

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE  
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA  
RECHERCHE SCIENTIFIQUE

UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE  
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE  
N° : .....



DOMAINE : SCIENCE ET TECHNOLOGIE  
FILIERE : ELECTRONIQUE  
OPTION : INSTRUMENTATION

*Mémoire présenté pour l'obtention  
Du diplôme de Master Académique  
Par:*

**Yahiaoui warda**

**Abdelkebir fatma**

**Intitulé**

**Prédiction à Court Terme de la Production de l'Énergie  
Solaire avec des Modèles d'Apprentissage Automatique  
en utilisant des Séries Temporelles Météorologiques**

**Soutenu devant le jury composé de:**

<b>Dr. Garah Messaoud</b>	Univ. de M'sila	Président
<b>Mr. Mezaache Hatem</b>	Univ. de M'sila	Rapporteur
<b>Dr. Zemouri Nahed</b>	Univ. de M'sila	Co-Rapporteur
<b>Dr. Fodil Malika</b>	Univ. de M'sila	Examineur

**Année universitaire : 2023 / 2024**

## ***Remerciements***

---

En premier lieu, nous remercions ALLAH de nous avoir aidé et donné la force et la volonté pour achever ce modeste travail. Par la suite, nous remercions nos superviseurs, M. Mezaache Hatem et Mme Zamouri Nahed, pour leurs précieux conseils et leur aide tout au long de la période de travail. Il a beaucoup investi pour que ça marche.

Nos sincères remerciements à tous les membres du jury qui ont accepté de juger ce travail. Nos remerciements vont aussi à tous les enseignants du département d'Electronique qui ont contribué à notre formation. Enfin, nous tenons également à remercier toutes les personnes qui ont participé de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

**Warda & Fatima**

# Dédicace

---

Au terme de ce très modeste travail, je tiens à exprimer ma gratitude aux personnes qui m'ont soutenue durant la réalisation de ce mémoire :

Mes très chers parents : Père, vous avez toute ma gratitude, car c'est grâce à toi que j'ai atteint mon but...

Ma très chère maman, je vous remercie pour votre soutien moral, vos encouragements et vos conseils qui m'ont guidé durant mon parcours,

A mes frères Islam ,Abdrahim, Salah

A tous mes oncles et tantes,

A tous mes cousins et cousines,

A mes intimes Wissame, imane et à toute personne qui me connaît,

A tous mes amis et mes collègues d'étude, en particulier ma binôme fatima et à sa famille.

**warda**

# Dédicace

---

Au terme de ce très modeste travail, je tiens à exprimer ma gratitude aux personnes qui m'ont soutenue durant la réalisation de ce mémoire :

Mes très chers parents : Père, vous avez toute ma gratitude, car c'est grâce à toi que j'ai atteint mon but...,

Ma très chère maman, je vous remercie pour votre soutien moral, vos encouragements et vos conseils qui m'ont guidé durant mon parcours,

A mes frères Samir.

A tous mes oncles et tantes,

A tous mes cousins et cousines,

A mes intimes et à toute personne qui me connaît,

A tous mes amis et mes collègues d'étude, en particulier ma binôme warda et à sa famille.

**Fatima**

# Table des matières

Liste des figures.....	7
Liste des tableaux .....	8
Glossaire des acronymes.....	8
Introduction générale.....	9

## ***CHAPITRE I : Aperçu général sur l'Énergie solaire***

---

I.1	Introduction.....	10
I.1.1	Historique et Développement de l'Énergie Solaire.....	10
I.2	Définition L'énergie solaire.....	10
I.3	Types de Technologies Solaires.....	11
I.3.1	Cellule en silicium monocristallin.....	11
I.3.2	Cellule en silicium poly cristallin.....	11
I.3.3	Cellule en silicium amorphe.....	11
I.3.4	Cellules à base des nitrures.....	12
I.4	Structure du générateur photovoltaïque.....	12
I.4.1	Principe.....	12
I.4.2	Le fonctionnement d'une cellule photovoltaïque .....	12
I.4.3	Caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque .....	13
I.4.4	Le module photovoltaïque.....	15
I.4.5	Le panneau solaire.....	15
I.5	Applications de l'Énergie Solaire.....	16
I.5.1	Installation photovoltaïque raccordée au réseau.....	18
I.5.1.1	Classification des centrales photovoltaïques connectées au réseau.....	19
I.5.1.2	Composition d'un système photovoltaïque raccordé réseau.....	19
I.5.2	Installations autonomes.....	21
I.6	Potentiel solaire en Algérie.....	22
I.7	Avantages et inconvénients de l'énergie solaire.....	22
I.8	Conclusion .....	23

## ***CHAPITRE II : Réseaux de neurones artificiels***

---

II .1	Introduction.....	24
II .2	Apprentissage automatique.....	24
II .2.1	Définition.....	24
II .2.2	Différents types d'apprentissage automatique.....	25
II .3	Fondamentaux des Séries Temporelle.....	26
II .3.1	Définition et caractéristiques des séries temporelles.....	26
II .3.2	Composantes des séries temporelles .....	27
II .3.3	L'horizon de prédiction.....	28
II .4	Les réseaux de neurones artificiels pour les séries temporelles.....	28
II .4.1	Historique sur les réseaux de neurones.....	28
II .4.2	Modèle et structure du neurone biologique.....	28
II .4.3	Le neurone forme.....	29
II .4.4	Définition de réseaux de neurones artificiels.....	30
II .4.5	Modélisation générale d'un réseau de neurone artificiel.....	31
II .4.5.1	Les poids de connexion Les entrées.....	31
II .4.5.2	Les entrées.....	31
II .4.5.3	Fonction d'activation.....	31
II .4.5.4	Fonction de Sortie.....	32
II .4.6	Types des réseaux de neurones artificiels (RNA).....	33
II .4.6.1	Les réseaux de neurones artificiels Feedforward.....	34
II .4.6.2	Les réseaux de neurones artificiels Récurents.....	35
II .4.7	Domaine d'application des réseaux de neurones artificiels.....	38
II .4.8	Avantages et inconvénients des réseaux de neurones .....	38
II .5	Conclusion.....	39

## ***Chapitre III : Mise en œuvre d'un système de prédiction pour la Production d'énergie solaire***

---

III .1	Introduction.....	40
III .2	Méthodologie.....	40
III .2.1	Paramètres météorologiques d'entrée.....	41
III .2.2	Corrélation entre les données d'entrée météorologiques et la puissance.....	42
III .3	critère d'évaluation.....	43
III .4	Résultat et discussion.....	44
III .4 .1	Résultat obtenue par MLP.....	44
III .4 .2	Résultat obtenue par ENN.....	46
III .4 .3	Résultat obtenue par RBF.....	47

# Listes des figures

---

## Chapitre I

I.1	Cellules monocristallines.....	11
I.2	Cellules Poly cristallines.....	11
I.3	Cellule Photovoltaïque amorpha.....	12
I.4	principe de la cellule PV.....	12
I.5	Structure (à gauche) et diagramme de bande (à droite) d'une cellule photovoltaïque...	13
I.6	Schéma de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque.....	14
I.7	Module PV.....	15
I.8	Vue en coupe d'un module PV.....	15
I.9	Champ de panneaux solaires .....	16
I.10	Système photovoltaïque relié au réseau avec batterie.....	16
I.11	Caractéristiques du débit pour le pompage au fil du soleil etavec batterie.....	17
I.12	représente un système PV connecté au réseau électrique.....	18
I.13	Les constituants d'un système PV.....	20
I.14	Système photovoltaïque relié au réseau avec batterie.....	22
I.15	La carte d'éclairement solaire de l'Algérie .....	22

## Chapitre II

II .1	Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.....	25
II .2	Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.....	25
II .3	Schéma bloc de l'apprentissage par renforcement.....	26
II .4	Neurone biologique.....	29
II .5	Neurone formel.....	30
II .6	Fonction Heaviside.....	32
II .7	Fonction Signe.....	32
II .8	Fonction Linéaire.....	32
II .9	Fonction Linéaire à seuil.....	33
II .10	Fonction sigmoïde.....	33
II .11	Structure d'un réseau de neurones non récurrent (statique).....	34
II .12	Architecture d'un réseau de neurones de type perceptron multicouches.....	35
II .13	Architecture d'un réseau de neurones à fonction radiale.....	36
II .14	Structure d'un réseau de neurones récurrent (dynamique).....	36
II .15	Architecture du réseau Elman .....	37

## Chapitre III

III.1	Le modèle proposé pour permettre la prévision de l'énergie solaire.....	41
III.2	les données d'entrée météorologiques.....	42
III.3	Architecture d'un réseau de neurones de type perceptron multicouches .....	45
III.4	la prédiction de l'énergie Solaire par MLP avec déférentes nombres de couches cachées.....	46
III.5	Architecture d'un réseau de neurones de type neurones Elman ( <b>neural network</b> ).....	47
III.6	la prédiction de l'énergie Solaire par ENN avec déférentes nombres de couches cachées.....	48
III.7	la prediction de l'énergie Solaire par RBF avec déferentes nombres de couche cachées.....	49
III.8	la prédiction de l'énergie Solaire par RBF avec déférentes nombres de couches cachées.....	49

## *Liste des tableaux*

---

### **Chapitre II**

II .1	Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel.....	31
-------	--	----

### **Chapitre III**

III .1	Comparaison du rendement de l'énergie solaire par rapport aux données météorologiques en termes de corrélation coefficient (R) Les valeurs en gras sont les meilleures dans la comparaison.....	43
III .2	Résultat obtenue par MLP.....	44
III .3	Résultat obtenue par ENN.....	46
III .4	Résultat obtenue par RBF.....	47
III .5	Comparaison entre les architectes MLP et ENN et RBF.....	49
III .6	Comparaison entre les résultats les plus prédictifs des architectes MLP, ENN et RBF.....	49

## *Glossaire des acronymes*

---

<b>PV</b>	Photovoltaic
<b>ENN</b>	Elman Neural Networks
<b>ELM</b>	Extreme Learning Machines
<b>MLP</b>	Multi Layer Perceptron
<b>RBF</b>	Radial Basis Functions
<b>MBE</b>	Mean Bias Error
<b>MAPE</b>	Erreur moyenne absolue en pourcentage
<b>RMSE</b>	Root Mean Squared Error
<b>R<sup>2</sup></b>	Coefficient de détermination
<b>CC</b>	Couche cachée
<b>N</b>	Neurones

# ***INTRODUCTION GENERALE***

---

La production d'énergie électrique est un défi important pour les années à venir, avec l'évolution démographique et le développement de certaines zones géographiques. Cette évolution, laisse présager une augmentation considérable de la consommation en énergie. La grande partie de la production mondiale de l'énergie est assurée à partir des ressources fossiles, A ce rythme, les réserves en énergies fossiles ne pourront assurer les besoins que pour quelques décennies encore, car une consommation excessive des ressources naturelles réduit les réserves de façon dangereuse pour les générations futures.

Dans le cas de l'énergie électrique, les solutions alternatives peuvent être les énergies renouvelables qui sont issues du soleil, du vent, de la géothermie, des chutes d'eau, des marées ou de la biomasse ; leur exploitation n'engendre pas ou peu de déchets et d'émissions polluantes : ce sont les énergies de l'avenir. Aujourd'hui, elles sont sous-exploitées par rapport à leur potentiel. Ainsi, les énergies renouvelables couvrent seulement 20 % de la consommation mondiale d'électricité. La filière étudiée dans cette thèse est l'énergie solaire photovoltaïque.

Le photovoltaïque offre une multitude d'avantages : la production de cette électricité renouvelable n'émet pas de gaz à effet de serre. La lumière du soleil étant disponible partout et quasi-inépuisable. L'énergie photovoltaïque est exploitable aussi bien en montagne, dans un village isolé que dans le centre d'une grande ville, et aussi bien au Sud que dans le Nord. Le photovoltaïque produit l'électricité au plus près de son lieu de consommation de manière décentralisée directement chez l'utilisateur, ce qui la rend accessible à une grande partie de la population mondiale.

## **Objectif du mémoire:**

Dans ce travail, nous nous intéressons à propos un système de prédiction de la puissance d'énergie solaire en utilisé trois type de réseaux de neurones artificiels qui sont les Réseaux de Neurones MLP, RBF et ENN accepte comme entrées des données métrologiques multi-variété qui sont la température, Humidité relative, radiation solaire, pression et aussi la vitesse du vent tous ces données sont présentés sous formes de séries temporelles. Ces deux outils mathématiques sont très important et ils sont utilisés en coopération pour amélioré les performances des systèmes de prédiction.

## **Structure du mémoire :**

Le présent travail est scindé en trois chapitres.

- Le premier chapitre sera consacré à une présentation générale de l'énergie solaire.
- La deuxième partie, nous aborderons l'utilité des réseaux neurones artificiels et la série temporelle avec les modèles d'apprentissage automatique.
- La troisième partie sera le fruit de notre travail où elle présente les résultats de simulation par Matlab 2013b pour notre système proposé pour la prédiction de la puissance d'énergie solaire qui est basé sur le réseau de neurone de type MLP, RBF et ENN, où nous avons utilisé des données météorologiques multi-variété de la ville d'Adrar.

**I.1. Introduction**

L'énergie solaire provenant des panneaux solaires est produite par la transformation directe de la lumière solaire en énergie électrique grâce à des cellules généralement fabriquées à partir de silicium cristallin. Cette technologie est considérée comme la plus avancée tant sur le plan technologique que industriel, car le silicium est l'un des éléments les plus répandus sur Terre sous forme de silice neutre.

Le terme "photovoltaïque" est dérivé du mot grec "photo" qui signifie "lumière" et de "voltaïque" qui tire son origine du nom d'un physicien italien Alessandro Volta (1754-1827) qui a joué un rôle essentiel dans la découverte de l'électricité. Ainsi, le photovoltaïque désigne littéralement la lumière et l'électricité [2, 3].

**I.1.2 Historique et développement de l'énergie Solaire**

En 1838, l'énergie solaire photovoltaïque apparaît dans l'histoire de l'énergie solaire. Le français Alexandre Edmond Becquerel découvre l'effet photovoltaïque pour la première fois. Becquerel expérimentait une batterie électrolytique avec des électrodes de platine et réalisait que, lorsqu'il était exposé au soleil, le courant augmentait. C'était le début de l'énergie solaire photovoltaïque [4].

L'étape suivante a été franchie en 1873 lorsque l'ingénieur électricien anglais Willoughby Smith a découvert l'effet photovoltaïque dans les solides. Dans ce cas à propos de sélénium. Quelques années plus tard, en 1877, l'Anglais William Grylls Adams, professeur de philosophie naturelle au Kings Collège de Londres et son élève Richard Evans Day, ont découvert qu'ils exposaient le sélénium à la lumière pour produire de l'électricité. Ils ont ainsi créé la première cellule photovoltaïque au sélénium.

En 1953, Calvin Fuller, Gerald Pearson et Daryl Chaplin ont découvert la cellule solaire en silicium. Cette cellule produisait suffisamment d'électricité et était suffisamment efficace pour faire fonctionner de petits appareils électriques. Ces cellules photovoltaïques avaient une grande importance dans l'avenir de l'histoire de l'énergie solaire.

Les premières cellules solaires disponibles dans le commerce ne sont apparues qu'en 1956, même si le coût était encore très élevé pour la plupart des gens jusqu'en 1970 environ, lorsque le prix des cellules solaires a chuté d'environ 80%. Les cellules solaires ont été utilisées dans les satellites américains et soviétiques lancés depuis la fin des années 1950[4]

## I.2 Définition de L'énergie solaire

Le soleil est une source d'énergie presque inépuisable qui émet un rayonnement qui représente environ 8400 fois la consommation énergétique de l'humanité chaque année. C'est une puissance instantanée de 1 kilowatt crête par mètre carré qui est collectée. Répartie sur l'ensemble du spectre de l'ultraviolet à l'infrarouge. ( $\text{KW}/\text{m}^2$ ). En seulement 6 heures, les déserts de notre planète absorbent plus d'énergie solaire que l'humanité en une année.

Les applications de l'énergie solaire sont principalement directes, telles que dans l'agriculture, par photosynthèse ou dans différentes applications de séchage et de chauffage. Cette énergie est abondamment présente sur toute la surface de la Terre, même si elle a connu une importante diminution lors de la Une fois l'atmosphère traversée, une quantité encore considérable se trouve à la surface du sol. Les zones tempérées peuvent donc atteindre  $1000 \text{ W}/\text{m}^2$  et jusqu'à  $1400 \text{ W}/\text{m}^2$  lorsque l'atmosphère est peu polluée en poussière ou en eau [5].

## I.3 Types de Technologies Solaires

Les technologies solaires se divisent principalement en quatre grandes catégories qui sont : Cellule en silicium monocristallin, Cellule en silicium poly cristallin, Cellule en silicium amorphe.

### I.3.1 Cellule en silicium monocristallin :

On fond le silicium à l'état brut afin de former un barreau. Quand on refroidit le silicium lentement et de manière maîtrisée, on obtient un monocristal avec un rendement typique de 12% à 15%. Au laboratoire, le rendement maximal obtenu est de 24% [6].



Figure I. 1 Cellules mono cristallines [6].

### I.3.2 Cellule en silicium poly cristallin :

Dans cette situation, le silicium est soumis à un refroidissement forcé qui entraîne la formation d'une structure poly cristalline. Son rendement habituel est inférieur à celui du monocristallin, proche de 11 % à 14 %, tandis que le rendement maximal obtenu au laboratoire est de 18 % [6].

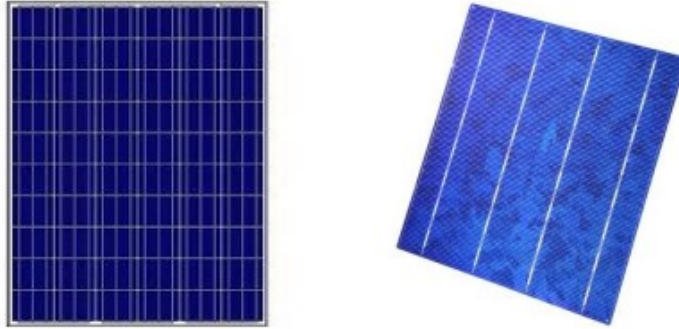


Figure I. 2 Cellules Poly cristallines [6].

### I.3.3 Cellule en silicium amorphe :

Le terme « couche mince » fait référence à une technologie qui permet d'obtenir une cellule en diffusant une couche mince de silicium amorphe sur un substrat (verre). Sa productivité habituelle est de 6 à 7 %, tandis qu'au laboratoire, le rendement maximal obtenu est de 12 %. [6]

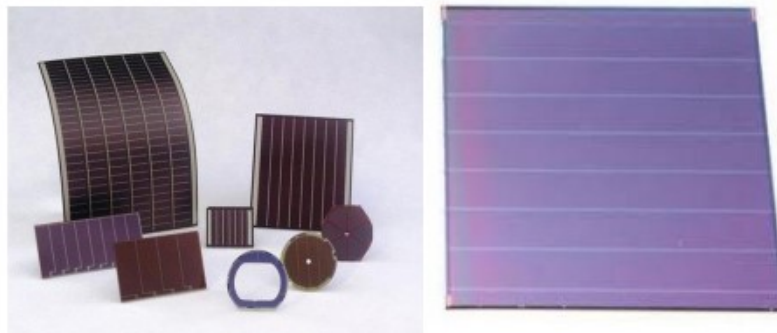


Figure I. 3 Cellule Photovoltaïque amorphe [6].

### I.3.4 Cellules à base des nitrures :

Les matériaux semi-conducteurs tels que les nitrures d'éléments III, GaN, AlN, InN et leurs alliages ternaires et quaternaires jouent un rôle crucial dans la microélectronique en raison de leurs propriétés réfractaires qui permettent d'envisager leur utilisation dans des environnements hostiles tels que les hautes températures et les hautes puissances. De plus, ils sont également utilisés dans l'optoélectronique en raison de leurs gaps directs qui couvrent tout le spectre visible et même au-delà. [7]

Récemment, les nitrures sont employés dans le développement de cellules solaires à haute performance.

## I.4 Structure du générateur photovoltaïque

### I.4.1 Principe

Le fonctionnement d'une cellule photovoltaïque repose sur le phénomène physique connu sous le nom d'effet photovoltaïque, qui induit une force électromotrice lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière. En fonction du matériau utilisé et de sa configuration, la tension produite peut fluctuer entre 0,3 V et 0,7 V, ainsi que de la température de la cellule et du vieillissement de celle-ci [8]

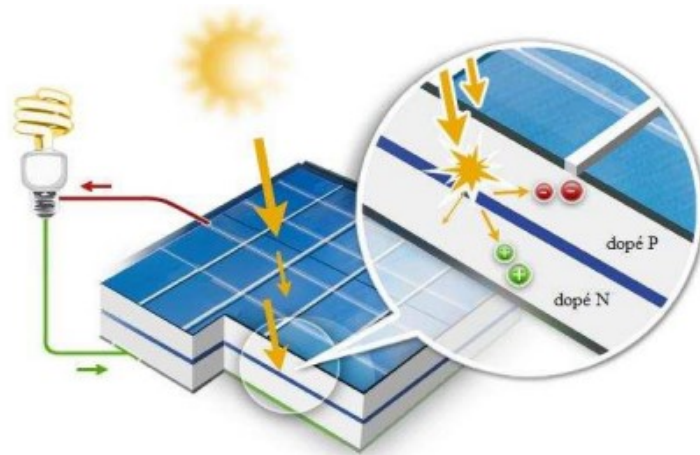


Figure I.4 Principe de la cellule PV.

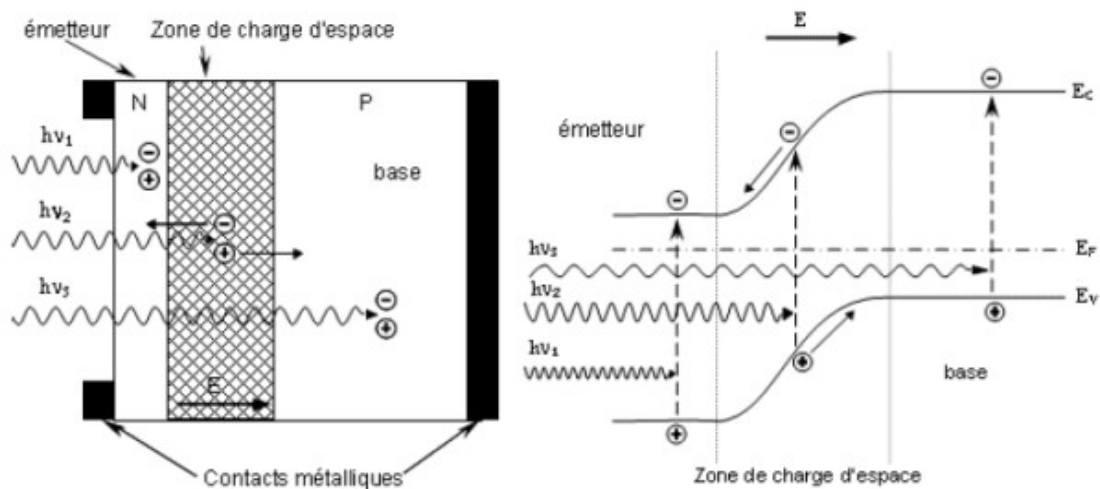
### I.4.2 Fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est un appareil qui convertit l'énergie solaire en électricité. Cette évolution repose sur les trois processus suivants :

- Les photons (dont l'énergie dépasse le gap) sont absorbés par le matériau qui compose le dispositif.
- L'énergie du photon est convertie en énergie électrique, ce qui entraîne la formation de paires électron/trou dans le matériau semi-conducteur.
- Recueil des particules produites dans le système

Il est donc nécessaire que le matériau composant la cellule photovoltaïque présente deux niveaux d'énergie et soit suffisamment conducteur pour permettre le déplacement du courant : Ainsi, les semi-conducteurs suscitent un intérêt pour l'industrie photovoltaïque.

Pour recueillir les particules produites, il est essentiel d'avoir un champ électrique qui permet de dissocier les paires électron/trou formées. Il est généralement utilisé une jonction p-n pour cela. Il est possible d'utiliser d'autres structures telles que les hétérojonctions et les Schottky.



**Figure I.5** Structure (à gauche) et diagramme de bande (à droite) d'une cellule photovoltaïque [9].

Les porteurs sont générés par les photons incidents dans les zones n et p, ainsi que dans la zone de charge d'espace. Le comportement des photos porteurs varie en fonction de la région :

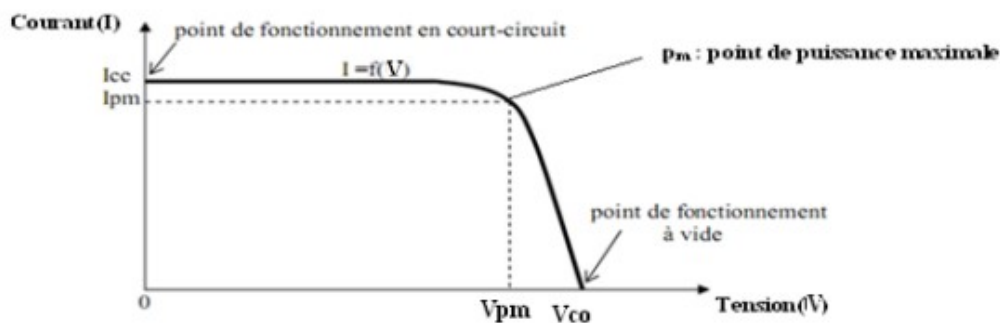
- Lorsqu'ils atteignent la zone de charge d'espace dans la zone n ou p, les porteurs minoritaires sont « envoyés » par le champ électrique dans la zone p (pour les trous) ou dans la zone n (pour les électrons) où ils sont majoritaires. Un photo courant de diffusion sera créé.
- Dans la zone de charge d'espace, le champ électrique dissocie les paires électro/trou formées par les photons incidents : les électrons se dirigeront vers la région n, tandis que les trous se dirigeront vers la région p. Un phot courant de génération sera créé.

Ces deux apports se combinent pour produire un courant photovoltaïque résultant Phil s'agit d'un mouvement minoritaire de porteurs.

### I.4.3 Caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque

On peut illustrer le fonctionnement d'une cellule en utilisant la courbe  $I = f(V)$ , qui montre comment le courant produit par la cellule photovoltaïque varie en fonction de la tension à ses bornes, depuis le court-circuit jusqu'au circuit ouvert.

Toute combinaison de courant et de tension présentée sur sa caractéristique courant-tension peut être utilisée par la cellule pour fonctionner, mais en réalité, elle fonctionne avec une seule combinaison à un moment donné. Ce n'est pas la cellule qui détermine cette combinaison, mais plutôt les caractéristiques électriques du circuit qui y est connecté.



**Figure I.6** Schéma de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

En se basant sur la donnée  $I(V)$  de la cellule photovoltaïque présentée dans la figure I.5, on peut déduire les paramètres électriques spécifiques à la cellule, tels que :

$I_{CC}$  : Courant de court-circuit (obtenu pour  $U=0$ ).

$V_{CO}$  : Tension en circuit ouvert (obtenue pour  $I=0$ ).

$I_{pm}$  : Courant à la puissance maximale de fonctionnement de la cellule photovoltaïque.

$V_{pm}$  : Tension à la puissance maximale de fonctionnement de la cellule photovoltaïque.

$FF$  : Facteur de forme qui indique le degré d'idéalité de la caractéristique.

$$FF = \frac{P_m}{V_{co} I_{cc}} \quad (1.9)$$

Le rapport entre la puissance électrique maximale ( $P_m$ ) et la puissance du rayonnement solaire qui pénètre dans la cellule photovoltaïque est connu sous le nom de rendement énergétique  $\eta$  d'une cellule. [9]

$$\eta = \frac{P_m}{E \cdot S_a} \quad (1.10)$$

Avec :

–  $E$  : Eclairement ( $W/m^2$ ) ;

–  $S_a$  : surface active de la cellule ( $m^2$ ) ;

–  $P_m$  : puissance maximale mesurée dans les conditions de référence (STC : Standard Test Condition), c'est-à-dire sous l'ensoleillement de  $1\,000\,W/m^2$ , spectre AM 1.5 et à la température de  $25^\circ C$ .

#### I.4.4 Le module photovoltaïque

Afin de générer davantage d'énergie, les cellules solaires sont combinées pour former un module, comme illustré dans la figure I.7. L'association de plusieurs cellules en série permet d'augmenter la tension pour un même courant, tandis que la mise en parallèle permet d'augmenter le courant tout en conservant la tension. Selon la figure I.8, ces cellules sont encapsulées dans un polymère EVA (éthylène-vinyl-acétate) et protégées sur la face avant par un verre trempé à haute transmission et à bonne résistance mécanique, tandis que sur la face arrière, une couche de polyéthylène est appliquée. [10]

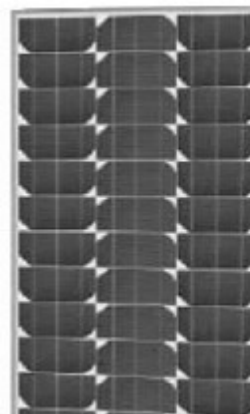


Figure I.7 Module PV

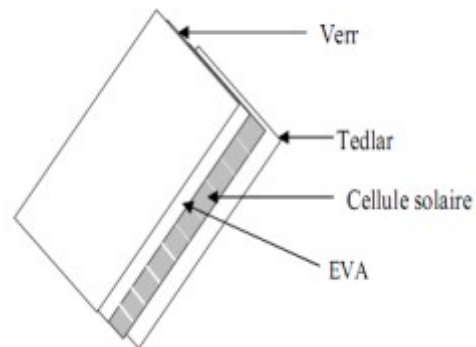


Figure I.8 Vue en coupe d'un module PV

### I.4.5 Le panneau solaire

Le champ solaire, également appelé panneau solaire, est constitué de modules photovoltaïques connectés en série et/ou en parallèle pour générer la puissance nécessaire. L'armature métallique sur laquelle ces modules sont montés permet de supporter le champ solaire avec un angle d'inclinaison précis.

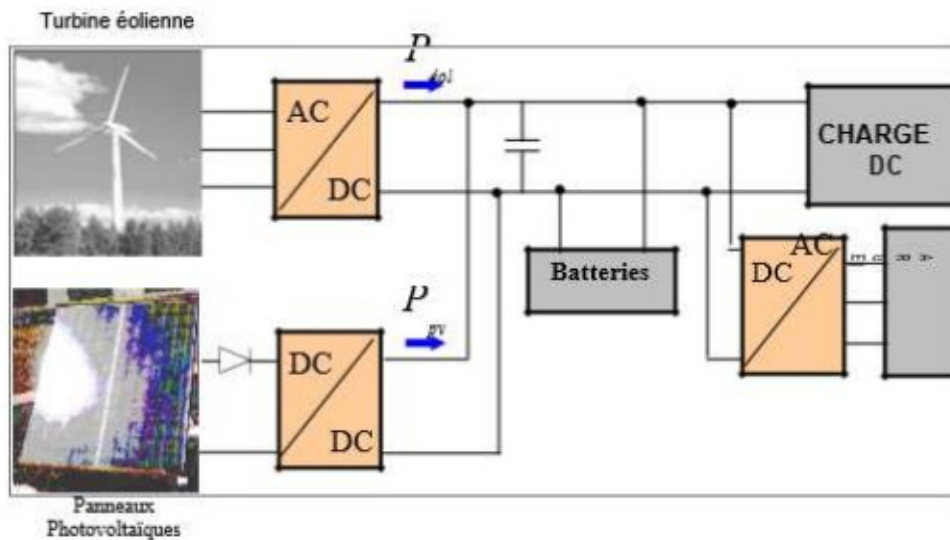


Figure I.9 Champ de panneaux solaires [11].

## I.5. Application du système photovoltaïque

- **Electrification hybride (photovoltaïque-éolienne)**

La figure (I.10) illustre un système hybride de production d'énergie électrique qui combine et exploite deux sources d'énergie renouvelable (photovoltaïque, éolienne) pour générer de l'énergie.

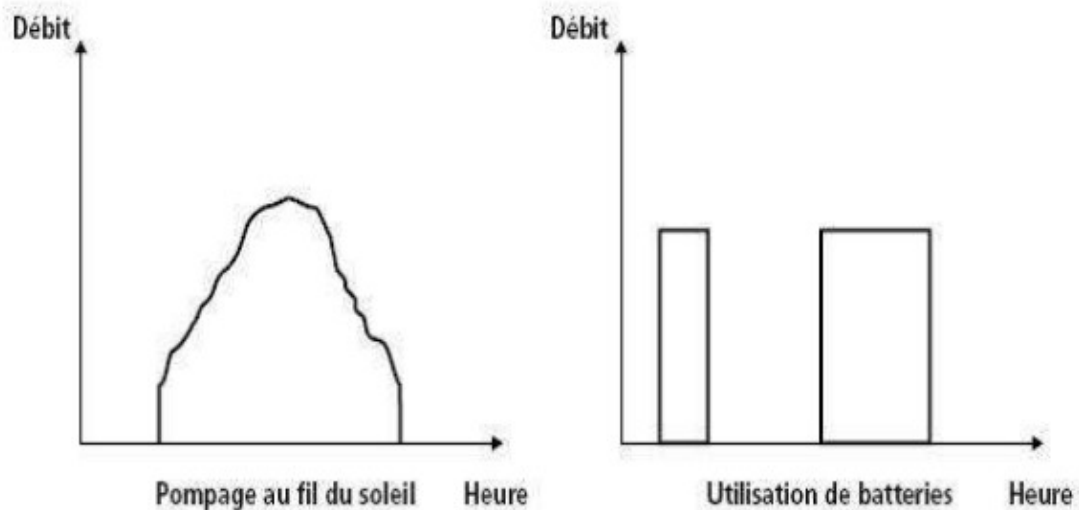


**Figure I.10** Système photovoltaïque relié au réseau avec batterie.

Le système hybride est constitué d'un sous-système photovoltaïque équipé d'un convertisseur DC/DC qui permet de restituer à chaque fois la puissance maximale nécessaire. L'éolienne est une turbine qui transforme l'énergie du vent en électricité. Les deux sources d'énergie sont reliées à un bus continu. Les batteries assurent le stockage. Il est possible d'alimenter la charge de manière continue ou alternative en utilisant un onduleur.

- **Le pompage photovoltaïque**

Afin de les ramener en surface, il est nécessaire de pomper les eaux souterraines. Ainsi, il est essentiel d'avoir une pompe et donc une source d'énergie fiable telle que le photovoltaïque.



**Figure I.11** Caractéristiques du débit pour le pompage au fil du soleil et avec batterie.

- **Le pompage au fil du soleil**

Le stockage est hydraulique, l'eau étant pompée, en cas de suffisamment d'ensoleillement, dans un réservoir au-dessus du sol. Par la suite, elle est répartie selon la gravité selon les besoins.

- Offre la possibilité d'avoir un système photovoltaïque plus facile et plus fiable.
- Moins onéreux qu'un système à batterie.

- **Le pompage avec batterie**

Offre la possibilité de se libérer des imprévus du soleil et des difficultés d'adaptation entre le générateur photovoltaïque et la motopompe.

- Il est possible de réguler le débit de pompage à la demande, lorsque les utilisateurs en ont besoin, ou de garantir un pompage régulier tout au long de la journée.

- Il sera indispensable d'avoir un réservoir de stockage d'eau pour répondre à la demande d'eau.

- L'emploi de batteries implique plusieurs éléments qui ont un impact sur la fiabilité et le coût global du système.

- **Le chauffe-eau solaire**

Le principe fondamental du chauffe-eau solaire consiste à produire de l'eau chaude quotidiennement grâce à la lumière du soleil et à la stocker pour la journée et la nuit dans un réservoir étanche et isolé (le ballon). Il est nécessaire d'utiliser des panneaux sur lesquels la source d'énergie principale, le soleil, va rayonner et augmenter la température du liquide qui circule dans ce qu'on nomme l'absorbeur. Quand le fluide atteint une température supérieure à celle de l'eau stockée dans le ballon, il va commencer à se déplacer et ainsi transmettre l'énergie emmagasinée.

- **La climatisation solaire**

La climatisation solaire fait référence à toutes les méthodes de production de froid qui utilisent l'énergie solaire comme source d'énergie primaire pour refroidir un édifice. La climatisation peut être réalisée soit en récupérant l'énergie électrique générée par les panneaux solaires, soit en utilisant des capteurs solaires thermiques pour récupérer la chaleur solaire.

- **Dessalement de l'eau de mer**

Les stations de dessalement sont l'une des solutions pour remédier au manque d'eau potable. Il s'agit d'une méthode permettant de retirer le sel de l'eau salée ou saumâtre afin de la rendre potable.

### **I.5.1 Installation photovoltaïque raccordée au réseau**

Un dispositif photovoltaïque connecté au réseau est un dispositif qui est directement connecté au réseau électrique grâce à des convertisseurs. Ce genre de système présente de nombreux avantages pour les producteurs et les consommateurs, car c'est le réseau qui assure le maintien de l'équilibre entre la production et la consommation d'électricité.



Figure I.12 Système PV connecté au réseau électrique.

### I.5.1.1 Classification des centrales photovoltaïques connectées au réseau

Une première classification des (CPCR) en fonction de leur taille peut être faite de la manière suivante:

**a. Centrales de petite taille ( $P_w=1$  à  $10$  KW)**

Pour des applications sur les toits de maisons individuelles ou d'institutions publiques telles que les écoles, parkings, ... Elles se connectent au réseau basse tension [10].

**b. Centrales de taille moyenne ( $P_w=10$  à  $100$  KW)**

Ce genre de dispositif peut être utilisé et intégré dans un bâtiment, sur un toit ou une façade. Selon sa taille, il peut être relié à la tension basse ou moyenne du réseau de distribution électrique [12].

### C. Centrales de grande taille (Pw 500 KW)

Il s'agit de systèmes centralisés qui appartiennent à des entreprises d'électricité. Ces systèmes peuvent également être classés en fonction de leur présence de batteries de stockage ou non [10].

#### I.5.1.2. Composition d'un système photovoltaïque raccordé réseau

Un système photovoltaïque est une combinaison complète d'équipements photovoltaïques qui transforment la lumière solaire en électricité. En général, il est composé de cinq éléments essentiels : le générateur photovoltaïque, la batterie, le régulateur, le convertisseur et la charge.

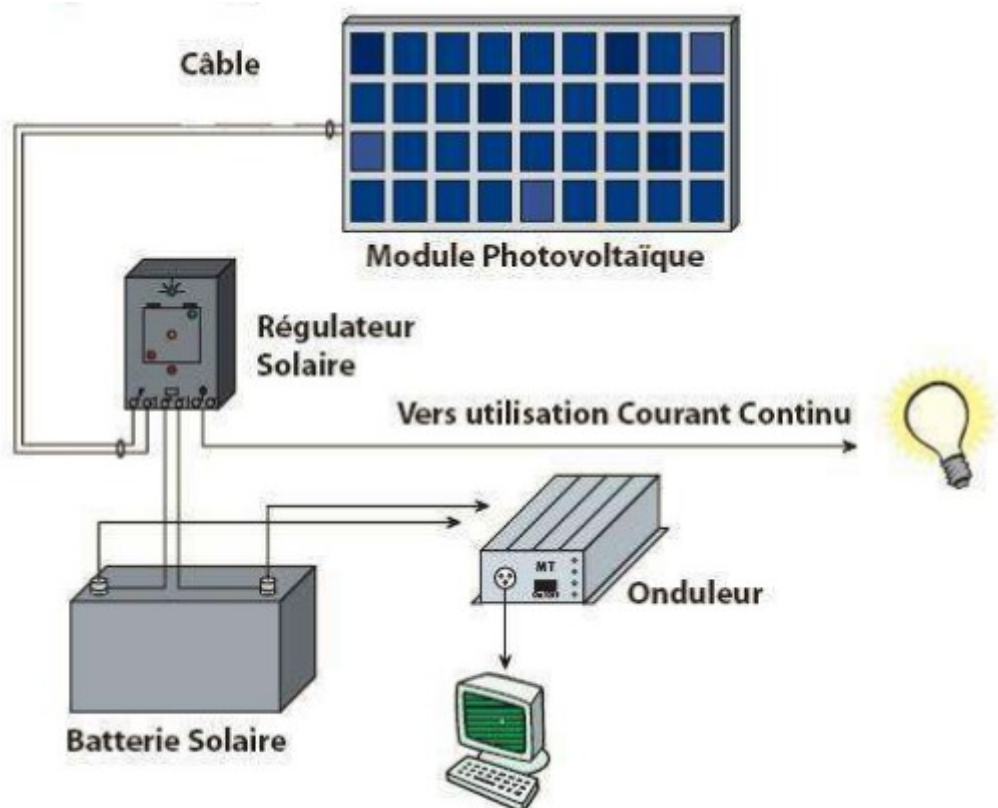


Figure I.13 Les constituants d'un système PV.

#### a. Le panneau PV

L'ensemble de cellules photovoltaïques reliées entre elles constitue le module ou le panneau PV, ce dernier est chargé de capter les rayons solaires et les convertir en électricité.

**b. La batterie solaire**

Sa fonction consiste à conserver le courant généré par le panneau afin de garantir l'autonomie du système. Sa durée de vie est déterminée par le nombre de cycles (charge-décharge), et elle se distingue par :

- L'ampérage en ampère heure (Ah).
- Tension en Volt.

**c. Le régulateur (contrôleur de charge)**

Les régulateurs sont instaurés afin de garantir la durabilité du système de stockage, ce qui permet de réduire au maximum les dépenses d'installation. Effectivement, un régulateur a pour mission de :

- Assurer le contrôle de la surcharge et de la décharge de la pile.
- Garantir l'amélioration énergétique du système en étant un point de transfert d'énergie entre le module, le stockage et l'utilisation.

Pour que le régulateur puisse fonctionner, il nécessite un indicateur qui le renseigne sur l'état de charge des batteries. L'état de charge des batteries doit être maintenu entre deux seuils : un seuil élevé et un autre bas. Les seuils sont sélectionnés en fonction des spécificités des batteries et des conditions d'utilisation. Un régulateur se caractérise par : l'ampérage en ampère et la tension en volt. [13]

**d. Le convertisseur d'énergie (onduleur)**

Le rôle de ce dispositif est de transformer le courant continu généré par le solaire en un courant alternatif, et de transformer le voltage de branchement (12 V, 24 V...48 V) en 220 V. Il est défini par : le voltage de branchement en volt et la puissance nominale à développer en watt.

**e. La charge**

Elle englobe toutes les fonctions réalisées par différents appareils connectés au système solaire. Étant donné les limitations sur le rendement énergétique des systèmes photovoltaïques, il est essentiel de déterminer les critères sur lesquels se basera la sélection des charges à utiliser : une charge continue ou une charge alternative.

### I.5.2. Installations autonomes

D'après la nécessité, les systèmes autonomes fournissent de l'électricité à un ou plusieurs consommateurs situés dans des zones éloignées du réseau. Ils sont autonomes par rapport au réseau et n'ont besoin que de l'énergie solaire pour satisfaire leur demande d'électricité.

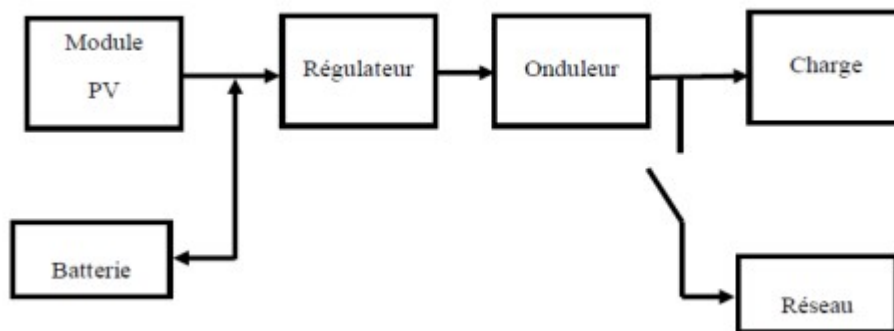
Les panneaux solaires photovoltaïques autonomes sont placés là où ils représentent la source d'énergie électrique la plus abordable. Ces systèmes peuvent être répartis en deux catégories :

- **Systèmes avec accumulateurs**

L'excédent de l'énergie produite est stocké dans des batteries. L'absence des batteries est un point positif, car celle-ci augmente le coût de système photovoltaïque. En plus elle doit être entretenue et changée après quelques années.

- **Systèmes photovoltaïques relié au réseau avec batterie**

Le système peut fournir de l'énergie au réseau et prélever l'énergie d'appoint nécessaire au réseau. Le schéma d'un système PV relié au réseau avec batterie est le suivant.



**Figure I.14** Système photovoltaïque relié au réseau avec batterie.

Le module PV fournit de l'énergie à la charge, tandis que l'excédent est stocké dans les batteries. En cas de décharge ou de surcharge de la batterie, le réseau sera utilisé pour prélever ou délivrer l'énergie. [10].

Le gisement solaire de l'Algérie est le plus important du bassin méditerranéen, où le rayonnement de la région proche de la mer est déterminé par les saisons. Les régions du Sahel reçoivent une quantité d'énergie plus importante, mais elles se distinguent par une température de l'air plus élevée. En prenant en considération cette variété, on estime le volume total d'énergie reçue à 169 400 TWh par an, ce qui représente 5000 fois la consommation d'électricité annuelle du pays. La carte de l'irradiation solaire en Algérie est illustrée dans la figure I.12 [5].

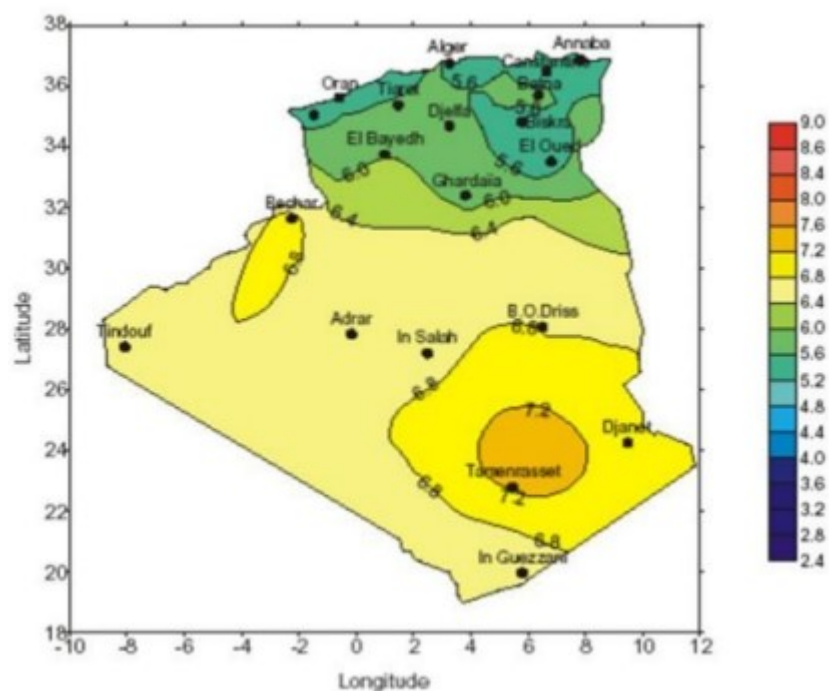


Figure I.15 La carte d'éclairement solaire de l'Algérie [5].

### I.7.1 Les avantages de l'Énergie Solaire

L'énergie photovoltaïque offre de multiples avantages [14] :

- La production de cette électricité renouvelable est propre. Elle n'a aucune toxicité
  - Les systèmes photovoltaïques sont fiables.
  - Les sites urbains sont particulièrement attirés par l'énergie photovoltaïque en raison de leur petite taille et de leur fonctionnement silencieux.

- Étant donné la disponibilité de la lumière solaire, l'énergie solaire photovoltaïque peut être utilisée aussi bien en montagne dans un village isolé que dans le centre d'une grande ville.
- L'électricité photovoltaïque est produite au plus près de son lieu de consommation, de manière décentralisée, directement chez l'utilisateur.
- Les matériaux utilisés (verre, aluminium) sont résistants aux conditions climatiques les plus extrêmes, en particulier à la grêle.
- La durée de vie des panneaux photovoltaïques est très longue. Certains producteurs garantissent les panneaux solaires pour une durée de 25 ans.

### **I.7.2 Les inconvénients de l'Énergie Solaire**

- La production d'énergie est constamment influencée par l'ensoleillement. Le prix est extrêmement élevé.
- Faible rendement de conversion.
- Si l'on doit stocker l'énergie à l'aide de batteries, cela entraîne une augmentation du coût de l'installation et une pollution lors de la fabrication.
- Malgré ces inconvénients, le marché photovoltaïque ne cesse pas de trouver des applications et de s'agrandir. En plus, la technologie photovoltaïque est dans un processus de maturation dans laquelle les inconvénients pourraient s'atténuer, surtout en ce qui concerne les coûts de fabrication [14].

### **I.8 .Conclusion**

Dans ce chapitre, nous avons présenté le principe de conversion de l'énergie solaire en énergie électrique par la cellule photovoltaïque, les principales caractéristiques et les technologiques des éléments constitutifs d'un générateur PV, ainsi que les différentes configurations des systèmes photovoltaïques et leurs application.

## II .1. Introduction

Ce chapitre est consacré pour la description de la technique d'apprentissage automatique et la présentation des types d'apprentissage qui existent, ainsi que des éléments de base des séries temporelles et le réseau de neurones artificiel et leur types MLP et RBF et ENN sur lesquels nous garantissons la précision de la prédiction.

Un réseau de neurones artificiel est un ensemble de cellules interconnectées, chacune d'entre elles étant connue sous le nom de neurone. Chaque neurone opère de manière autonome par rapport aux autres de manière parallèle, ce qui crée un système qui permet de réaliser des fonctions précises ou des tâches complexes dans diverses applications. Les données qu'il reçoit sont traitées par l'entraînement du réseau par des apprentissages et non par sa programmation.

## II .2. Apprentissage automatique

### II .2. 1. Définition

L'apprentissage automatique est une branche de l'intelligence artificielle (IA) et de l'informatique qui porte sur l'utilisation des données et des algorithmes pour imiter la manière dont les êtres humains apprennent, afin d'améliorer progressivement sa précision. Pour les réseaux de neurones artificiels on peut donner la définition suivante : L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle le comportement du réseau est modifié jusqu'à l'obtention du comportement désiré [7].

### II .2.2. Différents types d'apprentissage automatique

#### II.2. 2.1 Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle à la figure II .1. On ne connaît pas l'environnement du réseau. Cette opération génère une entrée  $p(t)$  qui est transmise à la fois au professeur et au réseau. Grâce à son savoir intrinsèque, le professeur crée des produits. Une sortie souhaitée pour cette entrée est  $d(t)$ . Cette réponse est considérée comme optimale. Par la suite, elle est confrontée (par soustraction) à la sortie du réseau afin de générer un signal d'erreur  $e(t)$ , qui est ensuite réinjecté dans le réseau afin de modifier son

Comportement grâce à une procédure itérative qui, éventuellement, lui permet de simuler la réponse du professeur [15].

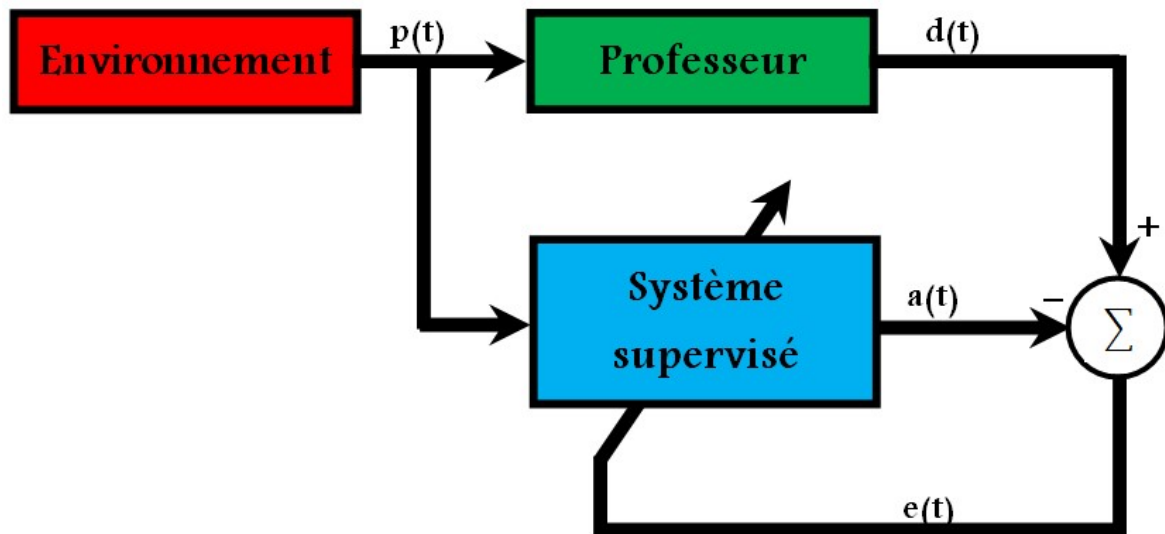


Figure II .1 : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone [15].

### II.2.2.2 Apprentissage non supervisé

L'apprentissage « non-supervisé » ou « auto-organisé » se distingue par l'absence totale de professeur, c'est-à-dire qu'on n'a ni un signal d'erreur, comme dans le cas supervisé, ni un indice de satisfaction, comme dans le cas par renforcement. Nous sommes Il ne nous reste donc qu'un environnement qui fournit des informations en entrée, et un réseau qui doit apprendre sans intervention externe. En considérant ces données comme une description de son état interne, le réseau doit alors représenter cet état de la manière la plus précise possible. Afin d'atteindre cet objectif, il est essentiel de définir tout d'abord une mesure de qualité pour ce modèle, puis de l'utiliser pour optimiser les paramètres libres du réseau, c'est-à-dire ses poids synaptiques. Finalement, le réseau a acquis la capacité de générer des représentations internes des données de l'environnement, ce qui lui permet d'encoder les caractéristiques de ces données et, par conséquent, de générer automatiquement des classes de stimuli similaires (voir la figure II .2) [15].

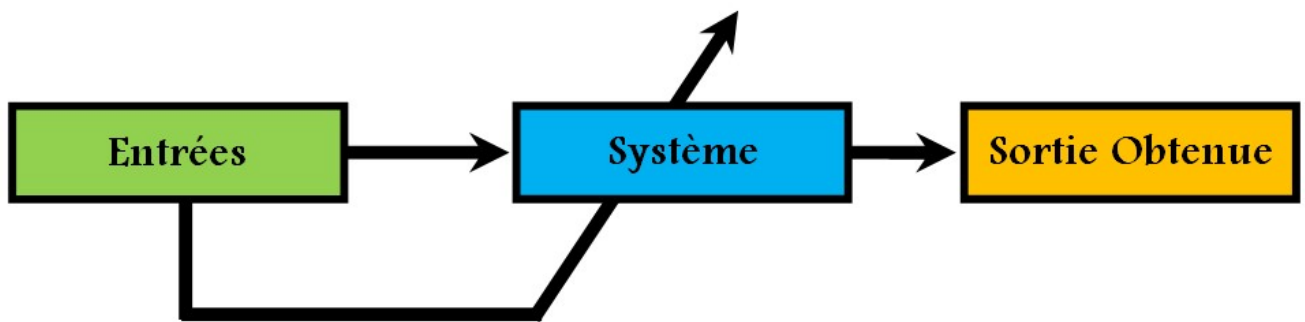


Figure II .2 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone [15].

### II.2.2.3 Apprentissage par renforcement

Cette approche consiste à s'instruire à partir de l'interaction d'un agent avec un milieu. Les actions de l'agent dans l'environnement sont récompensées ou punies en fonction de leurs actions. L'agent apprend ainsi à prendre les mesures nécessaires. Au fil du temps, ils optimisent les récompenses [35].

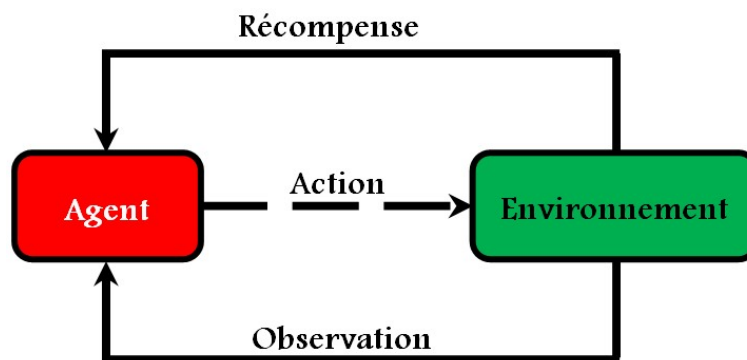


Figure II .3 Schéma bloc de l'apprentissage par renforcement [16].

## II .3. Fondamentaux des Séries Temporelles

Que ce soit dans le domaine de la météorologie ou des marchés financiers, on parle aujourd'hui souvent de « prédiction ». Comme mentionné dans la première partie de l'introduction générale, nous utiliserons le mot "prédiction" pour formaliser les séries temporelles et les estimations à des horizons spécifiques. En réalité, l'évaluation de la valeur future d'une grandeur météorologique (rayonnement global) ou d'un produit financier peut être traitée de la même façon, à partir de l'analyse des séries temporelles.

Dans ce chapitre, la création d'un modèle en relation avec une série et l'étude de sa dynamique sont des étapes essentielles dans toute problématique de prédiction [17].

### II .3.1 Définition et caractéristiques des séries temporelles

Les séries temporelles, appelées aussi séries chronologiques ou même chroniques, occupent une place importante dans tous les domaines de l'observation ou de la collecte de données. Le terme série est employé pour évoquer des objets (des nombres ou des mots) classés dans un certain ordre. L'ordre utilisé est le temps, plus précisément, on utilise une mesure de temps exprimée en : années, mois, jours, minutes ou n'importe quelle autre unité de mesure. En d'autres termes, les séries temporelles associent des objets divers à des marques temporelles successives plus ou moins équidistantes. La série est dite temporelle, parce qu'elle indexe l'objet ou la valeur par le temps.

La prédiction de la série temporelle de à connaissant l'historique de  $(n+1)$  à  $(n+h)$ , porte le nom d'horizon de prédiction (horizon 1, ..., horizon h). Aussi pour un l'équation II-1 où représente l'erreur entre la prédiction et la mesure, le modèle à estimer et le paramètre temporel qui prend les valeurs  $(n-p)$  suivantes Où est le nombre d'observations et le nombre de paramètres du modèle, on suppose que  $n \gg p$ ). [18, 19,20].

$$X_{t+1} = f_n(X_t, X_{t-1}, \dots, X_{t-p+1}) + \varepsilon(t+1) \quad (\text{II .1})$$

Où  $\varepsilon$  est l'erreur entre la valeur prédite et la valeur mesurée.

### II .3.2 Composantes des séries temporelles

Les méthodes classiques d'analyse des chroniques utilisent généralement la décomposition et la recomposition. Selon l'approche de décomposition, il est supposé que la structure de chaque chronique peut être divisée en éléments simples (modélisables), ce qui facilite sa prévision, puis reconstituée pour donner la prédiction de la chronique [17].

Les premières recherches sur les chroniques ont conduit à prendre en compte de manière conventionnelle trois grandes composantes de séries temporelles :

- **La tendance** : identifiée sous le symbole  $E_t$ , représente le mouvement à long terme (extra-annuel)

- **La composante saisonnière**  $\Sigma_t$ : relativement régulière de période intra-annuelle (il est important de souligner qu'il peut y avoir plusieurs composantes saisonnières) ;
- **La composante résiduelle (bruit ou résidu)** noté  $R_t$ , est la composante résiduelle qui regroupe ce que les autres composantes n'ont pas pu intégrer.

Afin d'améliorer le modèle, on sélectionne le schéma de décomposition qui correspond le mieux à la nature du procédé. C'est la combinaison des trois éléments fondamentaux de la série temporelle que l'on vient de définir, dans le schéma qui correspond le plus aux caractéristiques propres à la chronique. En général, trois grands groupes de décomposition sont choisis pour la plupart des séries temporelles :

- **Le schéma additif** qui nécessite l'orthogonalité des différentes composantes et qui s'écrit :

$$x_t = E_t + \Sigma_t + R_t \quad (\text{II .2})$$

- **Le schéma multiplicatif simple**, utilisable quand il n'y a pas d'interaction entre le bruit résiduel et les deux autres composantes :

$$x_t = E_t \cdot \Sigma_t + R_t \quad (\text{II .3})$$

- **Le schéma multiplicatif complet** nécessaire dès qu'il y a interaction générale des trois composantes :

$$x_t = E_t \cdot \Sigma_t \cdot R_t \quad (\text{II .4})$$

### II .3. 3 L'horizon de prédiction

La précision et l'objectif d'un modèle de prédiction varient en fonction de l'horizon de prédiction .En fonction de la date actuelle, l'horizon de prévision détermine la période pour laquelle une prévision est préparée, c'est-à-dire le contexte d'interprétation pour l'évaluation des risques [21].

L'horizon de la prévision se décompose en trois termes:

- **Court Terme** : Généralement mesuré en jours ou en semaines et peut aller jusqu'à un an.
- **Moyen Terme** : Généralement mesuré en années et peut aller jusqu'à 10 ans.

- **Long Terme** : Peut aller jusqu'à 20 ans ou plus

## II .4 Les réseaux de neurones artificiels pour les séries temporelles

### II .4.1 Historique sur les réseaux de neurones

Les recherches menées dans le domaine du connexionnisme ont démarré avec la présentation en 1943 par W. MC Culloch et W. Pitts d'un modèle simplifié de neurone biologique communément appelé neurone formel. Ils montrèrent également théoriquement que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes. En 1958, F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. C'est un réseau de neurones inspiré du système visuel. Il possède deux couches de neurones : une couche de perception (sert à recueillir les entrées) et une couche de décision. C'est le premier modèle pour lequel un processus d'apprentissage a pu être défini. En 1982, Hopfield développe un modèle qui utilise des réseaux totalement connectés basés sur la règle de Hebb pour définir les notions d'attracteurs et de mémoire associative. En 1984 c'est la découverte des cartes de Kohonen avec un algorithme non supervisé basé sur l'auto-organisation et suivi une année plus tard par la machine de Boltzman (1985). De nos jours, l'utilisation des réseaux de neurones dans divers domaines ne cesse de croître. Les applications en sont multiples et variées [22].

### II .4.2 Modèle et structure du neurone biologique

Le neurone biologique est une cellule vivante spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Les neurones sont liés entre eux par des liaisons appelées axones. Ces axones vont eux-mêmes jouer un rôle important dans le comportement logique de l'ensemble. Ces axones conduisent les signaux électriques de la sortie d'un neurone vers l'entrée d'un autre neurone où cette entrée est appelée synapse. Les neurones font une sommation des signaux reçus en entrée et en fonction du résultat obtenu vont fournir un courant en sortie [23].

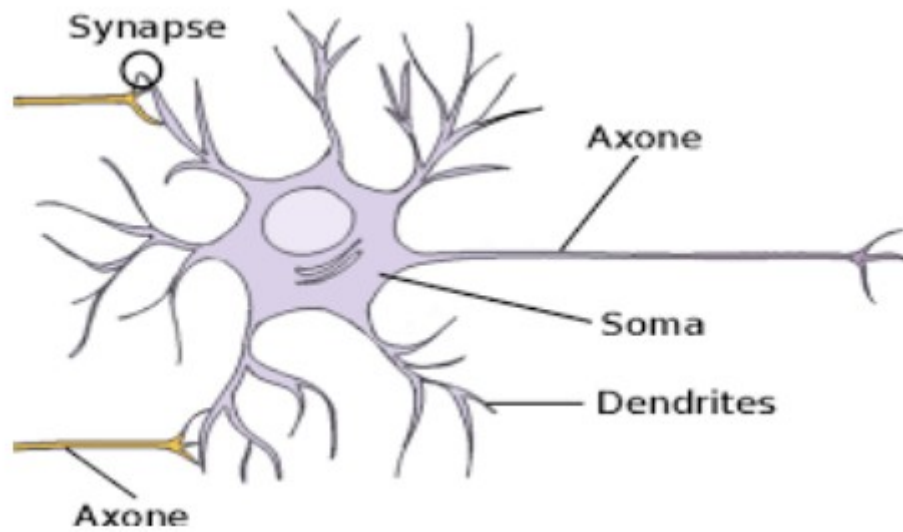


Figure II .4 Neurone biologique [23] .

### II .4.3 neurone formel

Un neurone formel (ou simplement neurone) est une fonction algébrique non linéaire et bornée, dont la valeur dépend de paramètres appelés coefficients ou poids. Les variables de cette fonction sont habituellement appelées entrées du neurone, et la valeur de la fonction est appelée sa sortie. Un neurone est donc avant tout un opérateur mathématique, dont on peut calculer la valeur numérique par quelques lignes de logiciel. On a pris l'habitude de représenter graphiquement un neurone comme indiqué sur la figure II.5 [24].

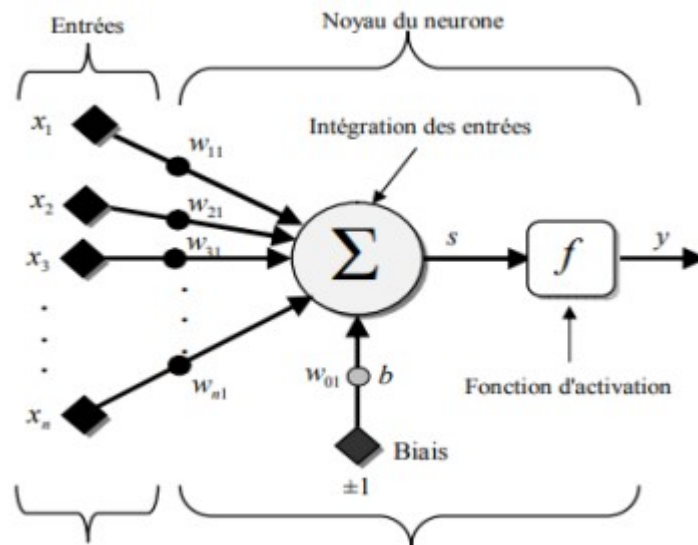


Figure II .5 Neurone formel [24].

$x_i$  : représentent les vecteurs d'entrées.

$w_{ij}$  : sont les poids synaptiques du neurone j.

#### II .4. 4 Définition de réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones peut être considéré comme un modèle mathématique de traitement réparti, composé de plusieurs éléments de calcul non linéaire (neurones), opérant en parallèle et connectés entre eux par des poids. Les réseaux de neurones artificiels sont des réseaux fortement connectés de processeurs élémentaires fonctionnant en parallèle. Chaque processeur élémentaire calcule une sortie unique sur la base des informations qu'il reçoit. Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones, une cinquantaine de types peut être dénombrée. En guise d'exemples nous citons : le perceptron de Rosembat, les réseaux de Hopfield etc.....Ces derniers sont les plus utilisés dans le domaine de la modélisation et de la commande des procédés. Ils sont constitués d'un nombre fini de neurones qui sont arrangés sous forme de couches. Les neurones de deux couches adjacentes sont interconnectés par des poids. L'information dans le réseau se propage d'une couche à l'autre, on dit qu'ils sont de type « feedforward ». Nous distinguons trois types de couches.

Couche d'entrée : les neurones de cette couche reçoivent les valeurs d'entrée du réseau et les transmettent aux neurones cachés. Chaque neurone reçoit une valeur, il ne fait pas donc des sommations. Couches cachées : chaque neurone de cette couche reçoit l'information de plusieurs couches précédentes, effectue la sommation pondérée par les poids, puis la transforme selon sa fonction d'activation qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante. Couche de sortie : elle joue le même rôle que les couches cachées, la seule différence entre ces deux types de couches est que la sortie des neurones de la couche de sortie n'est liée à aucun autre neurone [24].

## II .4.5 Modélisation générale d'un réseau de neurone artificiel

La modélisation implique de mettre en place un système de réseau de neurones de manière non biologique mais artificielle. Cela implique que, en se basant sur le principe biologique, chaque élément composant le neurone biologique sera correspondant, ce qui nécessitera une modélisation pour chacun d'entre eux. Cette modélisation pourra être résumée par le tableau 2.1, qui révèle de manière claire la transition entre le neurone biologique et le neurone formel [25].

**Tableau II .1** Analogie entre le neurone biologique et le neurone formel [25].

Neurone Biologique	Neurone Formel
Synapses	Poids de Connexion
Axones	Signal de Sortie
Dendrite	Signal d'Entrée
Corps cellulaire	Fonction d'Activation

### II .4.5.1 poids de connexion

Un poids d'un neurone représente l'efficacité d'une connexion.

### II .4.5.2 Entrées

Elles peuvent être :

- Booléennes.
- Binaires (0 1) ou Bipolaire (-1 1).

- Réelles.

### II .4.5.3 Fonction d'activation

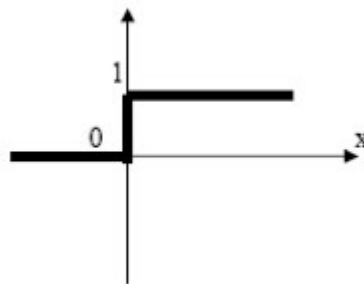
Cette fonction permet de définir l'état interne du neurone en fonction de ces entrées.

A titre d'exemple nous citons quelques fonctions souvent utilisées :

- **Fonction Seuil**

Fonction Heaviside définie par :

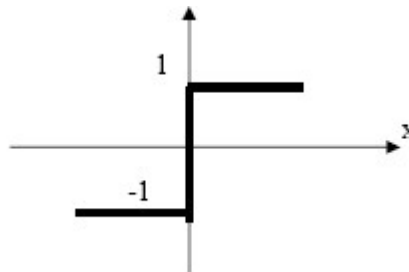
$$h(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II .5})$$



**Figure II .6** Fonction Heaviside.

Fonction Signe définie par :

$$\text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{si } x \geq 0 \\ -1 & \text{sinon} \end{cases} \quad (\text{II .6})$$



**Figure II .7** Fonction Signe

Le seuil introduit une non linéarité dans le comportement du neurone, cependant illimitée la gamme des réponses possibles à deux valeurs.

- **Fonction linéaire**

C'est l'une des fonctions d'activation les plus simples, elle est définie par :

$$F(x) = x$$

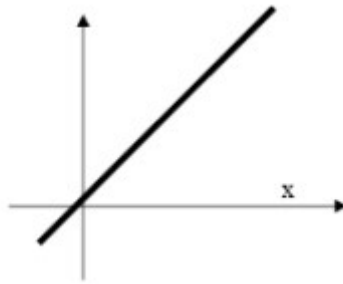


Figure II .8 : Fonction Linéaire.

- **Fonction Linéaire à seuil**

Cette fonction d'activation est définie comme suit :

$$F(x) = \begin{cases} x & \text{si } x \in [u, v] \\ v & \text{si } x \geq v \\ u & \text{si } x \leq u \end{cases} \quad (\text{II .7})$$

Elle représente un compromis entre la fonction linéaire et la fonction seuil, entre ses deux barres de saturation, elle confère au neurone une gamme de réponses possibles. En modulant la pente de la linéarité, on affecte la plage de réponse du neurone.

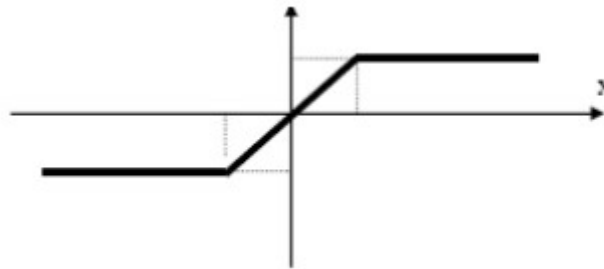


Figure II .9 : Fonction Linéaire à seuil.

- **Fonction sigmoïde**

Elle est l'équivalent continu de la fonction linéaire. Etant continu, elle est dérivable, d'autant plus que sa dérivée est simple à calculer. Cette fonction est définie par :

$$F(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \quad (\text{II .8})$$

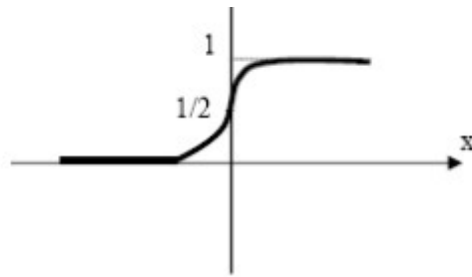


Figure II .10 Fonction sigmoïde.

#### II .4.4 Fonction de Sortie

Elle calcule la sortie d'un neurone en fonction de son état d'activation. En général cette fonction est considérée comme la fonction identité. Elle peut être, binaire ou réelle.

#### II .4.6 Types des réseaux de neurones artificiels (RNA)

##### II .4.6.1 Les réseaux de neurones artificiels Feedforward

Comme illustré dans la figure II .11, les réseaux non récurrents présentent une structure hiérarchique composée de plusieurs couches : une couche d'entrée, une couche de sortie ou plusieurs couches dissimulées ainsi qu'une couche finale. Chaque neurone ne dépend que des sorties des neurones précédents dont les signaux se déplacent simultanément de la couche d'entrée à la couche de sortie.

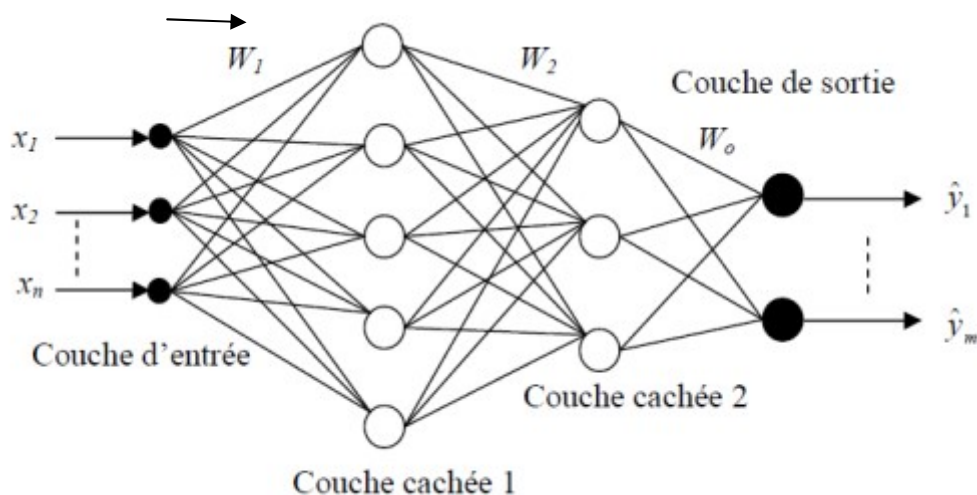


Figure II .11 Structure d'un réseau de neurones non récurrent (statique) [26].

### II .4.6.1.1 Perceptrons multicouches (PMC)

Les perceptrons multicouches (Multi Layer Perceptron : MLP) ont été initialement développés afin de résoudre des problèmes de classification complexes. Cependant, grâce à leur capacité d'approximation universelle, ils ont rapidement été employés comme modèles de régression non linéaire, puis pour la modélisation des séries temporelles et la prévision. Les réseaux de neurones de type perceptron multicouches, introduits pour la première fois par Y. Le Cun, sont des réseaux à propagation avant, constitués d'une ou plusieurs couches dissimulées et d'une couche de sortie. Tous les niveaux du réseau sont constitués de neurones artificiels. La première couche dissimulée reçoit les données issues des entrées. Le traitement et la transmission des informations se font jusqu'à la dernière couche. Les MLP sont généralement considérés comme des approximateurs universels et sont largement employés dans des problèmes de régression non linéaire. La figure 12 illustre la structure de ce type de réseau. Le réseau est formé donc de plusieurs couches, qui s'appellent, par convention [26] :

- **La couche d'entrée** : Elle recevra les données source que l'on veut utiliser pour l'analyse. Sa taille est donc directement déterminée par le nombre de variables d'entrées.

- **Les couches cachées** : Le MLP peut comporter une ou plusieurs couches cachées, en ce sens qu'elle n'a pas de contact direct avec l'extérieur. Les fonctions d'activations sont en général non linéaires sur cette couche mais il n'y a pas de règle à respecter. Le choix de sa taille n'est pas implicite et doit être ajusté.

- **La couche de sortie** : Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrées dans la première couche. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables qu'on veut en sortie. Les neurones sont reliés entre eux par des connexions pondérées. Ce sont les poids de ces connexions qui gouvernent le fonctionnement du réseau et programment une application de l'espace des entrées vers l'espace des sorties, à l'aide de la transformation non linéaire [26]. Au final, l'expression algébrique du réseau de neurones, i.e. de la fonction de régression non linéaire neuronale, aura pour expression :

$$y = w_{o,s} + \sum_{j=1}^n [w_j * f(w_{o,j} + \sum_{i=1}^n w_i x_i)] \quad (\text{II .7})$$

Avec :

- $n$  : le nombre de variables d'entrées.
- $N$  : le nombre de neurones dans la couche cachée.
- $w_i$  : les poids relatifs à la connexion entre variables d'entrée et neurone.
- $w_j$  : les poids relatifs à la connexion allant du neurone  $j$  vers la sortie.
- $w_{o,j}$  : les poids relatifs à la connexion entre biais et neurone.
- $w_{o,s}$  : le poids relatif à la connexion entre biais et sortie.

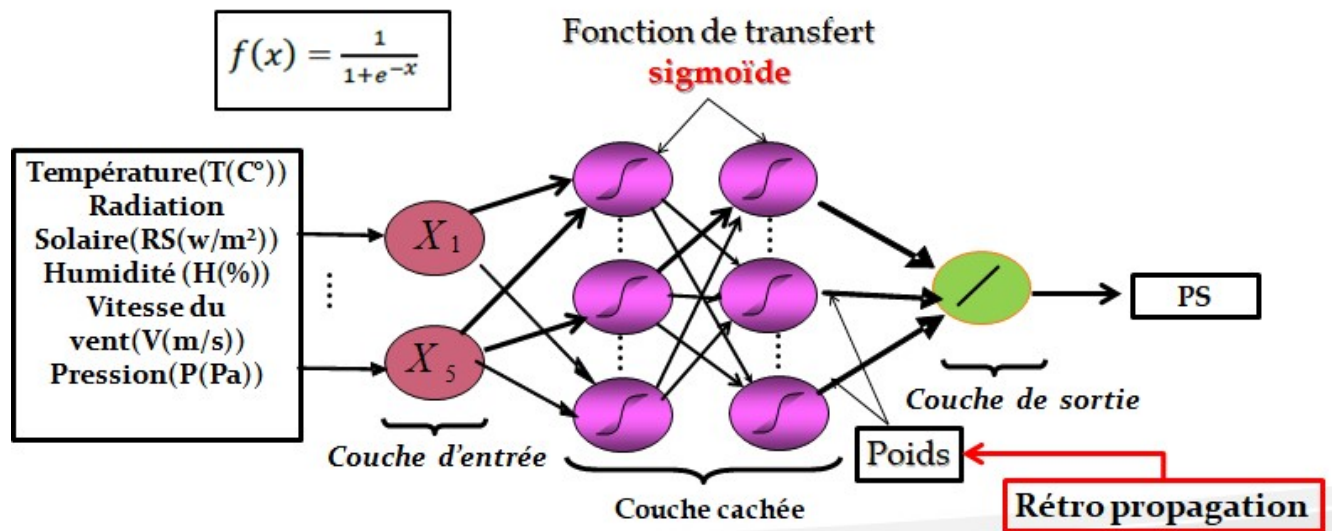


Figure II .12 Architecture d'un réseau de neurones de type perceptron multicouches.

### II .4.6.1 .2 Réseaux de neurones à fonctions radiales (RBF)

Un réseau neuronal RBF est composé de trois couches (une couche entrée, une couche cachée et une couche de sortie). Comme représenté sur la figure III.13, les neurones d'entrée (c'est-à-dire les variables d'entrée) transmettent uniquement les variables d'entrée. Chaque neurone de la couche cachée est caractérisé par une fonction noyau  $\varphi_j$  (généralement une fonction gaussienne) décrite par une largeur  $\delta_j$  et un centre  $c_j$ , tels que :

$$\varphi_j(\|y - c_j\|) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{\|y - c_j\|}{\delta_j}\right)^2\right) \tag{II .9}$$

La couche de sortie est fournie par un seul neurone dans la couche de sortie. On peut écrire la fonction de sortie de la manière suivante :

$$f(y) = \sum_{j=1}^m \lambda_j \varphi_j(\|y - c_j\|) \tag{II .10}$$

Où  $\lambda_j$  et  $m$  sont respectivement le poids et le nombre de fonctions RBF [27], [28].

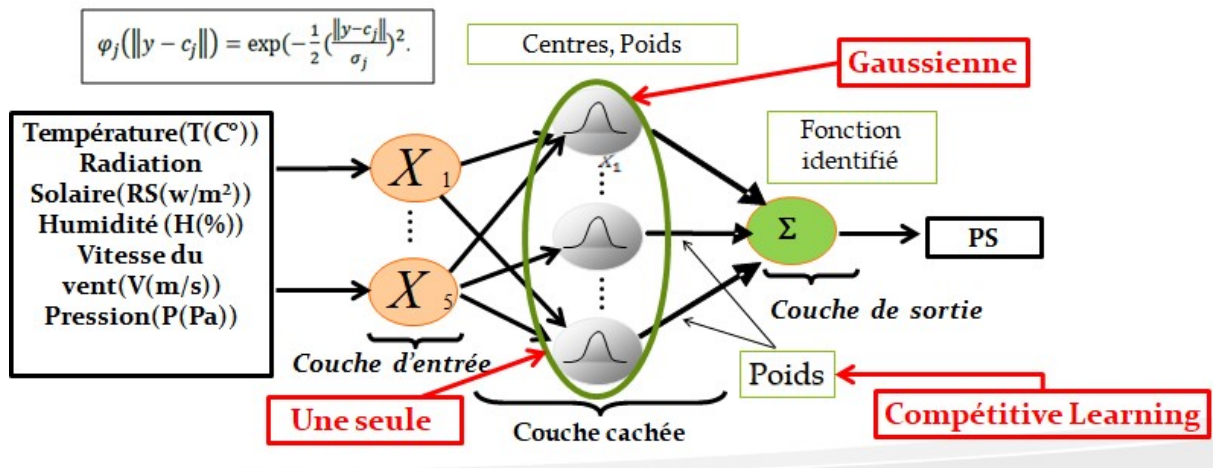


Figure II .13 Architecture d'un réseau de neurones à fonction radiale

### II .4.6.2 Réseaux de neurones artificiels Récurrents

Dans le cas des réseaux récurrents, plusieurs neurones sont reliés entre eux afin de structurer le réseau où la circulation de l'information est bidirectionnelle, ce qui signifie que l'état global du réseau est influencé par ses états. Dans la littérature consacrée à ce genre de réseaux, le modèle de Hopfield est mentionné dans la figure II .14 .

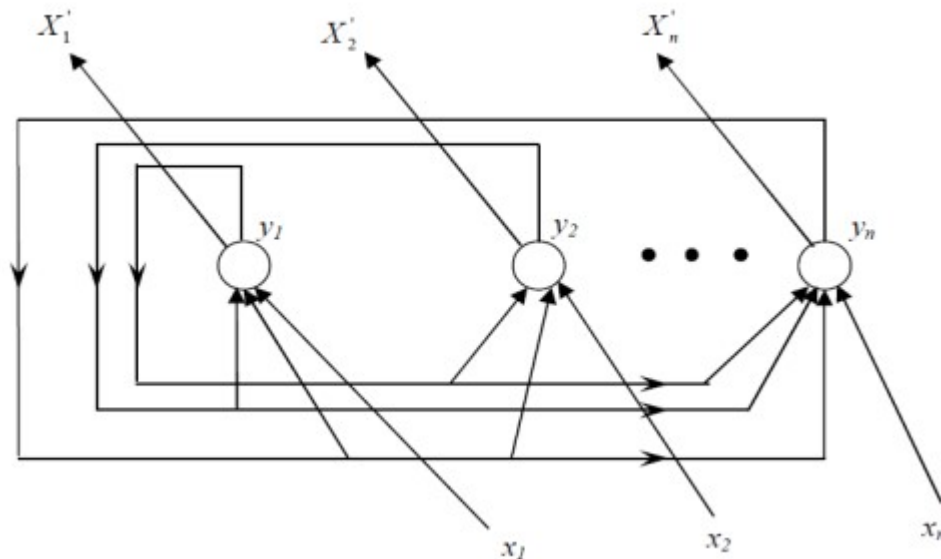


Figure II .14 Structure d'un réseau de neurones récurrent (dynamique) [26].

### II .4.6.2.1 Réseaux de Neurones Elman (ENN)

Un réseau neuronal dynamique (ENN) est un type de réseau de neurones qui repose principalement sur la structure des réseaux de neurones artificiels traditionnels. Il conserve une configuration interne afin de développer la fonction de ses caractéristiques dynamiques et permet au système la possibilité de s'adapter à toute caractéristique qui peut varier au fil du temps. Ainsi, un ENN a la capacité de représenter directement les propriétés dynamiques d'un système, ce qui est une caractéristique essentielle d'un outil de prédiction avancé [29]. La structure de l'ENN est représentée sur la figure II .15

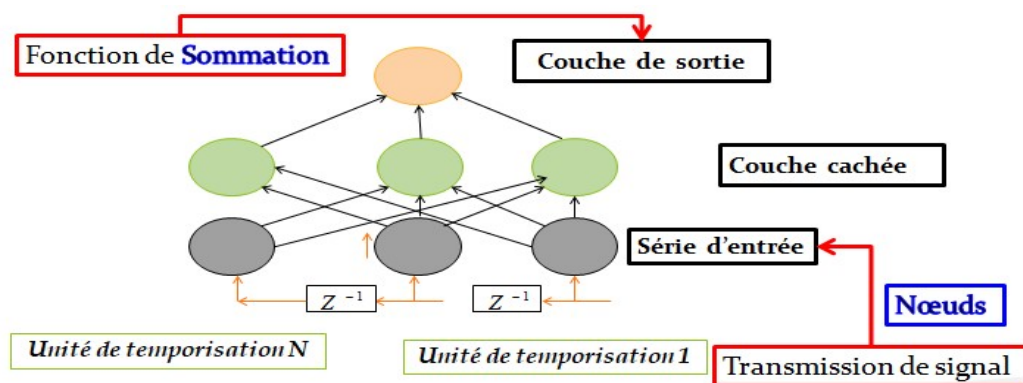


Figure II .15 Architecture du réseau Elman.

En règle générale, les ENN se composent de quatre couches distinctes : la couche d'entrée, la couche dissimulée, la couche de réalisation (undertake) et la couche finale. L'action des nœuds de la couche d'entrée est simplement de transmettre le signal. La couche d'émission La fonction de sommation réagit de la même manière que la couche de réalisation (ou couche d'état) est employée pour stocker les valeurs de sortie précédentes des unités de la couche cachée qui devront être renvoyées à l'entrée du réseau [29].

La capacité de stockage de l'ENN le rend plus sensible aux données historiques, ce qui permet au retour d'information interne d'améliorer l'aptitude du réseau à gérer les variations dynamiques des données. De plus, un ENN peut approximer n'importe quelle fonction non linéaire avec un degré de précision très acceptable et peut éviter l'impact du bruit externe [30]. Les équations mathématiques dans l'espace d'état non linéaire d'un ENN peuvent s'écrire comme suit :

$$y(x) = g(w^3 X(x)) \quad (\text{II .11})$$

$$X(k) = f(w^1 X_c(k) + w^2(u(k-1))) \quad (\text{II .12})$$

$$X_c(k) = X(k-1) \quad (\text{II .13})$$

Où

$y$  est le vecteur de sortie de dimension égale à  $n$  ;

$X$  est le vecteur de nœud de la couche cachée avec dimensions  $n_c$  ;

$u$  est le vecteur d'entrée avec dimensions  $n_u$  ;

$x$  est le vecteur d'état de retour avec dimensions  $n_x$  ;

$w^3$  sont les poids reliant la couche cachée à la couche de sortie ;

$g$  est la fonction de transfert du nœud de sortie ;

$f$  est la fonction de transfert des nœuds des couche cachées.

Généralement, les Enns utilisent également l'algorithme de rétro-propagation pour déterminer les poids du réseau [29], [31].

## II .4.7 Domaine d'application des réseaux de neurones artificiels

De nos jours, les réseaux de neurones sont utilisés dans de nombreux domaines très divers [32] :

- Le traitement d'image: comprend la compression d'images, la reconnaissance de caractères et de signatures, la reconnaissance de formes et de motifs, le chiffrement, la classification,...
- Analyse du signal: analyse de la parole, repérage des sources, filtrage, classification,...
- Automatisation du traitement des langues : classement des mots, représentation sémantique des mots, étiquetage morphosyntaxique, traduction automatique.
- Contrôle: diagnostic de pannes, commande de processus, contrôle qualité, robotique
- Optimisation planification, régulation de trafic, gestion, finance, ...
- Simulation: simulation boîte noire, prévisions météorologiques.
- Classification d'espèces animales étant donnée une analyse ADN.
- Modélisation de l'apprentissage et perfectionnement des méthodes de l'enseignement.
- Approximation d'une fonction inconnue ou modélisation d'une fonction connue mais complexe à calculer avec précision.

## II .4.8 Avantages et inconvénients des réseaux de neurones

Les réseaux artificiels de neurones sont des représentations mathématiques simplifiées des neurones biologiques. Dans cette section, nous établirons une synthèse des bénéfices et des désavantages des réseaux de neurones artificiels. [33] :

### II .4.8.1. Avantages

- possibilité de représenter toute fonction, qu'elle soit linéaire ou non, simple ou complexe.
- Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données.
- Facilité d'apprentissage à partir d'exemples représentatifs, par « rétro-propagation des erreurs». L'apprentissage (ou construction du modèle) est automatique.
- Simple à manier, beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en cas de faible quantité de données.
- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi-variables [33].

### II .4.8.2 Inconvénients

- L'absence de méthode systématique permettant de définir la meilleure topologie du réseau et le nombre de neurones à placer dans la (ou les) couche(s) cachée(s).
- Le choix des valeurs initiales des poids du réseau et le réglage du pas d'apprentissage, qui jouent un rôle important dans la vitesse de convergence.
- Le problème du sur apprentissage (apprentissage au détriment de la généralisation).
- La connaissance acquise par un réseau de neurone est codée par les valeurs des poids sont inintelligibles pour l'utilisateur [33].

## **II .5 Conclusion**

Dans ce chapitre nous avons essayé de donner une description générale de l'apprentissage automatique et aussi ses types présents dans la littérature par la suite nous avons aussi présenté les définitions de réseau de neurones artificiel. Ainsi, nous avons parlé sur quelque notion de la série temporelle.

En règle générale, la précision de ces méthodes dépend de la qualité des données d'apprentissage. En fait, en considérant les articles publiés, ces méthodes produisent des statistiques d'erreur très proches.

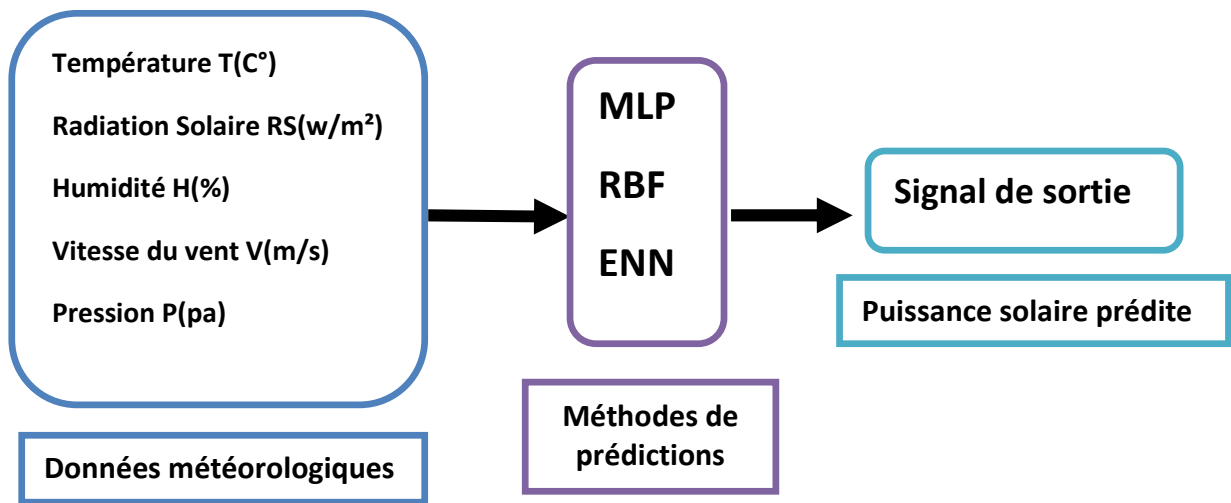
### **III .1 Introduction**

Aujourd'hui, l'énergie solaire est devenue un élément crucial dans les systèmes de production d'électricité dans le monde entier. Pour le bon fonctionnement et l'intégration rentable de l'énergie solaire, Une prévision précise de la puissance photovoltaïque est essentielle [1]. La production d'énergie d'un panneau solaire, exprimée en kilowattheures (kWh), varie annuellement entre 3500 kWh et 9000 kWh, en fonction de la puissance du panneau. La mesure de cette puissance en conditions idéales se fait en watts-crête ( $W_C$ ), une unité qui désigne la puissance maximale produite par un panneau sous un ensoleillement optimal. Le watt-crête est crucial pour évaluer la performance d'un panneau solaire car il prend en compte non seulement l'intensité de l'ensoleillement mais aussi d'autres facteurs comme l'inclinaison du panneau à  $30^\circ$ , son orientation, et l'impact éventuel des zones d'ombre. Ces éléments peuvent tous influencer la quantité d'énergie générée.

Dans ce chapitre nous présentons la principale caractéristique de générateur photovoltaïque et leurs différents modèles électriques, en suite nous étudierons l'influence des conditions météorologiques (températures, Radiation Solaire, Humidité, Vitesse du vent et Pression) sur le comportement du générateur PV

### **III .2 Méthodologie**

La figure 1 illustre le flux opérationnel de l'approche proposée pour prévision à court terme de la puissance de sortie PV en utilisant différentes techniques prévision le système est formé à l'aide de données météorologiques réelles (rayonnement solaire, température, données relatives humidité, pression et vitesse du vent) pour prévoir la production solaire photovoltaïque. Après Les données méthodologiques ont été soumises à une réduction de dimensionnalité pour acquérir un idéal collecte de variables passées, cette collecte sert de composante d'entrée pour chaque prévision La fusion de ces deux modèles permet de prévision ultime de la production d'énergie solaire photovoltaïque. Toutes ces étapes sont détaillées dans le paragraphe suivant :



**Figure III.1** Le modèle proposé pour permettre la prévision de l'énergie solaire.

### III .2.1 Paramètres météorologiques d'entrée

Dans le présent travail, différents paramètres météorologiques sont utilisés pour l'énergie solaire prévue, qui est la suivante : température (T), humidité relative (HR), vitesse de vent (V) et rayonnement solaire (SR) car ils sont faciles à mesurer. Le processus de choix des variables d'entrée est un aspect important de la prédiction des séries chronologiques. Sélectionner les variables d'entrée appropriées est une étape importante pour modéliser efficacement les séries chronologiques. Quand il y a un ensemble de variables indépendantes, il est nécessaire d'exécuter la sélection pour exclure les variables qui ont un impact minimal sur les prévisions et s'assurer que les variables importantes ne sont pas négligées. La sélection des variables est influencée par des facteurs comme la disponibilité, la qualité et la corrélation des données avec la variable cible [6]. Afin de déterminer le lien entre les variables météorologiques recueillies et la production d'une centrale solaire, une analyse statistique a été réalisée. La corrélation de Pearson a été utilisée comme mesure pour évaluer la corrélation linéaire entre les deux variables, qui sera expliqué dans le suivant :

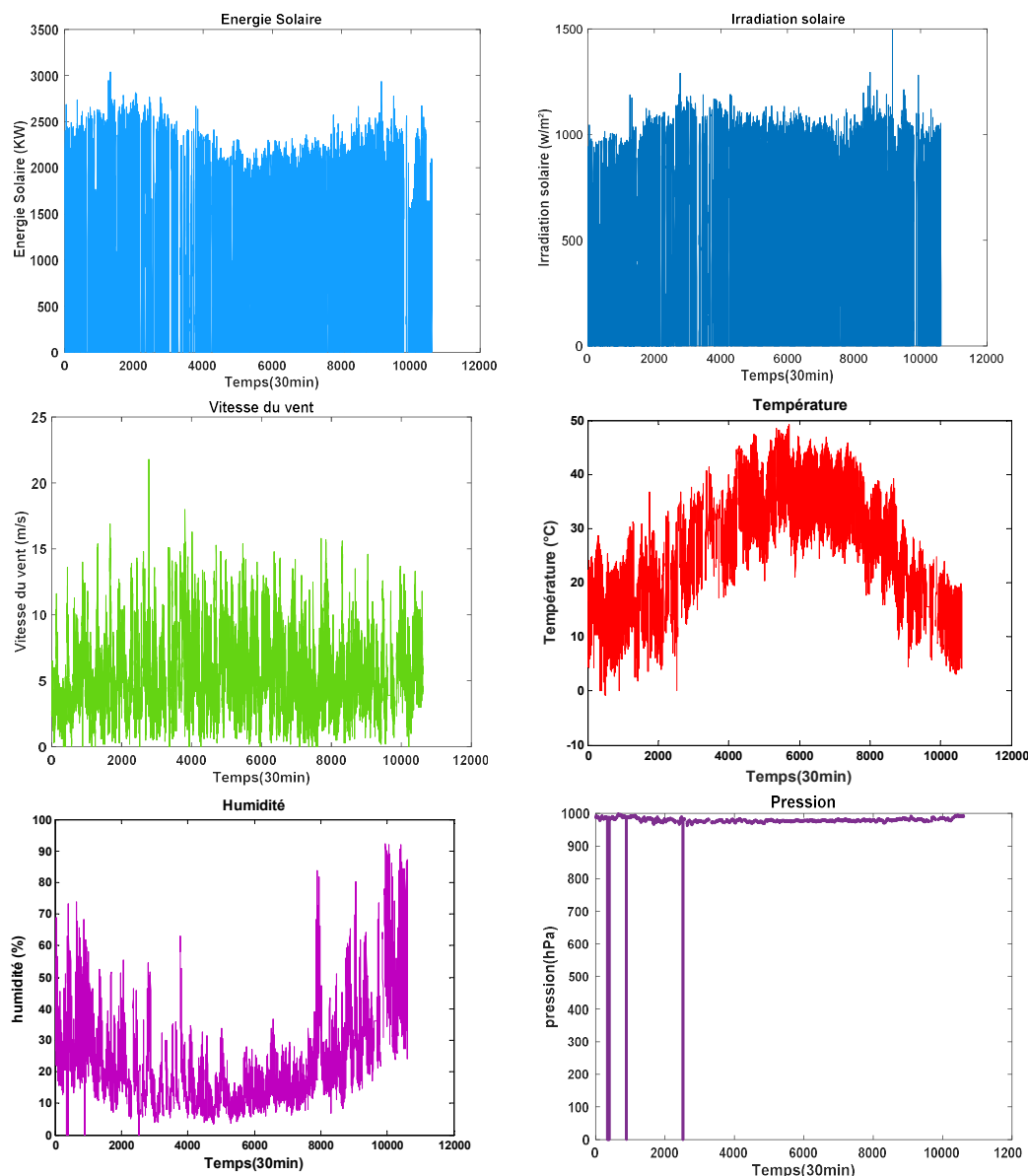


Figure III. 2 les données d'entrée météorologiques

### III.2.2 Corrélation entre les données d'entrée météorologiques et la puissance

Le processus de choix des variables d'entrée est un aspect important de la prédiction des séries chronologiques. La sélection des variables d'entrée appropriées est essentielle pour modéliser efficacement les séries chronologiques. Lorsqu'il existe un ensemble de variables indépendantes, il est nécessaire d'effectuer une sélection de variables pour exclure les Variables qui ont un impact minimal sur la prévision et assurer des variables importantes ne pas négliger.

La sélection des variables est influencée par des facteurs tels que la disponibilité des données, la qualité et la corrélation avec la variable cible [7]. Afin de déterminer la connexion entre les variables météorologiques collectées et la production d'une centrale solaire, une analyse statistique a été effectuée. La corrélation Pearson est utilisée comme mesure pour évaluer une corrélation linéaire entre les deux variables. Il calcule la force et la direction de la relation entre les variables, allant de -1 à +1. Une valeur de +1 indique une relation linéaire positive, 0 indique aucune relation linéaire et -1 indique une relation linéaire négative parfaite. L'équation (1) représente l'expression mathématique du Coefficient de corrélation Pearson.

$$R = \frac{n\sum XY - \sum X\sum Y}{\sqrt{(n\sum X^2 - (\sum X)^2)(n\sum Y^2 - (\sum Y)^2)}} \quad (III.1)$$

Le tableau 1 montre l'efficacité évaluée des corrélations entre SP (énergie solaire) et les différentes composantes météorologiques, en mettant l'accent sur les meilleurs résultats en caractères gras. L'impact de ces relations a été évalué à l'aide du coefficient de corrélation (R), qui indique dans quelle mesure les deux variables sont liées.

**Tableau III.1** Comparaison du rendement de l'énergie solaire par rapport aux données météorologiques en termes de coefficient de corrélation (R) Les valeurs en gras sont les meilleures dans la comparaison.

Relation	Ps(kw)	T(c°)	Rs(w/m <sup>2</sup> )	H(%)	V(m/s)	P(hpa)
Ps(kw)	<b>1,0000</b>	0,2904	0,8101	-0,3245	0,1309	-0,1670
T(c°)	0,2904	<b>1,0000</b>	0,4034	-0,4653	0,1369	0,4482
Rs(w/m <sup>2</sup> )	0,8101	0,4034	<b>1,0000</b>	0,1635	0,0978	0,1631
H(%)	-0,3245	-0,4653	-0,1635	<b>1,0000</b>	0,0979	0,4220
V(m/s)	0,0677	0,1369	0,0978	0,0979	<b>1,0000</b>	0,3256
P(hpa)	0,1670	0,4482	0,1631	0,4220	0,3256	<b>1,0000</b>

### III.3 Critère d'évaluation

Dans la littérature, plusieurs mesures ont été employées afin d'évaluer la précision des modèles d'estimation de la production de l'énergie éoliennes. Dans cette étude nous avons choisi comme critère d'évaluation de notre système d'estimation les indicateurs statistiques suivants :

• **Coefficient de détermination ( $R^2$ ):** est un coefficient dont l'échelle de coefficient est exprimée de 0 à 1, où un  $R^2$  de 1 indique que le modèle de régression explique pleinement la variance de la variable dépendante, indiquant un ajustement parfait.

$$R^2 = 1 - \frac{\text{var}(y_t - \hat{y}_t)}{\text{var}(y_t)} \quad (\text{III.2})$$

• **Erreur moyenne absolue en pourcentage (MAPE):** est l'erreur moyenne absolue en pourcentage, qui est une mesure relative passant MAD en unités de pourcentage à la place des unités de la variable.

$$MAPE = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^M \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{|y_t|} * 100 \quad (\text{III.3})$$

• **Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE):** est un des deux indicateurs de performance principaux pour un modèle prédictif de régression. Elle mesure l'écart moyen entre les valeurs prédites par votre modèle prédictif et les valeurs réelles. Elle estime dans quelle mesure le modèle prédictif est capable de prévoir la valeur cible

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{t=1}^M (y_t - \hat{y}_t)^2} \quad (\text{III.4})$$

Où  $y_t$  et  $\hat{y}$  sont respectivement les valeurs mesurées et prédites et M est le nombre de séries prédites.

### III.4 Résultat et discussion

Pour les expériences rapportées ici, la série chronologique solaire comprend une période de 1 ans mesurées chaque 30 min sur la stations de test de Adrar. La série de la puissance solaire, définie dans un espace des variables à 50 dimensions (c.-à-d. Les derniers points de l'heure à tout moment, où les périodes de nuit sont exclues), est subdivisée en trois ensembles : deux ensembles d'apprentissage (formation et validation, environ 25% de l'ensemble des données pour chacun d'eux) et un ensemble de test (environ la moitié de l'ensemble de données). L'ensemble d'apprentissage est utilisé pour apprendre les différents modèles individuels de l'ensemble, alors que l'ensemble de validation est nécessaire pour former les différents schémas de combinaison / classification supervisés proposés dans cette étude (PMC, RBF, ENN) et on utilise Matlab 2013 a.

**III .4 .1 Résultat obtenue par PMC**

Les réseaux de neurone sont devenus une technologie du monde réel, avec des applications efficaces dans différents domaines. La majorité de ces applications traitent des problèmes de reconnaissance de formes, principalement de classification, de régression et de regroupement. Ils exploitent des architectures de réseaux telles que le perceptron multicouche (MLP) ou le réseau à fonction de base radiale [1,2,3]. Dans la présente étude, plusieurs architectures sont étudiées, à savoir: MLP, RBF et ENN. En plus, sur les perceptron multicouche PMC ont été initialement développés afin de résoudre des problèmes de classification complexes. Cependant, grâce à sa capacité globale approximative, le résultat obtenu dans sa prédiction est bon en termes de précision et Pour évaluer notre système ont utilisé différents critères d'évaluation qui sont  $R^2$ , RMSE, MAPE, MBE comme indiqué dans le tableau III .2 et Figure III.4.

**Tableau III .2** Résultat obtenue par PMC

<i>Nbr de CC /Critère</i>	$R^2$	RMSE	MAPE	MBE
2 CC	0,9752	0,1414	3,2626	0,0334
3 CC	0,9731	0,1472	3,3951	0,0348
4 CC	0,9664	0,1685	5,1903	0,0532
5 CC	0,9680	0,1693	6,4304	0,0659

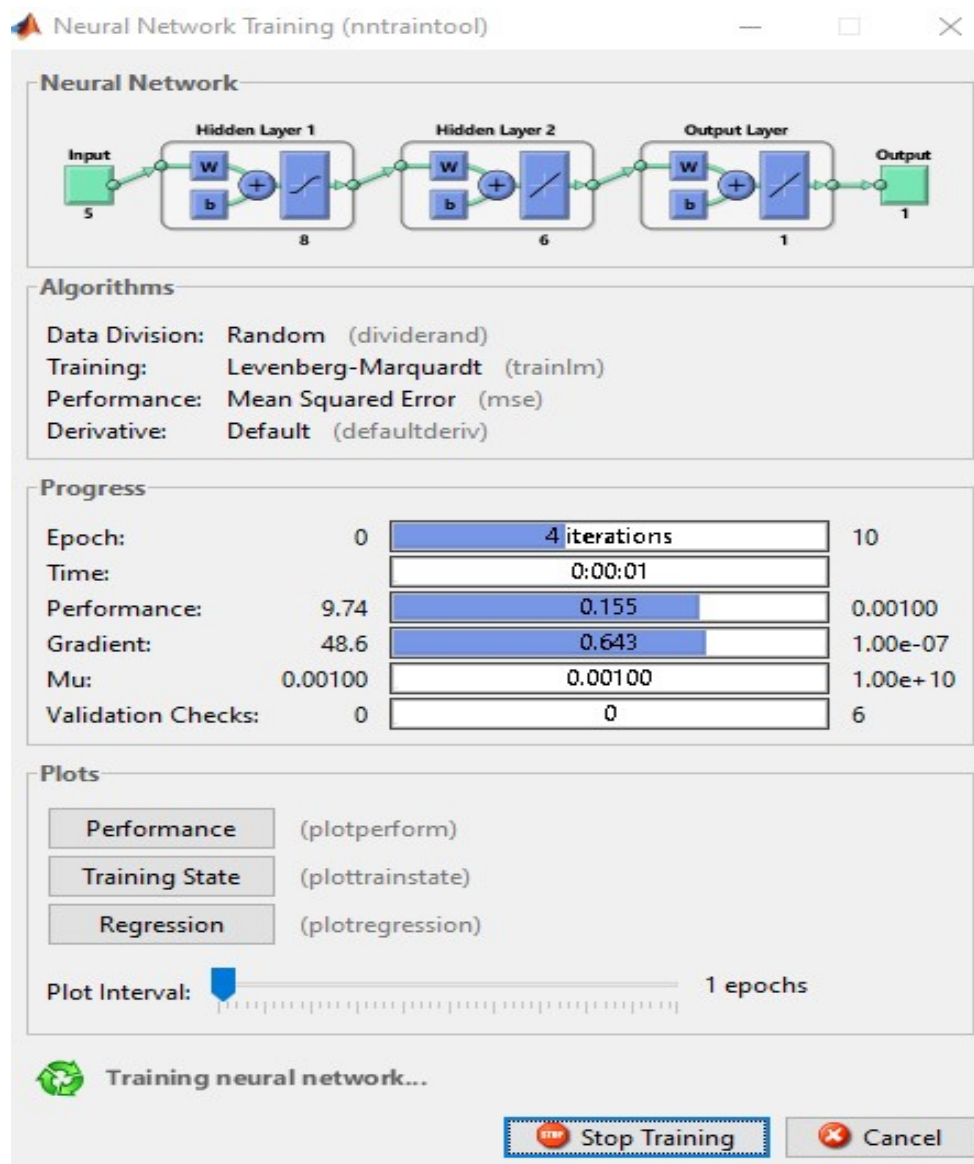


Figure III. 3 Architecture d'un réseau de neurones de type perceptron multicouches sur Matlab.

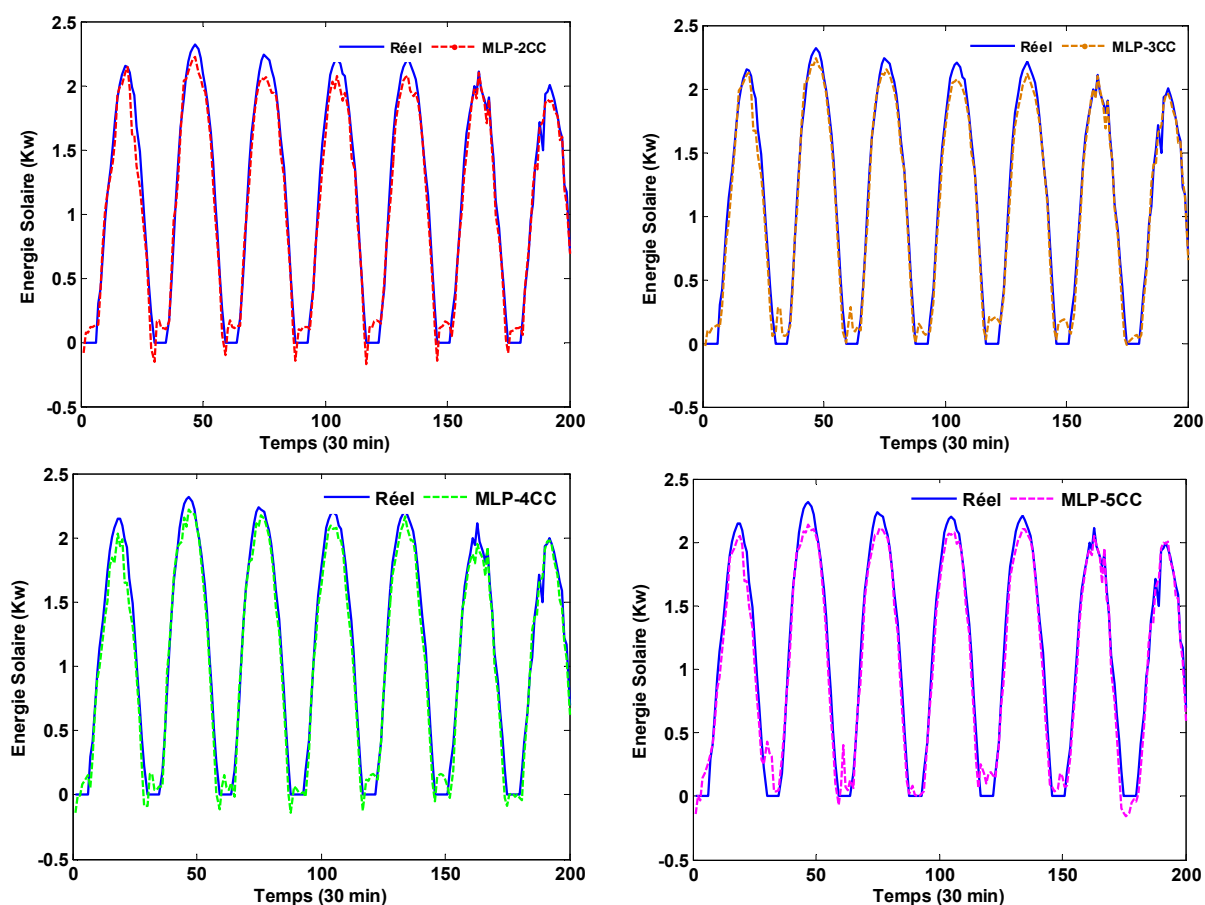


Figure III.4 la prédiction de l'énergie Solaire par MLP avec différents nombres de couches cachées.

### III.4.2 Résultat obtenu par ENN

Les prédicteurs ENN sont la classe de modèles la plus générale pour la prédiction de séries chronologiques. Dans cette mémoire, quatre modèles sont utilisés ( $R^2$ , RMSE, MAPE, MBE) En ce qui concerne les méthodes de combinaison, la méthode de classification donne les meilleurs résultats sur tous les sites et ce modèle est le meilleur modèle pour la prédiction et le plus précis, et nous avons constaté que la prédiction du résultat ENN le plus efficace dépend de deux couches cachées (voir tableau III.3 et figure III.6).

Tableau III .3 Résultat obtenue par ENN

Nbr de CC /Critère	$R^2$	RMSE	MAPE	MBE
2 CC	0,9804	0,1342	5,4292	0,0556
3 CC	0,9802	0,1363	5,7520	0,0589
4 CC	0,9779	0,1460	6,5664	0,0673
5 CC	0,9781	0,1349	3,8129	0,0391

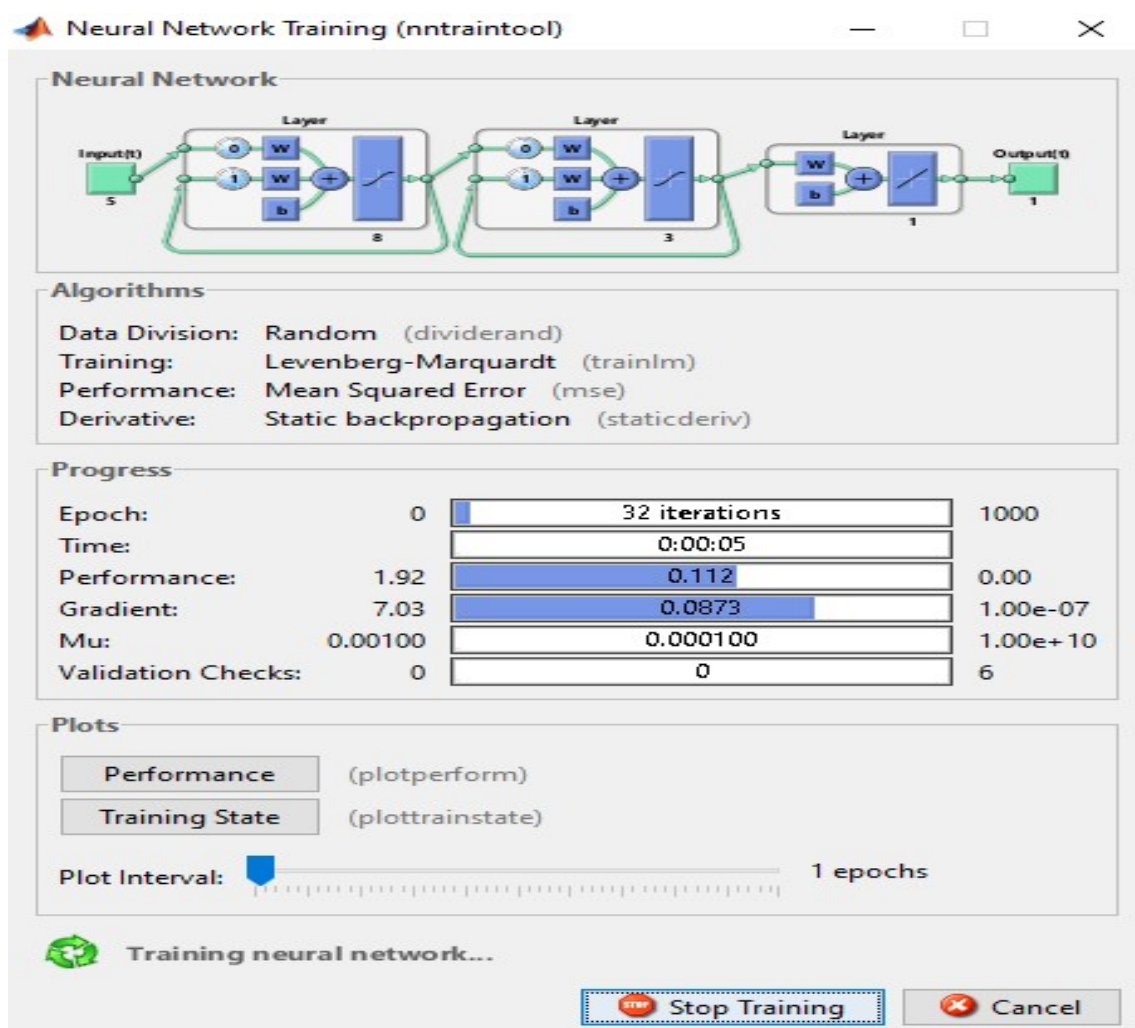


Figure III.5 Architecture d'un réseau de neurones de type neurones Elman sur Matlab 2013 a.

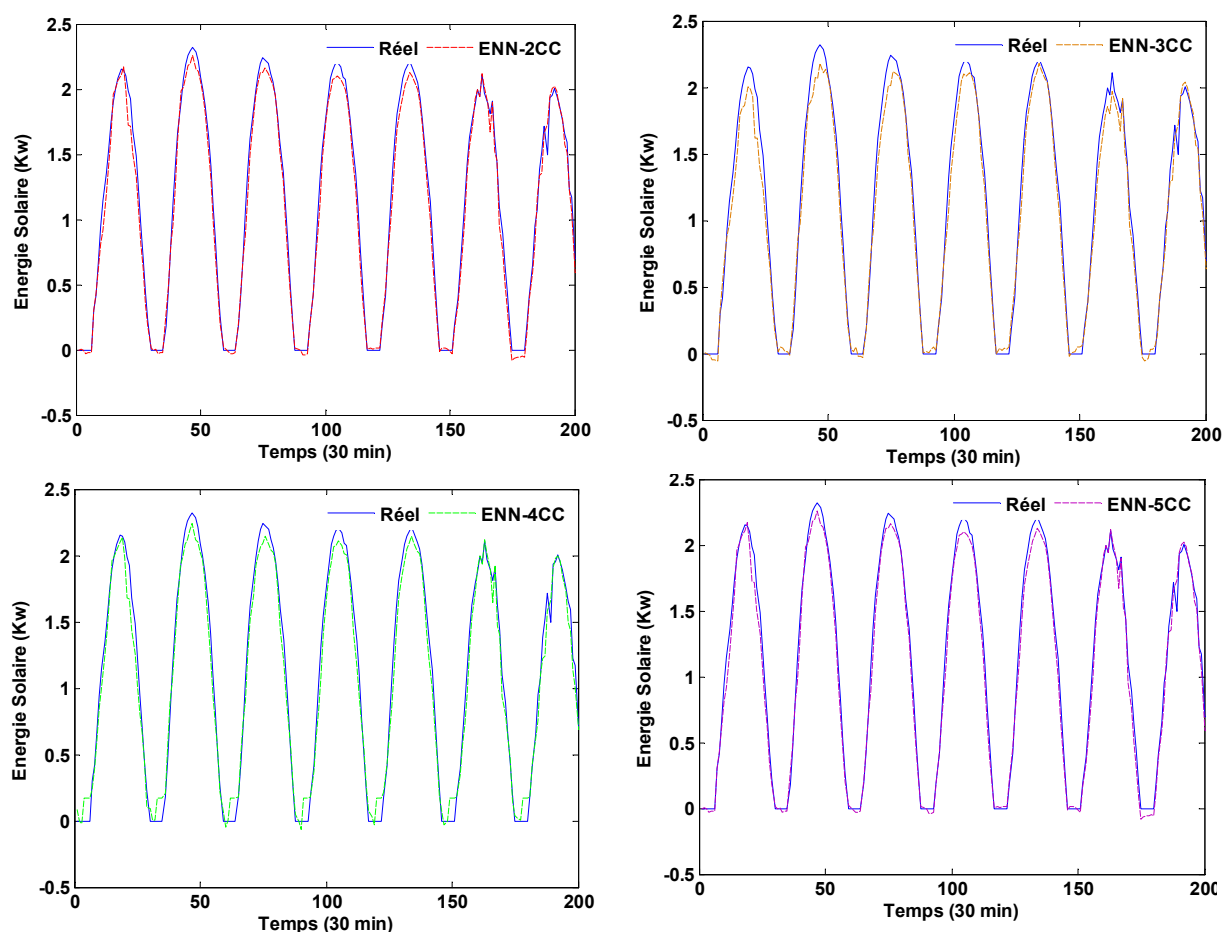


Figure III.6 la prédiction de l'énergie Solaire par ENN avec différents nombres de couches cachées.

### III .4 .2 Résultat obtenue par RBF

Un réseau neuronal RBF est comme le MLP a un nombre d'entrées égal aux paramètres d'entrée, mais ici nous n'avons qu'une seule couche cachée contenant des nœuds avec une fonction de transfert gaussienne, on a découvert à travers le résultat de prédiction de tableau III .4 et figure III .7 que le prédicteur RBF c'est le moins précis.

Tableau III .4 Résultat obtenue par RBF

<i>Nbrde neurone</i>	$R^2$	RMSE	MAPE	MBE
20	0,9685	0,1528	0,3844	-0,0039
50	0,9604	0,1758	1,7885	-0,0181
80	0,9510	0,2026	5,6141	-0,0568
100	0,9531	0,1943	3,8781	-0,0392

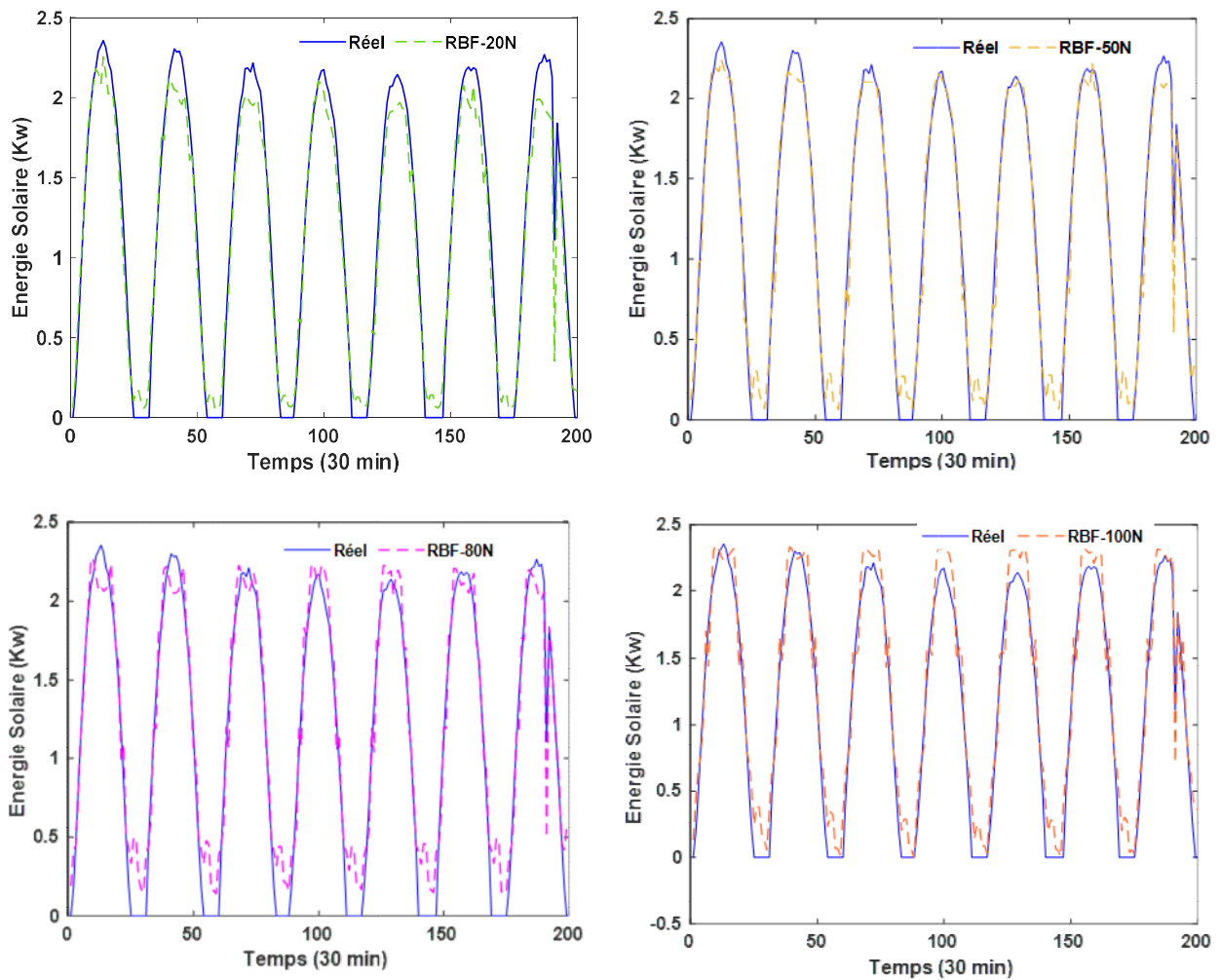


Figure III.7 la prédiction de l'énergie Solaire par RBF avec différentes nombres de couche cachées.

### III .5 Comparaison MLP et ENN et RBF

La différence principale d'un RBF par rapport à un MLP et ENN est l'absence des poids de la couche Cachée, Aussi, les sorties cachées ne sont pas calculées en utilisant une fonction d'activation sigmoïde, elles se sont basées sur des fonctions à base radiale. L'apprentissage d'un réseau RBF est radicalement différent de l'apprentissage classique d'un réseau MLP et réseau ENN, Dans ce cas il n'y a aucun poids caché à changer par la méthode du gradient. Dans les réseaux RBF, l'apprentissage est basé sur le choix des centres et leurs largeurs aussi bien que les poids des neurones de sortie .Ici, ENN semble avoir les meilleurs résultats pour tous les indicateurs statistiques (voir tableau III.6 et figure III.6), ce qui peut s'expliquer par le fait qu'un ENN révèle le comportement dynamique temporel d'une séquence temporelle. Contrairement aux réseaux de neurones à anticipation directe (feedforward), les

ENN peuvent utiliser leur état interne (mémoire) pour traiter diverses séquences de mesures de puissance d'énergie solaire.

**Tableau III .5** Comparaison entre les architecteurs MLP et ENN et RBF

	<b>Le perceptron multicouche</b>	<b>Les réseaux de neurones à base radiale</b>	<b>Les réseaux de neurones Elman</b>
Les unités cachées	Fonction hyper-plan	Fonction hyper-sphère	Fonction hyper-plan
Les couches cachées	Plusieurs	Une seule couche cachée	Plusieurs
Apprentissage	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Supervisé</li> <li>▪ Lent</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Non supervisé</li> <li>▪ combinaison linéaire</li> <li>▪ rapide</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>▪ Supervisé</li> <li>▪ Lent</li> </ul>
La précision	Précis	moins précis	Plus précis

**Tableau III .6** Comparaison entre les résultats les plus prédictifs des architectes MLP, ENN et RBF

<i>Nbr de cc et neurone/Critère</i>	<b>R<sup>2</sup></b>	<b>RMSE</b>	<b>MAPE</b>	<b>MBE</b>
<b>MLP[8 6]</b>	0 ,9752	0,1414	3,2626	0,0334
<b>ENN[8 3]</b>	<b>0 ,9804</b>	<b>0,1342</b>	<b>5 ,4292</b>	<b>0,0556</b>
<b>RBF (20 n)</b>	0 ,9685	0,1528	0,3844	-0,0039

### **III .6 Conclusion**

L'analyse et la prédiction des séries temporelles constituent un domaine de recherche dynamique, qui revêt une importance capitale dans de nombreux domaines pratiques. Dans ce chapitre, nous avons présenté les différentes données météorologiques d'entrée multivariète et les méthodes de prédiction. On a vu et discuté les résultats obtenus pour la prédiction de la puissance d'énergie solaire, où on a proposé des types des réseaux de neurones qui sont MLP, RBF et ENN pour améliorer les performances de la prédiction d'énergie solaire, nous avons calculé les critères de performances RMSE, MAPE, MABE et pour aussi on a présenté les courbes réels et prédites pour la ville étudiée Adrar et on trouve que le type de réseaux de neurones ENN le plus précis alors il est le meilleur prédicteur .

# *Conclusion général*

---

L'objectif principal de ce travail est la proposition d'un système de prédiction qui permet de prédire la puissance d'énergie solaire dans une ville qui se trouve dans les hauts plateaux qui est la ville de Adrar, bien que beaucoup de travaux dans ce domaine aient été présentés dans différentes régions dans le monde.

Le problème que nous nous sommes posé est de concevoir un système de prédiction performant et robuste en tenant compte toujours à l'entrée de notre système des données météorologiques multi variété tel que la température, Radiation Solaire, l'humidité relative, vitesse du vent et la pression , et pour évaluer notre système nous avons choisie comme critères RMSE, MAPE, MAE et  $R^2$ .

Le développement ou bien la conception de ce système a été fondé sur l'utilisation d'un type de réseaux de neurones artificiels de type MLP, RBF et ENN, les résultats obtenus après plusieurs tests effectués sur le système proposé peut être utile dans différentes régions.

Comme perspective on peut proposer l'utilisation d'autres types de réseaux de neurones artificiels et faire une comparaison, et aussi de choisir d'autre région du pays.

# Bibliographie

---

- [1] J. Bernard, «Energie solaire : Calculs et optimisation», Edition ellipses, 2004.
- [2] C. Bernard « station solaire autonome pour l'alimentation station pompage » l'archive ouverte pluridisciplinaire HAL 2006].
- [3] Hamidat, Abderrahmane, Amar Hadj Arab, and Mohamed TaharBoukadoum. "Performances et coûts des systèmes de pompage PV en Algérie." *Journal of Renewable Energies* 8.2 (2005): 157-166
- [4] <https://lenergie-solaire.net/qu-est-ce-que-energie-solaire/histoire>
- [5] Cabal, Cedric. *Optimisation énergétique de l'étage d'adaptation électronique dédié à la conversion photovoltaïque*. Diss. Université Paul Sabatier-Toulouse III, 2008.
- [6] Pankow, Yann. "Etude de l'intégration de la production décentralisée dans un réseau basse tension. Application au générateur photovoltaïque." *National School Superior of Art and Trades, Lille* (2004).
- [7] Khezzar, Rafika, MoussaZereg, and AbdelmalekKhezzar. "Comparaison entre les différents modèles électriques et détermination des paramètres de la caractéristique IV d'un module photovoltaïque." *Journal of Renewable Energies* 13.3 (2010): 379-388.
- [8] Lasnier, France. *Photovoltaic engineering handbook*. Routledge, 2017.
- [9] Nichiporuk, Oleksiy. *Simulation, fabrication et analyse de cellules photovoltaïques à contacts arrièresinterdigités*. Diss. Lyon, INSA, 2005.
- [10] Ha, Nguyen Thi Thu, et al. "Study and performance of humidity sensor based on the mechanical–optoelectronic principle for the measurement and control of humidity in storehouses." *Sensors and ActuatorsB:Chemical* 66.1-3 (2000): 200-202.
- [11] Forke, Roman, et al. "Fabrication and characterization of a force coupled sensor–actuator system for adjustable resonant low frequency vibration detection." *Sensors and Actuators A: Physical* 145 (2008): 245-256.
- [12] Zhou, Zhi-Hua. *Ensemble methods: foundations and algorithms*. CRC press, 2012.
- [13] Wijitcharoen, A., et al. "ICA-DEODA: An independent feature extraction model for stock index forecasting." *2016 International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC)*. IEEE, 2016.
- [14] Khezzar, Rafika, MoussaZereg, and AbdelmalekKhezzar. "Comparaison entre les différents modèles électriques et détermination des paramètres de la caractéristique IV d'un module photovoltaïque." *Journal of Renewable Energies* 13.3 (2010): 379-388.
- [15] BELAL, Rahma, and Zineb DJELAILI. "Commande Direct Du Couple (DTC) Appliquée Au Contrôle D'un Moteur Asynchrone Par L'utilisation Des Réseaux De Neurones Artificiels." (2019).
- [16] Rosay, Arnaud. *Détection d'intrusions dans les objets connectés par des techniques d'apprentissage automatique: étude dans les domaines de l'éducation et des voitures connectées*. Diss. Le Mans Université, 2022.
- [17] Voyant, Cyril. *Prédiction de séries temporelles de rayonnement solaire global et de production d'énergie photovoltaïque à partir de réseaux de neurones artificiels*. Diss. Université Pascal Paoli, 2011.
- [18] Bourbonnais, Régis, and Michel Terraza. *Analyse des séries temporelles en économie*. FeniXX, 1998.

- [19] Series, Times. "Analyse des series temporelles." *ANNÉE SCOLAIRE 2022/2023* (2008): 38.
- [20] Simon, Geoffroy. *Méthodes non linéaires pour séries temporelles: prédiction par Double Quantification Vectorielle et sélection du délai en hautes dimensions*. Presses univ. de Louvain, 2007.
- [21] Pankow, Yann. "Etude de l'intégration de la production décentralisée dans un réseau basse tension. Application au générateur photovoltaïque." *National School Superior of Art and Trades, Lille* (2004).
- [22] Djallel, Kerdoun, and CherfiaNaim. "Conversion d'énergie produite par des générateurs éoliens." (2017).
- [23] [https://www.researchgate.net/publication/319939107\\_Les\\_Reseaux\\_de\\_Neurones\\_Artificiels](https://www.researchgate.net/publication/319939107_Les_Reseaux_de_Neurones_Artificiels)
- [24] Djallel, Kerdoun, and CherfiaNaim. "Conversion d'énergie produite par des générateurs éoliens." (2017).
- [25] Hatem, Mezaache. "Les réseaux de Neurones formels Et Les systèmes Neuro-Flous Pour l'apprentissage par renforcement. Magister thesis, Université de Batna 2.(2008)." (2017).
- [26] Brakni, El Mahdi. *Réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire InfiniTEM*. Université du Québec en Abitibi-Temiscamingue (Canada), 2011.
- [27] Wijitcharoen, A., et al. "ICA-DEODA: An independent feature extraction model for stock index forecasting." *2016 International Computer Science and Engineering Conference (ICSEC)*. IEEE, 2016.
- [28] Zemouri, Nahed, and HassenBouzgou. "Ensemble of support vector methods to estimate global solar radiation in Algeria." *Artificial Intelligence in Renewable Energetic Systems: Smart Sustainable Energy Systems*. Springer International Publishing, 2018.
- [29] Bouzgou, Hassen, and Christian A. Gueymard. "Minimum redundancy–maximum relevance with extreme learning machines for global solar radiation forecasting: Toward an optimized dimensionality reduction for solar time series." *SolarEnergy* 158 (2017): 595-609
- [30] Simon, Geoffroy. *Méthodes non linéaires pour séries temporelles: prédiction par Double Quantification Vectorielle et sélection du délai en hautes dimensions*. Presses univ. de Louvain, 2007.
- [31] Chekroun, S. "commande neuro-floue sans capteur De vitesse d'une machine asynchrone Triphasée." *Mémoire de Magister, ENSET d'Oran* (2009) .

# Résumé

Dans ce mémoire, l'objectif de cette étude est de créer un système d'estimation à court terme la puissance solaire en utilisant des modèles d'apprentissage automatique et des séries temporelles de configurations météorologiques. Il s'agit principalement d'améliorer la précision des prévisions de la production solaire afin de mieux gérer l'énergie solaire dans les réseaux électriques. Pour l'évaluation des performances des modèles d'estimation proposées nous avons choisis comme critère les métriques suivantes: Racine de l'erreur quadratique moyenne (**RMSE**), Erreur moyenne absolue en pourcentage (**MAPE**), Erreur de biais moyen (**MBE**) et le coefficient de détermination (**R<sup>2</sup>**).

*Mots-clés: séries temporelles, apprentissage automatique, énergie solaire, prédiction, réseau de neurone artificielle, MLP, RBF, ENN.*

## Abstract

In this thesis, the objective of this study is to create a short-term solar power estimation system using machine learning models and time series of meteorological configurations. The main aim is to improve the accuracy of solar production forecasts in order to better manage solar energy in power grids. For the evaluation of the performance of the proposed estimation models we have chosen as a criterion the following metrics: Root of the mean square error (RMSE), Mean Bias Error (MBE) and the coefficient of determination (R<sup>2</sup>).

*Keywords: time series, machine learning, solar energy, prediction, artificial neuron network, MLP, RBF, ENN.*

## ملخص

في هذه الأطروحة، الهدف من هذه الدراسة هو إنشاء نظام قصير المدى لتقدير الطاقة الشمسية باستخدام نماذج التعلم الآلي وسلسلة زمنية من تكوينات الأرصاد الجوية. الهدف الرئيسي هو تحسين دقة تنبؤات إنتاج الطاقة الشمسية من أجل إدارة الطاقة الشمسية بشكل أفضل في شبكات الطاقة. لتقييم أداء نماذج التقدير المقترحة، اخترنا كمعيار المقاييس (**R<sup>2</sup>**) ومعامل التحديد (**MBE**)، خطأ التحيز المتوسط (**RMSE**) التالية: جذر الخطأ التربيعي المتوسط

*الكلمات الرئيسية: سلسلة زمنية، التعلم الآلي، الطاقة الشمسية، التنبؤ، شبكة الخلايا العصبية الاصطناعية*