé soma, de dendrites qui reçoivent les informations provenant de l'extérieur ou d'autres neurones, et d'axones qui transmettent les informations traitées à d'autres neurones.

La transmission des informations entre l'axone et la dendrite se fait à travers des synapses où se produit une transmission chimique [23].

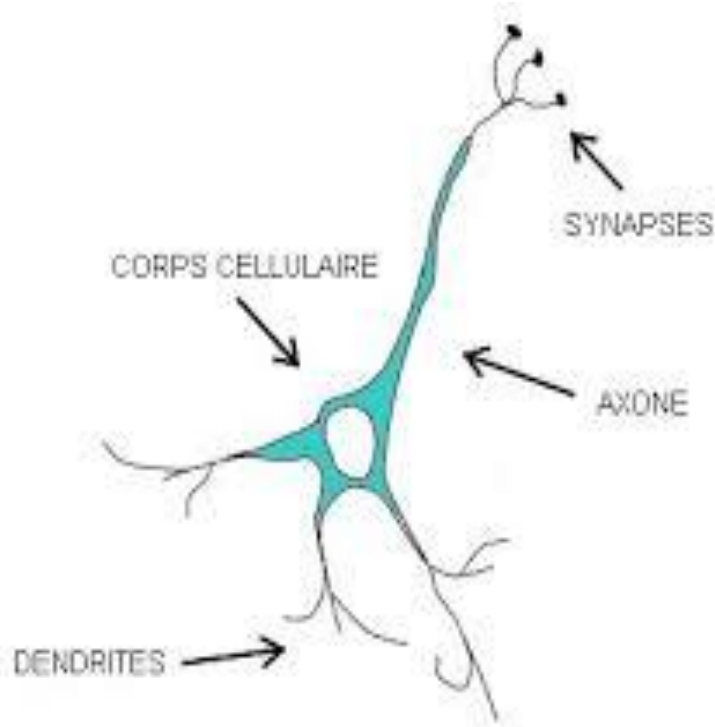
#### 3.3.2.2 Structure

Les neurones ont trois parties [24]. :

- ✚ **Le corps cellulaire** : Recueille l'influx nerveux à travers les dendrites; si la somme est supérieure ALe corps cellulaire recueille les influx nerveux provenant des dendrites. Si la somme de ces influx dépasse un seuil déterminé, les neurones réagissent en envoyant un flux neuronal le long de leur axone. Dans le cas contraire, ils restent inactifs.
- ✚ **Les dendrites** : Reçoivent les signaux des autres cellules,
- ✚ **Axone** : Qui transmet le signal du neurone aux autres cellules.



- ✚ **Synapse** : Qui permet aux cellules de communiquer entre elles, et module les signaux qui traversent le système nerveux.



**Figure 3- 4 : Représentation d'un neurone biologique**

Le cerveau humain est constitué d'environ cent milliards de cellules nerveuses appelées neurones [25]. Chaque neurone est connecté à des milliers d'autres neurones et joue un rôle crucial dans le traitement et la transmission des signaux électriques.

Les neurones collectent et synthétisent les signaux provenant des dendrites, et s'ils atteignent un seuil critique, un signal est transmis le long de l'axone jusqu'au prochain neurone.

### 3.3.2.3 Définition de Neurone artificiel

Un modèle informatique qui s'inspire du fonctionnement des neurones réels. Un neurone artificiel est similaire à un opérateur qui reçoit des entrées provenant de l'environnement externe ou d'autres neurones. Chaque entrée est multipliée par un poids synaptique et la somme pondérée est comparée à un seuil interne pour produire une sortie [26].

L'évaluation de la sortie se fait généralement par une somme pondérée des entrées, tandis que le résultat est passé par non-linéarité. Mathématiquement, cela peut être modélisé comme l'équation suivante :

$$S = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + w_0 \cdot x_0 \quad (3.2)$$

$$y = f(S) \quad (3.3)$$

$x_i$  : Caractéristiques du vecteur d'entrée.

$w_i$  : Caractéristiques du vecteur poids synaptique.

S: Somme pondérée appelée potentiel.

- Le terme ( $w_0 \cdot x_0 = \theta_0$  avec  $x_0 = 1$ ) représente la valeur du seuil interne qui doit être dépassée pour l'activation de la sortie du neurone. La non-linéarité  $f(s)$  est appelée la caractéristique d'activation.
- La somme peut se réécrire sous la forme suivante :

$$S = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i \quad (3.4)$$

Conceptuellement le fonctionnement du neurone biologique peut être représenté par le modèle de la figure (3.5).

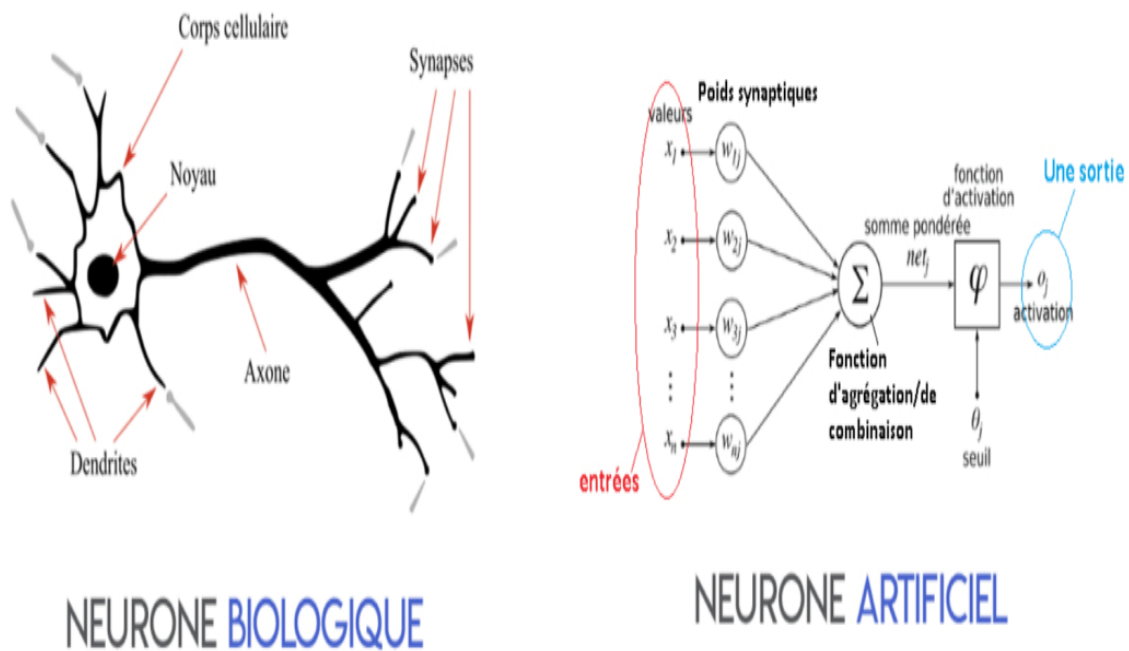


Figure 3- 5 : Modèle d'un neurone formel à n entrées.

### 3.3.2.4 Fonctions d'activation

Plusieurs formes de fonctions d'activation sont utilisées pour restreindre l' amplitude du signal de sortie du neurone et répliquer l' effet seuil observé sur les neurones biologiques .Le tableau (3.1) liste ces nombreuses fonctions.

Mais, certaines fonctions sont utilisées plus souvent, telles que la fonction seuil, la fonction linéaire et la fonction sigmoïdale.

#### 3.3.2.4.1 Fonction tout/rien (à seuil)

La fonction seuil applique un seuil à son entrée. Elle renvoie 0 pour une entrée négative et 1 pour une entrée positive ou nulle .Elle est définie comme suit :

$$F(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (3.5)$$

### 3.3.2.4.2 Fonction linéaire :

La fonction linéaire est assez simple ; cela affecte directement son entrée et sa sortie.

$$F(x) = x \quad (3.6)$$

### 3.3.2.4.3 Fonction sigmoïde :

Plus connue et plus populaire. Il est couramment utilisé dans les réseaux de neurones. L'un de ses avantages est sa dérivabilité. Cette propriété est très importante , du fait qu'elle a permis de développer des algorithmes d'apprentissage à base du gradient pour les réseaux multicouches

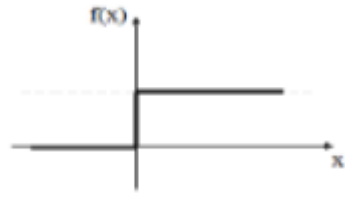

Deux formes de sigmoïdes sont utilisées:

- ♣ Sigmoïde (logistique) : Ayant deux niveaux de saturation (0 et1) est définie comme suit:

$$F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (3.7)$$

- ♣ Tangente hyperbolique: Peut être exprimée par la tangente-hyperbolique suivante:

$$F(x) = \tanh x = \frac{1-e^{-x}}{1+e^{-x}} \quad (3.8)$$

Nom de la fonction	Relation entrée/ sortie	L'allure
Seuil	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Seuil symétrique	$f(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	

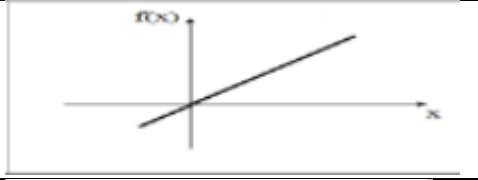
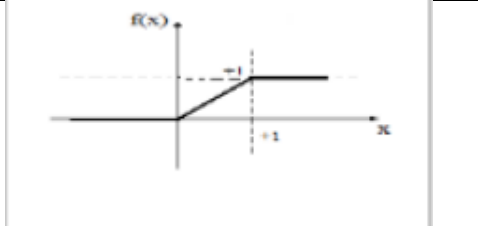
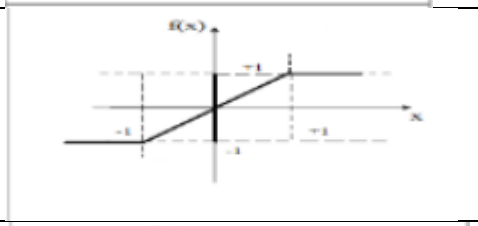
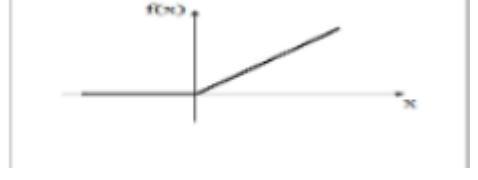
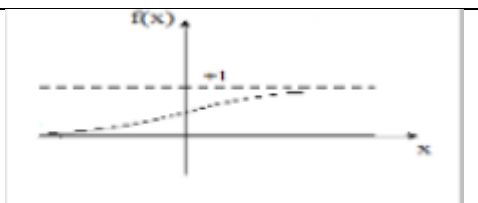
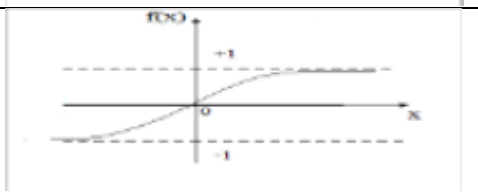
Linéaire	$f(x) = x$	
Linéaire saturée	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } 0 \leq x \leq 1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \end{cases}$	
Linéaire saturée symétrique	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \end{cases}$	
Linéaire positive	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	

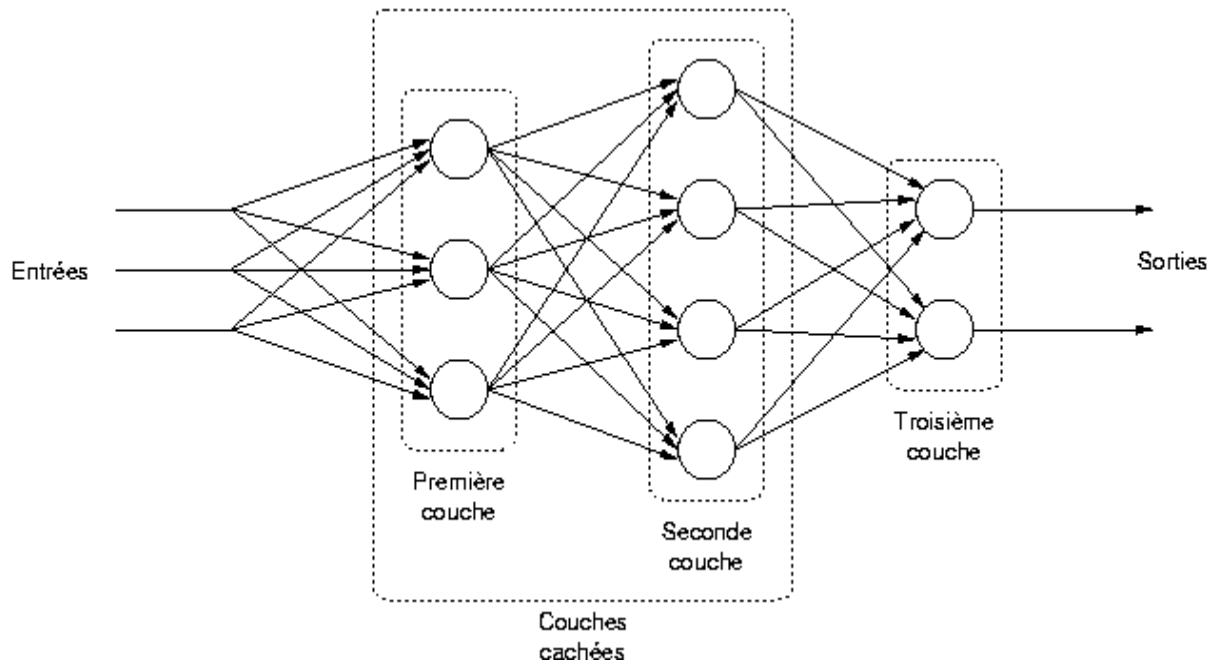
Tableau 3- 1: Fonctions de transfert f(x)

### 3.3.2.5 Architecture des réseaux de neurones

#### 3.3.2.5.1 Réseau multicouche

Les neurones sont organisés en couches, sans connexion directe entre les neurones de la même couche, sauf avec ceux de la couche suivante. Chaque neurone d'une couche est généralement relié à tous les neurones de la couche suivante.

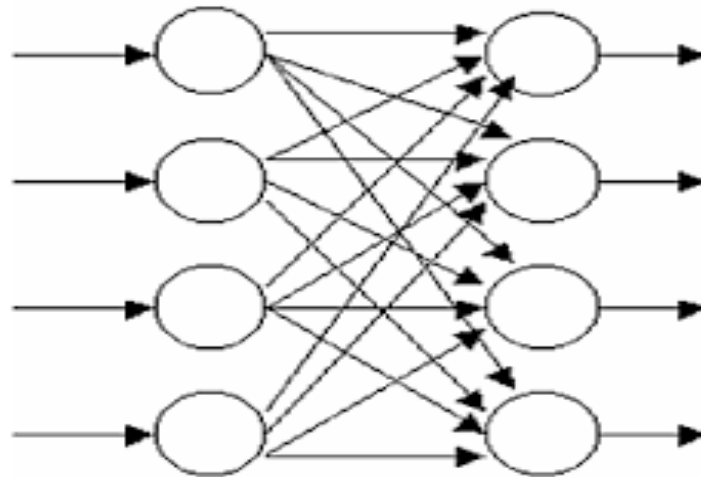
Ainsi, nous avons les neurones d'entrée qui reçoivent l'information, les neurones de sortie qui la produisent, et les couches intermédiaires, appelées couches cachées, qui ne sont pas en contact avec l'extérieur. Les neurones connectés aux couches en aval restent internes au système. [27].



**Figure 3- 6 : Réseau multicouche classique**

### 3.3.2.5.2 Réseau à connexions locales

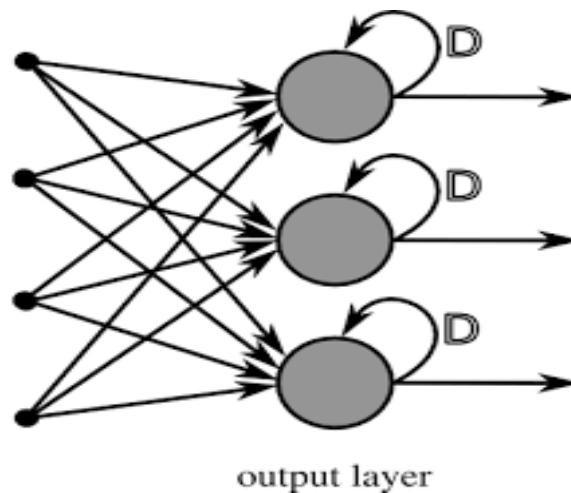
Il s'agit d'une architecture à plusieurs niveaux où chaque neurone est lié à un réducteur et à localiser le nombre de neurones dans la couche suivante, réduisant ainsi les connexions par rapport aux réseaux multiniveaux classiques [28].



**Figure 3- 7 : Réseau à connexions locales**

### 3.3.2.5.3 Réseaux à connexions récurrentes

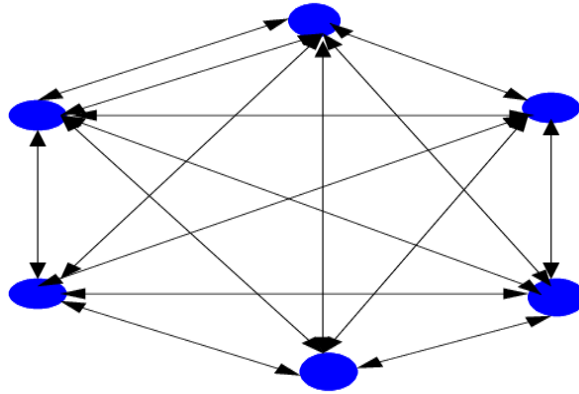
Le réseau de type récurrent permet à des neurones de se connecter à des couches en amont ou dans la même couche, en permettant ainsi à l'information de circuler dans le réseau. Ces connexions récurrentes assurent le flux d'informations dans une direction spécifiée par le réseau multicouche [29].



**Figure 3- 8 : Réseau à connexions récurrentes**

### 3.3.2.5.4 Réseaux avec connexions complexes

Il existe une structure d'interconnexion très répandue où chaque neurone est connecté à tous les autres neurones du réseau, y compris à lui-même.



**Figure 3- 9 : Réseau à connexions complète**

### 3.3.2.6 Apprentissage des réseaux de neurones

Les réseaux de neurones sont confrontés au défi de trouver les poids synaptiques appropriés pour transmettre des informations de manière à produire la réponse désirée en fonction des entrées données. Ils ajustent ces poids à l'aide d'algorithmes ou de règles d'apprentissage. Il existe trois catégories d'apprentissage : supervisé, non supervisé et hybride (combinaison des deux premières). Les détails de chaque type d'apprentissage ont été exposés précédemment. [30,31].

#### 3.3.2.6.1 Règles d'apprentissage

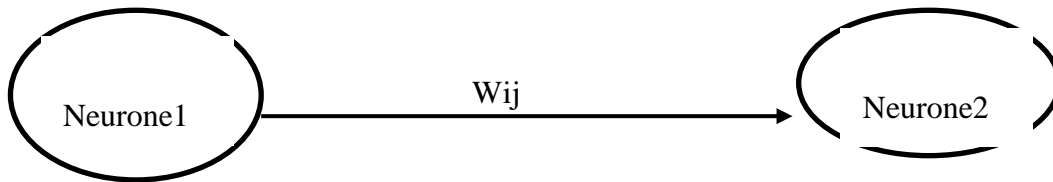
L'étape de l'apprentissage joue un rôle essentiel dans le développement des réseaux de neurones, permettant de modifier le comportement du réseau afin d'atteindre un objectif spécifique. Cette modification implique d'ajuster les poids des connexions entre les neurones de manière précise et méthodique.

Il existe plusieurs règles de modification :



### 3.3.2.6.2 Règle de Hebb

Les règles d'apprentissage les plus anciennes s'appuient sur l'hypothèse de Hebb, qui découle d'observations expérimentales en neurobiologie. Selon cette hypothèse, lorsque les neurones sont activés de manière synchrone et répétée au niveau des synapses, la force des connexions synaptiques augmente [32].



Cette règle peut s'exprimer de la façon suivante :

$$W_{ij}(t + 1) = W_{ij}(t) + \Delta W_{ij} \quad (3.9)$$

Talque :

$$\Delta W_{ij} = \varepsilon \cdot X_i \cdot X_j \quad (3.10)$$

$X_j$ : valeur de la sortie du neurone j

$X_i$ : valeur de la sortie du neurone i

$\varepsilon$  : Est une constante positive qui représente la force d'apprentissage (epsilon) ou diminuée.

### 3.3.2.6.3 Loi Widrow-Hoff d'adaline

Cette loi est une adaptation de la loi de Hebb, où les connexions entre les neurones subissent des modifications constantes pour réduire l'écart entre la sortie désirée et la sortie calculée. Les poids sont ajustés de manière à minimiser l'erreur quadratique de l'architecture de

réseau neuronal artificiel (ANN). Ensuite, cette erreur se propage de la couche de sortie vers les couches inférieures, une par une.

Cette règle peut s'exprimer de la façon suivante :

$$\Delta W_{ij} = \varepsilon(d_i - X_i)X_j \quad (3.11)$$

Avec :

Sortie  $X_i$  et entrée  $X_j$

$d_i$  : réponse désirée par l'expert humain

### 3.3.2.7 Perceptron

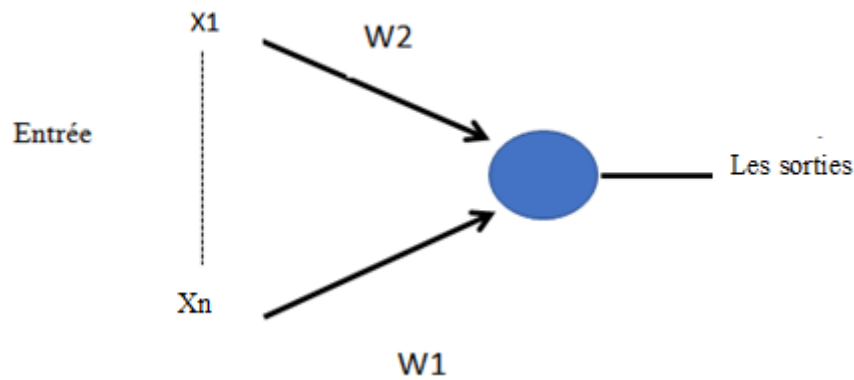
#### 3.3.2.7.1 Définition de Perceptron

Dans les années 50, le psychologue Frank a développé un mécanisme cognitif pour illustrer les caractéristiques clés d'un système intelligent. Ce modèle comprend trois couches : la couche d'entrée (rétine) qui transmet les données à la couche intermédiaire, responsable de l'analyse des informations en fournissant une somme d'impulsions.

Cette couche intermédiaire est généralement connectée à la couche de sortie (couche décisionnelle), qui représente une décision ou un résultat. Seule la dernière couche renvoie le signal à la couche intermédiaire, une fois que leur connexion est stable [25].

#### 3.3.2.7.2 Perceptron a une seule couche

Le premier réseau dans la taxonomie de la Figure 3.10 est la perception à une seule couche, qui peut être utilisée avec des entrées binaires ou continues. Ce réseau a attiré beaucoup d'attention lors de son développement initial en raison de sa capacité à apprendre à reconnaître des motifs simples.



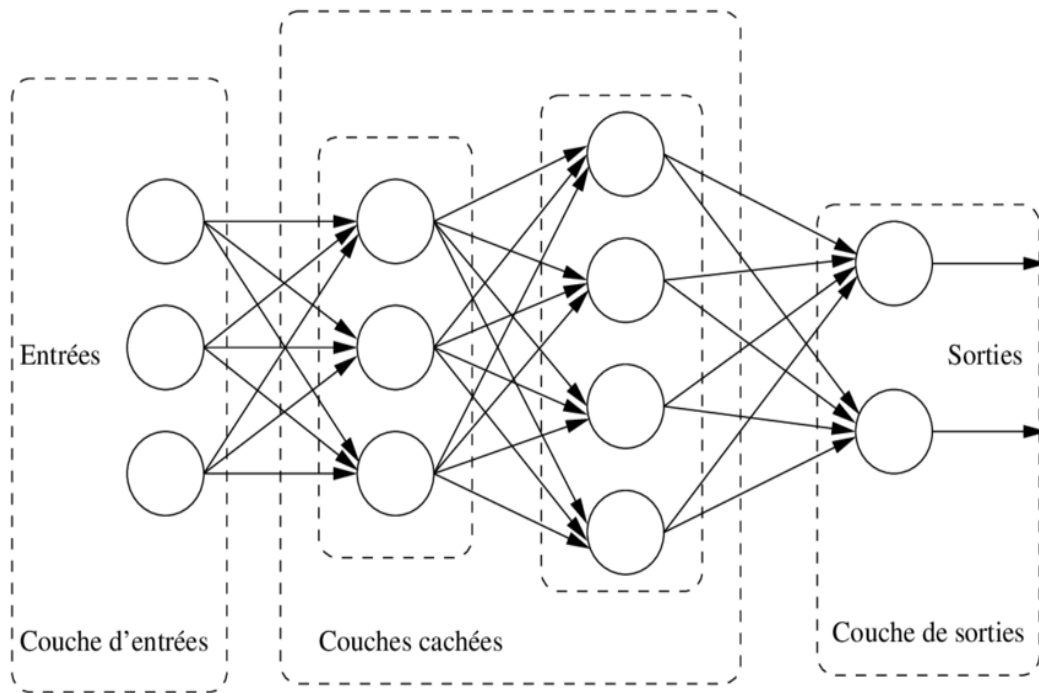
**Figure 3- 10 : Perceptron à une seule couche.**

Les poids de connexion ainsi que le seuil dans un perceptron à une seule couche peuvent être adaptés en utilisant d'algorithmes.

### 3.3.2.7.3 Perceptron multicouches :

Les perceptrons multicouches sont des réseaux neuronaux qui comprennent une ou plusieurs couches de neurones entre la couche d'entrée et la couche de sortie. Ces couches supplémentaires, appelées couches cachées, contiennent des neurones qui ne sont pas directement connectés aux neurones des couches d'entrée et de sortie.

Un exemple de perceptron à trois couches est illustré dans la Figure 3.11. Ces réseaux sont de plus en plus utilisés pour développer de nouveaux algorithmes d'apprentissage. [33].



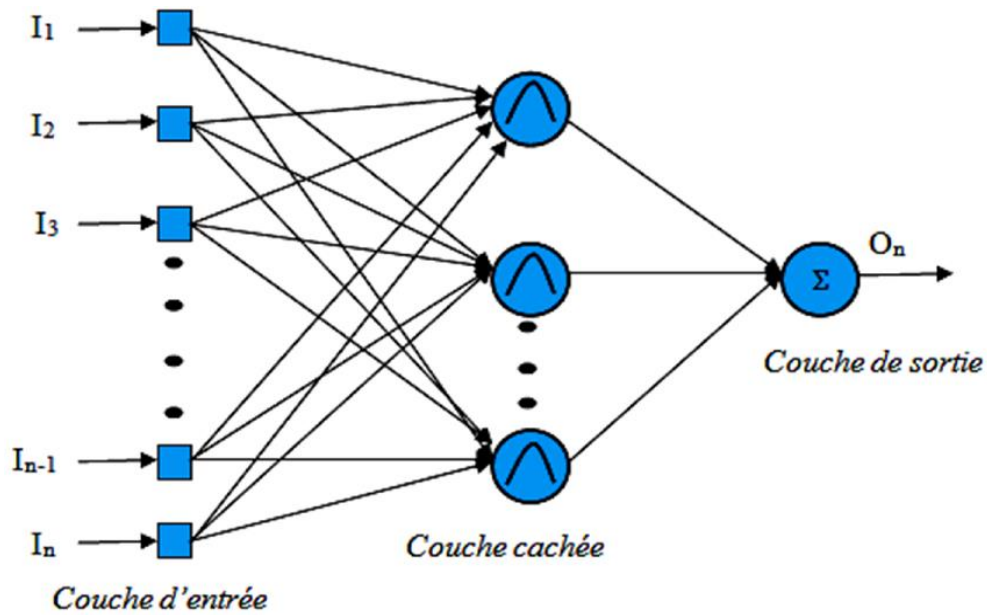
**Figure 3- 11 : Perceptron Multicouche**

### 3.3.2.8 Fonction de base radiale (RBF)

#### 3.3.2.8.1 Définition de (RBF)

Le réseau de neurones à base radiale (RBF) est couramment constitué de trois couches distinctes. La première couche, appelée couche d'entrée, est composée de neurones dont la fonction d'activation est linéaire. Ensuite, nous avons une couche cachée dont les neurones utilisent une fonction d'activation gaussienne. Enfin, la couche de sortie est constituée de neurones qui effectuent les calculs finaux. La fonction d'activation linéaire est représentée dans la Figure 3.12.

Ce type de réseau est souvent employé pour résoudre des problèmes de classification et de représentation fonctionnelle.



**Figure 3- 12 : Réseaux de neurones à base radiale (RBF).**

$$O_n = \sum_{i=1}^L W_i \exp\left(-\frac{v_i^2}{\sigma^2}\right) \quad (3.12)$$

$$v_j(I) = \|C_j - I\| = \sqrt{\sum_{i=1}^N (I_i - C_{ji})^2} \quad (3.13)$$

$$\sigma = v/\sqrt{2s} \quad (3.14)$$

Les neurones d'entrée dans un réseau neuronal fonctionnent de manière linéaire en transmettant simplement le signal d'entrée à la couche cachée. Il n'y a pas de pondération entre la couche d'entrée et la couche cachée.

Les neurones cachés utilisent des fonctions radiales de base pour effectuer le traitement. Chaque neurone caché est défini par un centre, qui représente le point d'entrée, et un vecteur modèle qui est appliqué à la couche d'entrée.

L'écart type  $\sigma$  est constant et  $v(x)$  est la distance entre le centre du neurone et le vecteur d'entrée (équation (3.13)). L'écart type peut être estimé en utilisant l'équation (3.14), où  $S$  représente le nombre total de neurones radiaux.

### 3.3.2.8.2 Apprentissage des réseaux RBF

Le processus d'apprentissage de ce réseau hybride non supervisé comprend plusieurs étapes. Tout d'abord, on calcule le centrage de  $C_j$  à l'aide d'un algorithme de classification. Ensuite, on détermine le coefficient de dispersion en utilisant un algorithme de distance moyenne. Enfin, les  $W_{ij}$  sont calculés par la méthode des moindres carrés.

Ce processus permet au réseau d'apprendre de manière autonome sans supervision directe.

### 3.3.2.9 Les avantages et les inconvénients de réseaux de neurone

#### 3.3.2.9.1 Les avantages de réseaux de neurone

Les variables prédictives peuvent être de différents types : oui/non, valeur continue, une ou plusieurs cours entre etc [34].

- Facilité de prise en main, procurant beaucoup moins de travail personnel que d'analyse Statistiques classiques.
- Il y a moins de mauvais comportements lorsque le volume de données est faible.
- Pour les utilisateurs novices, les idées d'apprentissage sont plus La complexité des statistiques multivariées.
- Consultation rapide.
- La capacité de représenter toutes les dépendances fonctionnelles.
- Immunité au bruit ou manque de fiabilité des données.

#### 3.3.2.9.2 Les inconvénients de réseaux de neurone

Réseau de Les neurones sont une "boîte noire" qui ne peut pas expliquer leurs décisions. Les réseaux de neurones ont de très bonnes prédictions statistiques Des valeurs trop bruyantes ou même manquantes sont accommodées), mais elles sont bien présentes Impossible de le vérifier. La perte partielle de compréhension est compensée par la qualité prédire

On peut résumer ces inconvénients par les points suivants [34] :

- Le choix de l'architecture est critique.
- Le temps d'apprentissage peut être long.
- Présence de minima locaux de la fonction de coût.
- Difficultés d'interprétation des résultats en termes de connaissance

### 3.3.3 Le model RF (Random forest)

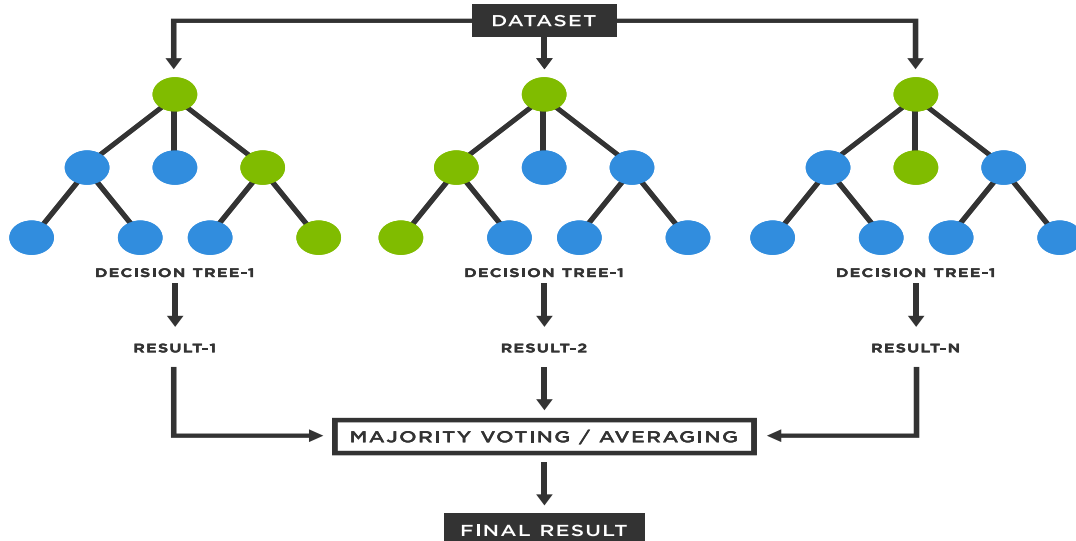
Le modèle Radom Forest (RF) est un modèle d'apprentissage automatique qui appartient à la famille des modèles d'arbres de décision. Le RF est construit en combinant plusieurs arbres de décision indépendants pour former un "ensemble" de modèles. Chaque arbre de décision est construit à partir d'un sous-ensemble aléatoire des données d'entraînement, ainsi que d'un sous-ensemble aléatoire des caractéristiques d'entrée. Ensuite, les résultats de chaque arbre de décision sont combinés pour produire une prédiction finale [42] .

Voici les fonctions mathématiques clés utilisées pour construire un modèle RF [42] :

- Fonction de coût : Le but du modèle RF est de minimiser la fonction de coût. La fonction de coût est généralement une mesure de l'erreur entre les prédictions du modèle et les valeurs réelles. La fonction de coût utilisée dépendra du type de problème que vous résolvez. Par exemple, si vous construisez un modèle de régression, la fonction de coût la plus courante est l'erreur quadratique moyenne (MSE).
- Fonction d'impureté : Lorsque vous construisez un arbre de décision, vous devez décider où diviser les données en deux branches. Pour cela, vous devez choisir une fonction d'impureté qui mesure la qualité de la division. Les deux fonctions d'impureté les plus courantes sont le coefficient de Gini et l'entropie.

- **Fonction de prédiction :** La fonction de prédiction est utilisée pour prédire la sortie d'un arbre de décision. Pour les problèmes de classification, la fonction de prédiction utilise souvent la classe majoritaire dans chaque feuille de l'arbre. Pour les problèmes de régression, la fonction de prédiction utilise souvent la moyenne des valeurs de sortie dans chaque feuille.
- **Fonction d'agrégation :** Les prédictions de chaque arbre de décision sont agrégées pour produire une prédiction finale. La fonction d'agrégation la plus courante est la moyenne pour les problèmes de régression et le vote majoritaire pour les problèmes de classification.

En combinant ces fonctions, le modèle RF est capable de construire un ensemble d'arbres de décision indépendants qui sont ensuite combinés pour produire une prédiction finale plus précise.



**Figure 3- 13 : Random Forest simple**



### 3.3.3.1 La construire d'un modèle RF

Voici les étapes pour construire un modèle Random Forest (RF) [43].

#### 3.3.3.1.1 Charger les données

Tout d'abord, vous devez charger les données que vous allez utiliser pour entraîner le modèle. Les données doivent être stockées dans un format compatible avec la bibliothèque de machine Learning que vous utilisez (par exemple, un tableau Numpy ou un Data\_Frame Pandas en Python) [43].

#### 3.3.3.1.2 Séparer les données d'entraînement et de test

Ensuite, vous devez séparer les données en deux ensembles : un ensemble pour l'entraînement et un ensemble pour les tests. L'ensemble d'entraînement est utilisé pour entraîner le modèle, tandis que l'ensemble de test est utilisé pour évaluer la performance du modèle [43].

#### 3.3.3.1.3 Prétraitement des données

Il est important de prétraiter les données avant d'entraîner le modèle. Les étapes de prétraitement des données peuvent inclure la normalisation des données, l'imputation des valeurs manquantes et la sélection des caractéristiques pertinentes [43].

#### 3.3.3.1.4 Initialisation du modèle

Vous pouvez initialiser le modèle Random Forest en spécifiant les hyperparamètres. Les hyperparamètres comprennent le nombre d'arbres de décision à utiliser, la profondeur maximale de chaque arbre, le nombre de caractéristiques à considérer pour chaque division, et le critère d'impureté à utiliser.

### 3.3.3.1.5 Entraînement du modèle

Après avoir initialisé le modèle, vous pouvez l'entraîner sur l'ensemble d'entraînement en utilisant la méthode `fit()`. Pendant l'entraînement, le modèle construit un ensemble d'arbres de décision indépendants.

### 3.3.3.1.6 Évaluation du modèle

Une fois que le modèle a été entraîné, vous pouvez l'évaluer sur l'ensemble de test en utilisant la méthode `predict()`. Vous pouvez également utiliser des métriques d'évaluation telles que l'exactitude (accuracy) ou l'erreur quadratique moyenne (MSE) pour évaluer la performance du modèle.

### 3.3.3.2 Les avantages et les inconvénients du modèle RF

#### 3.3.3.2.1 Les avantages

- **Bonne précision** : Le modèle RF peut produire des prédictions précises et est capable de gérer des ensembles de données de grande taille avec un grand nombre de caractéristiques (features) et de classes.
- **Robuste aux valeurs manquantes et aux outliers** : Le modèle RF peut gérer les valeurs manquantes et les outliers sans nécessiter de prétraitement intensif des données.
- **Capacité de traitement parallèle** : Le modèle RF peut être parallélisé pour accélérer le temps de traitement et peut être distribué sur plusieurs nœuds pour des performances optimales sur des grands ensembles de données.
- **Capacité de sélection des caractéristiques** : Le modèle RF peut être utilisé pour sélectionner les caractéristiques les plus importantes, ce qui peut améliorer la précision des modèles [44].

#### 3.3.3.2.2 Les inconvénients

- **Faible interprétabilité** : Le modèle RF est considéré comme un modèle "boîte noire", c'est-à-dire qu'il peut être difficile à interpréter et à comprendre comment il

prend ses décisions. Cela peut être un inconvénient si l'explication de la prédiction est importante.

- **Surajustement** : Le modèle RF peut être sujet au surajustement si l'ensemble d'entraînement est trop petit ou si le nombre d'arbres de décision est trop élevé.
- **Coût en temps de calcul** : Le modèle RF peut être coûteux en termes de temps de calcul pour de grands ensembles de données et de nombreux arbres de décision [44].

### 3.3.4 Le Model Hybride

Il existe de nombreux types de modèles d'apprentissage automatique, tels que les réseaux de neurones, les arbres de décision, les machines à vecteurs de support (SVM), les forêts aléatoires, etc. Chaque modèle a ses propres caractéristiques et est adapté à différents types de problèmes[46].

En apprentissage automatique, les modèles hybrides peuvent être construits en combinant différentes méthodes telles que les réseaux de neurones, les SVM, le RANDOM FOREST, etc. Ces modèles combinent souvent des caractéristiques de modèles génératifs et discriminatifs pour obtenir de meilleurs résultats.

Il est important de noter que la construction de modèles hybrides peut être complexe et nécessite souvent une expertise dans les différentes techniques utilisées. Il est également crucial de bien évaluer et valider ces modèles pour s'assurer de leur performance et de leur généralisation.

En résumé, les modèles hybrides combinent différentes techniques ou types de modèles pour tirer parti de leurs avantages respectifs et résoudre des problèmes complexes ou multidimensionnels de manière plus efficace.

#### 3.3.4.1 Le Model Hybride (ANN & SVM & RF):

Il est tout à fait possible de combiner les modèles SVM, ANN et Random Forest dans une seule suite de modèles, en fonction des besoins spécifiques d'une tâche d'apprentissage automatique.

Vous pouvez utiliser une combinaison de modèles qui combine SVM pour la classification binaire, ANN pour la classification multi classe et forêt aléatoire pour la régression. Vous pouvez également utiliser ces modèles individuellement pour des tâches spécifiques et comparer leurs performances pour trouver le modèle le plus adapté.

Il est important de noter que la sélection des modèles dépend de nombreux facteurs tels que la nature des données, la complexité de la tâche, la taille de l'ensemble de données et les ressources disponibles pour entraîner les modèles. Il est donc important de bien comprendre les avantages et les limites de chaque modèle avant de les intégrer.

Nous avons créé un modèle qui combine ces trois modèles de forêt aléatoire, SVM et ANN pour prédire la valeur de la variable de sortie, et nous expliquerons son mécanisme d'action dans ce qui suit.

### **3.3.4.2 Mécanisme d'action de Le modèle Hybride (ANN & SVM & RF):**

Le modèle hybride saisit d'abord les données. Ensuite, il sépare les variables d'entrée et de sortie. Ensuite, il divise les données en un ensemble d'apprentissage et un ensemble de test, et une fois terminé, il unifie les données afin d'éviter que certaines variables avec de grandes valeurs aient un poids disproportionné dans le modèle.

Après standardisation des données, les trois modèles d'apprentissage automatique sont entraînés sur l'ensemble d'apprentissage.

Le modèle de forêt aléatoire est formé en premier, puis le modèle SVM est formé à l'aide du noyau RBF pour la formation. Ensuite, le modèle ANN est formé à l'aide des fonctions activation (tanh/ relu /linear).

Une fois les trois modèles entraînés, ils sont utilisés pour prédire les valeurs de l'ensemble de test. Les prédictions de chaque modèle sont ensuite combinées à l'aide d'un poids spécifique pour chaque modèle. Dans ce cas, le modèle hybride utilise un poids égal de 0,3 pour chaque modèle Random Forest et SVM et un poids de 0,4 pour le modèle ANN

### 3.3.4.3 Les Avantages et les Inconvénients de Le modèle Hybride:

Le modèle hybride combinant les SVM, les réseaux de neurones artificiels (ANN) et les Random Forests présente certains avantages et inconvénients [46] :

#### 3.3.4.3.1 Avantage :

- ✚ **Combinaison de forces** : Les SVM, les ANN et les Random Forests sont des modèles d'apprentissage automatique avec des approches et des capacités différentes. En combinant ces modèles, le modèle hybride peut bénéficier des forces de chaque modèle et améliorer les performances globales de prédiction.
- ✚ **Flexibilité** : Les modèles hybrides permettent de prendre en compte différentes caractéristiques et types de données, ce qui peut être avantageux pour des problèmes complexes et multidimensionnels.
- ✚ **Amélioration de la généralisation** : La combinaison de modèles peut aider à réduire le surapprentissage (overfitting) en utilisant des approches différentes pour capturer différentes informations dans les données d'entraînement, ce qui peut améliorer la généralisation du modèle aux nouvelles données.
- ✚ **Compromis biais-variance** : En combinant des modèles avec des biais et des variances différentes, il est possible d'obtenir un compromis entre la sous-apprentissage (underfitting) et le surapprentissage, ce qui peut améliorer les performances du modèle.

#### 3.3.4.3.2 Inconvénients :

- ✚ **Complexité** : Les modèles hybrides peuvent être plus complexes à mettre en œuvre et à interpréter par rapport à des modèles individuels. La combinaison de différentes techniques peut nécessiter une expertise supplémentaire et une gestion plus complexe des hyperparamètres.
- ✚ **Temps de calcul** : La combinaison de plusieurs modèles peut augmenter le temps de calcul nécessaire pour l'entraînement et la prédiction. Les modèles hybrides peuvent être plus coûteux en termes de ressources computationnelles et de temps d'exécution.
- ✚ **Sensibilité aux hyperparamètres** : Les modèles hybrides peuvent nécessiter l'optimisation de plusieurs hyperparamètres pour chaque modèle individuel ainsi que

pour la combinaison des modèles. Cela peut rendre la recherche des meilleurs hyperparamètres plus complexe et exigeante.

- ✚ **Interprétabilité réduite** : L'utilisation de modèles hybrides peut rendre l'interprétation des résultats plus difficile. La combinaison de plusieurs modèles peut rendre moins clair le lien entre les caractéristiques d'entrée et les prédictions finales.

### 3.3.5 Etat de l'art d'un différent model

#### 3.3.5.1 Études de cas dans le monde entier

Les chercheurs du système solaire ont développé plusieurs modèles et techniques informatiques douces pour estimer le rayonnement solaire à l'aide de divers paramètres astronomiques et atmosphériques.

L'utilisation de l'intelligence artificielle, notamment des modèles ANFIS, ANN et SVM, s'est révélée particulièrement efficace dans la prédiction du rayonnement solaire. Différentes études ont comparé ces modèles et ont montré que les machines à vecteurs de support (SVM) étaient supérieures aux modèles empiriques dans un environnement semi-aride au Nigeria. À Téhéran, en Iran, un modèle SVM à base radiale (SVM\_rbf) s'est avéré plus performant que les modèles ANFIS et ANN. En Chine, à Chongqing, l'utilisation d'un modèle hybride combinant les SVM avec l'algorithme Firefly (FFA) a donné des résultats prometteurs pour la prédiction du rayonnement solaire mensuel moyen.

En Turquie, l'utilisation d'un modèle ANN avec propagation résiliente (RP) et de données géographiques et météorologiques a également donné de meilleurs résultats que les autres algorithmes. En général, les modèles ANN ont été plus performants que les techniques de régression pour prédire le rayonnement solaire.

Enfin, en Inde, le modèle ANFIS s'est révélé prometteur par rapport aux autres techniques pour estimer le rayonnement solaire dans la région du Tamil Nadu.

### 3.3.5.2 Etudes de cas en Algérie

Nous avons étudié plusieurs articles intitulés "Estimation d'un réseau de neurones artificiels pour le rayonnement solaire pour plusieurs villes et états en Algérie, dont une étude de cas pour la ville de l'état d'"El Oued" et la ville de l'état de "Béchar" [47].

La prédiction basée sur ANN est mise en œuvre dans les deux villes de Bechar et d'El-Wad, et ils ont créé des modèles informatiques de réseaux de neurones artificiels avec cinq couches cachées dans l'état de Bechar et pour l'état d' El-oued 2 à 6-16-20 couches cachées en utilisant Levenberg-Marquardt Lorsque les variables d'entrée sont Tavg , BP, RH, WS, DE, AH et H0, en utilisant la fonction de transfert sigmoïde tangentielle/logistique dans une couche cachée et une fonction de transfert linéaire dans les couches de sortie, fournir un modèle très efficace pour estimation du rayonnement solaire global. Ceci est fonction des résultats d'évaluation statistique de MAPE, MBE, RMSE, rRMSE et du coefficient de corrélation R des modèles d'entraînement ANN [48].

### 3.3.5.3 Les résultats étaient les suivants :

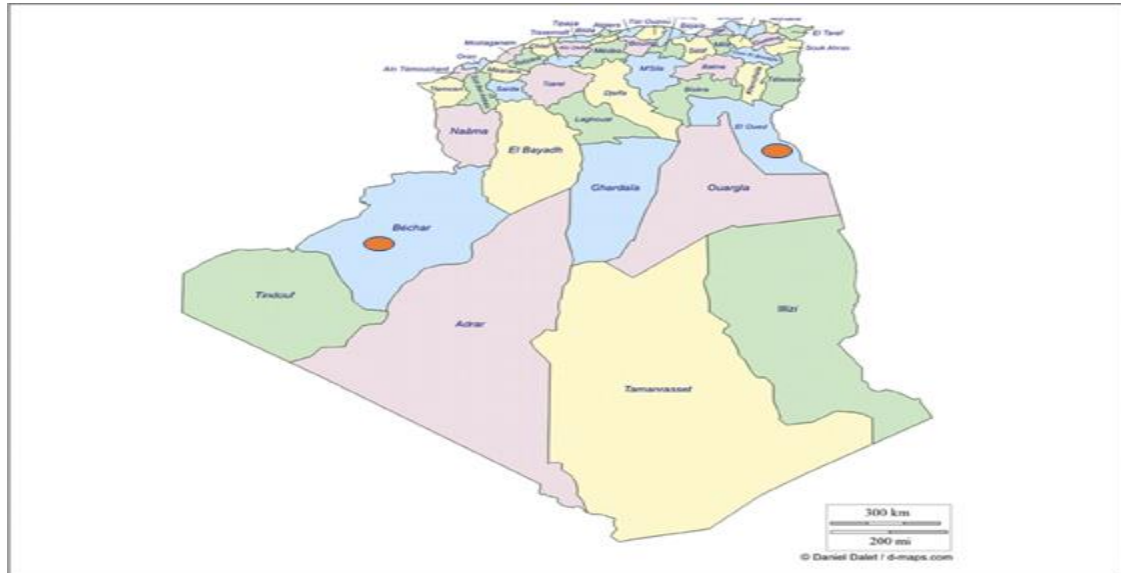
#### 3.3.5.3.1 Pour une étude dans la Région d'El Oued et la Région de Béchar

Pour l'étude menée au gouvernorat d'El-Oued, les résultats de l'évaluation statistique ont montré que le Modèle 3 composé de 16 couches cachées avait les meilleures performances ( RMSE = 0,636 kWh/m<sup>2</sup>/jour, MBE = 1,19 W./ m<sup>2</sup>/jour et R = 0,9410). Les valeurs estimées pour ce modèle étaient en excellente corrélation avec les valeurs observées.

Dans l'étude menée dans l'état de Bechar, l'utilisation d'un modèle de réseau de neurones artificiels (ANN) à cinq couches cachées et de l'algorithme de Levenberg-Marquardt a donné des résultats précis. Le modèle ANN3 s'est avéré le plus précis avec un R de 0,93, un RMSE de 0.658 kWh/m<sup>2</sup>/jour et un MBE de 39.734 Wh/m<sup>2</sup>/jour pour les données d'entraînement. Pour l'étape de validation, le modèle ANN1 était le plus précis avec une valeur R de 0.9122, un RMSE de 0.730 kWh/m<sup>2</sup>/jour et un MBE de -1.065 W/m<sup>2</sup>/jour.

## CHAPITRE 3 : Modélisation de rayonnement solaire

En résumé, les deux études ont démontré l'efficacité des modèles de prédiction utilisant des réseaux de neurones artificiels pour estimer le rayonnement solaire. Les modèles ont montré une bonne performance statistique dans la prédiction du rayonnement global quotidien dans les états d'El-oued et de Béchar, et une Tableau 3- 3 le montre.



**Figure 3- 14: El-oued et Béchar carte de l'Algérie**

**Tableau 3- 2 : Résultats de prédiction pour tous les modèles étudiés dans les villes d'El-oued et de Bechar**

Model	El-oued	RMSE (wh.m <sup>-2</sup> /jour)	R	MBE (wh.m <sup>-2</sup> /jour)
ANN1		0.691	0.89	11.58
ANN2		0.660	0.90	-11.08
<b>ANN3</b>		0.636	<b>0,91</b>	1.19
Model	Béchar	RMSE	R	MBE
ANN1		0.730	0.9122	-1.065



<b>ANN2</b>		1.021	0.8313	303.260
<b>ANN3</b>		<b>0.658</b>	<b>0.93</b>	<b>39.734</b>

### 3.3.6 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons défini les modèles d'intelligence artificielle utilisés pour estimer le rayonnement solaire : les Support Vecteurs Machines (SVM), les Réseaux de Neurones Artificiels (ANN), le modèle RF (Random Forest) et le modèle hybride combinant SVM, ANN et RF. Ces modèles offrent des approches prometteuses pour prédire avec précision le rayonnement solaire en découvrant des schémas et des relations complexes dans les données. Le modèle hybride utilise les avantages de chaque modèle individuel pour améliorer la précision des prédictions. Dans le prochain chapitre, nous appliquerons ces modèles à la modélisation du rayonnement solaire, explorant leurs résultats et leur applicabilité spécifique. Ces modèles permettent une meilleure compréhension du rayonnement solaire et ont des applications pratiques dans divers domaines. La collecte rigoureuse des données, le prétraitement et l'évaluation des performances sont des aspects essentiels de leur application

**Chapitre 04 :**  
**Résultats et Discussion**  
**Application**

## 4 CHAPITRE 04: Résultats et Discussion Application

### 4.1 Introduction

Ce chapitre se concentre sur la prédiction du rayonnement solaire dans la région de El-oued, au sud de l'Algérie, en utilisant des techniques d'intelligence artificielle. L'énergie solaire est une source d'énergie propre et renouvelable qui présente un potentiel important pour diverses applications.

La mesure précise du rayonnement solaire est essentielle pour évaluer son potentiel et optimiser son utilisation. Dans ce contexte, les méthodes d'intelligence artificielle, telles que les modèles SVM, ANN et RF, offrent des solutions prometteuses pour prédire le rayonnement solaire en utilisant des données météorologiques.

Ce chapitre présente une comparaison détaillée des performances de ces modèles, ainsi qu'un modèle hybride combinant les forces de ces approches.

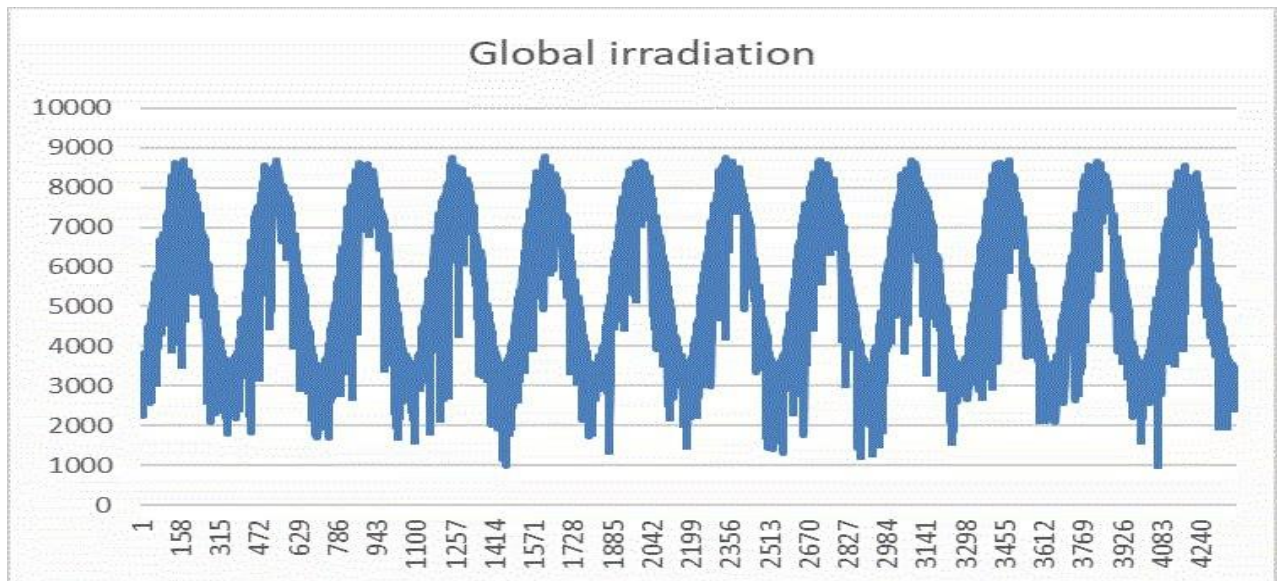
Les résultats obtenus fournissent des informations précieuses pour la prédiction précise du rayonnement solaire dans la région étudiée, ouvrant ainsi de nouvelles perspectives pour l'utilisation efficace de cette ressource renouvelable.

### 4.2 Prédiction du rayonnement global

Les données de rayonnement solaire global utilisées dans cette étude ont été collectées dans la région El-oued, en Algérie, sur une période allant de 2010 à 2021. Les mesures du rayonnement solaire global (G) sont disponibles à une fréquence quotidienne. Les données ont été enregistrées quotidiennement, fournissant ainsi une estimation du rayonnement solaire moyen sur chaque jour.

Dans cette étude, nous avons travaillé avec les données quotidiennes de rayonnement solaire global pendant une période de 11 ans, de 2010 à 2021. L'objectif était d'établir des modèles prédictifs basés sur les caractéristiques des données et d'utiliser ces modèles pour prédire le rayonnement solaire global pour les jours futurs.

Il convient de noter que les données quotidiennes de rayonnement solaire global peuvent présenter des variations saisonnières et des tendances à long terme.



**Figure 4- 1: Variation du rayonnement global quotidien à El-oued entre 2010-2021**

### 4.3 Matérielle et méthodes

Pour mener à bien notre projet de mesure du rayonnement solaire en utilisant des méthodes d'intelligence artificielle, nous avons utilisé les outils et le matériel suivants :

- ✚ **Ordinateur HP i5 7ème génération** : Nous avons utilisé un ordinateur HP équipé d'un processeur Intel Core i5 de 7ème génération. Cet ordinateur offre une puissance de calcul acceptable pour exécuter nos programmes et entraîner les modèles d'intelligence artificielle.
- ✚ **Langage de programmation Python** : Nous avons utilisé le langage de programmation Python pour implémenter notre projet. Python est un langage populaire et largement utilisé dans le domaine de l'intelligence artificielle en raison de sa simplicité, de sa flexibilité et de ses nombreuses bibliothèques dédiées à l'apprentissage automatique.

- ✚ **Google Colab** : Nous avons utilisé Google Colab comme environnement de développement pour exécuter notre code Python. Google Colab est une plateforme basée sur le cloud qui fournit un accès gratuit à des ressources de calcul, y compris des GPU, ce qui est particulièrement utile pour l'entraînement de modèles d'intelligence artificielle.
- ✚ **PyCharm** : Nous avons utilisé PyCharm comme éditeur de code principal pour développer notre programme. PyCharm est un environnement de développement intégré (IDE) spécialement conçu pour Python, offrant des fonctionnalités avancées telles que la coloration syntaxique, l'auto-complétion et le débogage, ce qui facilite le processus de développement.
- ✚ **Bibliothèques Python** : Nous avons utilisé plusieurs bibliothèques Python pour notre projet, notamment :
  - **Numpy** : pour effectuer des calculs numériques et des manipulations de tableaux
  - **TensorFlow** : une bibliothèque d'apprentissage automatique qui fournit un framework pour construire et entraîner des modèles d'intelligence artificielle.
  - **Scikit-learn** : une bibliothèque d'apprentissage automatique qui offre des outils pour la préparation des données, l'entraînement de modèles et l'évaluation des performances.
  - **Keras** : une bibliothèque d'apprentissage en profondeur qui facilite la création et l'entraînement de réseaux de neurones.
  - **Pandas** : pour la manipulation et l'analyse des données, notamment pour la lecture des données à partir de fichiers Excel.

### 4.4 Méthodologie expérimentale

Dans cette section, nous allons détailler les différentes étapes suivies pour mener à bien notre expérimentation visant à mesurer le rayonnement solaire à El Oued, en utilisant des méthodes d'intelligence artificielle. Nous avons travaillé avec une base de données contenant les paramètres d'entrée suivants : Année, Jour de l'année (Jday), Température, Humidité relative, Pression et Vitesse du vent. La variable de sortie que nous cherchons à prédire est le rayonnement solaire global.

### 4.4.1 Région d'étude

La région d'El Oued est située dans le Sud-Est de l'Algérie, elle se caractérise par un climat chaud et désertique. C'est une région caractérisée par un ensoleillement abondant tout au long de l'année, ce qui en fait un endroit idéal pour étudier le rayonnement solaire. Notre zone d'étude choisi est se trouve dans la vallée d'El-oued, entourée par des vastes étendues désertiques et de formations rocheuses.

La ville d'El Oued est la capitale de la région et se trouve à environ 600 kilomètres au sud-est d'Alger, la capitale de l'Algérie. Elle est célèbre pour ses palmeraies pittoresques, ses maisons traditionnelles en terre cuite et son climat aride. La population locale est principalement composée de Berbères et d'Arabes, qui vivent de l'agriculture, de l'élevage et du commerce.

En raison de sa situation géographique, El Oued bénéficie d'un ensoleillement intense avec très peu de précipitations. Les températures sont généralement élevées, atteignant régulièrement des valeurs supérieures à 40 degrés Celsius pendant les mois d'été. Ce climat chaud et sec en fait une région propice à l'utilisation de l'énergie solaire.

La région d'El Oued présente un intérêt particulier pour les études sur le rayonnement solaire, car elle offre un environnement représentatif des régions désertiques et semi-désertiques. Les données recueillies à El Oued peuvent contribuer à une meilleure compréhension du rayonnement solaire dans ces zones, ainsi qu'à l'amélioration des modèles de prévision du rayonnement solaire dans des conditions similaires [45].

Le choix de la région d'El Oued comme zone d'étude n'étant pas fait d'une manière fortuite mais d'une manière précise et pour plusieurs avantages, nous bénéficions d'un contexte géographique spécifique qui nous permet de capturer les particularités du rayonnement solaire dans un environnement désertique, et d'explorer l'efficacité des méthodes d'intelligence artificielle pour prédire le rayonnement solaire dans ces condit

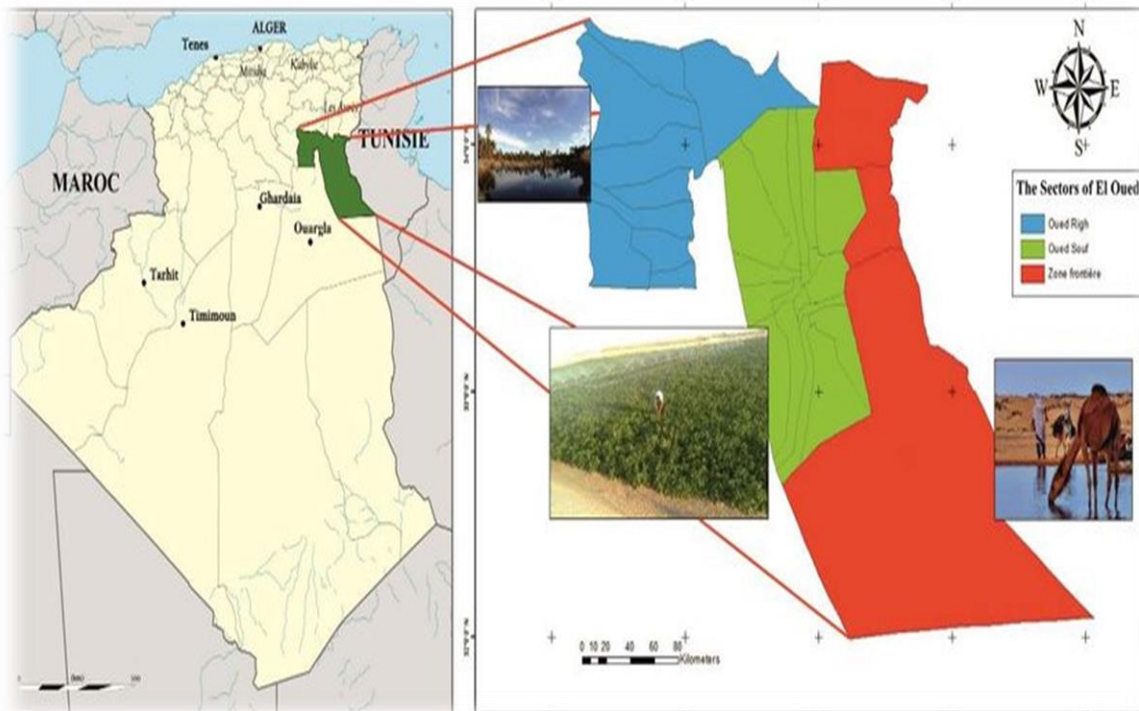


Figure 4- 2: géographie de wilaya d'El-oued

### 4.4.2 Description de la base de données

Notre base de données contient des mesures du rayonnement solaire global ainsi que des paramètres météorologiques enregistrés quotidiennement à El Oued, dans le sud de l'Algérie. Chaque enregistrement représente une journée spécifique et comporte les caractéristiques suivantes :

- ✓ **Année** : L'année de l'enregistrement.
- ✓ **Jour de l'année (Jday)** : Le numéro du jour dans l'année (de 1 à 365, ou 366 pour les années bissextiles).
- ✓ **Température** : La température moyenne relevée pendant la journée en degrés Celsius.
- ✓ **Humidité relative** : Le pourcentage moyen d'humidité relative pendant la journée.
- ✓ **Pression** : La pression atmosphérique moyenne pendant la journée, exprimée en unités de mesure appropriées.
- ✓ **Vitesse du vent** : La vitesse moyenne du vent pendant la journée en mètres par seconde.
- ✓ **Global irradiation** : La mesure du rayonnement solaire total reçu pendant la journée, exprimée en unités appropriées.

Il convient de noter que les mesures ont été effectuées régulièrement et à des intervalles de temps définis pour garantir la cohérence et l'exactitude des données. Cette base de données a été spécifiquement recueillie pour la région d'El Oued afin de représenter les conditions de rayonnement solaire dans cette zone géographique.

La variable de sortie, le rayonnement solaire global, est le principal paramètre que nous cherchons à prédire à partir des autres variables d'entrée. Cette mesure nous fournit une indication précieuse de la quantité de rayonnement solaire reçue quotidiennement à El Oued et peut être utilisée dans diverses applications liées à l'énergie solaire et à la météorologie.

Nous disposons d'une quantité de données suffisante importante qui nous permet de couvrir une période prolongée, ce qui nous aide d'entraîner et de tester l'efficacité de nos modèles d'intelligence artificielle. En explorant et en analysant cette base de données, nous espérons découvrir des modèles, des relations et des tendances qui nous aideront à prédire de manière précise le rayonnement solaire global en fonction des paramètres météorologiques mesurés à El Oued

### **4.4.3 Prétraitement des données**

Avant d'utiliser les données pour l'entraînement des modèles, nous avons effectué des étapes de prétraitement. Cela a inclus la vérification et le nettoyage des données pour éliminer les valeurs aberrantes ou manquantes. Nous avons également appliqué une normalisation pour mettre toutes les variables à la même échelle et faciliter l'apprentissage des modèles.

### **4.4.4 Division des données**

Pour évaluer les performances des modèles, nous avons divisé notre ensemble de données en deux ensembles distincts : un ensemble d'entraînement et un ensemble de test. Nous avons choisi une division temporelle pour refléter la nature séquentielle des données, en utilisant les enregistrements les plus anciens pour l'entraînement et les plus récents pour les tests. Environ 80% des données ont été utilisées pour l'entraînement et les 20% restants pour les tests.



### 4.4.5 Choix des modèles

Nous avons sélectionné quatre modèles pour notre étude : SVM (Support Vector Machine), RF (Random Forest), ANN (Réseaux de neurones artificiels) et un modèle hybride combinant les trois. Le SVM est un modèle largement utilisé pour la classification et la régression, le RF est un algorithme d'ensemble basé sur des arbres de décision, et l'ANN est un modèle de réseau neuronal profond. Nous avons choisi ces modèles en raison de leur capacité à gérer des données complexes et à capturer des relations non linéaires.

### 4.4.6 Entraînement des modèles

Dans cette section, nous décrivons les étapes d'entraînement des modèles SVM, RF, ANN et du modèle hybride utilisant SVM, RF et ANN.

#### 4.4.6.1 Entraînement du modèle SVM

Nous avons utilisé la méthode "fit" de la classe SVM de la bibliothèque scikit-learn pour entraîner le modèle SVM. Les données d'entraînement, à savoir les caractéristiques ( $X_{train}$ ) et les valeurs cibles ( $y_{train}$ ), ont été fournies à cette méthode.

#### 4.4.6.2 Entraînement du modèle RF

De manière similaire, nous avons utilisé la méthode "fit" de la classe « RandomForestRegressor » de la bibliothèque « scikit-learn » pour entraîner le modèle RF. Ainsi nous avons utilisé. Les paramètres suivants ont été spécifiés : Nombre d'arbres de décision est 100.

Profondeur maximale des arbres : Aucune limite n'a été imposée, permettant ainsi à chaque arbre de se développer jusqu'à son maximum

### 4.4.6.3 Entraînement du modèle ANN

Pour le modèle ANN, nous avons utilisé la méthode "fit" du modèle Sequential de la bibliothèque Keras. Les données d'entraînement ont été fournies à cette méthode, et le modèle ANN a été entraîné sur 8000 epochs avec une taille de batch de 4000, Les paramètres suivants ont été utilisés :

#### 4.4.6.3.1 Architecture du réseau

Le modèle a été défini comme un réseau séquentiel, composé de couches de neurones empilées les unes sur les autres.

#### 4.4.6.3.2 Fonctions d'activation personnalisées

Nous avons défini deux fonctions d'activation personnalisées, "tansig" et "purelin", pour les couches intermédiaires et de sortie respectivement. De plus, nous avons également utilisé la fonction d'activation "mish\_activation" pour une des couches de sortie.

#### 4.4.6.3.3 Nombre de neurones dans chaque couche

Les couches intermédiaires ont été configurées avec 16 neurones chacune.

- L'optimiseur "adam" et la fonction de perte "mean\_squared\_error" ont été utilisés pendant l'entraînement.

### 4.4.6.4 Entraînement du modèle hybride SVM-RF-ANN

Le modèle hybride combine les modèles SVM, RF et ANN. Ainsi, nous avons combinés les prédictions des trois modèles (RF, SVM et ANN) en utilisant une combinaison linéaire pondérée. Dans ce cas, nous utilisons les poids suivants : 0.3 pour les prédictions du modèle RF, 0.3 pour les prédictions du modèle SVM et 0.4 pour les prédictions du modèle ANN. Les prédictions combinées sont calculées en effectuant la somme pondérée des prédictions individuelles, et le résultat est stocké dans la variable y\_pred\_hybrid.

- Cette combinaison des prédictions des trois modèles avec des poids donnés permet de créer le modèle hybride qui tente de tirer parti des forces de chaque modèle individuel pour améliorer les performances globales de prédiction.

### 4.4.7 Évaluation des modèles

Une fois les modèles entraînés, nous avons évalué leurs performances sur l'ensemble de test. Pour chaque modèle, nous avons utilisé la méthode appropriée pour prédire les valeurs de sortie ( $y_{pred}$ ) à partir des données d'entrée de test ( $X_{test}$ ).

Ensuite, nous avons utilisé la métrique du coefficient de détermination ( $R^2$  score) pour évaluer la capacité de chaque modèle à prédire le rayonnement solaire global.

### 4.5 Identification des variables d'entrée les plus performantes pour prédire le rayonnement solaire

Dans le cadre de notre étude, nous avons effectué des tests avec différents paramètres d'entrée afin d'identifier les combinaisons les plus efficaces pour prédire le rayonnement solaire. Les variables d'entrée ont été sélectionnées en se basant sur le calcul du coefficient de corrélation entre l'irradiation solaire et chaque variable considérée. Après analyse, nous avons identifié les paramètres les plus intéressants, dont nous résumons les résultats dans le tableau suivant :

Paramètres	Unité	Type
<b>Année</b>	<b>Unité temporelle (année)</b>	
<b>Jour de l'année (Jday)</b>	<b>Unité temporelle (jour)</b>	

## CHAPITRE 4 : Résultats et Discussion Application

<b>Température</b>	<b>Unité de mesure de la température (degré Celsius ou Fahrenheit)</b>	<b>Numérique</b>
<b>Humidité relative</b>	<b>Pourcentage (%)</b>	
<b>Pression atmosphérique</b>	<b>Unité de mesure de la pression (pascal, hectopascal, ou bar)</b>	
<b>Vitesse du vent</b>	<b>Unité de mesure de la vitesse (mètres par seconde)</b>	

**Tableaux 4- 1: paramètres utilisés.**

<b>Paramètre d'entrées</b>	<b>Année</b>	<b>Jour de l'année (Jday)</b>	<b>Température</b>	<b>Humidité relative</b>	<b>Pression atmosphérique</b>	<b>Vitesse du vent</b>
<b>P1</b>	X					
<b>P2</b>	X	X				
<b>P3</b>	X	X	X			
<b>P4</b>	X	X	X	X		
<b>P5</b>	X	X	X	X	X	
<b>P6</b>	X	X	X	X	X	X

**Tableaux 4- 2 : Différentes entrées sont utilisées pour entraîner les modèles.**

	RF	SVM	ANN	HYBRIDE
P1	0.03	0.024	0.009	0.013
P2	0.955	0.936	0.928	0.953
P3	0.9521	0.939	0.931	0.9526
P4	0.9379	0.9503	0.9386	0.9493
P5	0.9536	0.9463	0.9485	0.9553
<b>P6</b>	<b>0.9579</b>	<b>0.9606</b>	<b>0.9530</b>	<b>0.9631</b>

Tableaux 4- 3:Les différents coefficients de corrélation des modèles

#### 4.5.1 Affichage des résultats

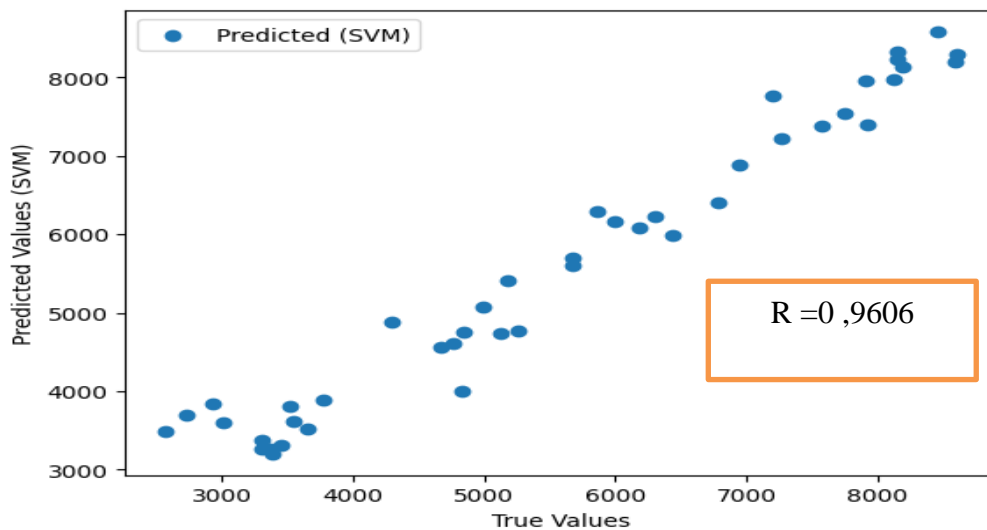
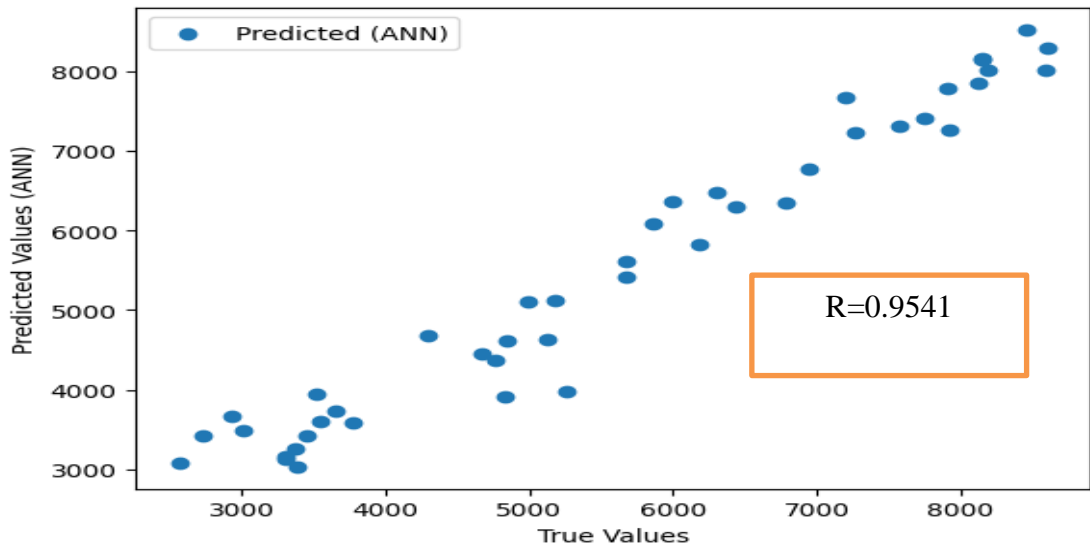
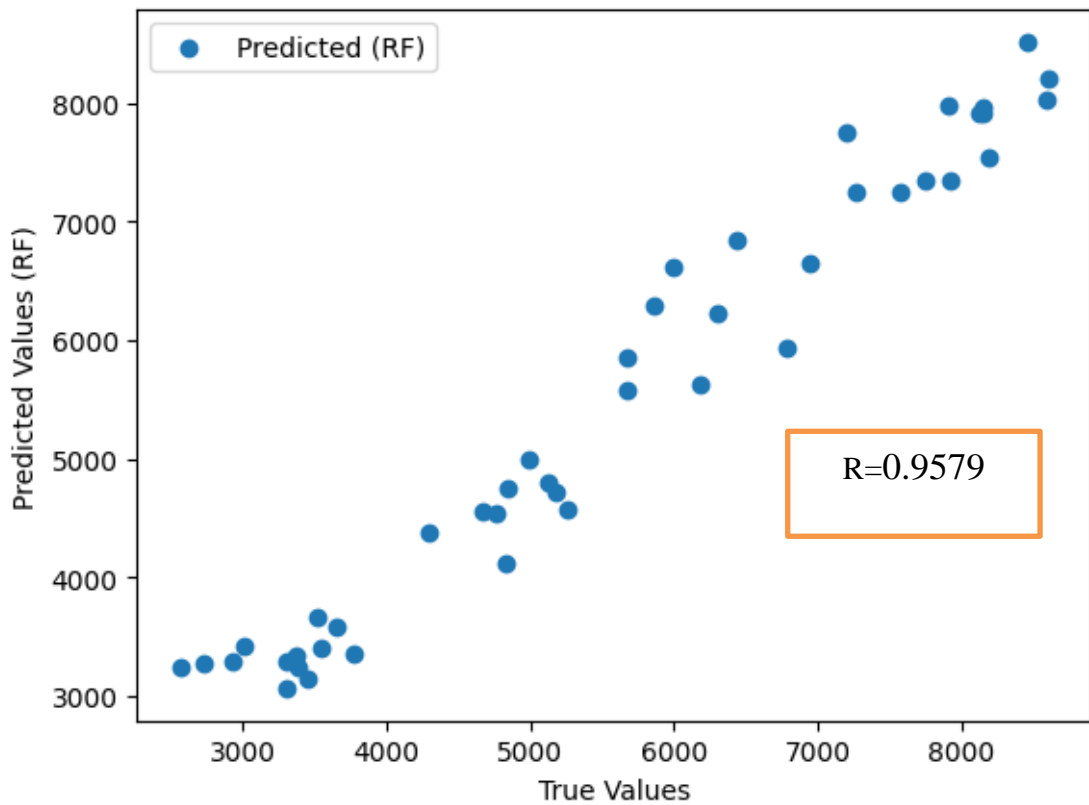


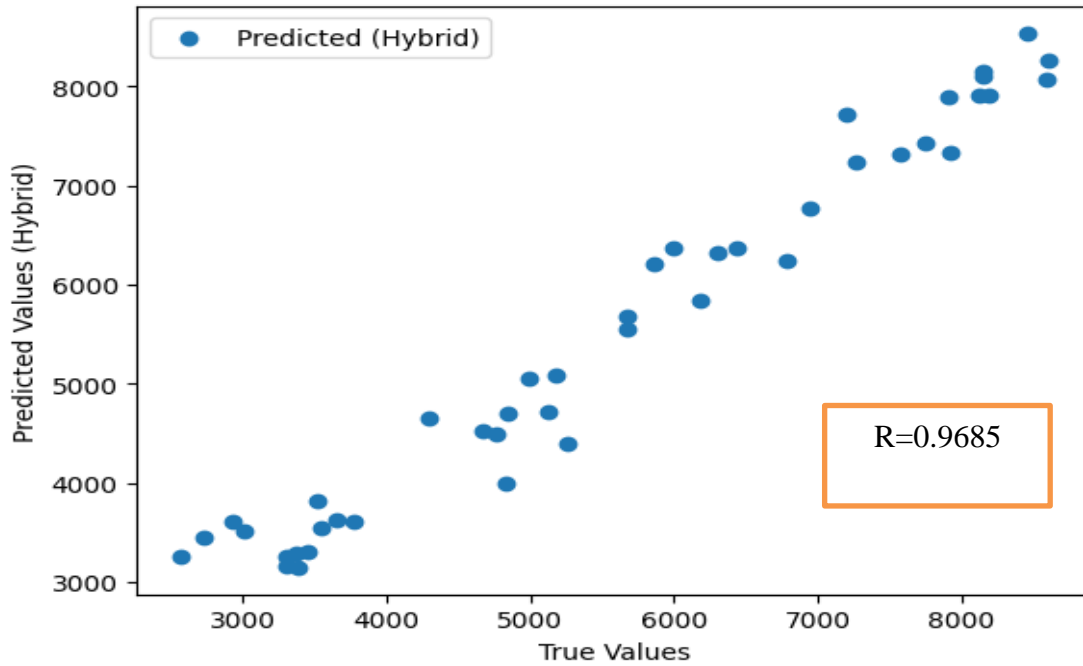
Figure 4- 3: Résultats de modèles SVM



**Figure 4- 4: Résultats de modèles ANN**



**Figure 4- 5: Résultats de modèle RF**



**Figure 4- 6 : représente les Résultats du modèles Hybride**

#### 4.6 Comparaison du Résultats de l'application

Après avoir obtenu les résultats de la prédiction. La comparaison des résultats de prédiction générés par chaque modèle a permis de visualiser et d'analyser les différences entre les prédictions et les valeurs réelles du rayonnement solaire.

Une courbe a été créée dans la Figure 4-7 pour représenter les résultats de prédiction pour chaque modèle avec 06 entrées, ce qui a permis de remarquer facilement les différences et les écarts par rapport aux valeurs réelles.

Le tableau 4-4 ci-dessous résume les performances de différents modèles pour prédire le rayonnement solaire avec 06 entrées. Cette analyse a déterminé que le modèle hybride était le plus efficace, avec un coefficient de détermination (**R<sup>2</sup>**) de 0,9685, **MAE** de 274,28 (wh.m<sup>-2</sup>/jour) **MBE** de -72,21 (wh.m<sup>-2</sup>/jour) et **MAPE** de 5,9019 (%). Ces résultats démontrent la précision et l'efficacité du modèle hybride par rapport aux autres modèles (ANN, SVM, RF) pour prédire le rayonnement solaire.

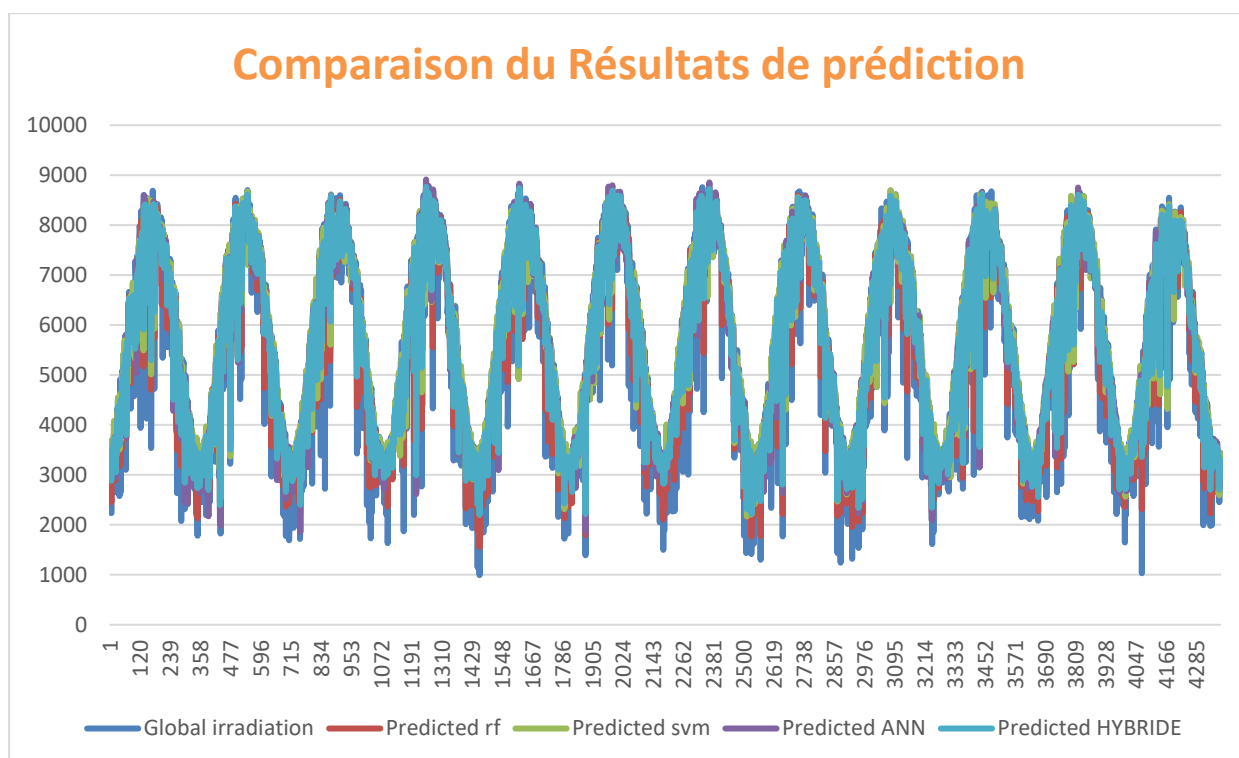


Figure 4- 7: Représente une Comparaison du Résultats de prédiction

	ANN	SVM	RF	HYBRIDE
R	0.9541	0.9606	0.9579	0.9685
MAE (wh.m <sup>-2</sup> /jour)	299.20	276.075	317.32	274.28
MBE (wh.m <sup>-2</sup> /jour)	-108.92	14.95	-110.45	-72.21
MAPE (%)	6.3097	6.3015	6.3124	5.9019

Tableaux 4- 4: Représente une comparaison entre les modèles utiliser

#### 4.7 Les interfaces Graphiques

L'application que nous avons développée offre une interface utilisateur conviviale et propose plusieurs fonctionnalités pour faciliter l'exploration et l'utilisation des modèles de prédiction du rayonnement solaire.



La première fenêtre de bienvenue de l'application est conçue pour donner une première impression accueillante à l'utilisateur. Elle comporte le logo de notre startup, SUNRAY.AI-GOURARA, qui représente notre engagement envers les solutions d'intelligence artificielle pour la mesure du rayonnement solaire.



**Figure 4- 8:La première fenêtre de bienvenue de l'application**

La deuxième fenêtre de l'application est la fenêtre principale, qui propose plusieurs fonctionnalités pour l'ajout et l'utilisation des données. Lorsque l'utilisateur clique sur le bouton "Ajouter des données", une nouvelle fenêtre s'ouvre, lui permettant de sélectionner et d'importer un fichier Excel contenant les données nécessaires à la prédiction du rayonnement solaire.

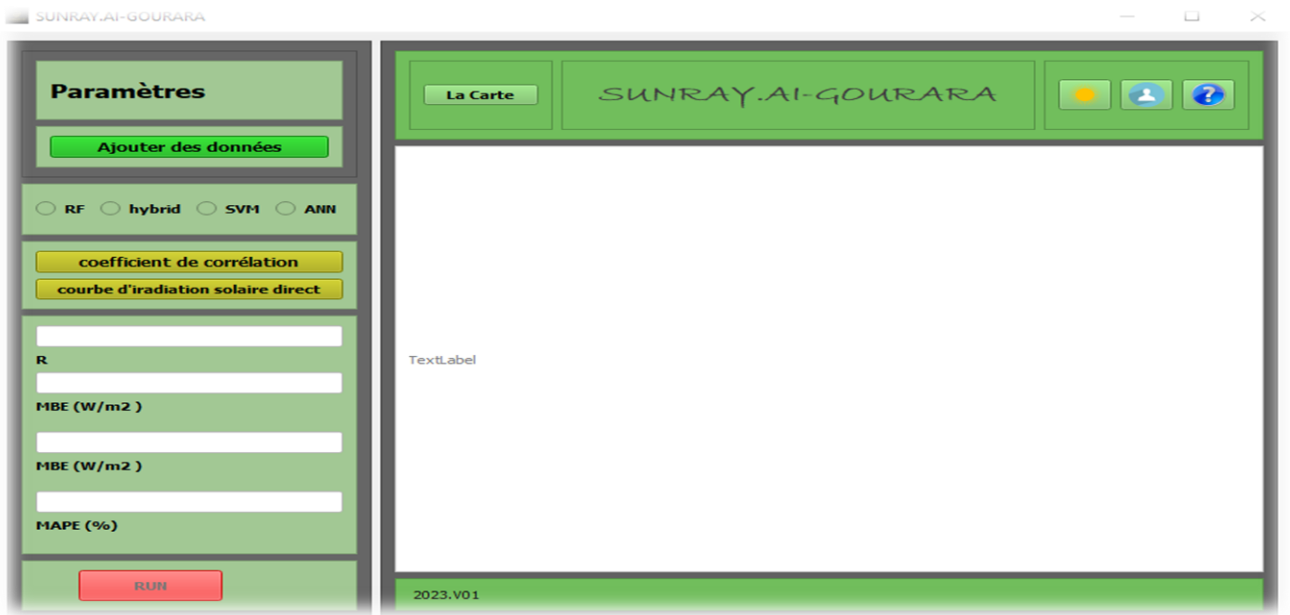


Figure 4- 9: La deuxième fenêtre principale

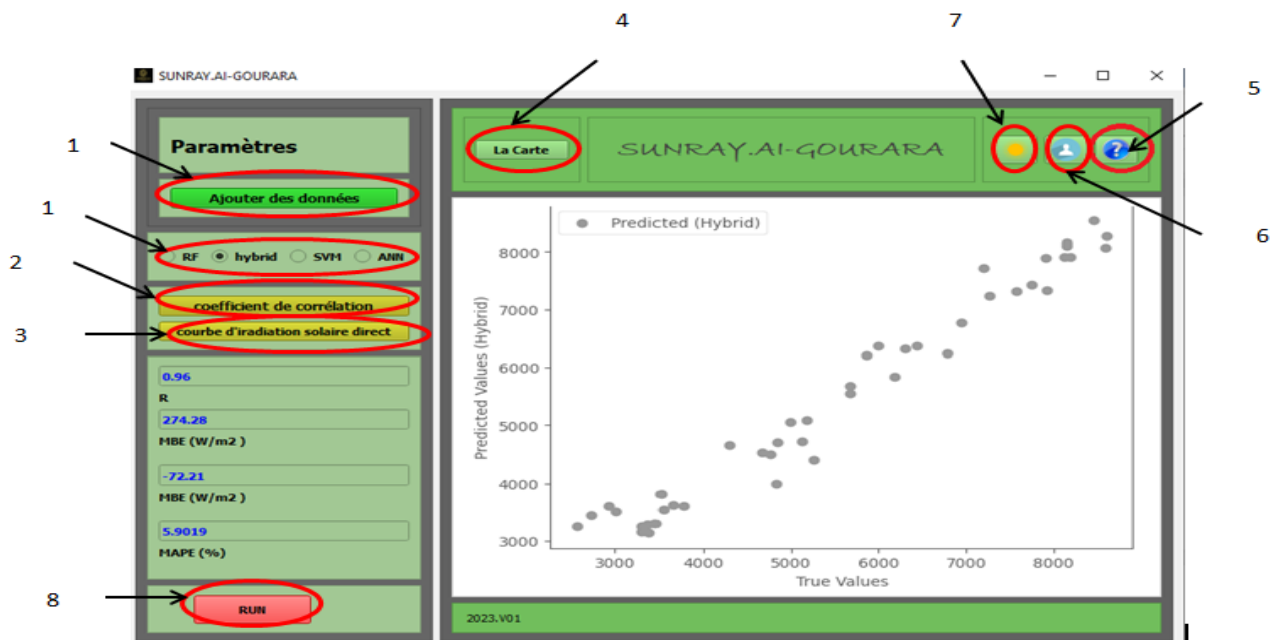


Figure 4- 10: l'interface du programme

✚ **Le bouton 1** : Pour améliorer l'expérience de l'utilisateur, des boutons radio sont disponibles, permettant à l'utilisateur de choisir le modèle qu'il souhaite utiliser parmi SVM,

ANN, RF et HYBRIDE. Une fois le modèle sélectionné, l'utilisateur peut continuer à explorer les fonctionnalités offertes par l'application.

✚ **Le bouton 2** : L'application propose également un bouton dédié à l'affichage des coefficients de corrélation. En cliquant sur ce bouton, l'utilisateur peut visualiser des informations importantes telles que le coefficient de détermination ( $R^2$ ), qui mesure la qualité de l'ajustement du modèle aux données de test, ainsi que d'autres métriques d'évaluation telles que le MAE (Mean Absolute Error), le MBE (Mean Bias Error) et le MAPE (Mean Absolute Percentage Error).

✚ **Le boutons 3** : Pour une analyse plus approfondie, un autre bouton est prévu pour afficher les courbes du modèle choisi. Cette fonctionnalité permet à l'utilisateur de visualiser graphiquement les prédictions du modèle par rapport aux valeurs réelles du rayonnement solaire. Les courbes fournissent une représentation visuelle claire de la performance du modèle et permettent à l'utilisateur d'observer les schémas et les tendances du rayonnement solaire prédit.

✚ **Le bouton 4** : En outre, l'application propose une fonctionnalité intéressante qui permet d'afficher une carte de l'Algérie. Cette carte offre une représentation visuelle de la région d'El oued, permettant à l'utilisateur de mieux se situer géographiquement et de mieux comprendre l'emplacement des données utilisées pour les prédictions du rayonnement solaire.

✚ **Le bouton 5** : Pour faciliter l'utilisation de l'application, une notice d'utilisation détaillée est accessible via un bouton dédié.

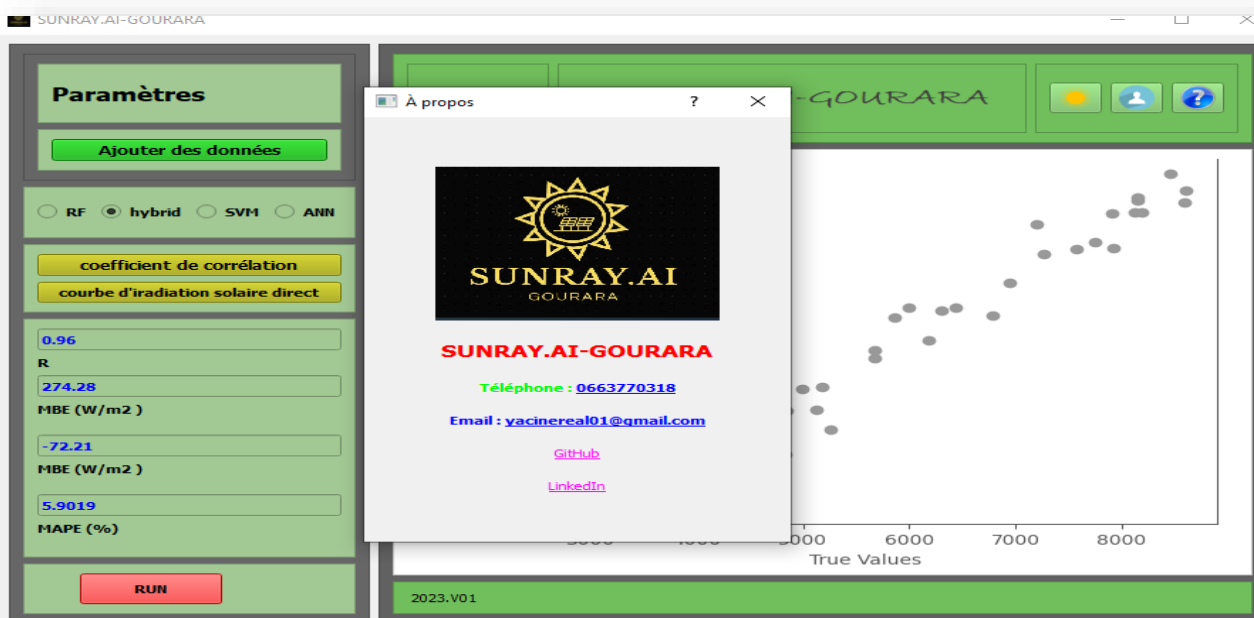
Cette notice fournit des instructions étape par étape sur la manière d'utiliser les différentes fonctionnalités de l'application, ce qui permet à l'utilisateur de tirer le meilleur parti de l'application et d'obtenir des résultats précis et fiables.



**Figure 4- 11: une notice d'utilisation détaillée est accessible via un bouton dédié.**

✚ **Le boutons 6 :** En cas de besoin d'assistance supplémentaire ou de demande de renseignements complémentaires, un bouton de contact est disponible.

En cliquant sur ce bouton, l'utilisateur peut communiquer directement avec notre équipe d'assistance pour poser des questions, signaler des problèmes ou demander des informations supplémentaires.



**Figure 4- 12: bouton de contact est disponible**

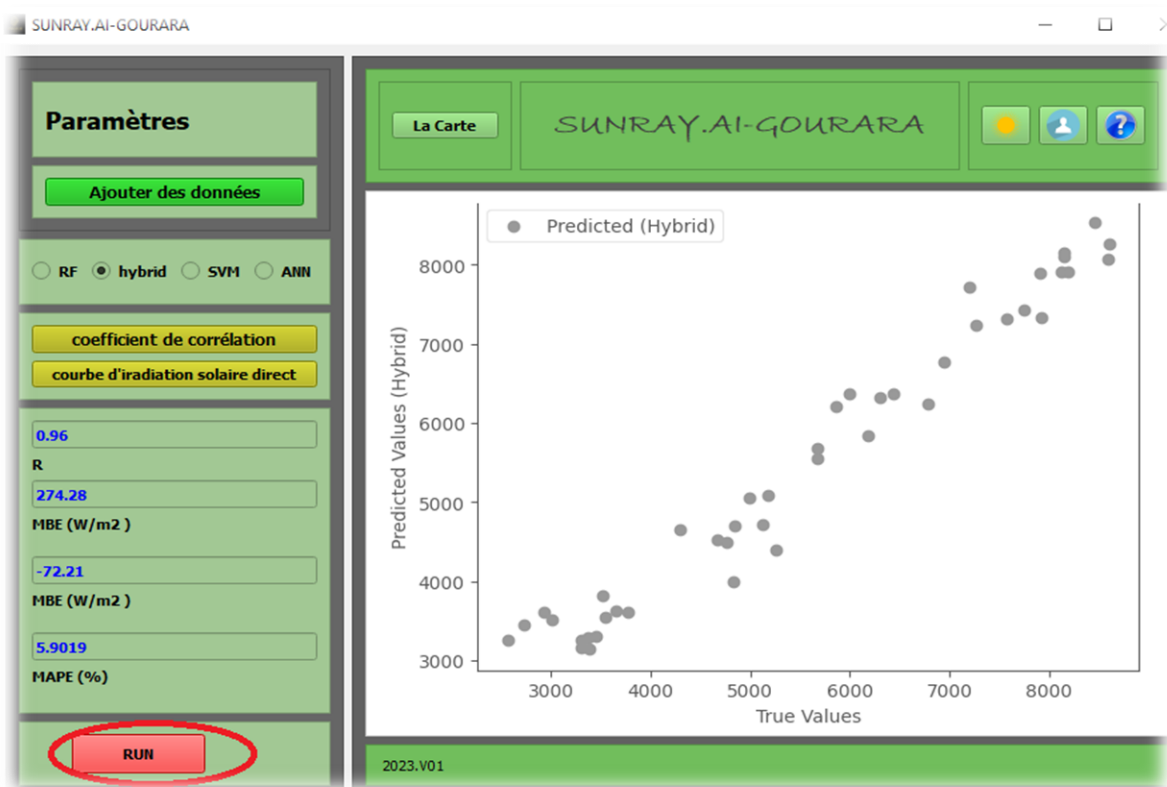
## CHAPITRE 4 : Résultats et Discussion Application

- ✚ **Le bouton 7 :** L'application propose également une fonctionnalité supplémentaire permettant de calculer la déclinaison pour la journée en cours.

La déclinaison est un paramètre important dans la modélisation du rayonnement solaire et cette fonctionnalité permet à l'utilisateur d'obtenir rapidement et facilement cette valeur pour une utilisation ultérieure dans d'autres calculs ou analyses.

- ✚ **Le bouton 8 :** Une fois que l'utilisateur a fourni les données et choisi le modèle, le bouton 8 "Exécuter" devient actif, lui permettant de déclencher la prédiction et d'obtenir les résultats correspondants.

Cela garantit une utilisation correcte de l'application et permet à l'utilisateur d'obtenir les prédictions de manière précise et cohérente en respectant les exigences préalables nécessaires à ce processus.



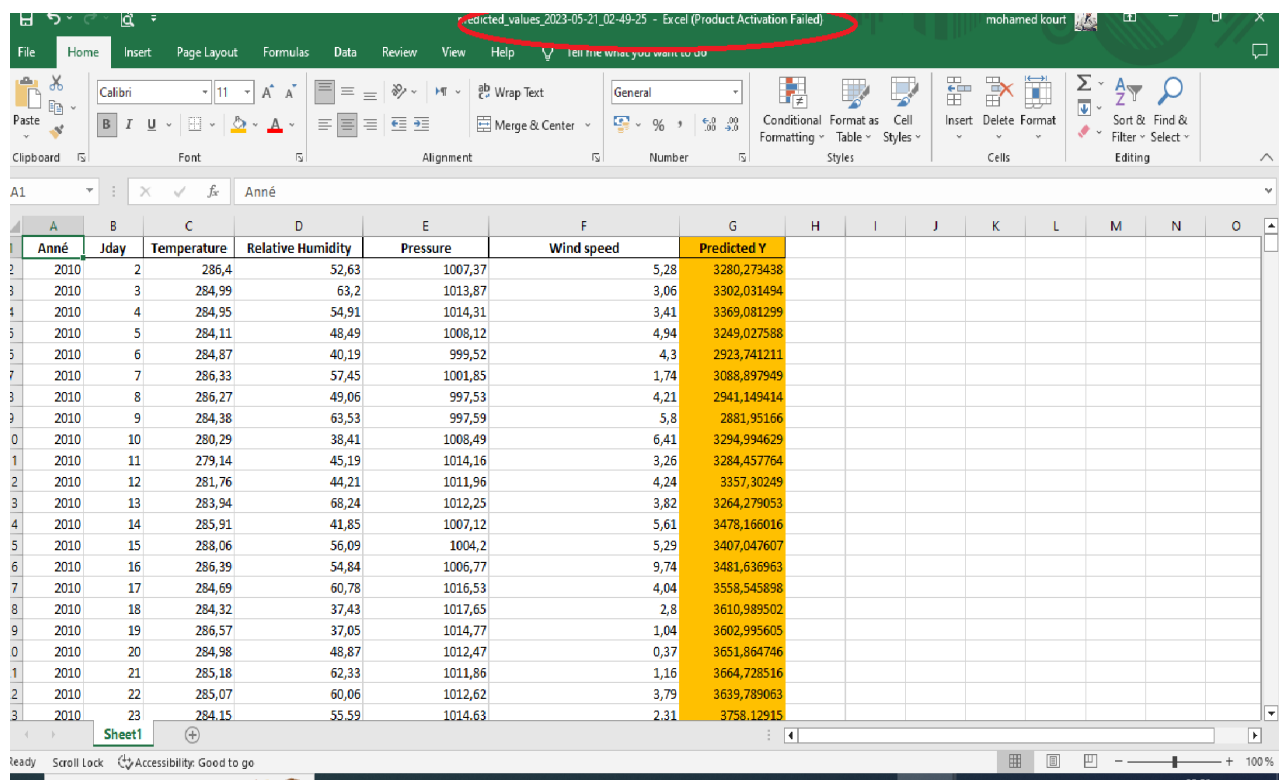
L'application utilise les données saisies et le modèle choisi pour générer les résultats de prédiction.

## CHAPITRE 4 : Résultats et Discussion Application

Ces résultats sont ensuite enregistrés dans un nouveau fichier Excel portant le nom de l'heure et de la data actuelles.

L'utilisateur peut ouvrir ce fichier pour examiner les valeurs prédites du rayonnement solaire. Cette fonctionnalité permet à l'utilisateur d'évaluer la performance du modèle et de comparer les résultats avec les valeurs réelles du rayonnement solaire.

Cela facilite également l'analyse et l'utilisation des résultats de prédiction pour des études ultérieures.



Anné	Jday	Temperature	Relative Humidity	Pressure	Wind speed	Predicted Y
2010	2	286,4	52,63	1007,37	5,28	3280,273438
2010	3	284,99	63,2	1013,87	3,06	3302,031494
2010	4	284,95	54,91	1014,31	3,41	3369,081299
2010	5	284,11	48,49	1008,12	4,94	3249,027588
2010	6	284,87	40,19	999,52	4,3	2923,741211
2010	7	286,33	57,45	1001,85	1,74	3088,897949
2010	8	286,27	49,06	997,53	4,21	2941,149414
2010	9	284,38	63,53	997,59	5,8	2881,95166
2010	10	280,29	38,41	1008,49	6,41	3294,994629
2010	11	279,14	45,19	1014,16	3,26	3284,457764
2010	12	281,76	44,21	1011,96	4,24	3357,30249
2010	13	283,94	68,24	1012,25	3,82	3264,279053
2010	14	285,91	41,85	1007,12	5,61	3478,166016
2010	15	288,06	56,09	1004,2	5,29	3407,047607
2010	16	286,39	54,84	1006,77	9,74	3481,636963
2010	17	284,69	60,78	1016,53	4,04	3558,545898
2010	18	284,32	37,43	1017,65	2,8	3610,989502
2010	19	286,57	37,05	1014,77	1,04	3602,995605
2010	20	284,98	48,87	1012,47	0,37	3651,864746
2010	21	285,18	62,33	1011,86	1,16	3664,728516
2010	22	285,07	60,06	1012,62	3,79	3639,789063
2010	23	284,15	55,59	1014,63	2,31	3758,12915

Figure 4- 13 : Les résultats avec les valeurs réelles du rayonnement solaire

### 4.8 Conclusion

Dans ce chapitre 4, nous avons discuté plusieurs aspects importants de la prévision quotidienne du rayonnement global. Nous avons commencé par une introduction du sujet, suivie d'une description de la méthodologie utilisée dans notre étude. La méthodologie expérimentale, y compris la zone d'étude, la description de la base de données, le prétraitement des données, la segmentation des données, la sélection des modèles et les paramètres utilisés pour ces modèles sont détaillés. Ensuite, nous avons discuté de la préparation des données, de la formation et de l'évaluation du modèle.

Nous avons également évalué les modèles développés et présenté les résultats obtenus. Les résultats ont été présentés et analysés à l'aide d'interfaces graphiques pour une meilleure compréhension.

En conclusion, ce chapitre présente les résultats de notre application quotidienne de la prévision globale du rayonnement. Les modèles développés ont été évalués et les résultats obtenus ont été analysés. Ces résultats sont encourageants et prouvent l'efficacité de notre approche pour prédire le rayonnement solaire. Cependant, des améliorations futures pourraient être envisagées pour augmenter la précision des prévisions.

# Conclusion et Perspective

L'étude réalisée porte sur "Une nouvelle méthode d'Intelligence Artificielle pour estimer le rayonnement solaire", nous avons exploré différentes notions liées au gisement solaire, mesuré le rayonnement solaire et développé des modèles de prédiction basés sur l'intelligence artificielle. Notre objectif principal était de proposer une méthode efficace pour estimer le rayonnement solaire dans la région d'El-oued en Algérie.

Au cours de la réalisation des quatre chapitres de ce mémoire, nous avons abordé plusieurs sujets tels que les caractéristiques du rayonnement solaire, la mesure du rayonnement solaire, la modélisation du rayonnement solaire et les résultats de l'application. Nous avons examiné en détail les concepts fondamentaux liés au rayonnement solaire, ainsi que les techniques de mesure. Nous avons également présenté le réseau de mesure radiométrique de l'Algérie et étudié le gisement solaire dans la région d'El-oued.

Dans le chapitre consacré à la modélisation du rayonnement solaire, nous avons exploré différentes techniques d'intelligence artificielle, notamment les machines à vecteurs de support (SVM), les réseaux de neurones artificiels (ANN), les forêts aléatoires (RF) et un modèle hybride combinant les forces de SVM, ANN et RF.

Les résultats de notre étude sont très encourageants. Les modèles que nous avons développés, à savoir le SVM, l'ANN, le RF et notre modèle hybride combinant les forces de ces trois modèles, ont tous montré une capacité élevée à prédire avec précision le rayonnement solaire dans la région d'El-oued. Chaque modèle a présenté un coefficient de détermination ( $R^2$ ) élevé, témoignant de leur performance.

Notamment, notre modèle hybride s'est distingué en obtenant un coefficient de détermination de 0.96, surpassant ainsi les autres modèles. Cela confirme la valeur ajoutée de combiner les forces de différents modèles pour améliorer les performances de prédiction. Cette approche hybride a démontré son efficacité en fournissant des estimations précises du rayonnement solaire, ce qui ouvre de nouvelles perspectives pour une utilisation optimale de cette ressource renouvelable.



## Conclusion générale et perspective

---

En conclusion, notre recherche a abouti à une méthode d'estimation du rayonnement solaire robuste et efficace en utilisant des techniques d'intelligence artificielle. Les résultats obtenus renforcent la confiance dans l'utilisation de ces modèles pour des prédictions précises du rayonnement solaire. Nous espérons que cette étude contribuera à l'avancement des connaissances dans le domaine de l'énergie solaire et suscitera un intérêt accru pour de nouvelles recherches et applications dans ce domaine prometteur.

Les résultats prometteurs de notre étude ouvrent de nombreuses perspectives pour de nouvelles recherches dans le domaine de l'estimation du rayonnement solaire. Voici quelques points intéressants à explorer :

**Amélioration des modèles existants :** Bien que nous n'ayons pas de modèles qui donnaient d'excellents résultats, il y a encore lieu à l'amélioration grâce à l'optimisation des paramètres et à l'utilisation des techniques d'apprentissage avancées.

**Validation d'autres régions géographiques :** Notre étude s'est concentrée sur la région d'El Oued en Algérie. Il serait intéressant d'étaler nos modèles à d'autres régions afin de vérifier leur applicabilité dans différents contextes.

**Développement d'applications pratiques :** le modèle de prévision du rayonnement solaire peut être utilisé pour de nombreuses applications pratiques, telles que la planification et l'optimisation de l'installation de panneaux solaires, la gestion de l'énergie solaire dans les bâtiments et la prévision de la production d'énergie solaire aux fins de planification énergétique. Le développement d'outils et d'interfaces faciles à utiliser basés sur nos modèles peut faciliter l'utilisation optimale de l'énergie solaire.

**Étude des changements temporels :** Notre étude s'est principalement concentrée sur l'estimation du rayonnement solaire à un instant précis. Il serait intéressant d'étudier les variations temporelles du rayonnement solaire, comme par exemple prévoir la production d'énergie solaire sur une période horaire et toutes les 10 minutes. Cela peut être un avantage pour la consommation d'énergie à grande échelle et l'efficacité d'intégration de l'énergie énergétique dans l'alimentation électrique.

## 1 BIBLIOGRAPHIE

- [1] Bessemoulin P., Oliviéri J., Le rayonnement solaire est sa composante ultraviolette. Physique atmosphérique, La Météorologie 8° série – n°31 – Septembre France 2000.
- [2] Baroud H., Djekaoua H., Estimation de l'ensoleillement par deux modèles semi-empiriques dans la région de Ghardaïa. Mémoire de Master, Université de Ghardaïa, Ghardaïa 2018
- [3] J, Bernard. « Energie solaire calculs et optimisation », Ellipse Edition Marketing, (2004).
- [4] Aouali K., Influence des facteurs météorologiques sur le rayonnement solaire à Bejaïa. Mémoire de Magister, Université de Abderrahmane Mira, Bejaïa 2011.
- [5] Baroud H., Djekaoua H., Estimation de l'ensoleillement par deux modèles semi-empiriques dans la région de Ghardaïa. Mémoire de Master, Université de Ghardaïa, Ghardaïa 2018.
- [6] P.Bessemoulin, J. Oliviéri, « le rayonnement solaire et sa composante ultraviolette », la météorologie 8e série, (2000).
- [7] Claude Delorme, « Gisement solaire » G.D.T.A (1987), texte imprimé à partir du site : <http://catalogue-bibliothèque.upmc.fr> (Sorbonne Université), consulté le 25/05/2018 à 21 h 11.
- [8] Kadous Djamila, Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining :Génération de modèle comportemental d'un processus physique à partir de données, Université de Tlemcen, (2012).
- [9] Kherous N., Hamzaoui J., Etude et réalisation d'un concentrateur solaire parabolique. Mémoire de Master, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou 2015.
- [10] Bessemoulin P., Oliviéri J., Le rayonnement solaire est sa composante ultraviolette. Physique atmosphérique, La Météorologie 8° série – n°31 – Septembre France 2000.

- [11] Ricaud A, Gisement solaire et transferts énergétiques. Mémoire de Master, Université de CERGY-PONTOISE, France 2011.
- [12] Attaf Y., Détermination du rayonnement solaire globale par imagerie météosat. Thèse de Magister en Automatique Industrielle, Université Mouloud Mammeri, Tizi-Ouzou 2003.
- [13] Badesco V., Modeling solar radiation at the earth surface, recent advances. Edition Springer, 2008.
- [14] Duffie JP., Beckman WA., Solar engineering of thermal process. 2 nd ed, New York: JohnWiley, 1991.
- [15] Bouchouicha K., Modélisation multispectrale des images satellitaire-Application : quantification du bilan d'énergie Sol-atmosphère. Thèse de Doctorat, Université des sciences et de la technologie Mohamed Boudiaf, Oran 2017.
- [16] Benatiallah D., Détermination du gisement solaire par imagerie satellitaire avec intégration dans un système d'information géographique pour le sud d'Algérie. Thèse de Doctorat, Université Africane Ahmed Draia, Adrar 2019.
- [17] McArthur L. (1998): Baseline Surface Radiation Network (BSRN) Operations Manual, (Version 1.0), WMO/TD No. 879. Geneva, Switzerland : World Climate Research Program, WMO, 1998.
- [18] Portail Ministère de l'Energie, [www.energy.gov.dz](http://www.energy.gov.dz), Consulté en Février 2018.
- [19] <https://www.cder.dz/spip.php?rubrique220>
- [20] [www.meteoblue.com/ar/weather/archive/export/2508813\\_أدرار\\_الجزائر?fcstlength=1y&year=2022&month=12](http://www.meteoblue.com/ar/weather/archive/export/2508813_أدرار_الجزائر?fcstlength=1y&year=2022&month=12)

- [22] Omari Abdallah, « Approche hybride Réseau de neurones Dempster Shafer, pour la classification des images satellitaires, en intégrant les données Radar », mémoire magister en Informatique, université d'Oran Mohamed Boudiaf, (2013)
- [23] Harendi Amine et Arbaoui Ali. « Calcul de l'MPPT par réseaux de neurone pour un système photovoltaïque », Mémoire master académique, université Kasdi Merbah Ouargla, (2015).
- [24] P.Wira, « Réseaux de neurones artificiels: applications et architectures », Université de haute alsac laboratoire MIPS, Modélisation, Intelligence, Processus, Systèmes , (2009).
- [25] Kadous Djamilia, Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining : Génération de modèle comportemental d'un processus physique à partir de données, Université de Tlemcen, (2012).
- [26] Herculano-Houzel, Suzana and Lent, Roberto. Isotropic Fractionator: A Simple, Rapid Method for the Quantification of Total Cell and Neuron Numbers in the Brain. In: The Journal of Neuroscience. 9 March 2005, 25(10): 2518-2521. ISSN: 0270-6474, 2005.
- [27] Othmani Marabout, « Utilisation des réseaux de neurones dans l'estimation des paramètres de la distribution Ki-2 Non Centrale Gamma », Université de MentouriConstantine, (2005).
- [28] Othmani Marabout, « Utilisation des réseaux de neurones dans l'estimation des paramètres de la distribution Ki-2 Non Centrale Gamma », Université de MentouriConstantine, (2005)
- [29] H.A. Beghdadi et M. Senouci, Réseaux de neurones, théorie et pratique, Office Des Publications Universitaire, (2005).
- [30] S.Fayssl et B.Abdrrahmane « Reconnaissance des chiffres manuscrits par les SVM » mémoire de licence, Université Ahmed Draïa D'Adrar, (2015).

- [31] A. Rebiai, «Une Approche Hybride Pour La Reconnaissance D'écriture Arabe Manuscrite », mémoire de magister. Université de Constantine, (2007)
- [32] Hebb, « The organization of behavior : A neuropsychological theory », Wiley,(1949)
- [33] Othmani marabout farouk « Utilisation des réseaux de neurones dans l'estimation des paramètres de la distribution Ki-2 Non Centrale Gamma» mémoire Présenté pour l'obtention du diplôme de Magister en électronique université de mentouri-Constantine, (2005)
- [34] H.A. Beghdadi et M. Senouci, Réseaux de neurones, théorie et pratique, Office Des Publications Universitaire, (2005).
- [35] Détection de structures fines par traitement d'images et apprentissage statistique: application au contrôle non destructif theses.fr-V Morard – 2012
- [36] "Apprentissage semi-supervisé avec des graphiques" par Xiaojin Zhu (2005).
- [37] "Playing Atari with Deep Reinforcement Learning" par Volodymyr Mnih, Koray Kavukcuoglu, David Silver, Alex Graves, Ioannis Antonoglou, Daan Wierstra, Martin Riedmiller (2013).
- [38] "A Review of Online Learning Studies in Higher Education: A Meta-Analysis" - par Aragon, S. R. et Johnson, E. S. (2008)
- [39] "Machines à vecteurs de support : formation et applications" - Par Suykens, JAK et Vandewalle, J. (1999)
- [40] Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Réseaux à vecteurs de support. Apprentissage automatique, 20(3), 273-297.
- [41] "Un tutoriel sur les machines à vecteurs de support pour la reconnaissance de formes" par Christopher J.C. Burges.

- [42] En ligne Breiman, L. (2001). Forêts aléatoires. *Apprentissage automatique*, 45(1), 5-32.
- [43] Cutler, D.R., Edwards Jr, T.C., Beard, K.H., Cutler, A., Hess, K.T., Gibson, J. et Lawler, J.J. (2007). Forêts aléatoires pour la classification en écologie. *Écologie*, 88(11), 2783-2792.
- [44] Prasad, A.M., Iverson, L.R. et Liaw, A. (2006). Nouvelles techniques de classification et d'arbre de régression : bagging et forêts aléatoires pour la prédiction écologique. *Écosystèmes*, 9(2), 181-199.
- [45] Madani, K., Meddi, M., Chikhaoui, M., & Yousfi, M. (2019). Évaluation du potentiel éolien dans la région d'El Oued (Algérie) à l'aide de la distribution de Weibull et du modèle de Rayleigh. *Energy Procedia*, 157, 1189-1197.
- [46] <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0959652620304042>
- [47] Benatiallah, D., Benatiallah, A., Harouz, A. and Bouchouicha, K., 2016. [Development and Modeling of a Geographic Information System solar flux in Adrar, Algeria](#), *International Journal of System Modeling and Simulation*, (1), pp.15-19.
- [48] Benatiallah, D., Benatiallah, A., Bouchouicha, K., Hamouda, M. and Nasri. B., 2018. An empirical model for estimating solar radiation in the Algerian Sahara, *American Institute of Physics*, (7), pp. 710–727.
- [49] T. Hastie, R. Tibshirani et J Friedman, *The elements of statistical learning : data mining, inference, and prediction*, Springer, 2009, Second edition.