

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche
Scientifique Université Akli Mohand Oulhadj – Bouira



Faculté des sciences et des sciences appliquées

Département de Génie Electrique

Mémoire de Master

Filière : Génie électrique

Option : Technologies des Télécommunications

Réalisé Par

- HADJOUTI Mohamed

Thème :

**Estimation de l'irradiation solaire journalière
verticale par l'utilisation des données
météorologique**

Date de soutenance : 16 /10/2017

Devant le jury composé de :

-BERRAGamine	MAA à l'université de Bouira	Président
-BENZIANE Mourad	MAA à l'université de Bouira	Rapporteur
- AYAD Mouloud	MCA à l'université de Bouira	Co-rapporteur
- LADJOUZI Samir	MAA à l'université de Bouira	Examineur
- ARABI Abderrazak	MAA à l'université de Bouira	Examineur

Remerciements

Je rends grâce au Dieu le tout puissant de nous avoir donné la volonté et la patience pour réaliser ce modeste travail.

Je tiens en premier lieu, à exprimer ma profonde gratitude à mes promoteurs M^r BENZIANE Mourad et AYAD Mouloud qui ont bien voulu m'encadrer pour l'élaboration et le suivi de mon mémoire de master.

J'adresse mes remerciements également à messieurs les membres du jury pour la caution qu'ils ont bien voulu apporter à ce travail. J'adresse mes remerciements et gratitude à :

Mr. BERRAG Amine d'être président du jury de ce mémoire.

Mr. LADJOUZI Samir et Mr. ARABI Abderrazak d'être examinateurs de ce travail.

Liste des figures

Figure (I.1) : Moyenne annuelle de l'irradiation solaire en Afrique -----	06
Figure (I.2) : Potentiel solaire de l'Algérie -----	07
Figure (I.3) : Transformation directe de l'irradiation solaire en énergie électrique -----	09
Figure (I.4) : Influence de l'irradiation solaire sur les courbes I(V) et P(V) -----	10
Figure (I.5) : Influence de la température sur les courbes I(V) et P(V) -----	11
Figure (II.1) : Schéma d'un neurone biologique -----	14
Figure (II.2) : Modèle d'un neurone artificiel -----	14
Figure (II.3) : Couche de S neurone -----	18
Figure (II.4) : Structure d'un réseau non récurrent -----	19
Figure (II.5) : Structure d'un réseau récurrent -----	19
Figure (II.6) : structure d'un perceptron multicouche -----	20
Figure (II.7) : Illustration de l'arrêt précoce de l'apprentissage -----	22
Figure (III.1) : La valeur maximale enregistrée par le Pyranomètre -----	24
Figure (III.2) : Température moyenne mensuelle -----	25
Figure (III.3) : Irradiation quotidiennes -----	26
Figure (III.4) : Moyenne quotidiennes de l'irradiation solaire -----	27
Figure (III.5) : Architecture du RNA choisi avec une seule couche cachée -----	28
Figure (III.6) : Modèle RNA 1 -----	29
Figure (III.7) : Modèle RNA 2 -----	30
Figure (III.8) : Modèle RNA 3 -----	30
Figure (III.9) : Modèle RNA 4 -----	31
Figure (III.10) : Modèle RNA 5 -----	31
Figure (III.11) : Modèle RNA 6 -----	32

Liste des tableaux

Tableau (I.1) : Potentiel solaire de l'Algérie -----	05
Tableau (I.2) : Déférent type des cellules de silicium et leur rendement -----	12
Tableau (II.1) : fonctions de transfert f(x) -----	16
Tableau (III.1) : Température moyenne du site -----	25
Tableau (III.2) : Irradiation solaire mensuelle (Wh / m ²) -----	25
Tableau (III.3) : Moyenne quotidiennes de l'irradiation solaire (Wh / m ²) -----	26
Tableau (III.4) : Architecture de chaque RNA modèle et les erreurs statistique Correspondantes -----	33

1. Symbole

I_c : La valeur du rayonnement solaire.

I_0 : La constante solaire (W/m^2).

n_j : Numéro du jour de l'année.

E_{ph} : Energie d'un photon (j).

h : Constante de Planck (j.s).

C : Vitesse de la lumière (m/s).

λ : Longueur d'onde (m).

G_0 : Rayonnement extraterrestre (MJ/m^2 jour ou Wh/m^2 jour)

G_{sc} : Constante solaire (MJ/m^2mn).

K_T : Indice de clarté.

G : Irradiation reçue sur un plan horizontal (Wh/m^2 jour).

ω_0 : Angle horaire au coucher du soleil ($^\circ$).

S_0 : Durée du jour (h).

S : Durée d'insolation (h).

I : Courent (A).

I_{cc} : Courent du court-circuit (A).

V : Tension (V).

V_{co} : Tension du circuit ouverte (V).

X_i : Composantes du vecteur d'entrée.

W_i : Composantes du vecteur poids synaptique.

S : Somme pondérée appelée potentiel.

S_i : est la somme pondérée j^{eme} du neurone dans la couche (1).

N^l : est le nombre de neurone dans la couche (1).

u_j^l : est la sortie du j^{eme} neurone dans la couche (1).

W_{ji}^l : est le poids qui relie le i^{eme} neurone de la couche (l-1) au j^{eme} neurone dans la couche (l).

L : nombre de couche dans le réseau.

$f(\cdot)$: est la fonction d'activation, elle peut être linéaire ou non pour les neurones de la couche de sortie, mais toujours non linéaire pour les neurones appartenant à une couche cachée.

N : est le nombre d'échantillons d'essai.

ISim : valeurs mesurée d'irradiation solaire.

ISic : valeurs estimée d'irradiation solaire.

2. Abréviation

MLP : Multi Layer Perceptron (perceptron multi couche).

GSR : Global Solaire Rayonnement (rayonnement solaire global).

RNA: Réseaux Neurons Artificiel.

MSE: Mean Square Error.

MAE: Mean Absolute Error.

RMSE: Root Mean Square Error.

Résumé :

L'irradiation solaire est un paramètre essentiel pour de nombreuses applications telles que le dimensionnement et la performance des systèmes d'énergies renouvelables, néanmoins, cette donnée n'est pas toujours disponible, notamment dans des endroits isolés. La prédiction des valeurs de l'irradiation solaire est souvent le seul moyen pratique d'acquies ces données.

L'objectif de ce travail est de développer un modèle de prédiction à partir des données météorologiques réelles qui est basé sur les réseaux de neurones artificiels.

Mots clés : L'irradiation solaire, Energies renouvelables, réseaux de neurones artificiels, prédiction.

Abstract:

Solar irradiation is an essential parameter for many applications, such as the design and performance of renewable energy systems. However, this is not always available, particularly in isolated areas. The prediction of solar irradiation values is often the only practical way to acquire these data.

The objective of this work is to develop a prediction model based on real meteorological data that is based on artificial neural networks.

Introduction générale

Avec le développement rapide de l'économie mondiale, la consommation des énergies fossiles a atteint des sommets au cours des dernières années, ce qui conduit progressivement à des augmentations de prix et à la diminution de ses ressources fossiles car il n'est pas renouvelable. L'augmentation du coût des énergies fossiles d'un côté et la limitation de ses ressources de l'autre côté a motivé l'utilisation de nouvelles sources d'énergie renouvelables comme une solution prometteuse parmi les autres. Comme exemple, l'Algérie a lancé un programme de développement des énergies renouvelables, ce programme consiste à installer une puissance d'origine renouvelable de l'ordre de 22 000 MW à l'horizon 2030 [1].

L'énergie de l'irradiation solaire est librement disponible et pourrait être facilement exploité pour réduire les dépendances. L'absence de la pollution et plus au moins la gratuité et la disponibilité de l'irradiation solaire au cours de l'année encouragent le développement de l'énergie photovoltaïque. L'énergie de l'irradiation solaire provient de la conversion de la lumière du soleil en électricité.

L'irradiation solaire est un paramètre essentiel pour de nombreuses applications telles que le dimensionnement et la performance des systèmes d'énergies renouvelables, néanmoins, cette donnée n'est pas toujours disponible, notamment dans des endroits isolés. La prédiction des valeurs de l'irradiation solaire est souvent le seul moyen pratique d'acquies ces données.

L'objectif de ce travail est de développer un modèle de prédiction de l'irradiation solaire à partir des données météorologiques qui est basé sur les réseaux de neurones artificiels (RNA). Le choix de cette technique est par rapport à la complexité de la relation entre l'irradiation et les données météorologiques, il n'existe actuellement que très peu de modèles utilisables. Lorsque l'on ne dispose que d'un historique relatif aux mesures effectuées, on peut envisager cette approche statistique qui consiste à mettre en œuvre des techniques d'apprentissage permettant de construire un modèle approprié à partir d'une base de vecteurs de référence.

Ce mémoire est organisé comme suite :

Dans un premier chapitre, une description de l'irradiation solaire est donnée. Il s'agit d'abord de relater l'effet photovoltaïque et d'expliquer le phénomène physique exploité pour générer une énergie électrique tout en passant par les différents types des cellules et leur principe de fonctionnement puis on a déterminé la description, avantages et inconvénients d'un système PV.

Le deuxième chapitre est consacré aux différents aspects mathématiques relatifs à la technique des RNA utilisée dans notre travail

Le dernier chapitre est dédié aux résultats de la simulation.

Ce mémoire est clôturé par une conclusion générale récapitulant le travail développé.

SOMMAIRE

Remerciements -----I
Résumé -----II
Sommaire -----III
Liste des figures -----IV
Liste des tableaux -----V
Liste des symboles -----VI

Introduction générale -----01

Chapitre I : Généralités sur l’irradiation solaire

1. Introduction ----- 03
2. Irradiation solaire ----- 03
 2.1. Durée d’insolation (insolation) ----- 04
3. Potentiel solaire de l’Algérie ----- 04
4. Effet photovoltaïque ----- 07
 4.1. Principe de fonctionnement ----- 07
 4.2. Générateur photovoltaïque ----- 09
 4.2.1. Influence de l’éclairement ----- 10
 4.2.2. Influence de la température ----- 10
 4.3. Les différents types des cellules solaires ----- 11
 4.4. Rendements des cellules photovoltaïques ----- 12
5. Conclusion ----- 12

Chapitre II : réseaux de neurones artificiels

1. Introduction ----- -13
2. Neurone biologique -----13
3. Neurone artificiel (formel) -----14
4. Fonctions d’activation -----16
5. Réseaux de neurones -----17
 5.1. réseaux non bouclés -----18
 5.2. Réseaux bouclés (ou récurrents) -----19
6. Perceptron multicouche (MLP) -----19
 6.1. Équation du réseau MLP -----20
7. Processus d’apprentissage des réseaux de neurones -----21
 7.1. algorithmes d’apprentissage des reseaux de neurones multicouches -----21
 7.2. Amélioration de la généralisation -----22
8. Applications des R.N.A -----23
9. Conclusion -----23

Chapitre III : Résultats et discussion

1. Introduction ----- -24
2. Résultats de mesure de l’irradiation solaire -----24
3. Réseau de neurones artificiels pour la prédiction de l’irradiation solaire -----27
 3.1. Base de données -----27
 3.2. Architecture du réseau -----27

Sommaire

3.3. Apprentissage et test -----	28
3.4. Résultats de simulation -----	29
3.5. Evaluation des performances -----	32
4. Conclusion -----	33
Conclusion générale -----	34
Références bibliographiques -----	35

Liste des figures :

Figure (I.1) : Moyenne annuelle de l'irradiation solaire en Afrique -----	05
Figure (I.2) : Potentiel solaire de l'Algérie -----	06
Figure (I.3) : Transformation directe de l'irradiation solaire en énergie électrique -----	08
Figure (I.4) : Influence de l'irradiation solaire sur les courbes I(V) et P(V) -----	09
Figure (I.5) : Influence de la température sur les courbes I(V) et P(V) -----	10
Figure (II.1) : Schéma d'un neurone biologique -----	14
Figure (II.2) : Modèle d'un neurone artificiel -----	15
Figure (II.3) : Couche de S neurone -----	18
Figure (II.4) : Structure d'un réseau non récurrent -----	19
Figure (II.5) : Structure d'un réseau récurrent -----	19
Figure (II.6) : structure d'un perceptron multicouche -----	20
Figure (II.7) : Illustration de l'arrêt précoce de l'apprentissage -----	22
Figure (III.1) : La valeur maximale enregistrée par le Pyranomètre -----	24
Figure (III.2) : Température moyenne mensuelle -----	25
Figure (III.3) : Irradiation quotidiennes -----	26
Figure (III.4) : Moyenne quotidiennes de l'irradiation solaire -----	26
Figure (III.5) : Architecture du RNA choisi avec une seule couche cachée -----	28
Figure (III.6) : Modèle RNA 1 -----	29
Figure (III.7) : Modèle RNA 2 -----	29
Figure (III.8) : Modèle RNA 3 -----	30
Figure (III.9) : Modèle RNA 4 -----	30
Figure (III.10) : Modèle RNA 5 -----	31
Figure (III.11) : Modèle RNA 6 -----	31

Liste des tableaux :

Tableau (I.1) : Potentiel solaire de l'Algérie -----	04
Tableau (I.2) : Déférant type des cellules de silicium et leur rendement -----	11
Tableau (II.1) : fonctions de transfert f(x) -----	16
Tableau III.1 : Température moyenne du site -----	24
Tableau III.2 : Irradiation solaire mensuelle (Wh / m ²) -----	25
Tableau III.3 : Moyenne quotidiennes de l'irradiation solaire (Wh / m ²) -----	26
Tableau (III.4) : Architecture de chaque RNA modèle et les erreurs statistique correspondantes-----	32

Chapitre I :

Généralités sur l'irradiation solaire

1. Introduction

L'énergie a été reconnue comme l'un des intrants nécessaires pour le développement social et économique. Par conséquent, les énergies renouvelables sont devenues l'une des sources d'énergie les plus populaires dans le monde. Les prochaines années s'annoncent prometteuses pour les énergies renouvelables. La lutte contre le changement climatique, le développement de la production d'électricité décentralisée et le progrès technique devraient donner un formidable coup de fouet à ces jeunes filières. L'Algérie se repose presque sur les combustibles fossiles (environ de 99%) pour répondre aux besoins croissants d'électricité de la population. Les énergies renouvelables n'occupent qu'une faible part (environ de 1%). Les régions désertiques du grand Sahara, recevant jusqu'à 2900 kWh/m²/an de rayonnement direct fournissent largement la surface nécessaire à une production massive d'énergie renouvelable.

Le gouvernement algérien a déjà cherché à augmenter la part des énergies renouvelable. Cette vision du gouvernement algérien s'appuie sur une stratégie axée sur la mise en valeur des ressources inépuisables comme le solaire et leur utilisation pour diversifier les sources d'énergie et préparer l'Algérie de demain. Grâce à la combinaison des initiatives et des intelligences, l'Algérie s'engage dans une nouvelle ère énergétique durable. Le programme des énergies renouvelables actualisé consiste à installer une puissance d'origine renouvelable de l'ordre de 22 000 MW à l'horizon 2030 pour le marché national, avec le maintien de l'option de l'exportation comme objectif stratégique, si les conditions du marché le permettent [2]. Pour ces raisons, dans ce chapitre, nous présentons le potentiel de l'irradiation solaire sur le plan horizontal que possède l'Algérie.

2. Irradiation solaire

L'irradiation solaire exprime la quantité d'énergie reçue, au niveau du sol, par unité de surface. Ses unités usuelles sont : J/m², J/cm², Wh/m², ou bien kWh/m².

Elle dépend de nombreux facteurs, dont principalement la couverture nuageuse, la durée du jour, l'instant considéré dans la journée, l'orientation et l'inclinaison de la surface, la latitude du lieu, son degré de pollution et la hauteur angulaire du soleil au-dessus de l'horizon.

La combinaison de tous ces paramètres produit la variabilité dans l'espace et dans le temps de l'irradiation solaire. Dans les régions du globe comprises entre 40° nord et sud, l'énergie globale annuelle reçue par une surface horizontale est comprise entre 1400 et 2500KWh/m² [3].

2.1. Durée d'insolation

La durée d'insolation correspond à la durée pendant laquelle le rayonnement solaire direct reçu sur un plan normal dépasse un seuil fixe par convention à 120W.m⁻².

En absence permanente de nuages, la durée d'insolation est pratiquement égale à la durée du jour, qui s'appelle aussi durée astronomique ou théorique du jour. Elle est définie par [4] :

$$S = \frac{2}{15} \omega_0 \quad (\text{I-1})$$

Avec :

ω_0 : L'angle horaire au coucher de soleil (°).

S: Durée du jour (h).

3. Potentiel solaire de l'Algérie

Le soleil est une sphère gazeuse composée presque totalement d'hydrogène. Son diamètre est de 1391000 km (100 fois celui de la terre), sa masse est de l'ordre de 2.1027 tonnes [5].

Toute l'énergie du soleil provient des réactions thermo – nucléaires qui s'y produisent. Elles transforment à chaque seconde 564 106 tonnes d'hydrogène en 560 106 tonnes d'hélium, la différence (4 mille de tonnes) est dissipée sous forme d'énergie :

$$E = m. c^2 \quad (\text{I.2})$$

Ce qui représente une énergie totale de 36.1022 KW. La terre étant à une distance de 150.106 km du soleil, elle reçoit approximativement une énergie de 1,8.10¹⁴ KW [5].

La valeur du rayonnement solaire, reçu par une surface perpendiculaire aux rayons solaires placée à la limite supérieure de l'atmosphère terrestre (soit à environ 80 Km d'altitude) varie au cours de l'année avec la distance Terre/Soleil. Sa valeur moyenne "**I₀**" appelée constante solaire est de l'ordre de 1354 W.m⁻². En première approximation, on peut calculer la valeur de "**I_c**" en fonction du numéro du jour de l'année "**n_j**" par la relation suivante [6]:

$$I_c = I_0 [1 + 0.033 \times \cos(0.984 \times nj)] \quad (I.3)$$

L'Algérie a un potentiel énorme de sources d'énergie renouvelables, en particulier de l'énergie solaire, où elle est la principale source dans le bassin méditerranéen. D'après Boudries et Dizene [7], l'Algérie reçoit annuellement une exposition au soleil équivalant à 2500 kWh / m² et la durée moyenne annuelle du soleil varie d'une faible valeur de 2650 h sur la ligne côtière à 3500 h dans le sud.

L'énergie reçue annuellement sur une surface horizontale de 1m² soit près de 3 KWh/m² au nord et dépasse 5,6 KWh/m² au Grand Sud (Tamanrasset) [2].

Tableau I.1 : Potentiel solaire de l'Algérie [5]

Région	Zone côtière	Haut plateaux	Sud	Total
Surface (%)	4	10	86	100
Surface (Km ²)	95,270	238,174	2,048,297	2,381,741
Durée d'ensoleillement moyenne (h/an)	2650	3000	3500	
Moyenne d'énergie reçue (KWh/m ² /an)	1700	1900	2650	
Potentiel d'énergie journalier (TWh)	443.96	1240.89	14870.63	16555.48

Le Sud, qui représente plus de 86% du territoire Algérien, offre une durée de vie de soleil supérieure à 8 h/ jour, avec des valeurs supérieures à 12 h/ jour durant l'été. De plus, et vue de sa localisation géographique, la durée du soleil ne présente pas de différences importantes entre les différents mois de l'année. Ce la permet une disponibilité égale et longue du soleil tout au long de l'année.

De plus, comme le montre le tableau 1, le potentiel de l'énergie solaire est varié de 1700 KWh/m² au nord à une valeur de 2650 KWh/m² au Sud ce qui correspond à l'énergie solaire quotidienne d'une moyenne de 4,66 KWh/m² au nord à une valeur moyenne de 7,26 KWh/m² dans le Sud. Ce la signifie que le potentiel énergétique annuel sur 86% du territoire est de l'ordre de 2650 KWh/m².

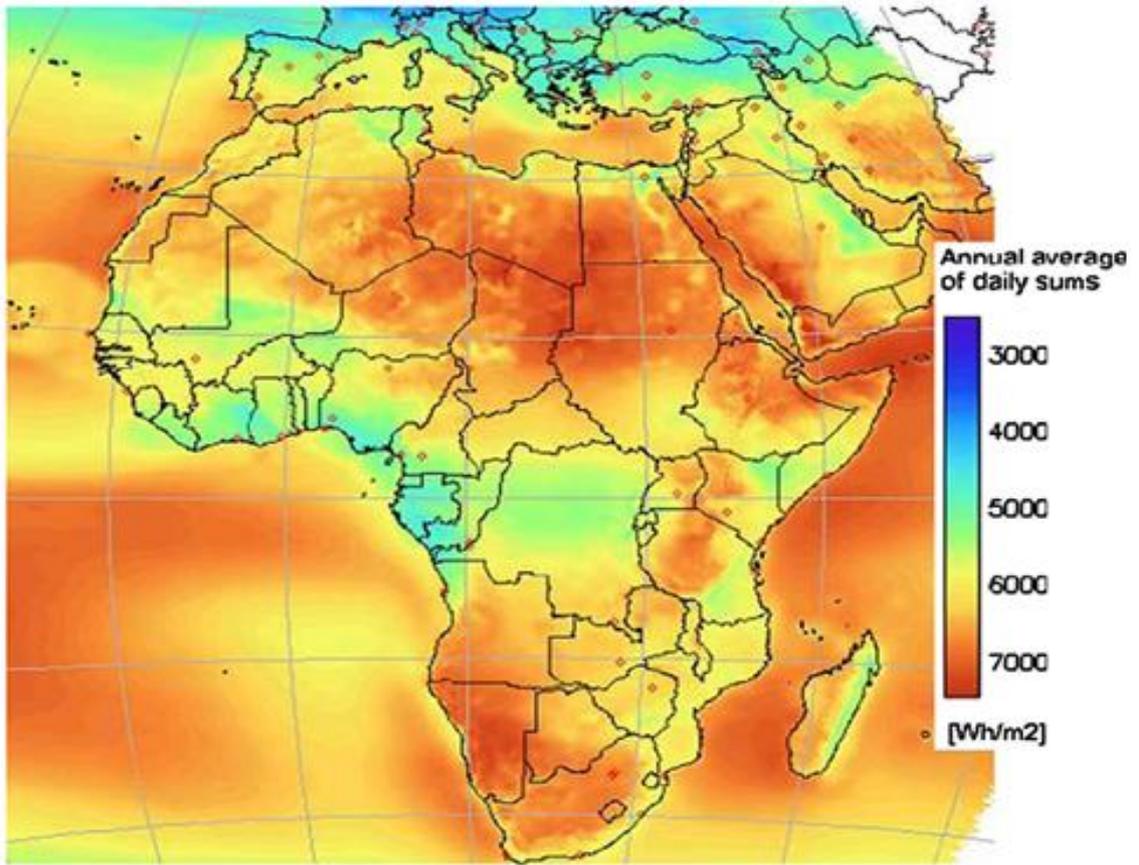
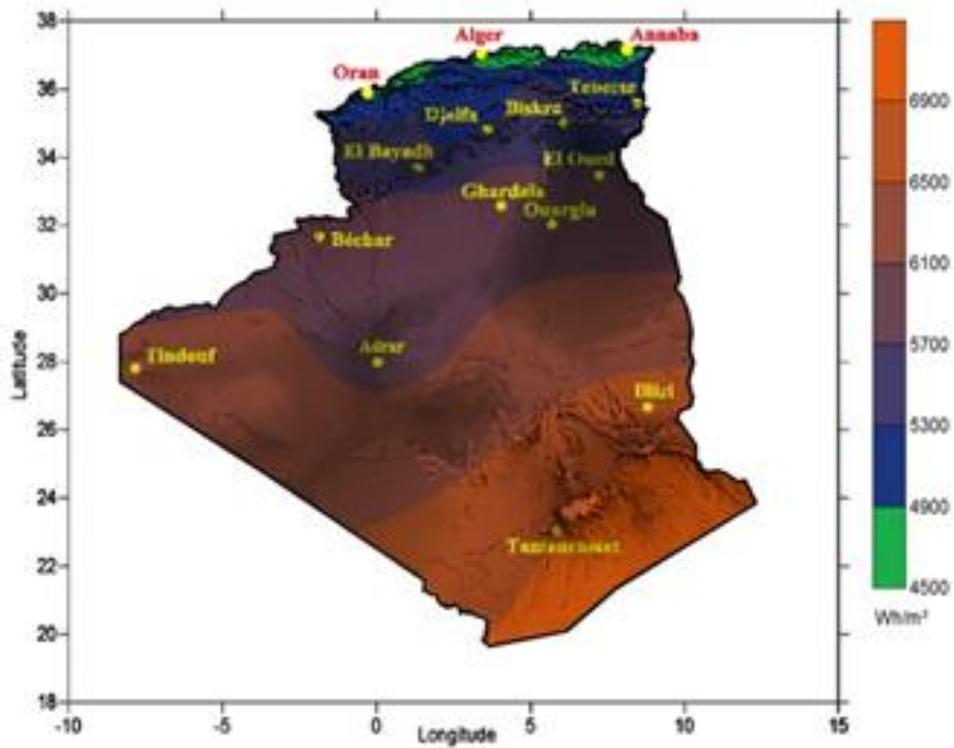


Figure I.1: Moyenne annuelle de l'irradiation solaire en Afrique [7]



(a)

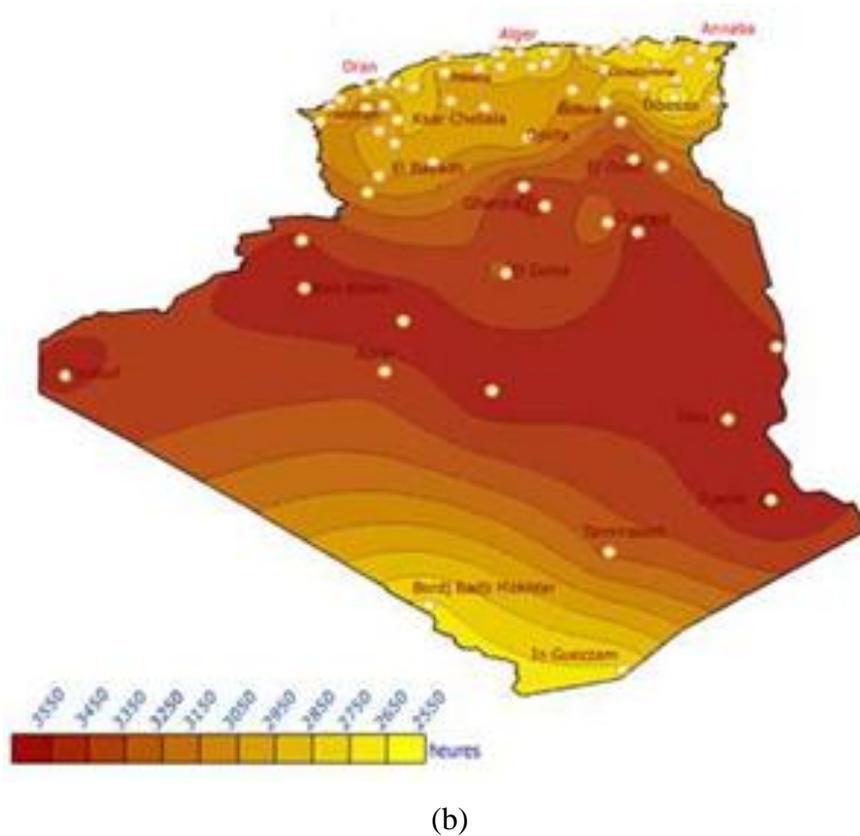


Figure I.2 : Potentiel solaire de l'Algérie [8]

(a) : Moyen de Rayonnement annuel reçu sur une surface horizontale. (b): Rayonnement annuel.

4. Effet photovoltaïque

L'effet photovoltaïque utilisé dans les cellules solaires permet de convertir directement l'énergie des irradiations solaires en électricité par le biais de la production et du transport dans un matériau semi-conducteur de charges électriques positives et négatives sous l'effet de la lumière.

4.1. Principe de fonctionnement

Pour créer un courant électrique dans un semi-conducteur, il faut lui fournir une énergie qui permet d'extraire des électrons de la bande de valence pour les transférer dans la bande de conduction, soit une énergie supérieure au gap de la bande interdite. La lumière dont les photons transportent une énergie (E) permet d'atteindre cet effet : C'est l'effet photovoltaïque.

L'énergie E est donnée par :

$$E = h \cdot \gamma = h \cdot c / \lambda \quad (\text{I.4})$$

$$E = h\nu = hc/\lambda \quad (I.5)$$

$h = 6,62 \cdot 10^{-34}$ [J/S] est la constante de Planck.

$C = 3 \cdot 10^8$ [m/s] étant la vitesse de propagation.

λ : la longueur d'onde.

Un semi-conducteur est un matériau dont la concentration en charges libres est très faible par rapport aux métaux. Pour qu'un électron lié à son atome (bande de valence) devienne libre dans un semi-conducteur et participe à la conduction du courant, il faut lui fournir une énergie minimum pour qu'il puisse atteindre les niveaux énergétiques supérieurs (bande de conduction).

La lumière pénétrant dans un semi-conducteur permet donc, si son énergie est supérieure au gap de faire passer le semi-conducteur de l'état isolant à l'état conducteur, ce phénomène augmentant lorsque la température du semi-conducteur s'élève. Lorsqu'un électron est extrait de la bande de valence pour passer dans la bande de conduction, il laisse derrière lui une vacance ou un trou à sa place : alors un autre électron proche de la bande de valence peut combler ce trou et laisser derrière lui à son tour un trou, on aura ainsi établi un courant de trous. Les deux types de courant ne seront pas différenciés, on parlera simplement de courant, qu'il s'agisse d'électrons ou de trous. De même on dit que l'absorption de l'énergie des photons par le semi-conducteur crée des paires de porteurs électron-trou. L'effet photoélectrique modifie simplement la conductivité électrique de certains semi-conducteurs : ceci est utilisé pour fabriquer des résistances dépendant de la lumière [9].

Pour transformer le semi-conducteur photosensible de composant passif en composant actif, il faut pouvoir générer un courant de porteurs, donc apporter une force qui obligera les électrons et les trous à s'écouler dans deux directions opposées. Cette force sera réalisée par un champ électrique interne provenant du dopage du semi-conducteur.

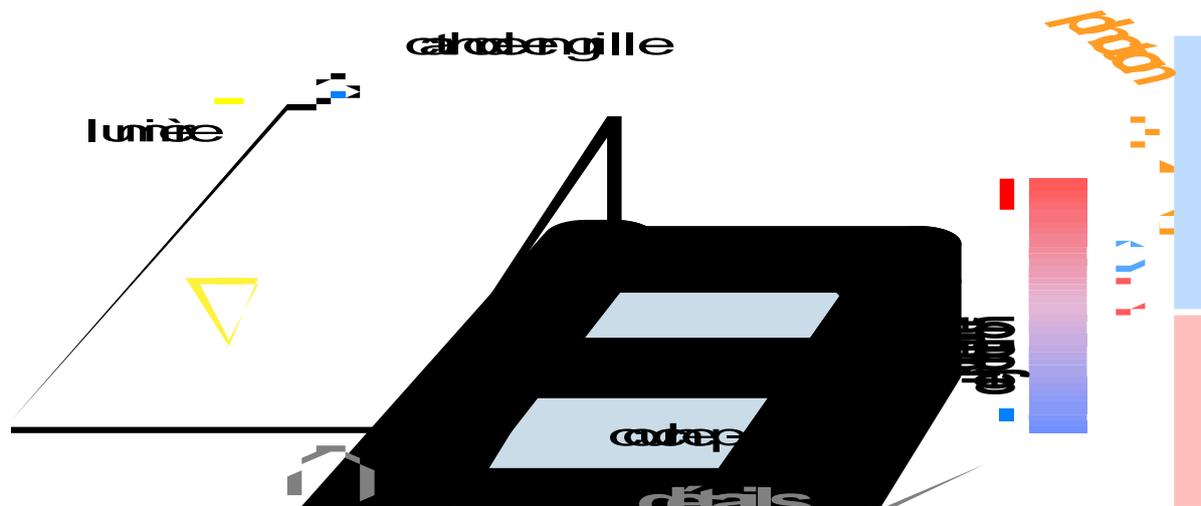


Figure (I.3) : Transformation directe de l'irradiation solaire en énergie électrique [10].

Les photons incidents sont absorbés par le silicium en fonction de leur longueur d'onde. Les photons de basse longueur d'onde est donc plus énergétiques (Ultra-violet) seront absorbés dans les premiers micromètres de la cellule tandis que les photons de plus grande longueur d'onde (Infrarouge) peuvent atteindre la face arrière et être réfléchis par cette dernière.

Les photons incidents apportent l'intégralité de leur énergie pour donner naissance à des paires électrons-trous, appelés plus couramment porteurs photo-générés. Les porteurs minoritaires, les électrons dans un matériau dopé p, les trous dans un matériau dopée diffusent sous l'effet de gradients de concentration vers l'interface. Ils sont ensuite entraînés par le champ électrique et atteignent la région dans laquelle ils sont majoritaires pour participer au photo-courant [10].

4.2. Générateur photovoltaïque

Le rayonnement solaire est utilisé pour produit l'énergie solaire à l'aide d'un panneau photovoltaïque. Donc, le panneau photovoltaïque permet une conversion de la lumière du soleil en électricité. Le rendement de conversion énergétique est dépend de la technologie des modules photovoltaïques utilisée.

Les courbes $I(v)$ et $P(V)$ d'un panneau photovoltaïque sont directement liés aux rayonnements solaires reçus comme indiqué sur la Figure (I.4).

La tension présente lorsqu'aucun courant ne coule est appelée tension de circuit ouvert (V_{co}). En revanche, le courant présent lorsqu'il n'y a pas de tension est appelé courant de court-circuit (I_{cc}). La meilleure combinaison s'appelle MPPT (Maximum Power Point

Tracking). La tension et le courant sont appelés tension correspondant à la puissance maximale (V_{pmax}) et au courant à puissance maximale (I_{pmax}). Le MPPT forcera le générateur à travailler à son point d'énergie maximal (Maximum Power Point MPP), induisant une amélioration globale du rendement du système [11].

4.2.1. Influence de l'éclairement

L'éclairement modifie la caractéristique I-V de la cellule solaire, pas dans sa forme générale mais pour les valeurs I_{cc} , V_{co} , I_m et V_m

La figure (I.4) présente les caractéristiques courant-tension d'une cellule monocristalline typique de (10×10) cm² pour plusieurs intensités du rayonnement solaire. On remarque que le courant du court-circuit I_{cc} est directement proportionnel à l'intensité lumineuse incidente, la variation de (I_{cc}) avec l'éclairement est donnée sous la forme suivante.

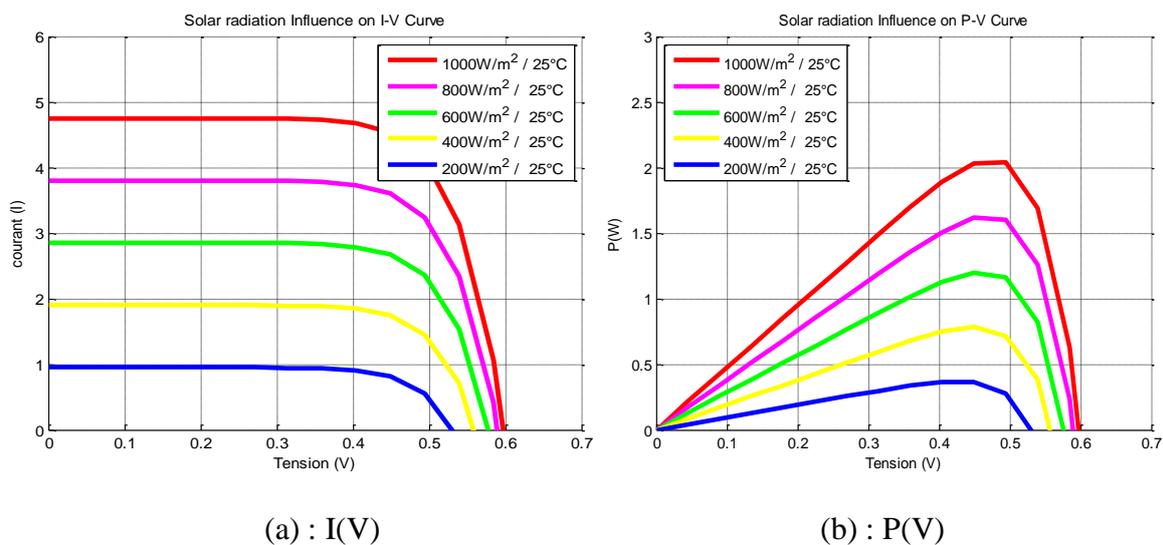


Figure I.4 : Influence de l'irradiation solaire sur les courbes I(V) et P(V) du panneau photovoltaïque [11].

4.2.2. Influence de la température

La température est un paramètre très important dans le comportement des cellules solaires puisqu'elles sont exposées au rayonnement solaire. La figure (I.5) montre l'influence de la température, sur la caractéristique I (V) de la cellule solaire lorsque la température varie.

En outre, les courbes I (v) et P (V) du panneau photovoltaïque sont directement liées à la température comme le montre la Figure (I.5). Cette figure démontre l'effet de la température

sur les caractéristiques des courbes I (v) et P (V) du panneau photovoltaïque. La tension de circuit ouvert diminue avec une élévation de température.

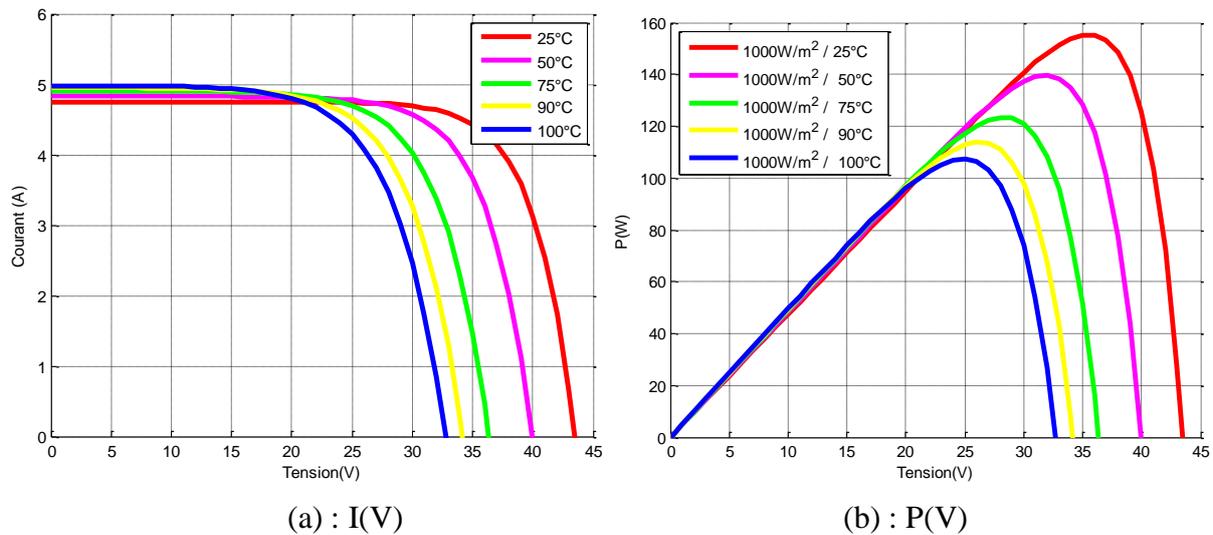


Figure I.5: Influence de la température sur les courbes I(V) et P(V) du panneau photovoltaïque [11].

4.3. Les différents types des cellules solaires

On distingue cinq types des cellules solaires [12]:

1. Cellules multi jonction : Les cellules multi jonction sont composées de différentes couches qui permettent de convertir différentes parties du spectre solaire et ainsi d'obtenir les meilleurs rendements de conversion.
2. Cellules monocristallines : la cellule est alors composée d'un seul cristal à deux couches, Les cellules monocristallines permettent d'obtenir de très bon rendement de conversion énergie lumineuse - énergie électrique de l'ordre de 15 à 22 % (soit environ 150 Wc/m²). Elles ont une durée de vie importante, mais la fabrication est complexe,
3. Silicium multi cristallin : la cellule est composée d'une multitude de petits cristaux: le rendement de conversion énergie lumineuse - énergie électrique est un peu plus faible (environ 13 %) l mais la fabrication est moins complexe
4. Cellules sans silicium en couche mince CIS : elles sont sous forme de films minces, de type cuivre-indium-sélénium (CIS). Elles permettent d'obtenir les meilleurs rendements par rapport aux autres cellules photovoltaïques en couche mince.
5. Cellules silicium amorphe en couche mince : Le silicium lors de sa transformation, produit un gaz, qui est projeté sur une feuille de verre ; Sa structure atomique est

désordonnée, non cristallisée, mais il possède un coefficient d'absorption supérieur à celui du silicium cristallin.

4.4. Rendements des cellules photovoltaïques

Il existe différents types de cellules solaires (ou cellules photovoltaïques), et chaque type de cellules a un rendement et un coût qui lui est propre. Cependant, quel que soit leur type, leur rendement reste assez faible : de 8 à 23% de l'énergie qu'elles reçoivent. Il existe trois principaux types de cellules de silicium à l'heure actuelle [13].

Tableau I.2 : Déférant type des cellules de silicium et leur rendement

Technologie de cellules	Rendement en laboratoire	Rendement production
Silicium amorphe (a-Si)	13%	5-9%
Silicium poly cristallin (p-Si)	19,8%	11-15%
Silicium monocristallin (m-Si)	24,7%	13-17%

Le rendement dépend de plusieurs facteurs comme :

- Réflexion à la surface
- Température de jonction des cellules
- Type de matériau utilisé et technique de fabrication
- La résistance série et parallèle responsables des pertes par effet Joule.

5. Conclusion

L'objectif de ce chapitre est de montrer le potentiel énergétique solaire que possède l'Algérie. En raison de sa situation géographique, l'Algérie n'a pas seulement l'une des réserves de gaz les plus étendues au monde, mais possède également l'un des potentiels solaires les plus élevés au monde.

Chapitre II :

Réseaux de neurones artificiels

1. Introduction

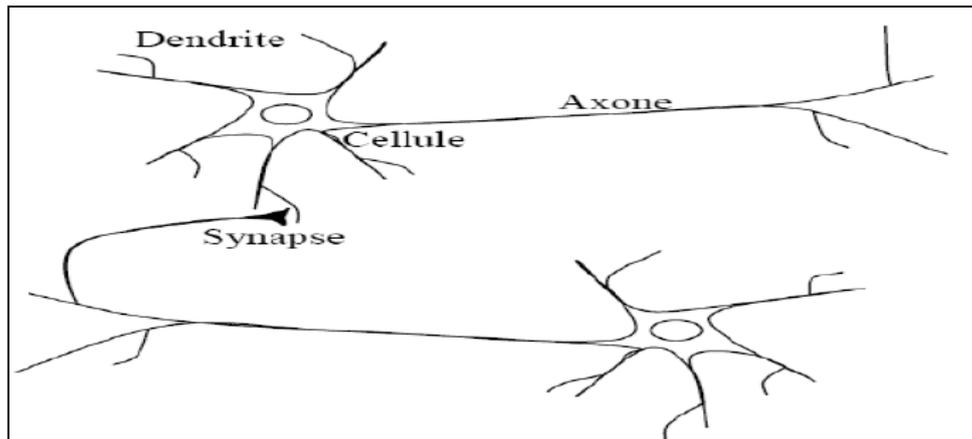
Le développement d'informatique est de la science du traitement automatique de l'information, est souvent confondu avec celui des machines de traitement comme les ordinateurs. Depuis les débuts (ENIAC 1946) jusqu'à aujourd'hui, ils sont devenus de plus en plus puissants, l'objectif poursuivi par les ingénieurs et les chercheurs est d'améliorer les capacités de traitement d'informatique en utilisant des modèles aux composants fortement connectés[14]. Pour cela l'intelligence artificiel, plus précisément les réseaux de neurones artificiels propose une solution favorable pour atteindre ce but.

Dans ce chapitre nous allons donner un aperçu sur la similitude neurone biologique /neurone artificiel, plus particulièrement l'étude d'une architecture de type perceptron multicouches, et son processus d'apprentissage, en suit nous allons citer quelques applications pour les réseaux de neurones artificiels.

2. Neurone biologique

Le neurone considère comme l'unité de base du système nerveux central est constituée d'un corps cellulaire appelé soma, qui se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites, les dendrites acheminent l'information de l'extérieur, ou d'autres neurones, vers le soma. Après traitement de l'information par le corps cellulaire, l'information sera transmise aux autres neurones à travers un prolongement de sortie appelé axone [15].

Entre un axone et une dendrite, il existe un espace vide appelé synapse, à travers lequel la transmission se fait par l'intermédiaire de substances chimiques.



Figure(II.1) : Schéma d'un neurone biologique.

Le cerveau se compose d'environ 10^{12} (mille milliards), de cellules nerveuses appelées neurone [16]. La sortie de chaque neurone est liée à des milliers d'autres neurones. Chaque neurone effectue un traitement local. Il collecte les signaux issus des dendrites et leur fait la somme. Si l'amplitude résultante dépasse un certain seuil interne, un signal est envoyé à travers l'axone vers d'autres neurones.

3. Neurone artificiel

Le neurone artificiel est un modèle de calcul dont la conception est inspirée du fonctionnement de vrais neurones. Ce neurone formel peut être considéré comme un opérateur recevant un nombre variable d'entrées du milieu extérieur d'autres neurones, chacune de ces entrées est pondérée par un poids dit poids synaptique, et fournissant une sortie seulement quand la somme dépasse un certain seuil interne [15] Figure (II.2).

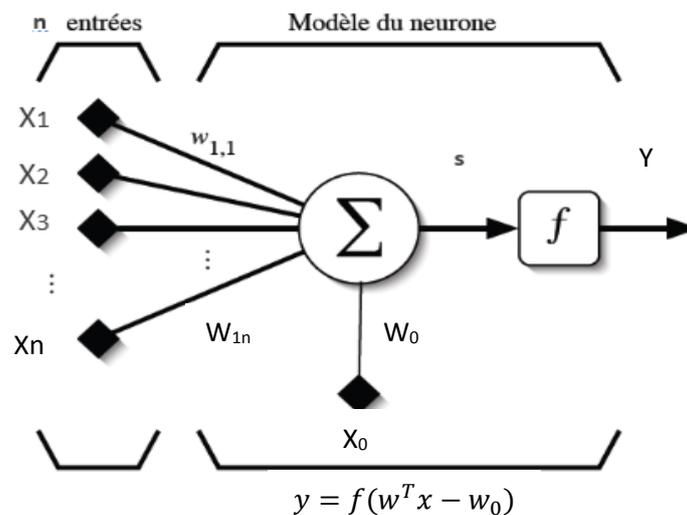


Figure (II.2) : Modèle d'un neurone artificiel

L'évaluation de la sortie se fait typiquement par la somme pondérée des entrées, et le passage du résultat à travers un non linéarité. Mathématiquement, ceci peut être modélisé par les équations suivantes :

$$S = \sum_{i=1}^n w_i x_i + w_0 x_0 \quad (\text{II.1})$$

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

Avec :

x_i : Composantes du vecteur d'entrée.

w_i : Composantes 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) est appelée fonction d'activation.

La somme pondérée peut se réécrire sous la forme simple suivante :

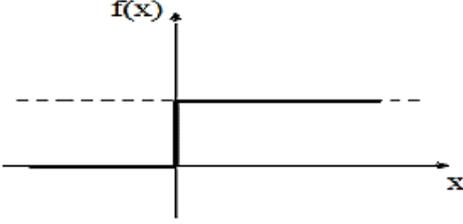
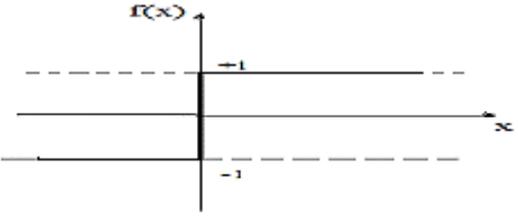
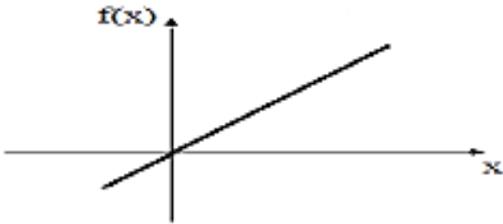
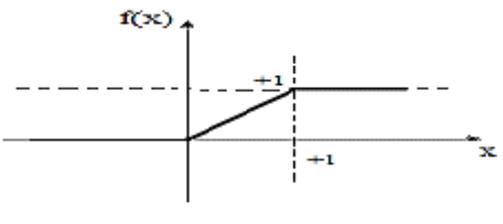
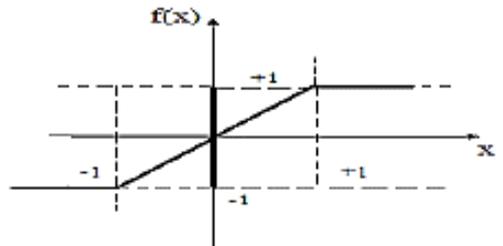
$$S = \sum_{i=0}^n w_i \cdot x_i \quad (\text{II.3})$$

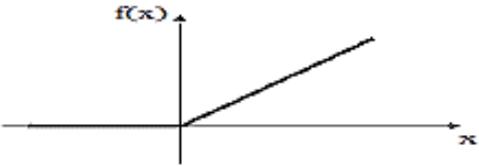
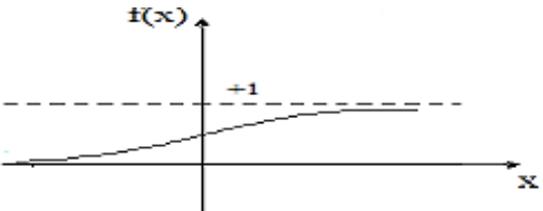
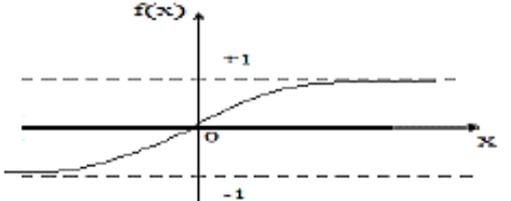
4. Fonctions d'activation

Plusieurs types de fonction d'activation sont utilisés, servant à limiter l'amplitude du signal de sortie du neurone et reproduire l'effet du seuil observé sur les neurones biologique. Le tableau (II.1) énumère ces différentes fonctions.

On note que les fonctions les plus utilisées sont la fonction seuil, fonction linéaire, fonction sigmoïde.

Tableau (II.1) : fonctions de transfert $f(x)$ [15].

Nom de la fonction	Relation entrée/sortie	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	$f(x) \begin{cases} -1 & \text{si } x < -1 \\ x & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \end{cases}$	

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	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	

5. Réseaux de neurones

Un réseau de neurone est une combinaison de plusieurs neurones, généralement organisé en couches pour construire une couche de S neurones, il s'agit simplement de les assembler comme à la figure (II.3). Les S neurones de la même couche sont tous branchés aux R entrées. On dit alors que la couche est totalement connectée. Un poids $W_{i,j}$ est associé à chacune des connexions. Nous noterons toujours le premier indice par i et le deuxième indice par j . Le premier indice (rangée) désigne toujours les numéros de neurone sur la couche, alors que le deuxième indice (colonne) spécifié le numéro de l'entrée. Ainsi, $W_{i,j}$ désigne le poids de connexion qui relie le neurone i à son entrée j . l'ensemble des poids d'une couche forme donc une matrice W de dimension $S \times R$ [17].

$$W = \begin{bmatrix} W_{1,1} & W_{1,2} & \cdots & W_{1,R} \\ W_{2,1} & W_{2,2} & \cdots & W_{2,R} \\ \vdots & \vdots & \cdot & \vdots \\ W_{s,1} & W_{s,2} & \cdots & W_{s,R} \end{bmatrix} \quad (\text{II.4})$$

D'après que les paramètres les plus importants de ce modèle sont les coefficients synaptiques. Ce sont eux qui construisent le modèle de résolution en fonction des informations données au réseau. Il faut donc trouver un mécanisme qui permet de les calculer à partir des grandeurs que l'on peut acquérir du problème. C'est le principe fondamental de l'apprentissage [18].

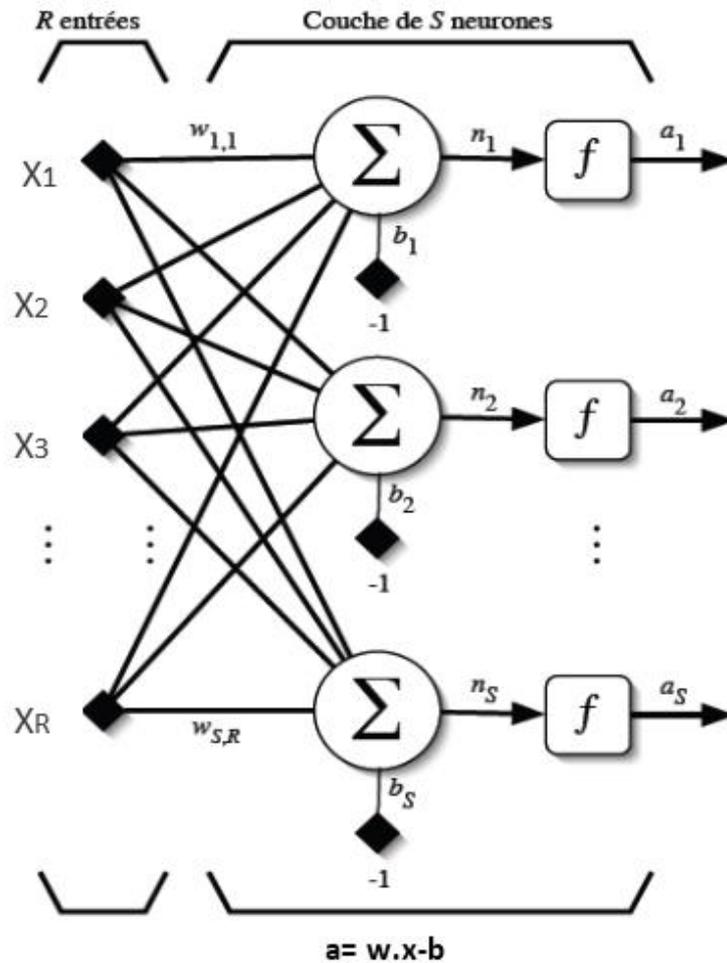


Figure (II.3) : Couche de S neurone

Une fois que l'ajustement des poids synaptiques est effectué, le réseau de neurones constitue un modèle statistique non linéaire [19]. L'avantage des réseaux de neurones sur les méthodes de régression classique est qu'ils nécessitent, en général, un nombre de paramètres ajustables plus faible pour obtenir un modèle non linéaire de précision donnée [20].

On peut distinguer deux types de réseaux de neurones : les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés. Ce dernier est le plus utilisé pour des tâches telles que le traitement du signal, la commande ou la régulation [21].

5.1. réseaux non bouclés

L'information dans ces réseaux se propage des entrées vers les sorties, sans aucune rétroaction. Chaque neurone dans une couche est relié par des connexions avec tous les neurones de la couche suivante et de la couche précédente sans qu'il n'y a de connexions entre neurone d'une même couche. Les sorties y_k sont exprimées en fonction de ses entrées x_n comme étant $y_k = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$. La figure (II.4) illustre la structure de ce type de réseau.

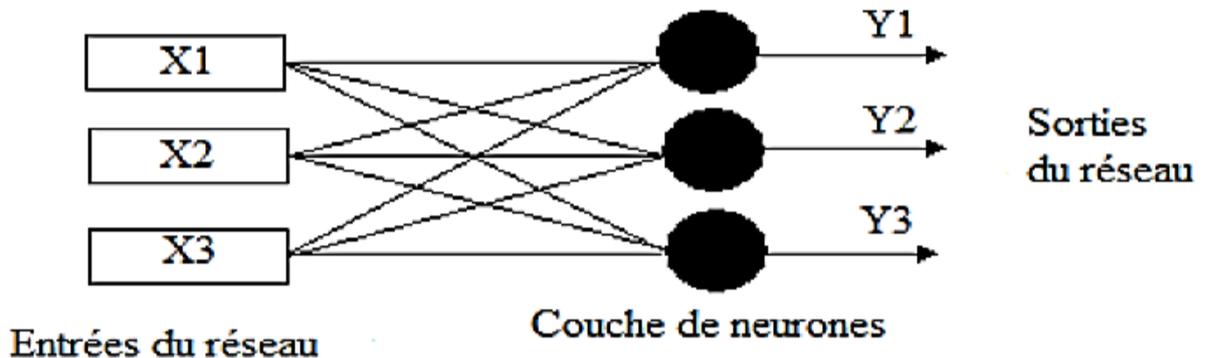


Figure (II.4) : Structure d'un réseau non récurrent.

5.2. Réseaux bouclés

Les réseaux bouclés (Figure (II.5)) ont des connexions récurrentes qui ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau non bouclé. La sortie d'un neurone du réseau peut être donc fonction d'elle-même, cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est prise en considération [22].

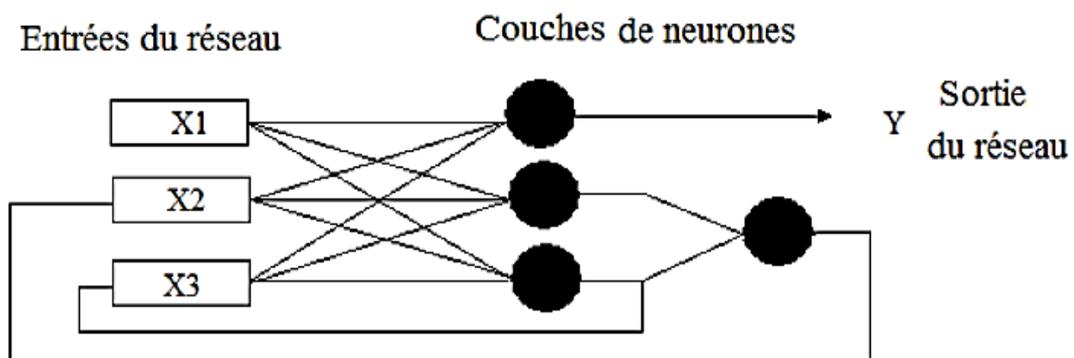


Figure (II.5) : Structure d'un réseau récurrent.

6. Perceptron multicouche (MLP)

L'architecture d'un réseau de neurones est l'organisation des neurones d'un même réseau, autrement dit, il s'agit de la façon dont ils sont ordonnés et connectés. La majorité des réseaux de neurones utilisent le même type de neurones. Quelques architectures plus rares se basent sur des neurones dédiés. L'architecture d'un réseau de neurones dépend de la tâche à apprendre (problème à résoudre) [23].

Le perceptron multicouche MLP (*Multi Layer Perceptron*) (figure (II.6)) est sans doute le plus simple et le plus connu des réseaux de neurones, le plus utilisé pour des problèmes d'approximation, de classification et de prédiction [24]. Il est constitué de plusieurs couches de neurones totalement connectées. La fonction d'activation utilisée est principalement la fonction sigmoïde. Ce type de réseau est dans la famille générale des réseaux à propagation vers l'avant (*feedforward* en anglais).

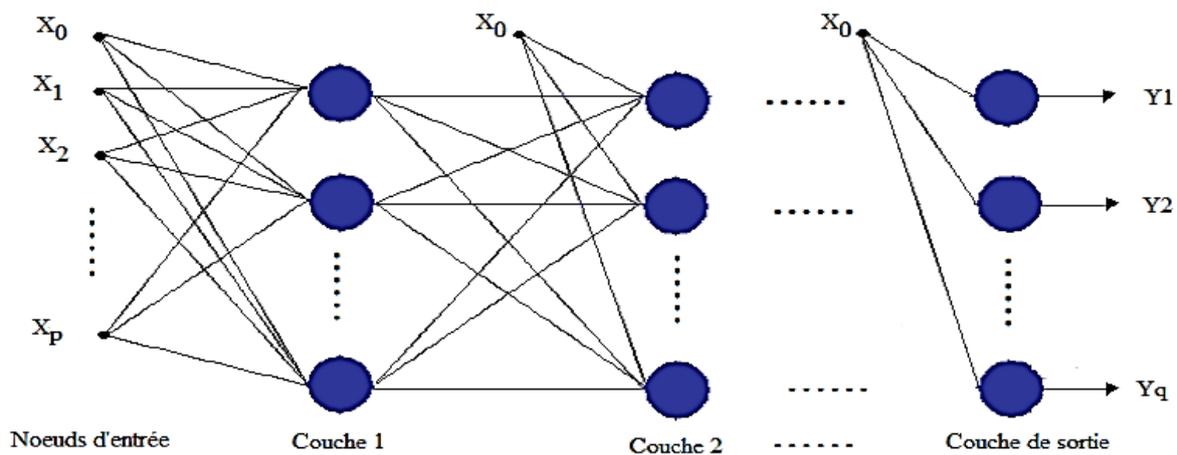


Figure (II.6) : structure d'un perceptron multicouche.

6.1. Équation du réseau MLP

Considérons le réseau de neurones MLP à L couches, de p entrées et q sorties.

La couche d'entrée contient les composantes du vecteur d'entrée (x_i) avec $0 \leq i \leq p$.

Les calculs se font couche par couche de l'entrée vers la sortie.

La sortie du $j^{\text{ème}}$ neurone de la couche l ($0 < l \leq L$) est donnée par :

$$s_j^l = \sum_{i=0}^{N^{l-1}} w_{ji}^l \cdot u_i^{l-1} \quad (\text{II.5})$$

$$u_j^l = f(s_j^l) \quad (\text{II.6})$$

Où :

s_j^l : est la somme pondérée $j^{\text{ème}}$ du neurone dans la couche(l).

N^l : est le nombre de neurone dans la couche (l).

u_j^l : est la sortie du $j^{\text{ème}}$ neurone dans la couche(l).

w_{ji}^l : est le poids qui relie le $i^{\text{ème}}$ neurone de la couche ($l-1$) au $j^{\text{ème}}$ neurone dans la couche(l).

L : nombre de couche dans le réseau. La couche 0 correspond aux nœuds d'entrée.

$f(.)$: est la fonction d'activation, elle peut être linéaire ou non linéaire pour les neurones de la couche de sortie, mais toujours non linéaire pour les neurones appartenant à une couche cachée.

On note que le premier élément de chaque vecteur u^l ($l=0,1,\dots,L-1$) est mis à un (i.e., $u_0^l = 1$) et que le produit ($w_{j0}^l * u_0^{l-1}$) représente la valeur du seuil interne du $j^{\text{ème}}$ neurone dans la couche(l).

7. Processus d'apprentissage des réseaux de neurones

Parmi les propriétés désirables pour un réseau de neurones, la plus fondamentale est sûrement la capacité d'apprendre de son environnement et d'améliorer sa performance à travers un processus d'apprentissage. Mais malheureusement, il n'existe pas de définition générale, universellement acceptée, car ce concept touche à trop de notions distinctes qui dépendent de point de vue que l'on adopte [17].

L'apprentissage est une phase du développement d'un réseau de neurones durant laquelle les valeurs des poids synaptique du réseau sont ajustées pour remplir au mieux la tâche à laquelle le réseau est destiné.

On peut distinguer trois types d'apprentissage

- L'apprentissage supervisé.
- L'apprentissage non supervisé.
- L'apprentissage par renforcement.

7.1. algorithmes d'apprentissage des reseaux de neurones multicouches

La gamme des algorithmes d'apprentissage est trop large, l'algorithme le plus connu et utilisé est l'algorithme de retro-propagation de gradient d'erreur, le principe de cet algorithme est de calculer l'erreur entre la sortie du réseau et la sortie désirée ensuite propager cette erreur vers les autres couches amont et de calculer les erreurs relatives à ces couches.

On commence l'apprentissage par un choix aléatoire des vecteurs initiaux des poids. On présente le vecteur d'entrée, une fois qu'on est à la sortie du réseau, l'erreur correspondante et le gradient de l'erreur par rapport à tous les poids sont calculés. Les poids sont alors ajustés. Ce processus est répété jusqu'à ce que les sorties du réseau soient suffisamment proches des sorties désirées [15]. Pour faire l'apprentissage dans des réseaux plus complexes et pour avoir des résultats plus précises on peut utiliser l'algorithme de Levenberg-Marquardt comme exemple.

On note que la majorité des algorithmes d'apprentissage passent par des étapes principales communes comme l'initialisation du vecteur des paramètres poids synaptiques.

7.2. Amélioration de la généralisation

On utilise la technique de l'arrêt précoce (*Early Stopping* en anglais). Cette méthode repose sur l'utilisation de trois jeux de données distincts : un jeu d'apprentissage, un jeu de validation, et un jeu de test. Son principe consiste à mesurer les performances pendant l'apprentissage sur les deux bases, base d'apprentissage et de validation.

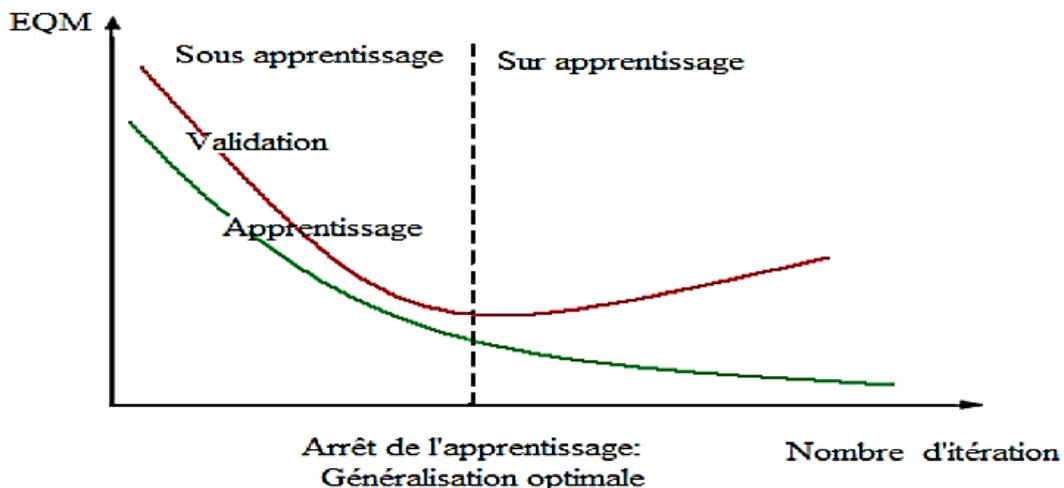


Figure (II.7) : Illustration de l'arrêt précoce de l'apprentissage.

Lorsque le modèle commence à être sur-ajusté, la fonction de coût sur la base d'apprentissage continue à diminuer, alors que la fonction de coût sur la base de validation augmente. A une itération précédant le début du sur-apprentissage, l'apprentissage doit s'arrêter. On vérifie la capacité de généralisation du réseau de neurones avec le dernier jeu de données, le jeu de test. La figure (II.7) illustre cette technique.

8. Applications des R.N.A

- **Approximation de fonctions** : les fonctions trop compliquées peuvent être approximées, grâce au réseau, par une somme de fonctions plus simples comme des polynômes ou des sigmoïdes.
- **Optimisation de trajectoires** : on peut, par exemple, déterminer quelle est la meilleure trajectoire pour un avion, une fusée...
- **Reconnaissance** : un réseau peut servir à reconnaître des caractères, cela est déjà utilisé à la poste pour lire les codes postaux, ou même dans certaines banques pour lire les chèques. Il est aussi possible de retrouver la prononciation des mots à partir d'un texte.
- **Prévision** : on utilise de plus en plus les réseaux pour faire des prévisions en marketing (prédiction de comportement, de possibilité de vente d'un produit,...) ou pour le trafic routier, mais les prévisions en météo ou en bourse sont trop compliquées à réaliser.
- **Contrôle** : on peut contrôler les produits dans une industrie.
- **Robotique** : certains robots sont dotés de réseaux de neurones. Des entreprises japonaises se vantent déjà de leur utilisation, même pour des produits électroménagers ou informatiques.

9. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons présenté les réseaux de neurones qui sont des réseaux fabriqués de structures cellulaires artificielles, constituant une approche permettant d'aborder les problèmes de perception, de mémoire d'apprentissage et de raisonnements. Ils s'avèrent aussi des alternatives très prometteuses pour contourner certaines des limitations des ordinateurs classiques. Grâce à leur traitement parallèle de l'information et à leur mécanisme inspiré des cellules nerveuses (neurones), ils possèdent des propriétés émergentes permettant de résoudre des problèmes complexes.

Chapitre III :

Résultats et discussions

1. Introduction

Ce chapitre a pour but de présenter les résultats de mesure et de simulation, dans un premier lieu, les mesures expérimentales obtenues en utilisant un pyromètre sont traités d'une manière statistique en suite, l'utilisation d'un réseau neural artificiel (perceptron multicouche) pour la modélisation et la prédiction de l'irradiation solaire en utilisant les paramètres météorologiques élaboré à travers une série de simulations sur différent modèles. On termine le chapitre par une évaluation des performances des modèles testés suivant les différents critères d'erreur.

2. Résultats de mesure de l'irradiation solaire

Les expériences ont été faites au niveau de l'Université de Bouira (Algérie). Le site de Bouira est situé dans le nord de l'Algérie (zone costale). La latitude du site est de $36,38^\circ$ N, la longitude est de $3,9^\circ$ et l'altitude est de 635 m. Les résultats sont obtenus par l'utilisation du Pyranomètre et de thermomètre.



Figure III.1 : La valeur maximale enregistrée par le Pyranomètre.

Les valeurs mensuelles de la température moyenne du site sont données dans le tableau III.1.

Tableau III.1 : Température moyenne du site

Mois	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
°C	12.60	13.85	16.45	18.25	21.50	31.00	30.50	30.50	28.50	22.60	17.45	12.95
°C Min	08.50	09.40	12.00	13.00	15.50	23.50	23.00	23.00	23.50	17.90	13.30	10.00
°C Max	16.70	18.30	20.90	23.50	28.00	38.50	38.00	38.50	33.50	27.30	21.60	15.90

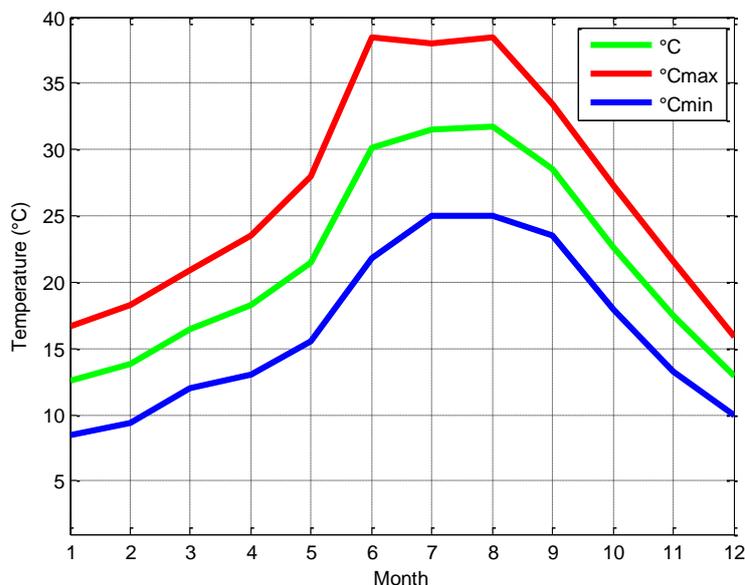


Figure III.2 : Température moyenne mensuelle

Au mois de juin, la température moyenne est de 31.00 ° C. Juin est donc le mois le plus chaud de l'année. Le mois le plus froid de l'année est celui de janvier avec une température moyenne de 12,60 ° C.

Les valeurs moyennes de rayonnement solaire de l'irradiation solaire sont données dans le tableau III.2.

Tableau III.2 : Irradiation solaire mensuelle (Wh / m²).

Mois Heur	Jan	Fév	Mar	Avr	Mai	Juin	Jul	Aou	Sept	Oct	Nov	Dec
7	000	000	000	040	100	225	224	220	220	100	000	000
8	080	085	095	130	235	500	510	515	500	230	200	100
9	280	255	265	270	345	630	590	600	580	445	425	400
10	370	345	340	390	455	825	840	835	815	670	685	530
11	485	470	480	540	675	990	985	980	975	845	870	625
12	720	725	730	850	950	1119	1105	1100	1085	960	950	800
13	560	540	555	650	665	1030	1010	1015	1000	820	815	760
14	400	395	390	485	495	970	955	960	945	710	720	645
15	295	280	290	385	385	845	840	855	830	525	520	425

16	250	245	260	265	270	685	680	690	610	385	345	350
17	000	000	080	180	200	520	520	530	510	50	40	150
18	000	000	000	000	150	223	220	223	220	000	000	000
Total	3440	3340	3485	4185	4925	8562	8479	8523	8290	5740	5570	4785

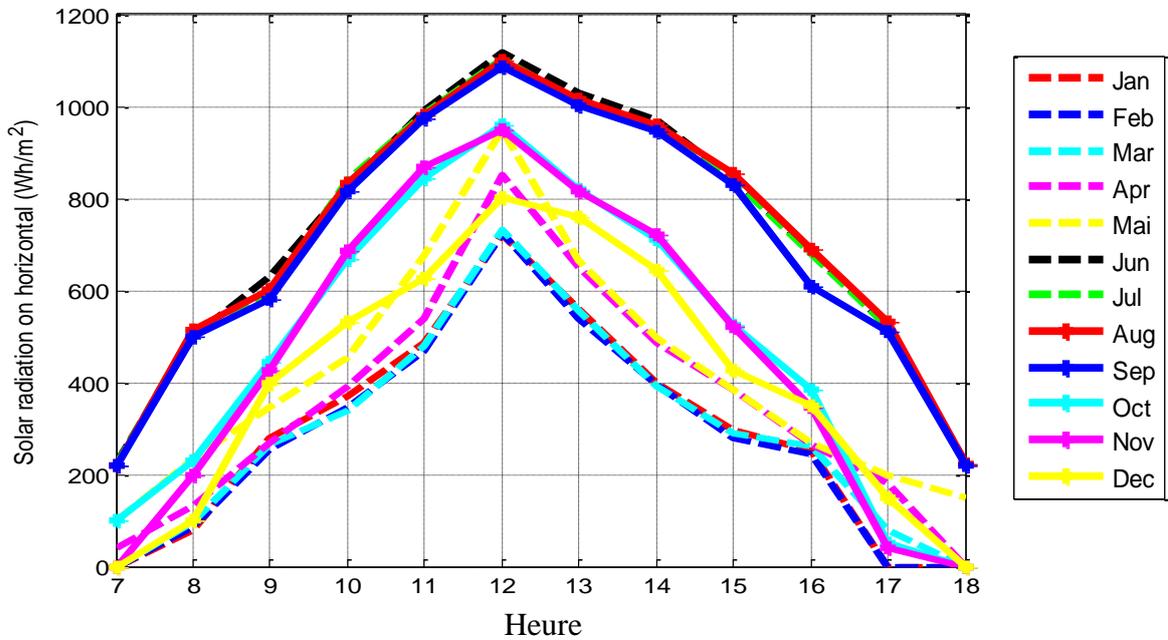


Figure III.3 : Irradiation quotidiennes.

Les valeurs quotidiennes des rayonnements solaires sont données dans le tableau III.3.

Tableau III.3 : Moyenne quotidiennes de l'irradiation solaire (Wh / m²).

Heur	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18
Moy	94,08	265,00	423,75	591,67	743,33	924,50	785,00	672,50	539,58	419,58	231,67	86,33
Err	130,92	250,00	206,25	248,33	246,67	194,50	245,00	297,50	315,42	270,42	298,33	136,67

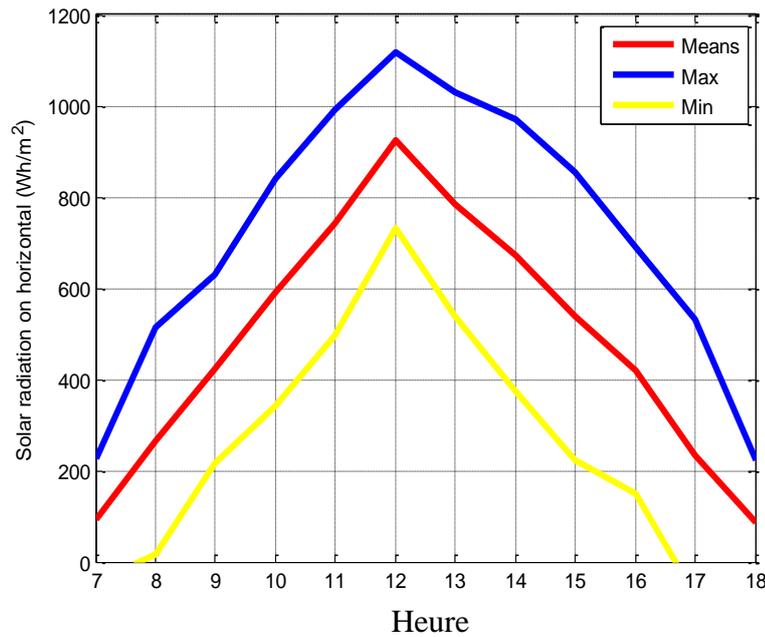


Figure III.4 : Moyenne quotidiennes de l'irradiation solaire.

Les valeurs moyennes quotidiennes du rayonnement solaire sont présentées dans la Figure III.4. Comme le montre cette figure, le rayonnement solaire atteint sa valeur maximale de 924,50 KWh/m² à 12:00 et a une valeur minimale de 86,33KWh/m² à 18:00.

3. Réseau de neurones artificiels pour la prédiction de l'irradiation solaire

3.1. Base de données

Dans cette étude, la base de données utilisée est composée des moyennes journalières de : rayonnement solaire IS, humidité relative H, température de l'air T, pression atmosphérique P et la vitesse du vent V, de la ville de Bouira en Algérie (Latitude 36.383 ° N, Longitude 3.892 ° E, Altitude 500 (m)) pour une période de quatre ans (du 01/01/2002 au 31/12/2005). Cette base contient 1460 vecteurs, 1060 vecteurs ont été utilisés dans la phase d'apprentissage et 400 vecteurs dans la phase de test.

3.2. Architecture du réseau

Le réseau choisi est composé de :

- 4 neurones pour la couche d'entrée (T, H, P et V),
- Un seul neurone dans la couche de sortie (l'irradiation solaire IS),
- Les couches cachées contiennent un nombre suffisant de neurones qui est optimisé dans la phase d'apprentissage.

➤ Les fonctions d'activations sont :

Pour les couches cachées :

$$f(x) = \frac{2}{1 + \exp(-2x)} - 1 \quad \text{C'est la fonction } \textit{tansig}$$

Pour la couche de sortie :

$$f(x) = x$$

La figure III.5 représente l'architecture du réseau RNA choisi.

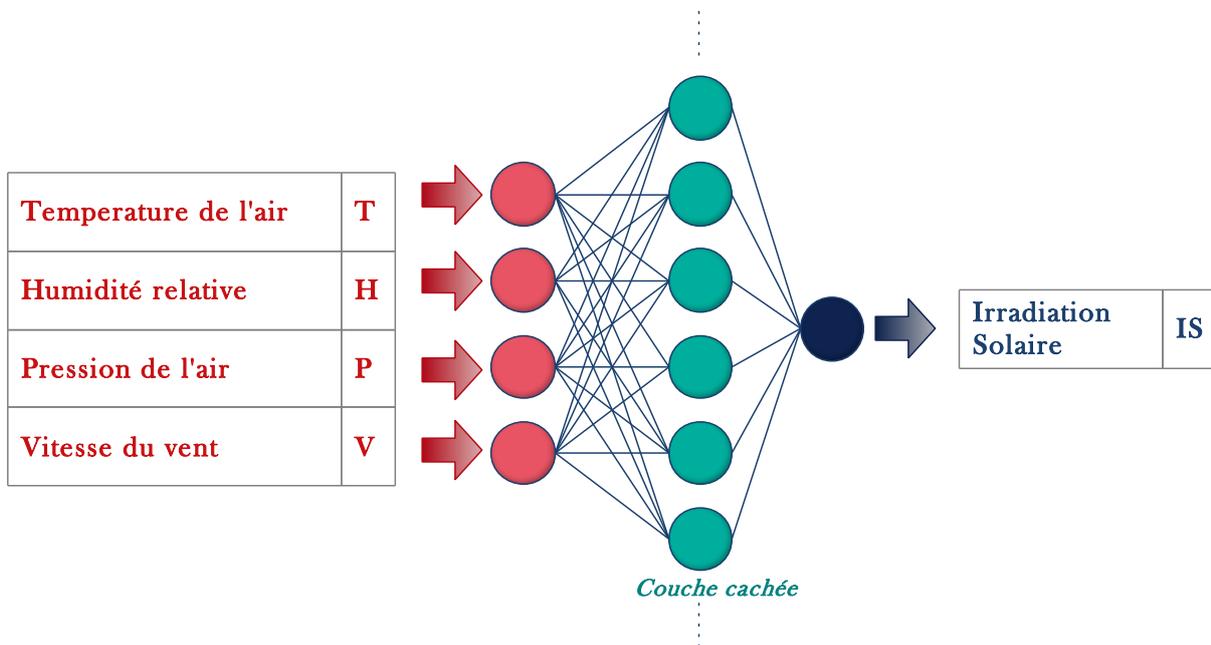


Figure III.5 : Architecture du RNA choisi avec deux couches cachée.

3.3. Apprentissage et test

L'apprentissage est effectué à partir de la base de données décrite précédemment. Cette phase qui permet d'obtenir les éléments caractérisant le réseau (les poids et les biais), utilise la méthode d'apprentissage de rétro-propagation à base de l'algorithme de Levenberg-Marquardt. Après un nombre suffisant et bien réduit d'itérations, nous obtenons les poids et les biais pour chacun des neurones du réseau. Le réseau obtenu est ensuite testé à partir de la base de test, composée de 400 vecteurs. Le nombre de couches cachée ainsi que le nombre de neurones dans les différentes couches ont été choisie dans la phase d'apprentissage afin d'obtenir la meilleure approximation possible de la sortie désirée.

3.4. Résultats de simulation

Plusieurs architectes de RNA (différent du nombre de couches cachées et du nombre de neurones dans chaque couche) ont été testés mais nous avons choisi six modèles qui donnent les meilleurs résultats, le choix s'est porté sur l'erreur quadratique moyenne calculé pour tous les modèles.

Les figure III.6 à III.11 représentent les résultats obtenus, sachant que (a) représente le résultat obtenu pour la base d'apprentissage (1060 vecteurs) et (b) celui obtenu pour la base de test (400 vecteurs)

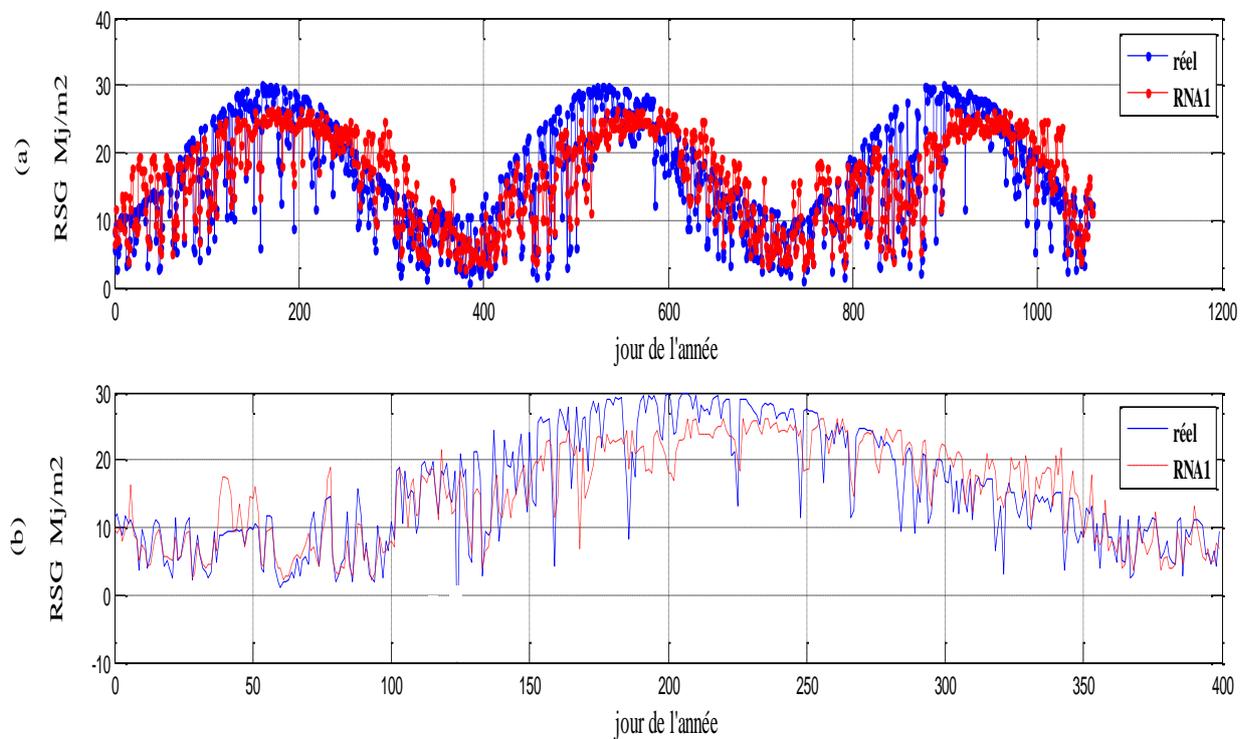


Figure III.6 : Modèle RNA 1

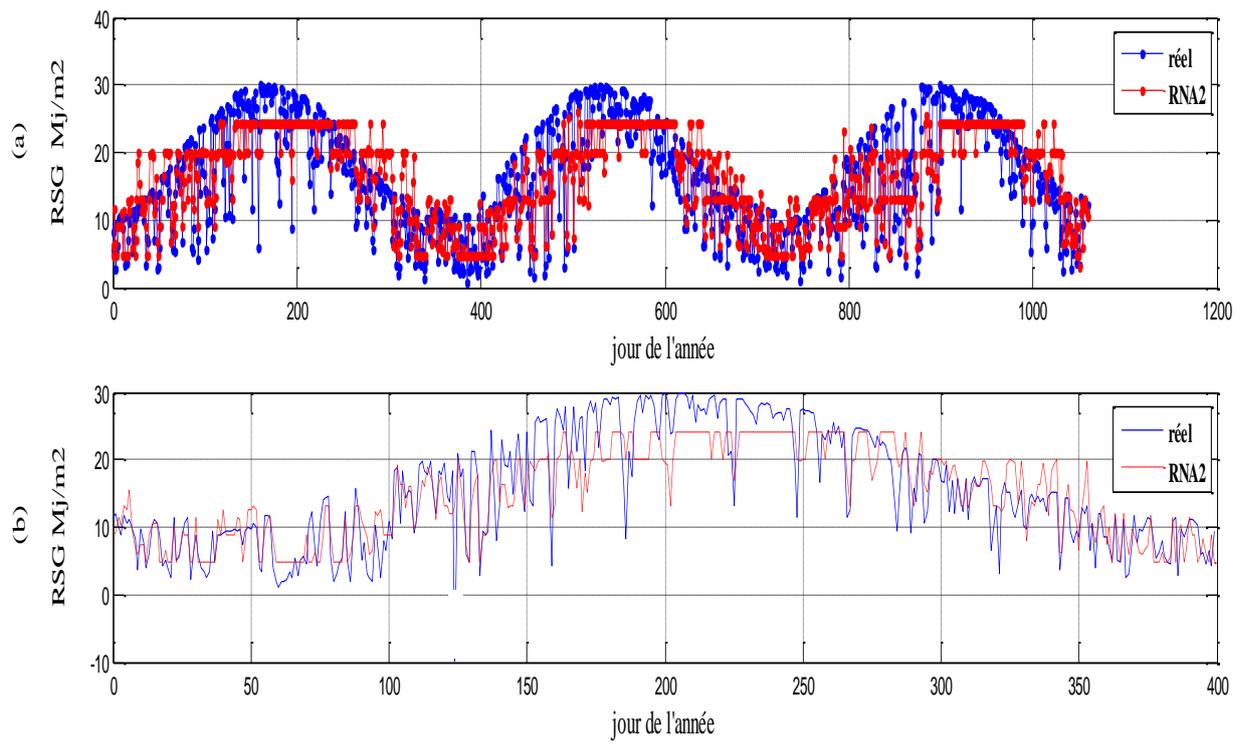


Figure III.7 : Modèle RNA 2

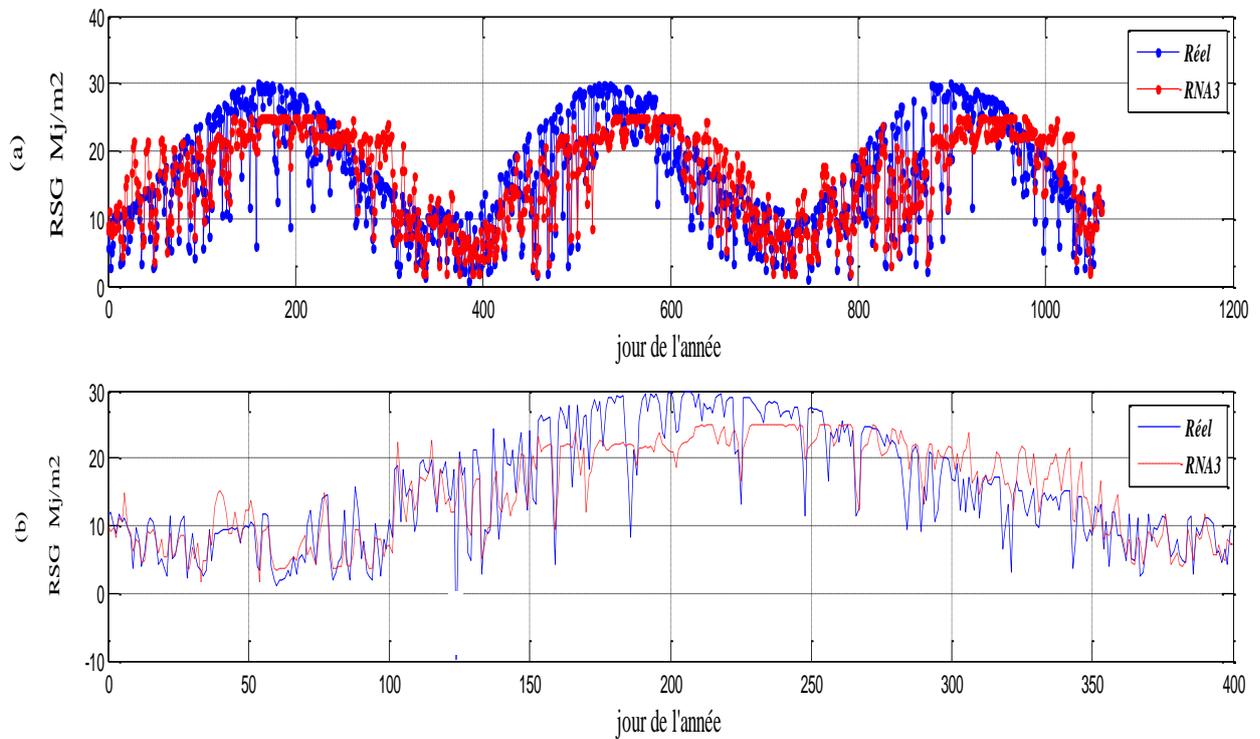


Figure III.8 : Modèle RNA 3

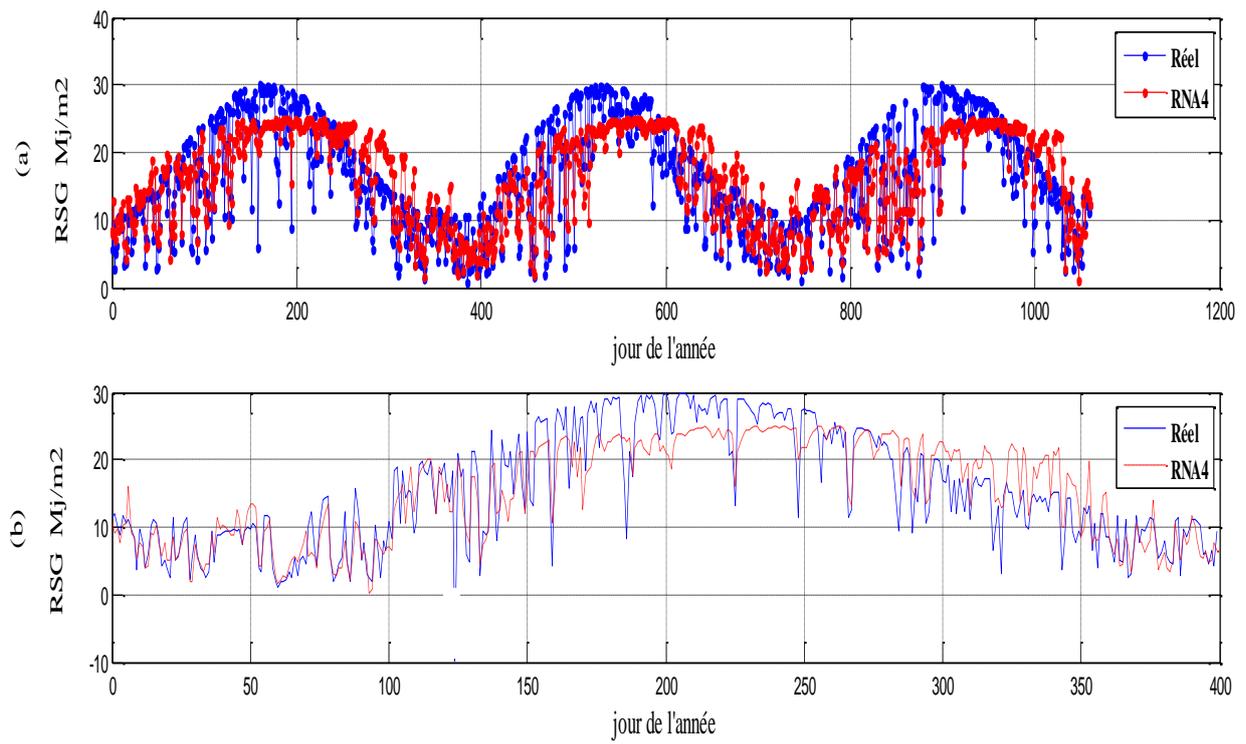


Figure III.9 : Modèle RNA 4

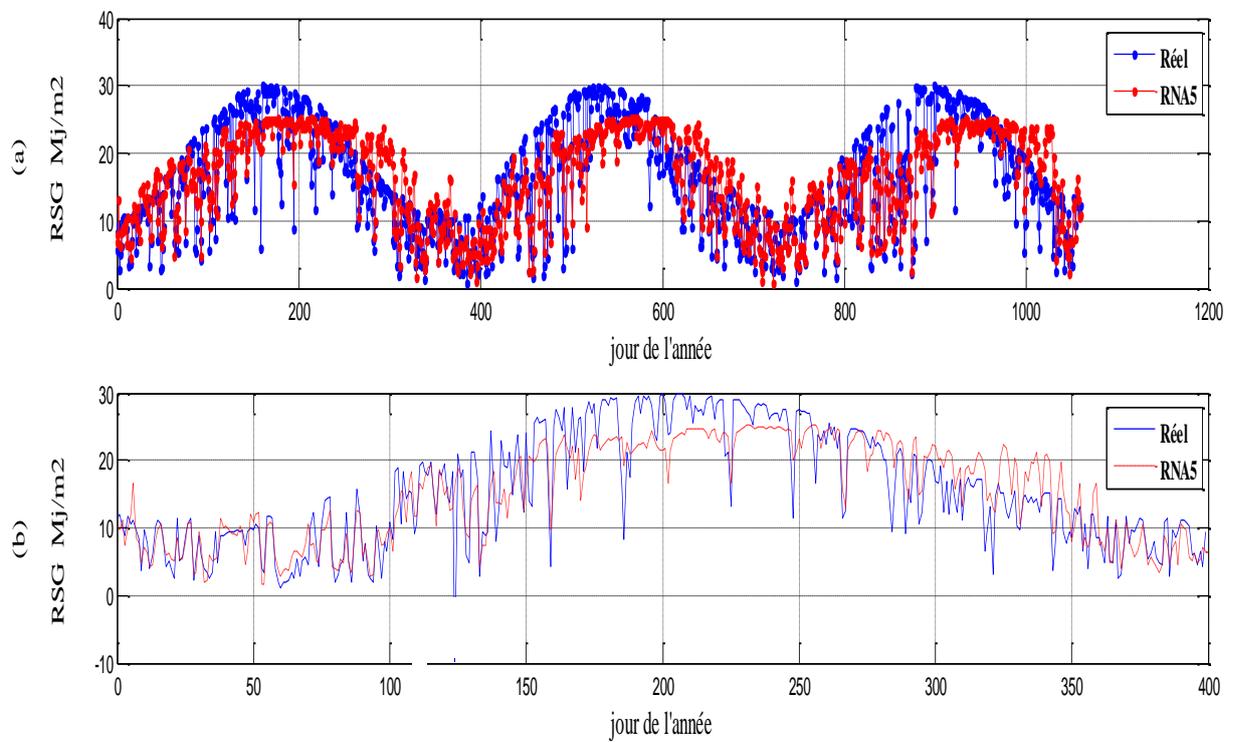


Figure III.10 : Modèle RNA 5

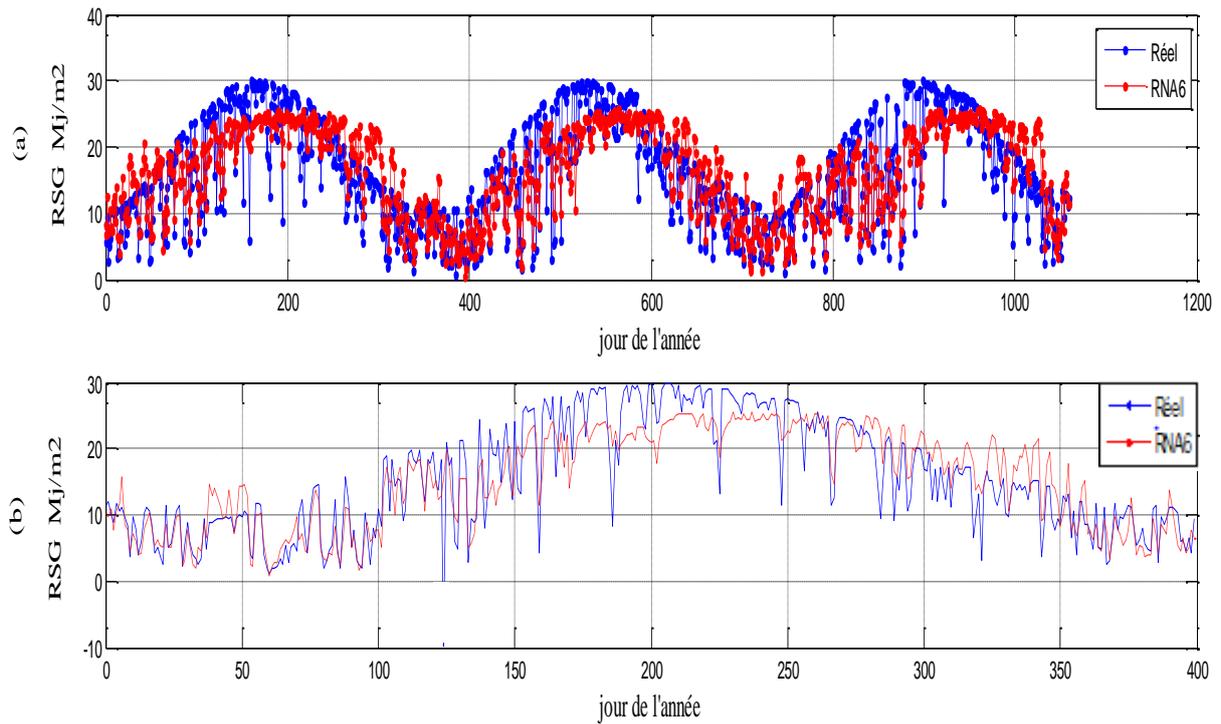


Figure III.11 : Modèle RNA 6

3.5. Evaluation des performances

Après avoir conçu les six modèles, leurs performances sur les données d'apprentissage et de test doivent être évaluées à travers le calcul des erreurs de sorties. Il existe différents critères d'erreur dans la littérature, mais les critères utilisés dans ce travail sont : l'erreur quadratique moyenne MSE (*Mean Square Error*), l'erreur absolue moyenne MAE (*Mean Absolute Error*) et la racine de l'erreur quadratique moyenne RMSE (*Root Mean Square Error*), calculées comme suit :

$$MSE = \frac{\sum_1^N (IS_{im} - IS_{ie})^2}{N} \quad (\text{III.2})$$

$$MAE = \frac{\sum_1^N (|IS_{im} - IS_{ie}|)}{N} \quad (\text{III.3})$$

$$RMSE = \left[\frac{\sum_1^N (IS_{im} - IS_{ie})^2}{N} \right]^{1/2} \quad (\text{III.4})$$

Avec N est le nombre d'échantillons d'essai, IS_{im} et IS_{ie} sont les valeurs mesurées et estimées des irradiations solaires.

Le tableau (III.4) présente l'architecture optimale trouvée pour chaque modèle et la comparaison statistique entre les différents modèles propose en utilisant les trois critères d'erreur.

Tableau (III.4) : Architecture de chaque RNA modèle et les erreurs statistique correspondantes

Modèle	Architecture RNA	MAE	MSE	RMSE
1	4x3x5x1	0.1098	0.0221	0.0110
2	4x3x4x1	0.1113	0.0218	0.0109
3	4x2x5x1	0.1088	0.0204	0.0102
4	4x2x3x1	0.1063	0.0203	0.0102
5	4x1x8x1	0.1047	0.0192	0.0096
6	4x1x4x1	0.1051	0.0191	0.0095

Comme on peut le voir dans le tableau (III.4) et dans les figures (6-11), pour différentes architectures, on peut constater que la meilleure performance est obtenue par le sixième modèle selon les trois critères d'erreur. L'erreur obtenu est de 0,0095 pour RMSE, 0,1051 lorsque on utilise MAE et 0,0191 pour le critère MSE. Les caractéristiques de ce modèle (poids et biais) peuvent être gardées pour une éventuelle implémentation réelle permettant d'estimer l'irradiation solaire à partir des données météorologiques dans un endroit donné.

4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons essayé dans un premier temps de montrer le potentiel que possède l'Algérie en termes d'énergie solaire à travers des mesures réelles journalières de l'irradiation solaire effectuées à Bouira. Puis nous avons établi un modèle de prédiction de la valeur de l'irradiation solaire basé sur les RNA, les résultats rapportés dans ce chapitre confirment que le choix du modèle RNA avec les éléments : humidité relative, température de l'air, pression atmosphérique et vitesse du vent, produit des performances de prédiction précises, qui peuvent encore être améliorés.

Conclusion générale

Prévoir la valeur future du rayonnement solaire dans des sites isolés est un défi, dans cette étude nous avons essayé dans un premier lieu et à travers les mesures de l'irradiation solaire de montrer l'énorme potentiel de l'Algérie dans l'énergie solaire comme source renouvelable, l'Algérie dispose de toutes les potentialités pour être décisive dans le lancement d'une énergie solaire. Et comme début, on peut commencer par maîtriser la technologie photovoltaïque. Nous devons donc augmenter la surface d'installation des panneaux solaires afin d'augmenter cette source d'énergie renouvelable. Dans un deuxième lieu nous avons proposé un ensemble de modèles RNA pour la prédiction de l'irradiation solaire basé sur des données météorologiques réelles, les résultats obtenus confirment la capacité de la technique utilisée pour de telles applications, l'amélioration de ces résultats peut se faire en utilisant des bases de données plus riche ou par utilisation d'autres techniques permettant de construire des modèles de prédiction.

References bibliographies

- [1] MEM, (Ministry of Energy and Mining), 2017. Website:
http://www.energy.gov.dz/francais/uploads/2016/Projets_du_Secteur/Programme_EnR_2016/Plaquette_PNEREE_2016_Fr.pdf
- [2] MEM, (Ministry of Energy and Mining), 2017. Website:
<http://www.energy.gov.dz/francais/uploads/2016/Energie/energie-renouvelable.pdf>
- [3] J.R. Vaillant «Des recours immédiats à l'énergie solaire contre la pénurie d'énergie et la hausse des prix », Ed. Eyrolles, France, 1980.
- [4] Trahi Fatiha « Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels », Mémoire de Magister, département d'électronique, Université de Tizi-ouzou, 2011.
- [5] C, Fröhlich. 1978: World radiometric reference. World Meteorological Organization, Commission for instruments and methods of observation, report WMO 490, p 108-112.
- [6] Charles Chauhauguet: L'énergie solaire dans le bâtiment, Editions Eyrolle 1981
P22, 32 et p147-148.
- [7] R. Boudries, R. Dizene, "Potentialities of hydrogen production in Algeria", *international journal of hydrogen energy*, Vol. 33, pp.4476 – 4487, 2008.
- [8] CDER, Centre de Développement des Energies Renouvelables. Consulté le 20/08/2017,
http://portail.cder.dz/IMG/jpg/carte_solaire_irradiation_globale_surface_horizontale_algerie.jpg.
- [9] Bensaci Wafa, Modélisation et simulation d'un système photovoltaïque adapté par une commande mppt, mémoire de Master, Université Kasdi Merbah–Ouargla, 2012.
- [10] Y.Mebrak, "Contribution à l'étude et à la modélisation des éléments d'un système photovoltaïque", mémoire Magister, Département de Physique, Université Abou-Bakr Belkaid, Tlemcen.
- [11] M. Ayad, M. Rezki, K. Saoudi, M. Benziane, Dj. Chikouche, "Estimation of Solar Radiation Received on a horizontal surface: a case study in Bouira", *Journal of Automation & Systems Engineering*, Vol. 10, N° 4, pp. 213-220, 2016.

- [12] Vincent BENAMARA, "Etude et simulation d'un panneau solaire raccordé au réseau avec périphérique de stockage", Thèse de doctorat, Ecole de technologie supérieure université du Québec, 2012.
- [13] F. SLAMA "Modélisation d'un système multi générateurs photovoltaïques interconnectés au réseau électrique" mémoire de magister, université Ferhat Abbes – Setif 1.
- [14] C. Touzet, "les réseaux de neurones artificielles, introduction au connexionnisme", livre, juillet 1992.
- [15 réseaux de neurones artificiels, application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation de laboratoire de recherche LAMPA », thèse de magister, université de Tizi-Ouzou, 2011] F.Trahi, «prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les
- [16] F.Junod, M.Bornoz, « A la découverte des réseaux de neurones », Yverdon, le 7 juin 2002.
- [17] M. Parizeau, "réseau de neurones ", p(26), publication d'université de Laval, France, 2006.
- [18] S. M. Ait cheikh, « Etude, Investigation et conception d'algorithmes de commande appliqués aux systèmes photovoltaïque », thèse de Doctorat d'Etat en électronique, Ecole Nationale Polytechnique, soutenue en Décembre 2007.
- [19] F. Elie, « conception et réalisation d'un système utilisant des réseaux de neurones pour l'identification et la caractérisation, à bord de satellites, de signaux transitoires de type sifflement », thèse de doctorat en électronique, université d'Orléans soutenue le 23 septembre 1997.
- [20] G. Dreyfus, « les réseaux de neurones », mécanique Industrielle et Matériaux, n° 51, septembre 1998.
- [21] F. Vincent, « Panorama des outils de prédiction en vue de leur application aux énergies renouvelables », rapport de stage de la 1^{ère} année Master, Physique et Ingénierie conversion des Energies. 3Mai-1^{ère} Juin 2007.
- [22] G. Dreyfus, M. Martinez, M. Samueldies, M.B. Gordon, F. Badron, S. Thiria, L. Hérault, « réseaux de neurones méthodologie et application », Ed Eyrolles, 2002.
- [23] P. Wira, "réseau de neurones artificiel : architecture et applications", cour enseigné en master 1 et 2, université Haut Alsace, France, 2009.
- [24] M. Parrizeau, « réseaux de neurones », presse de l'université de Laval, Automne 2004.

Abstract:

Solar irradiation is an essential parameter for many applications such as the design and performance of renewable energy systems, but this is not always available, especially in remote locations. The prediction of solar irradiation values is often the only practical way to acquire this data. The objective of this work is to develop a prediction model using real meteorological data. This model is based on the Artificial Neural Networks (ANN).

Keywords— Solar Irradiation; Renewable Energy, Artificial Neural Networks (ANN), prediction.

الملخص:

تعتبر أشعة الشمس عامل أساسي في عديد من التطبيقات كتحديد نجاعة نظام الطاقة الشمسية. إلا أن هذا المعطى لا يكون دائماً متوفر لا سيما في المناطق المنعزلة. يعتبر التنبأ بقيم أشعة الشمس الوسيلة العملية الوحيدة للحصول على هذه المعلومة. الهدف من هذه الدراسة هو تطوير نموذج التنبأ من خلال معطيات حقيقية لأحوال الجو بالإعتماد على شبكة الأعصاب المصطنعة.

الكلمات المفتاحية: أشعة الشمس، الطاقة المتجددة، شبكة الأعصاب المصطنعة، التنبأ.

Résumé :

L'irradiation solaire est un paramètre essentiel pour de nombreuses applications telles que le dimensionnement et la performance des systèmes d'énergies renouvelables, néanmoins, cette donnée n'est pas toujours disponible, notamment dans des endroits isolés. La prédiction des valeurs de l'irradiation solaire est souvent le seul moyen pratique d'acquérir ces données.

L'objectif de ce travail est de développer un modèle de prédiction à partir des données météorologiques réelles qui est basé sur les réseaux de neurones artificiels.

Mots clés : L'irradiation solaire, Energies renouvelables, réseaux de neurones artificiels, prédiction.