

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

Université A.MIRA Bejaïa Faculté de Technologie Département de Génie
Electrique



Mémoire de fin d'étude

En vue de l'obtention du diplôme Master en Electronique
Spécialité : Instrumentation.

Thème

Prédiction du Rayonnement Solaire en utilisant Les Réseaux de Neurone Artificiel.

Réalisé par :

- M^r LAGGOUN Abdellah.

Encadré par :

- M^{me} OUALI Kahina.

Devant le jury d'examen composé de :

- Mr HADJI Slimane.
- M^{me} ACHOUR Lyakout.

Année universitaire 2021/2022

Remerciements

En préambule à ce projet de fin d'étude je remercie ALLAH qui nous aide et nous donne la patience et le courage durant toutes ces années d'études.

Ces remerciements vont tout d'abord à mon encadreur M^{me}.OUALI d'avoir acceptée de m'encadrer dans ce travail de thèse. Nos échanges courts mais efficaces, vos encouragements sont toujours venus à point.

Je tiens aussi à témoigner mes reconnaissances au membre du jury pour m'avoir fait l'honneur d'examiner ce modeste travail.

J'exprime ma gratitude et ma reconnaissance à mes parents, mes sœurs et à toute ma famille proche pour leurs contributions, leurs soutiens, leurs patiences qui m'ont entourés de leurs affections et de leurs encouragements, sans eux je ne serai jamais arrivé là.

Merci à toutes et à tous

Résumé :

L'énergie solaire peut combler mondialement tout besoin humain en termes d'énergie. Et donc notre travail consiste d'étudier les paramètres météorologiques et la technologie photovoltaïque pour développer un réseau de neurones artificiels pouvant nous prédire le rayonnement solaire global de n'importe quel endroit sur terre à partir des paramètres plutôt simples à calculer, et donc une exploitation maximum de l'énergie photovoltaïque possible. Dans notre étude nous avons pris des paramètres météorologiques pour la région de Bejaïa.

Des réseaux de neurones ont été mis au point, ils ont été confrontés à des tests, notamment à un apprentissage, pour mettre en place l'entraînement de nos systèmes neuronales sur une base de données entièrement connues à leurs environnement, ensuite nos systèmes sont passés à la phase de test pour les tester sur une base de données qui leurs est entièrement inconnue. Ils auront pour but de prédire les irradiances solaires globales à partir de la simple entrée qu'on leur a fourni. Un tri de ces réseaux a été fait pour en tirer le meilleur réseau de neurone avec le minimum d'erreurs commises lors de la période de test.

Le résultat de notre étude démontre la capacité des réseaux de neurones artificiels à prédire le rayonnement solaire global de façon très précise à partir d'une base de données totalement inconnue au réseau.

Liste des figures :

Chapitre 1 :

Figure I. 1 Spectre solaire hors atmosphère.

Figure I. 2 les types de rayonnement solaire.

Figure I. 3 Représentation d'un méridien.

Figure I. 4 Représentation de la déclinaison et de l'azimut.

Figure I. 5 Structure basique d'une cellule solaire.

Figure I. 6 Structure (à gauche) et diagramme de bande (à droite) d'une cellule photovoltaïque.

Figure I. 7 Cellule solaire CIS/CIGS.

Figure I. 8 Cellule solaire CZTS.

Figure I. 9 Cellule solaire transparente WYSIPS.

Figure I. 10 cellule organique.

Figure I. 11 Schéma de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque.

Figure I. 12 Vue en coupe d'un module PV.

Figure I.13 : De la cellule au champ photovoltaïque.

Figure I.14 : Schématisation d'un générateur photovoltaïque élémentaire avec diodes by-pass et diode anti-retour.

Chapitre 2 :

Figure II.1 : Représentation d'un neurone biologique.

Figure II.2 : Structure d'un neurone artificiel à n entrées

Figure II.3 : Exemple d'un réseau de neurones non bouclé.

Figure II.4 : Structure d'un réseau récurrent

Figure II.5 : Structure d'un perceptron multicouche.

Figure II.6 : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.

Figure II.7 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.

Chapitre 3 :

Figure (III.1) : L'irradiation (kWh/m²/j) durant l'année 1999 à Béjaïa.

Figure (III.2) : L'évolution de l'irradiation solaire global durant :1999-2000.

Figure (III.3) :La pression atmosphérique(hPa) durant l'année 1999 à Béjaïa.

Figure (III.4):Moyennes mensuelles de la température ambiante(°C) durant l'année 1999 à Béjaïa.

Figure (III.5) :L'humidité relative(%) durant l'année 1999 à Béjaïa.

Figure (III.6) : Réseau de neurone retenu.

Figure (III.7) : Comparaison d'irradiations mesurée et celle estimée par le modèle à base de réseau de neurone.

Figure (III.8) : Vue avec zoom d'une partie de la Figure (III.7)

Liste des tableaux :

Chapitre 2 :

Tableau I. 1 Fonctions de transfert f(x)

SOMMAIRE

Introduction générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur l'énergie photovoltaïque.	3
I-1. Introduction	4
I-2. Le rayonnement solaire.....	4
I-2-1. Spectre du rayonnement solaire	4
I-2-2. Rayonnement extraterrestre	5
I-2-3. Les différentes composantes du rayonnement solaire	5
I-3. Géométrie terre-soleil	6
I-4. Irradiation solaire.....	9
I-5. Durée d'insolation (Insolation)	9
I-6. Le générateur photovoltaïque	9
I-6-1. L'effet photovoltaïque	9
I-6-2. La cellule photovoltaïque (photopile).....	9
I-6-2-1. Le fonctionnement de la cellule photovoltaïque	10
I-6-2-2. Les types de cellules photovoltaïques.....	11
I-6-2-3. Les Caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque	14
I-6-3. De la cellule au champ photovoltaïque	16
I-6-4. Protections des modules photovoltaïques.....	17
I-7. Conclusion	17
Chapitre II : Fondement des réseaux de neurones artificiels.....	18
II-1 Introduction	19
II-2 Neurone biologique	19
III.2.1 Constitution du neurone biologique	19
II-3 Neurone artificiel (formel)	20
II-4 Fonction d'activation.....	21
II-5 Réseaux de neurones	23
II-5-1. Architecture des réseaux de neurones.....	24
II-5-1.1 Réseaux statiques "feed-forward"	24
II-5-1.2 Les réseaux de neurones bouclés	24
II-5-1.3 Réseaux multicouches (ou Perceptron Multi Couche)	25
II-6 Apprentissage des réseaux de neurones	26
II-6-1. Apprentissage supervisé.....	27
II-6-2. Apprentissage non supervisé	27

II-6-3. Apprentissage par renforcement	28
II-7. Algorithme d'apprentissage des réseaux de neurones multicouches	29
II-7-1. Algorithme d'entraînement	29
II-7-2. Algorithme de Levenberg-Marquardt.....	30
II.8 Propriétés de généralisation et de validation	31
II-9 Conclusion	31
Chapitre III : Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction	33
III.1 Introduction	34
III.2 Collecte d'une base de données	34
III.3 Evolutions des données météorologiques	34
III.3.1 L'irradiation globale	34
III.3.2 L'insolation	35
III.3.3 La pression	35
III.3.4 La température.....	36
III.3.5 L'humidité relative RH (%).....	36
III.4 Modèle de l'irradiation solaire globale	37
III.4.1 Les modèles linéaires	37
III.4.1.1 Les critères de performance	38
III.4.1.2 Résultats de simulations	38
III.4.2 Modèle non-linéaire.....	39
III.4.2.1 Mise en œuvre de réseau de neurone MLP	39
III.4.2.2 Résultats de simulation	41
III.5-Conclusion	43
Références	45

Introduction générale

De nos jours, la plupart des besoins énergétiques mondiaux sont satisfaits par des ressources fossiles. Alors que les ressources en combustibles fossiles sont limitées. Certains pays développés se convertissent à l'énergie nucléaire, mais cela n'est pas réalisable dans tous les pays, et plus particulier les pays en cours de développement.

En raison de la demande énergétique mondiale croissante, l'épuisement des ressources fossiles est inévitable, et la nuisance que ses énergies porte à l'environnement conduira les scientifiques du monde entier à développer de nouvelles sources d'énergie pour assurer la durabilité et la protection de l'environnement.

L'énergie photovoltaïque est considérée comme plus avantageuse de toutes les énergies renouvelables, car elle est la plus autonome, la moins envahissante et la plus écologiste. De plus, les systèmes photovoltaïques nécessitent un minimum d'énergie pour être entretenus et ont une longue durée de vie.

L'utilisation de l'énergie photovoltaïque semble être un besoin futur. Le rayonnement solaire est la source d'énergie la plus courante sur terre et la plus abondante. La quantité d'énergie émise par le soleil en une heure (captée par la planète Terre) pourrait suffire à répondre aux besoins énergétiques mondiaux pendant un an [1].

Pour mieux valoriser cette énergie et optimiser sa récolte par des panneaux photovoltaïques, il est donc nécessaire de connaître la répartition du rayonnement solaire. Cela n'est pas toujours évident lorsqu'un endroit éloigné n'a pas de station météo et n'est malheureusement pas mesuré. Il faut donc l'estimer. Cependant, l'irradiation solaire est un paramètre très difficiles à estimer du fait qu'elle est en fonction de plusieurs autres paramètres géographiques et astronomiques et est tributaire des conditions météorologiques et atmosphériques.

Les réseaux de neurones artificiels, quant à eux, ont attiré l'attention de nombreux chercheurs, notamment dans la prédiction des données météorologiques telles que l'irradiation solaire. de nombreuses études ont démontré la capacité des réseaux neuronal à prédire les données météorologiques. Ils ont montré qu'ils sont mieux adapté pour prédire l'irradiation solaire et surpasse les méthodes d'approximation non conventionnelles proposées par d'autres chercheurs [2].

Un avantage de la modélisation avec des réseaux de neurones artificiels est qu'elle peut

Introduction générale

implicitement exploiter des informations pertinentes du problème sans connaissance a priori des relations entre diverses variables et l'insolation.

Le but de notre recherche est de développer un outil de modélisation mathématique et informatique pour prédire l'irradiation solaire. Notre attention c'est porter sur les réseaux de neurones artificiels, qui se sont montrés beaucoup d'efficacité dans le domaine de la prédiction météorologique, pour trouver le modèle le plus performant permettant de prédire l'irradiation solaire globale, à partir des données météorologiques que nous avons pu récupérer de la National Aeronautics and Space Administration(NASA), et des données astronomiques calculées à partir de formules mathématiques déjà existantes.

Le mémoire présenté est organisé en trois chapitres :

Au premier chapitre, des rappels sur l'énergie solaire seront donner, on étudiera les différents paramètres géographiques et astronomiques pouvant influencer sur l'intensité de l'irradiation solaire reçue au niveau du sol et on terminera par une description sommaire du système photovoltaïque.

Au second chapitre, on donnera une vue générale sur les réseaux de neurones artificiels.

Enfin, l'application des réseaux de neurones à la prédiction de l'irradiation solaire globale sera l'objectif du troisième chapitre.

Chapitre I : Généralités sur l'énergie photovoltaïque.

I-1. Introduction

La technologie photovoltaïque (PV) est développée à la fin des années 50 dans le cadre de programmes spatiaux pour lesquels il fallait disposer d'une source d'énergie fiable et inexorable, elle est à présent utilisée pour des applications terrestres, comme l'alimentation d'habitations isolées ou dans le cadre de panneaux installés sur des bâtiments et reliés au réseau électrique déjà existant. Le fonctionnement des dispositifs photovoltaïques se base sur la capacité de certains matériaux semi-conducteurs, traités spécialement, de convertir l'énergie de la radiation solaire en énergie électrique sans avoir recours à des combustibles ou à des organes mécaniques en mouvement. [3]

I-2. Le rayonnement solaire

Le soleil est une étoile parmi tant d'autres. Il a un diamètre de 1390000 km, soit environ 50 fois celui de la terre. Il est composé à 80% d'hydrogène, 19% d'hélium et 1% d'un mélange de 100 éléments, soit pratiquement tous les éléments chimiques connus depuis que Langevin et Perrin, s'appuyant sur la théorie de la relativité d'Einstein, ont émis l'idée il y a une soixantaine d'années que c'est l'énergie de fusion nucléaire qui fournit au soleil sa puissance, il est aujourd'hui admis que le soleil est une bombe thermonucléaire hydrogène –hélium transformant chaque seconde 564 millions de tonnes d'hydrogène en 560 millions tonnes d'hélium; la réaction se faisant dans son noyau à la température d'environ 25 millions de degrés Celsius. Ainsi, à chaque seconde, le soleil est allégé de 4 millions de tonnes dispersées sous forme de rayonnement.

Sa lumière, à une vitesse de 300000 km/s, met environ 8 minutes pour parvenir à la terre, sa distribution spectrale de l'atmosphère est présentée un maximum pour une longueur d'onde d'environ 0,5 μm , la température de corps noir à la surface du soleil est d'environ 5780 k [4]

I-2-1. Spectre du rayonnement solaire

Le rayonnement électromagnétique est composé de « grains » de lumière appelés photons. L'énergie de chaque photon est directement liée à la longueur d'onde λ . Le spectre du rayonnement extraterrestre correspond environ à l'émission d'un corps noir porté à 5800 K.

Une courbe standard, compilée selon les données recueillies par les satellites, est désignée sous le nom de AM0. Sa distribution en énergie est répartie en : [4]

- Ultraviolet UV : $0.20 < \lambda < 0.38 \text{ mm}$ 6.4%
- Visible : $0.38 < \lambda < 0.78 \text{ mm}$ 48.0%
- Infrarouge IR : $0.78 < \lambda < 10 \text{ mm}$ 45.6%

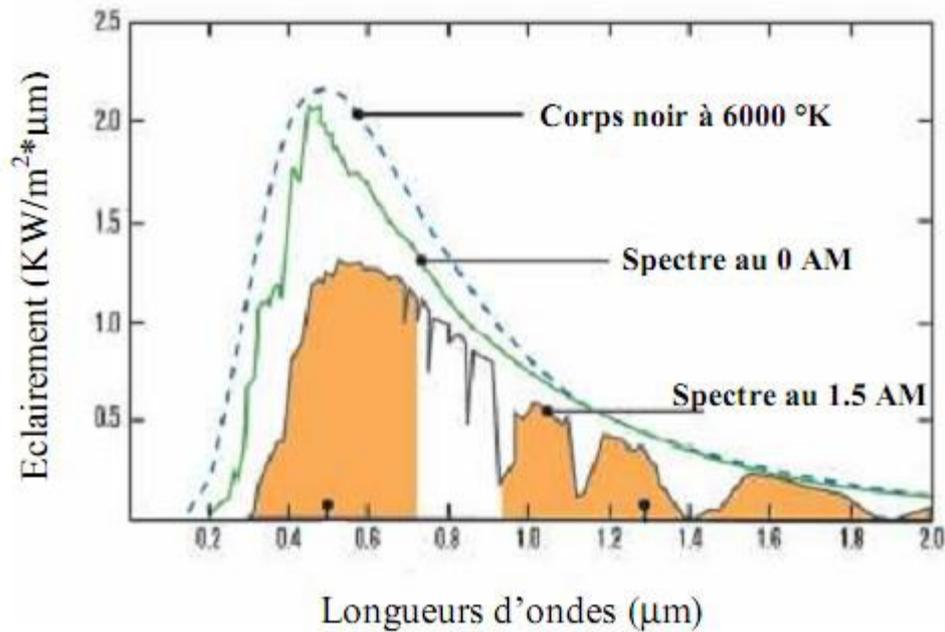


Figure I.4 : Spectre solaire hors atmosphère. [4]

I-2-2. Rayonnement extraterrestre

Le rayonnement solaire extraterrestre est le rayonnement solaire avant d'atteindre l'atmosphère terrestre, il ne dépend d'aucun paramètre météorologique, mais il est fonction des paramètres astronomiques.

I-2-3. Les différentes composantes du rayonnement solaire

Au niveau du sol le rayonnement global reçu par une surface plane d'inclinaison quelconque est constitué de trois composantes principales : [5]

- **Rayonnement direct**

Flux solaire reçu par la terre sous forme de rayons parallèles, provenant du soleil et n'ayant subi aucune réflexion ou dispersion dans l'atmosphère.

- **Rayonnement diffus**

C'est la partie du rayonnement solaire, ayant subi multiples réflexions (Dispersion), dans l'atmosphère.

- **Rayonnement réfléchi (Albédo)**

C'est la partie de l'éclairement solaire réfléchi par le sol. Ce dernier dépend directement de la nature du sol (nuage, sable, roches...etc.).

- **Rayonnement global**

La résultante des trois types de rayonnement solaire précédemment citées (direct, diffus et réfléchi) constitue le rayonnement global reçu par un plan.

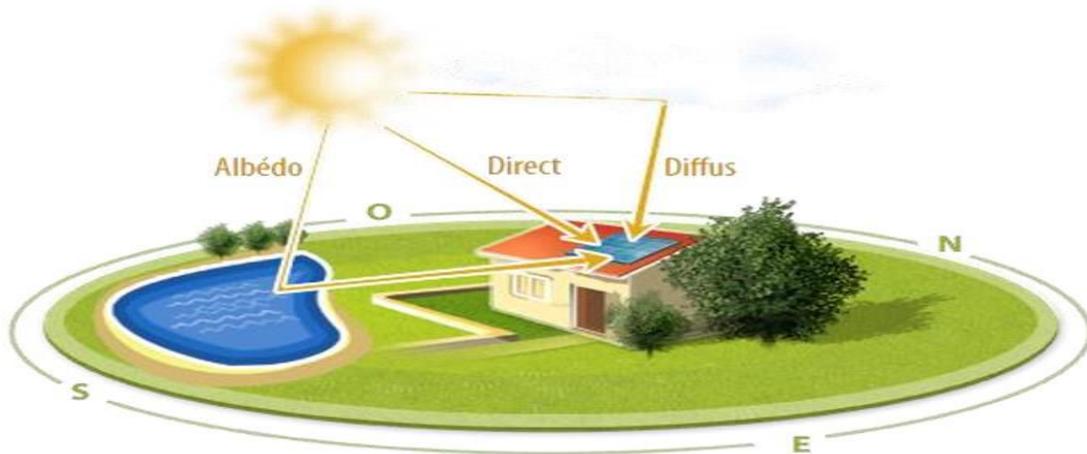


Figure I.5 : les types de rayonnement solaire. [5]

I-3. Géométrie terre-soleil

Les angles solaires sont des facteurs intéressants pour le calcul de rayonnement solaire.

➤ **La latitude (φ)**

Est l'angle formé par le plan équatorial et la direction reliant le lieu considéré, au centre de la terre. Les latitudes de l'hémisphère nord sont affectées d'un signe positif et celles de l'hémisphère sud d'un signe négatif. [6]

➤ **La longitude (λ)**

Représente l'angle formé par le plan méridien de lieu considéré et le plan méridien origine. Ce dernier passe par l'observatoire de Greenwich et a pour longitude 00. Les longitudes situées à l'est de ce méridien sont positives et celles situées à l'ouest négatives [6]

➤ **Le méridien**

Grand cercle de la terre passant par les pôles. Tous les points d'un même méridien ont évidemment la même longitude ; le méridien pris pour origine (0°) des longitudes est celui de Greenwich. Le plan méridien en un lieu est déterminé par ce lieu et par l'axe des pôles ; sa trace au sol est parfois dénommée méridienne.[7]

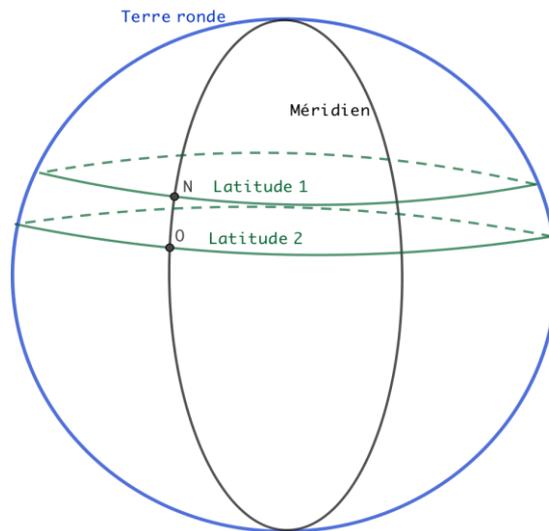


Figure I.6 : Représentation d'un méridien. [7]

➤ **La déclinaison (δ)**

Le plan de l'orbite terrestre autour du soleil s'appelle plan de l'écliptique. La Terre tourne elle-même autour de l'axe polaire, qui est incliné à $23,5^\circ$ par rapport à la perpendiculaire avec le plan de l'écliptique tout au long de l'année. La rotation de la Terre autour de son axe provoque les variations diurnes du rayonnement. La position de l'axe par rapport au soleil est la cause des variations saisonnières du rayonnement solaire. L'angle entre la ligne qui relie les centres du soleil et de la Terre d'une part et le plan équatorial d'autre part change constamment. Cet angle est appelé déclinaison solaire. Pour le solstice d'hiver (22 décembre), il est de $+23,5^\circ$ alors que pour le solstice d'été (22 juin), la déclinaison est de $-23,5^\circ$. Elle est calculée par une équation simple approximative : [8]

$$\delta = 23.45 \sin[(360(284+n)/365)] \quad (1.1)$$

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

➤ **La hauteur angulaire du soleil h**

Qui détermine la longueur de la traversée de la l'atmosphère est l'angle formé par la direction de soleil et le plan horizontal. Sa valeur sera comprise entre 0° (au lever et au coucher) et maximum 90° au zénith (midi en temps solaire vrai). Quand le sinus est négatif, c'est que le soleil n'est pas encore levé (la durée des journées varie dans l'année). Il faut donc écrêter cette variable : [7]

$$\sinh = \sin \varphi \sin \delta + \cos \varphi \cos \delta \cos \omega \quad (1.2)$$

Où φ : Latitude du lieu.

Chapitre I Généralités sur l'énergie photovoltaïque

δ : La déclinaison du soleil.

ω : L'angle horaire du soleil.

➤ L'angle horaire du soleil

L'angle horaire solaire est le déplacement angulaire du soleil autour de l'axe polaire, dans sa course d'est en ouest, par rapport au méridien local. La valeur de l'angle horaire est nulle au midi solaire, négative le matin, positive en après-midi et augmente de 15° par heure (un tour de 360° en 24 heures). Ainsi, à 7 h 00 du matin (heure solaire), l'angle horaire du soleil vaut -75° (7 h 00 du matin est 5 h avant midi ; cinq fois 15° égal 75° , avec un signe négatif pour signifier que c'est le matin).

L'angle horaire du soleil à son coucher ω_s est l'angle horaire solaire correspondant à l'heure où le soleil se couche. Il est donné par l'équation suivante : [10]

$$\omega_s = \cos^{-1}(-\tan\phi\tan\delta) \quad (1.3)$$

➤ L'azimut du soleil α

C'est l'angle compris entre le méridien du lieu et le plan vertical passant par le soleil, l'azimut nul, correspond à la direction sud dans l'hémisphère nord et la direction nord dans l'hémisphère sud. L'orientation Est correspond à l'azimut $\alpha = -90^\circ$, et l'orientation Ouest à $\alpha = +90^\circ$.

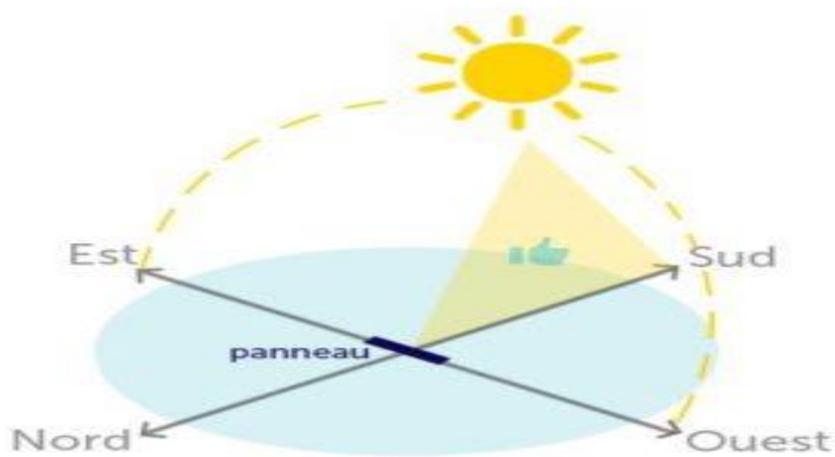


Figure I.7 : Représentation de la déclinaison et de l'azimut.

I-4. Irradiation solaire

L'irradiation solaire exprime la quantité d'énergie reçue, au niveau du sol, par unité de surface. Ses unités usuelles sont le J/m^2 , J/cm^2 , Wh/m^2 , ou bien kWh/m^2 .

I-5. Durée d'insolation (Insolation)

La durée d'insolation correspond au nombre d'heures dans la journée, entre le lever et le coucher du soleil, où celui-ci est bien visible. Le relevé est fait au moyen de l'héliographe de Campbell– Stokes dans lequel une sphère de cristal concentre les rayons du soleil sur un papier qu'il brûle en se déplaçant. Ainsi, seuls les moments où le soleil est bien visible sont enregistrés. [4]

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 :

$$S_0 = \frac{2}{15} \omega_0$$

Avec :

ω_0 : L'angle horaire au coucher de soleil ($^\circ$).

S_0 : Durée du jour (h).

I-6. Le générateur photovoltaïque

I-6-1. L'effet photovoltaïque

L'effet photovoltaïque est découvert par Alexandre Edmond Becquerel en 1839, c'est un processus de transformation de l'énergie émise par le soleil, sous forme de photons, en énergie électrique à l'aide de composant semi-conducteur appelé cellule solaire. Il ne peut se produire que s'il existe une barrière de potentiel dans le semi-conducteur avant qu'il ne soit éclairé.

Une telle barrière existe, par exemple, à l'interface entre deux volumes dopés différemment c'est à dire où l'on a introduit deux types différents d'impuretés à concentration différente, par exemple de type P-N. Si ce matériau est éclairé, les charges électriques, rendus mobiles par la lumière (l'effet photoélectrique), seront séparées par la barrière avec d'un côté les charges positives et de l'autre côté les charges négatives. [11]

Parmi les matériaux semi-conducteurs les plus utilisés on trouve le silicium, le Germanium, le sulfure de Gallium et l'arséniure de Gallium.

I-6-2. La cellule photovoltaïque (photopile)

Une cellule photovoltaïque ou la photopile est l'élément de base de la conversion photovoltaïque, elle est assimilable à une diode photosensible. Son fonctionnement est basé sur

les propriétés des matériaux semi-conducteurs qui ont pour rôle de convertir l'énergie lumineuse en énergie électrique.

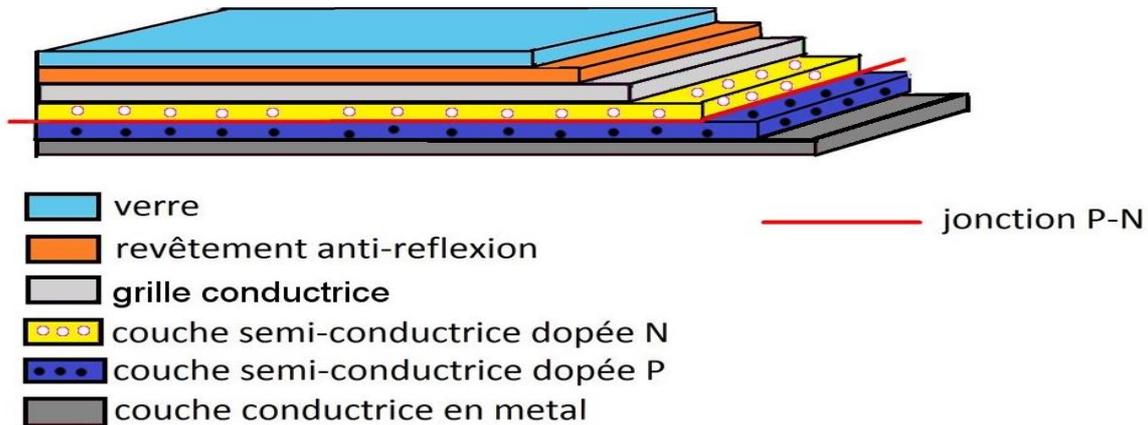


Figure I.8 : Structure basique d'une cellule solaire. [11]

I-6-2-1. Le fonctionnement de la cellule photovoltaïque

Une cellule photovoltaïque est un dispositif qui permet de transformer l'énergie solaire en énergie électrique. Cette transformation est basée sur les trois mécanismes suivants :

- Absorption des photons (dont l'énergie est supérieure au gap) par le matériau constituant le dispositif.
- Conversion de l'énergie du photon en énergie électrique, ce qui correspond à la création de paires électron/trou dans le matériau semi-conducteur.
- Collecte des particules générées dans le dispositif.

Le matériau constituant la cellule photovoltaïque doit donc posséder deux niveaux d'énergie et être assez conducteur pour permettre l'écoulement du courant : d'où l'intérêt des semi-conducteurs pour l'industrie photovoltaïque.

Afin de collecter les particules générées, un champ électrique permettant de dissocier les paires électron/trou créés est nécessaire. Pour cela on utilise le plus souvent une jonction p-n. D'autres structures, comme les hétérojonctions et les Schottky peuvent également être utilisées.

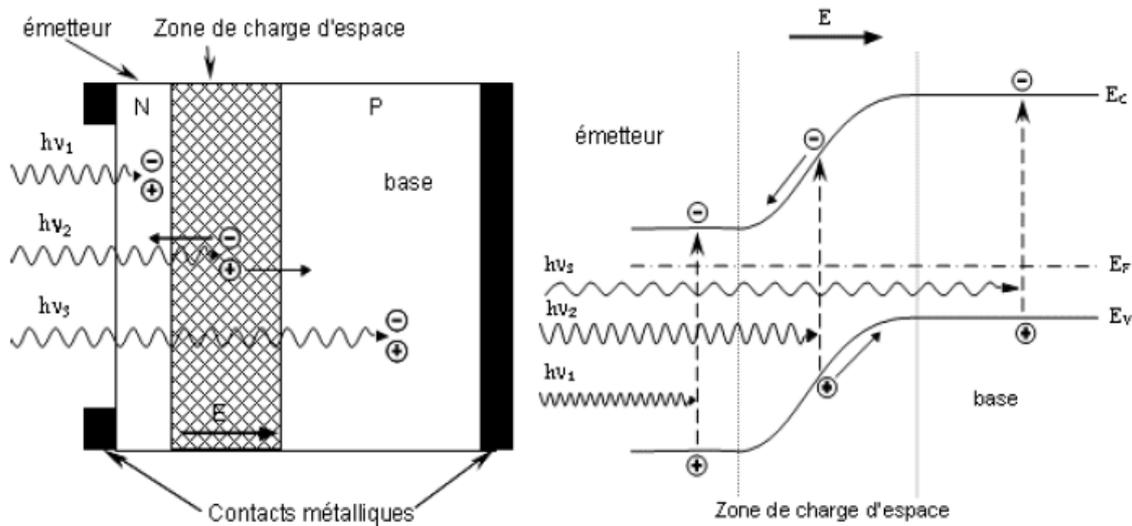


Figure I.9 : Structure (à gauche) et diagramme de bande (à droite) d'une cellule photovoltaïque. [12]

Les photons incidents créent des porteurs dans les zones n et p et dans la zone de charge d'espace, les photoporteurs ont un comportement différent suivant la région :

- Dans la zone n où p, les porteurs minoritaires qui atteignent la zone de charge d'espace 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. On aura un photocourant de diffusion.
- Dans la zone de charge d'espace, les paires électro/trou créées par les photons incidents sont dissociées par le champ électrique : les électrons vont aller vers la région n, les trous vers la région p. On aura un photo-courant de génération. [12]

I-6-2-2. Les types de cellules photovoltaïques

On dénombre plusieurs types de cellules solaires. Chaque type est caractérisé par un rendement, une durée de vie et un coût qui lui est propre. Dans ce qui suit, nous vous présentons ces différents types de cellules PV :

- **Silicium monocristallin**

Les cellules monocristallines sont des photopiles conçues à partir de silicium cristallisé en un cristal unique. Le rendement de ces dernières varie de 10 à 16 %. Cette catégorie de cellules est caractérisée par leur durée de vie considérable (environ 35 ans), mais le processus de leur fabrication est complexe et consommateur d'énergie, ce qui explique leur coût élevé. [13]

- **Silicium poly-cristallin**

Les cellules poly-cristallines sont fabriquées à partir d'un bloc de silicium cristallisé sous

forme de cristaux multiples. Le rendement moyen de cette deuxième catégorie est compris entre 11 et 13 % et son coût de production est un peu moins élevé que celui des cellules monocristallines. Il est à préciser que les cellules à base de silicium poly-cristallin sont moins efficaces que les cellules à base de silicium monocristallin. [13][14]

- **Silicium amorphe**

Les cellules amorphes sont composées de couches très minces de silicium, appliquées sur un support souple (verre, plastique... etc.). Le rendement de cette troisième catégorie est compris entre 6 et 10 % (une performance meilleure peut être atteinte au laboratoire, jusqu'à 13 %). Les cellules amorphes sont utilisées pour des cas de besoins électriques faibles (montres, calculatrices, luminaires de secours...etc.). Ces dernières fonctionnent avec un éclairage faible ou diffus (même par temps couvert, y compris sous éclairage artificiel). Leurs durées de vie est estimée de 10 ans et leur coût est plus réduit par rapport aux deux catégories précédemment citées. [13]

- **Cellule multi-jonction**

Des cellules ayant une grande efficacité ont été développées pour des applications spatiales. Les cellules multi-jonctions sont constituées de plusieurs couches minces de matériaux semi-conducteurs de gaps différents. Le rendement de cette catégorie pourra atteindre 72 % avec 36 jonctions et 56 % avec seulement 3 jonctions de gaps différents. [15]

- **Cellule sans silicium en couche mince CIS / CIGS**

Les cellules CIS représentent une nouvelle génération de cellules solaires sous forme de films minces, de type CIS ou CIGS. Les matières premières nécessaires à la fabrication de ces cellules sont plus faciles à se procurer que le silicium utilisé dans les cellules photovoltaïques classiques (bien que ce dernier soit déjà très abondant sur terre). De plus, leur efficacité de conversion énergétique est la plus élevée à ce jour pour des cellules photovoltaïques en couche mince.

Le rendement de ces cellules est compris entre 8 et 16 %. Cette catégorie est utilisée dans les appareils électroniques tel que : les montres et les calculatrices.

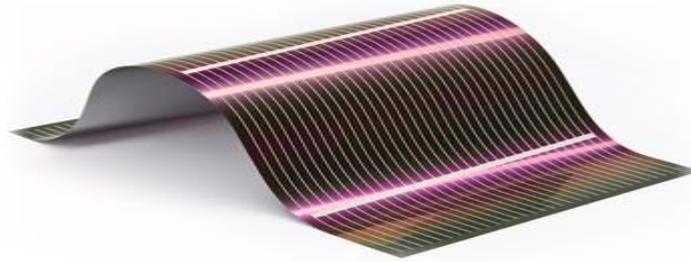


Figure I.10 : Cellule solaire CIS/CIGS.

- **Cellule solaire CZTS**

Les cellules photovoltaïques CZTS, aussi minces qu'une pellicule de film moins de 5 μm d'épaisseur, sont fabriquées en appliquant une mince couche de matériau contenant cuivre, zinc, étain et soufre, sur un support comme le verre ou le plastique, qui a l'avantage d'être flexible. Elles peuvent ainsi être utilisées sur des supports variés contrairement aux cellules au silicium : surfaces incurvées, transparentes, ou en superposition d'autres matériaux.

Le rendement actuel des cellules photovoltaïques CZTS en laboratoire est de 7,6% pour des cellules d'un cm^2 . Les cellules CZTS sont composées d'éléments abondants (à l'inverse du tellure ou de l'indium qui sont des minerais rares) et non toxiques, et leur coût de production est bas.

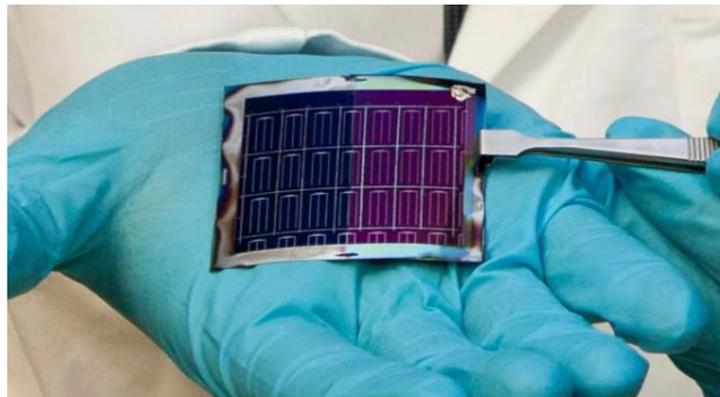


Figure I.11 : Cellule solaire CZTS.

- **Les cellules solaires photovoltaïques transparentes WYSIPS**

Absorbe une partie du spectre infrarouge et ultraviolet ainsi qu'une partie du spectre visible pour un rendement allant de 7 à 9%. Cependant, la partie du spectre visible absorbée réduit la transparence du film à 70%. Quelques années plus tard, pour répondre aux exigences de transparence des constructeurs de téléphonie mobile, WYSIPS a fait évoluer sa technologie en

augmentant considérablement la transparence de ces cellules à 90%. En contrepartie, leur rendement a baissé jusqu'à atteindre 2 à 3%. [13]

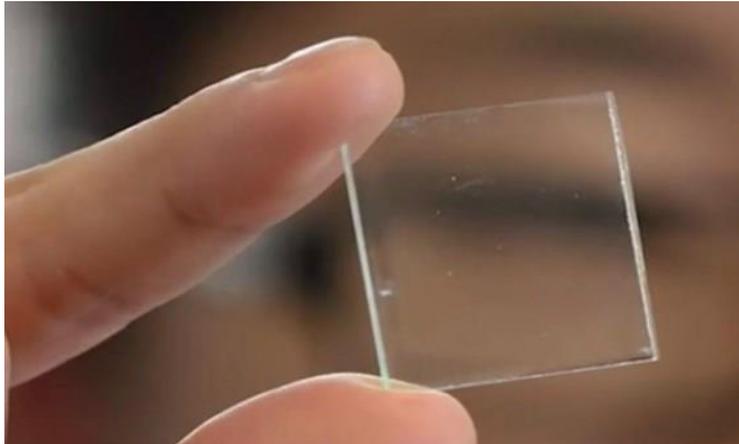


Figure I.12 : Cellule solaire transparente WYSIPS. [13]

- **Les cellules solaires organiques**

Ces cellules photovoltaïques sont élaborées à partir de fines couches organiques qui sont déposées dans une solution liquide placée entre deux électrodes. Le faible coût de la fabrication et la non-toxicité des matériaux renouvelables utilisés en font une solution d'avenir très intéressante. En contrepartie, le rendement de ses cellules reste faible (2 à 5%). [16]

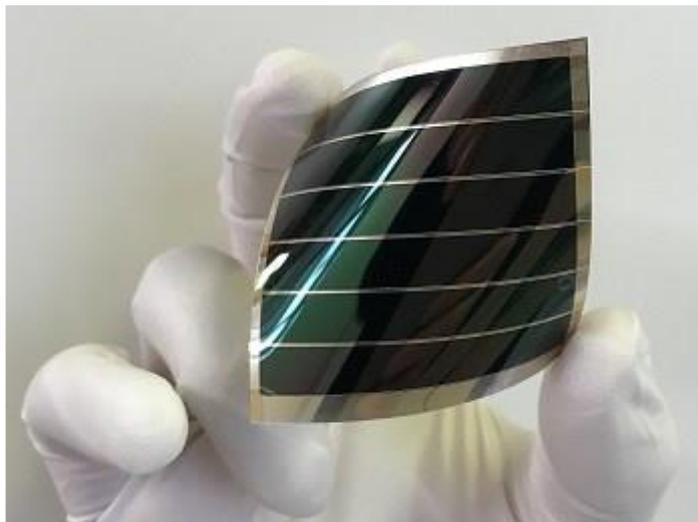


Figure I.13 : cellule organique. [16]

I-6-2-3. Les Caractéristiques électriques d'une cellule photovoltaïque

Le fonctionnement d'une cellule peut être représenté par la courbe $I=f(V)$, qui indique l'évolution du courant généré par la cellule PV en fonction de la tension à ses bornes depuis le court-circuit, jusqu'au circuit ouvert.

La cellule peut fonctionner selon toute combinaison de courant et de tension présentée sur sa caractéristique courant-tension mais, en réalité, elle fonctionne selon une seule combinaison

à un moment donnée. Cette combinaison n'est pas déterminée par la cellule mais bien par les caractéristiques électriques du circuit qui y est raccordé.

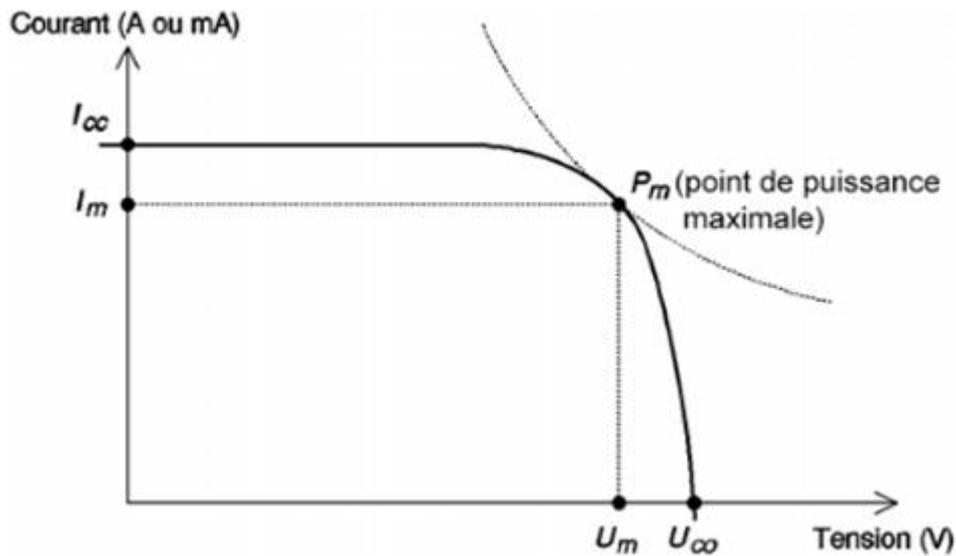


Figure I.14 : Schéma de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque. [10]

A partir de la caractéristique $I(V)$ de la cellule photovoltaïque de la figure (I.14), on déduit les paramètres électriques propres à la cellule et notamment :

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

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

I_m : Le courant optimale.

U_m : La tension optimale.

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

$$FF = \frac{P_m}{U_{co} I_{cc}} \quad (1.4)$$

Le rendement énergétique η d'une cellule est défini par le rapport entre la puissance électrique maximale (P_m) et la puissance du rayonnement solaire qui arrive sur la cellule photovoltaïque : [10]

$$\eta = \frac{P_m}{E.S_a} \quad (1.5)$$

Avec :

- E : Eclairement (W/m^2) ;
- S_a : Surface effective 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 $1000 W/m^2$, spectre AM 1.5 et à la température de $25^\circ C$.

I-6-3. De la cellule au champ photovoltaïque

Pour produire plus de puissance, les cellules solaires sont assemblées pour former un module. Les connections en série de ns cellules augmentent la tension pour un même courant, tandis que la mise en parallèle de np cellules accroît le courant en conservant la tension (Figure I.12). Si toutes les cellules sont identiques et fonctionnent dans les mêmes conditions, nous obtenons le module photovoltaïque qui fournit un courant I_{pv} sous une tension V_{pv} , Avec :

$$\begin{cases} I_{PV} = n_p \cdot I_{PV}' \\ V_{PV} = n_s \cdot V_{PV}' \end{cases}$$

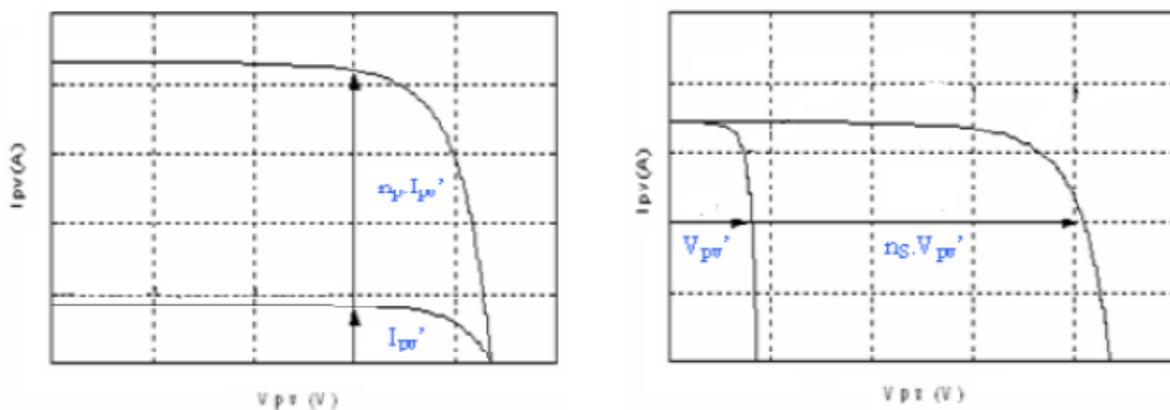


Figure I.15 : Caractéristiques de groupement de cellules photovoltaïques. [17]
 (a): Groupement parallèle, (b) : Groupement série.

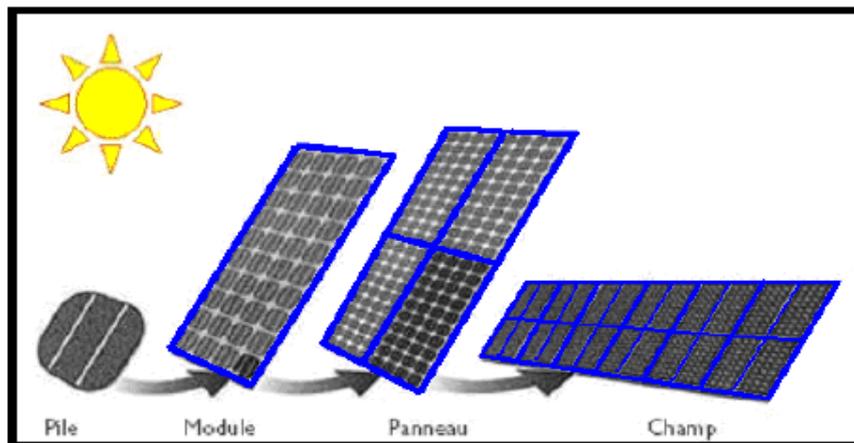


Figure I.16 : De la cellule au champ photovoltaïque. [17]

- ✓ Le panneau photovoltaïque se compose de cellules photovoltaïques interconnectées en série et/ou en parallèle afin de produire la puissance requise. Ces modules sont montés sur une armature métallique qui permet de supporter le champ solaire avec une orientation et un angle d'inclinaison spécifique.
- ✓ Le champ photovoltaïque est l'ensemble des panneaux montés en série et en parallèle pour atteindre une tension et un courant plus grands.

I-6-4. Protections des modules photovoltaïques

Lorsque nous concevons une installation photovoltaïque, nous devons assurer la protection électrique de cette installation afin d'augmenter sa durée de vie en évitant notamment des pannes destructrices liées à l'association des cellules et de leur fonctionnement en cas d'ombrage. Pour cela, deux types de protections sont classiquement utilisées dans les installations actuelles : [18]

- La protection en cas de connexion en parallèle de modules PV pour éviter les courants négatifs dans les GPV (diode anti-retour).
- La protection lors de la mise en série de modules PV permettant de ne pas perdre la totalité de la chaîne (diode by-pass) et éviter les points chauds.

La Figure I.11 montre la schématisation classiquement adoptée pour la protection du GPV élémentaire [19].

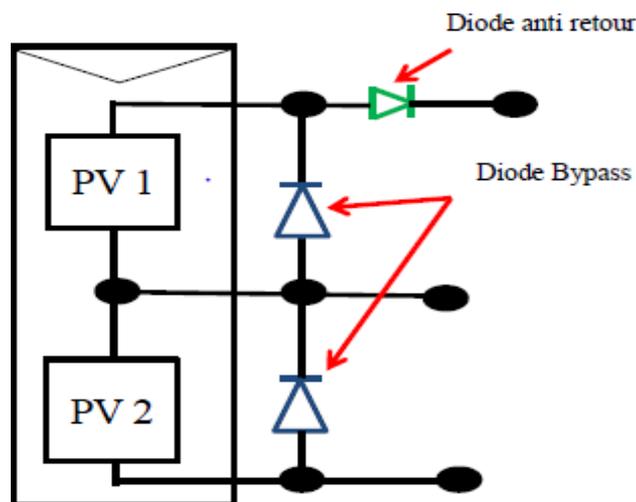


Figure I.17 : Schématisation d'un générateur photovoltaïque élémentaire avec diodes by-pass et diode anti-retour. [19].

I-7. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques notions sur le rayonnement solaire et les différents paramètres intervenant dans les calculs. Nous avons décrit le principe de fonctionnement d'une cellule PV et les technologies de fabrication utilisées.

Chapitre II :

Fondement des

réseaux de neurones

artificiels

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

II-1 Introduction

Un grand rêve informatique pourrait bientôt voir le jour, des ordinateurs aux capacités largement supérieures à celle du cerveau humain. Ces dernières années, la recherche sur l'intelligence artificielle a réalisé d'énormes progrès. Les neurones artificiels sont une technologie cruciale pour permettre aux machines d'apprendre et de penser d'une manière complètement autonome.

II-2 Neurone biologique

Le neurone, ou la cellule nerveuse est une partie excitable constituant l'unité fonctionnelle de base d'un système nerveux. C'est une cellule spécialisée conçue pour transmettre l'information à d'autres cellules nerveuses voisines, cellule musculaire ou glandulaire. Ce sont en réalité des signaux électriques, ou encore appelés influx nerveux, qui transitent de neurone en neurone.

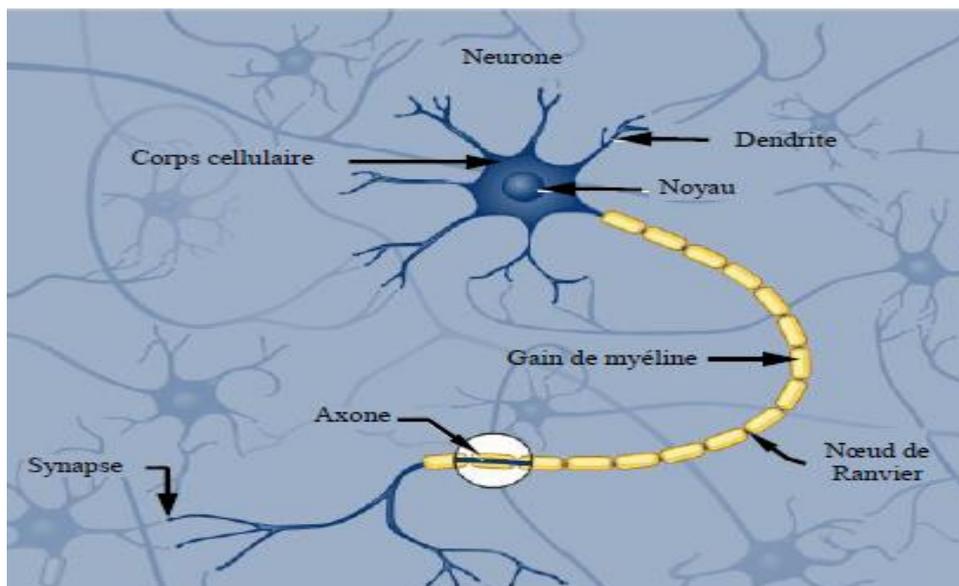


Figure II.1 : Représentation d'un neurone biologique. [20]

III.2.1 Constitution du neurone biologique

✓ Le corps cellulaire

Il contient le noyau du neurone ainsi que la machine biologique nécessaire à la synthèse des enzymes. Ce corps cellulaire de forme sphérique ou pyramidale contient ainsi les autres molécules essentielles à la vie de la cellule. Sa taille est de quelques microns diamètre [21,22].

✓ Les dendrites

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

Ce sont des fines extensions qui se ramifient autour du neurone et forment une sorte de vaste arborescence. Les signaux envoyés sont captés par les dendrites. Leur taille est de quelques dizaines de micromètres de longueur [21,22].

✓ L'axone

L'information traitée est transmise vers l'extérieur, le long de l'axone, les signaux partent du neurone grâce à l'arborescence terminale que possède l'axone.

II-3 Neurone artificiel (formel)

Le neurone formel est donc une modélisation mathématique qui reprend les grands principes du fonctionnement du neurone biologique et particulièrement, la sommation des entrées. Sachant qu'au niveau biologique, les synapses n'ont pas toutes la même « valeur ».

Le principe du neurone artificiel peut être simplifié dans la figure II.2 Ce neurone peut être considéré comme un opérateur (ou un élément processeur) qui reçoit plusieurs entrées et fournit une sortie seulement lorsque la somme dépasse un certain seuil interne.

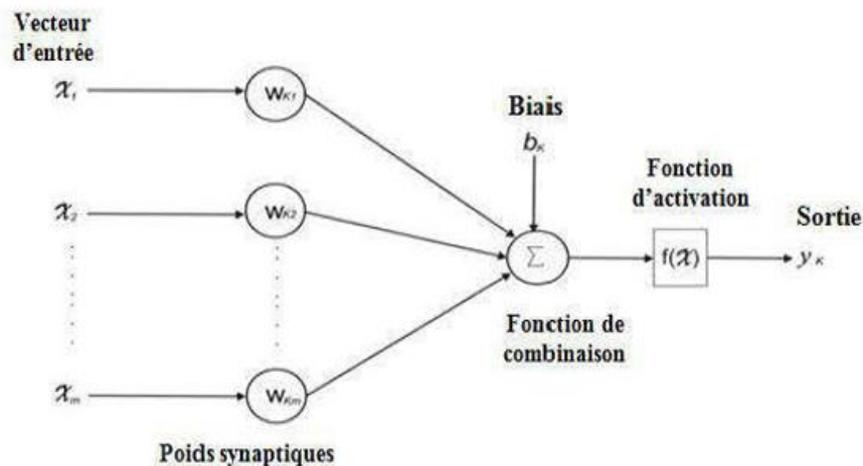


Figure II.2 : Structure d'un neurone artificiel à n entrées [23].

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

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

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

Avec:

x_i : Composantes du vecteur d'entrée.

w_i : Composantes du vecteur poids synaptique.

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

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 $f(\cdot)$ est appelée fonction d'activation. La somme pondérée peut se réécrire sous la forme simple suivante :

$$S = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i \quad (\text{II.3})$$

II.4 Fonction d'activation

La fonction d'activation (ou fonction de transfert) sert à convertir le résultat de la somme pondérée des entrées d'un neurone en une valeur de sortie, cette conversion s'effectue par un calcul de l'état du neurone en introduisant une non-linéarité dans le fonctionnement du neurone [24].

Le biais b joue un rôle de seuil, quand le résultat de la somme pondérée dépasse ce seuil, l'argument de la fonction de transfert devient positif ou nul ; dans le cas contraire, il est considéré négatif. Finalement si le résultat de la somme pondérée est :

1. En dessous du seuil, le neurone est considéré comme non-actif.
2. Aux alentours du seuil, le neurone est considéré en phase de transition.
3. Au-dessus du seuil, le neurone est considéré comme actif.

Il y a plusieurs types de fonctions de transfert qui peuvent être utilisées. Les plus utilisées sont représentées ci-dessous :

➤ **Fonction tout/rien (à seuil)**

La fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Elle retourne 0 pour une entrée négative et 1 pour une entrée positive ou nulle.

➤ **Fonction linéaire**

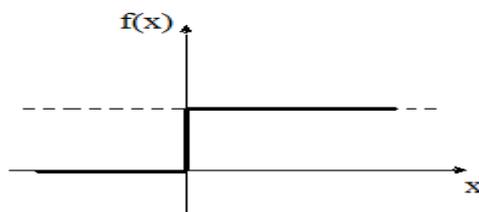
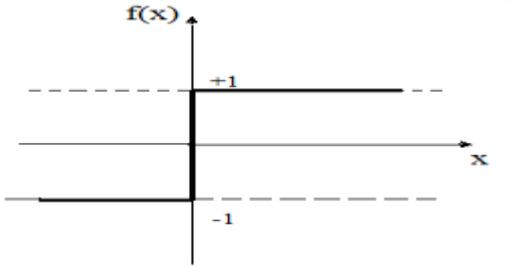
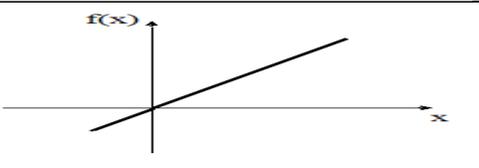
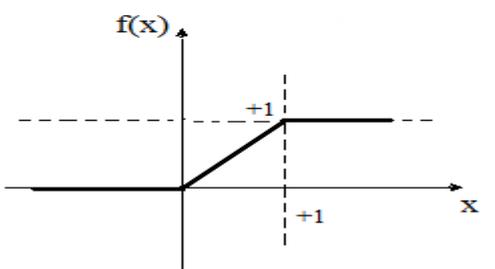
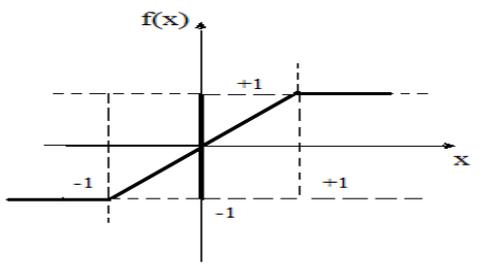
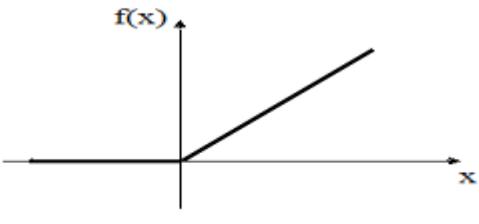
La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie.

➤ **Fonction sigmoïde**

Elle est souvent utilisée dans les réseaux de neurones. L'un de ses avantages est sa dérivabilité. Cette propriété est très importante, du fait qu'elle a permis de développer des algorithmes d'apprentissage à base du gradient pour les réseaux multicouches.

Deux formes de sigmoïdes sont utilisées, sigmoïde (logistique) ayant deux niveaux de saturation (0 et 1) et tangente hyperbolique.

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

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

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

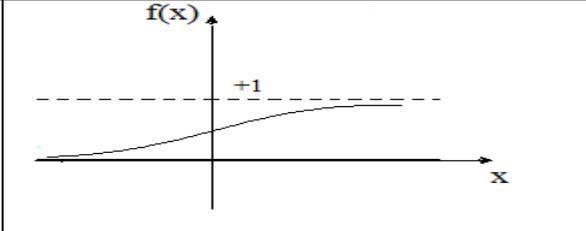
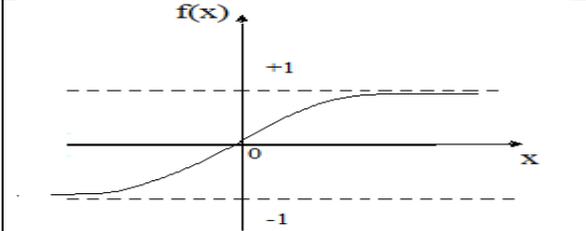
Sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1+e^{-x}}$	
Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	

Tableau (II.1) : Fonctions de transfert $f(x)$ [23].

II-5 Réseaux de neurones

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 paramètres les plus importants de ce modèle sont les poids 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.

Les neurones artificiels sont souvent utilisés sous forme de réseaux qui diffèrent selon le type de connections entre les neurones.

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 de sommation.

➤ **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

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

qui est en général une fonction sigmoïde. Par la suite, il envoie cette réponse aux neurones de la couche suivante

➤ Couches 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.

II-5-1. Architecture des réseaux de neurones

Selon la topologie de connexion des neurones, on peut les classer en deux grandes catégories : réseaux non bouclés (statique ou feed forward) et réseaux bouclés (dynamique, feed back ou récurrent).

II-5-1.1 Réseaux statiques "feed-forward"

Un réseau de neurones non bouclé aussi appelé statique ou bien encore « Feed-forward » en anglais, est représenté comme un graphe dont les nœuds sont les neurones. L'information circule des entrées vers les sorties sans retour en arrière (Figure II.3). Ce type de réseaux est utilisé pour effectuer des tâches d'approximation de fonction non linéaire, de la classification ou de la modélisation de processus statiques non linéaires [25].

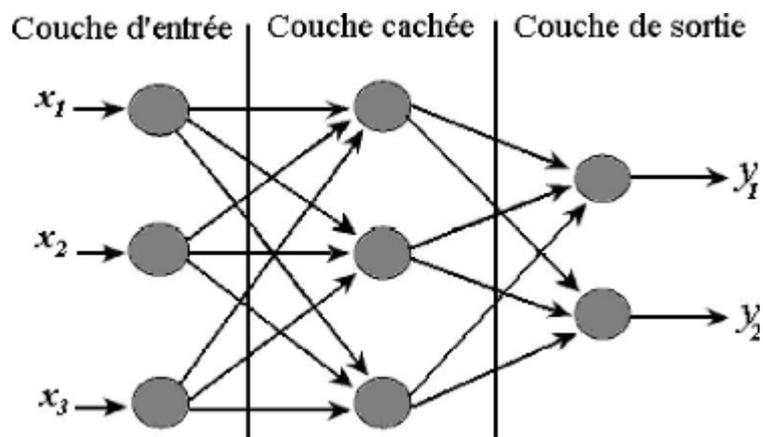


Figure II.3 : Exemple d'un réseau de neurones non bouclé. [25]

II-5-1.2 Les réseaux de neurones bouclés

Contrairement aux réseaux de neurones non bouclés dont le graphe de connexions est acyclique, les réseaux de neurones bouclés (récurrents) peuvent avoir une topologie de connexions quelconque, comprenant notamment des boucles qui ramènent aux entrées la valeur d'une ou plusieurs sorties. Il s'agit de réseaux de neurones avec retour en arrière (feedback network or recurrent network).

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

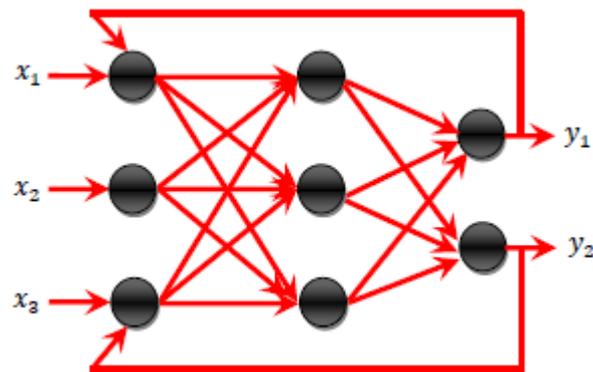


Figure II.4 : Structure d'un réseau récurrent [27].

II-5-1.3 Réseaux multicouches (ou Perceptron Multi Couche)

C'est le réseau de neurones statique le plus utilisé. Les neurones sont arrangés par couche. Les neurones de la première couche reçoivent le vecteur d'entrée, ils calculent leurs sorties qui sont transmises aux neurones de la seconde couche qui calculent eux même leurs sorties et ainsi de suite de couche en couche jusqu'à celle de sortie. Chaque neurone dans la couche cachée est connecté à tous les neurones de la couche précédente et de la couche suivante, et il n'y a pas de connexions entre les cellules d'une même couche. [26]

Il peut résoudre des problèmes non linéairement séparables et il suit un apprentissage supervisé avec la règle de correction de l'erreur.

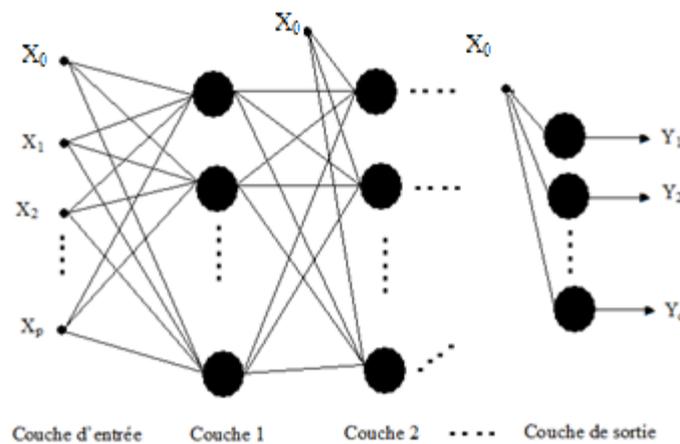


Figure II.5 : Structure d'un perceptron multicouche. [26]

➤ L'expression de la sortie du réseau MLP :

Considérons le réseau de neurones MLP « Multi Layer Perceptron » à L couches, de p entrées et q sorties.

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

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

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 :

$$S_j^l = \sum_{i=0}^{N^{l-1}} w_{ji}^l \cdot u_i^{l-1} \quad (\text{II.4})$$

$$u_j^l = f(S_j^l) \quad (\text{II.5})$$

Où :

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

N^l : est le nombre de neurones de 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 couches dans le réseau. La couche 0 correspond aux nœuds d'entrée.

$f(\cdot)$: 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.

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 .

II-6 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, d'améliorer sa performance à travers un processus d'apprentissage. Mais qu'est-ce donc que l'apprentissage ? Malheureusement, il n'existe pas de définition générale, universellement acceptée, car ce concept touche à trop de notions distinctes qui dépendent du point de vue que l'on adopte.

Dans le contexte des réseaux de neurones artificiels, nous adopterons un point de vue pragmatique en proposant la définition suivante :

L'apprentissage est un processus dynamique et itératif permettant de modifier les paramètres d'un réseau en réaction avec les stimuli qu'il reçoit de son environnement. Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les changements de paramètre surviennent.

Cette définition implique qu'un réseau se doit d'être stimulé par un environnement, qu'il subisse des changements en réaction avec cette stimulation, et que ceux-ci provoquent dans le futur une réponse nouvelle vis-à-vis de l'environnement. Ainsi, le réseau peut s'améliorer avec le temps.

On peut distinguer trois types d'apprentissage :

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

II-6-1. Apprentissage supervisé

L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle à la figure (II.6). L'environnement est inconnu du réseau. Celui-ci produit une entrée p qui est acheminé à la fois au professeur et au réseau. Grâce à ses connaissances intrinsèques, le professeur produit une sortie désirée $d(t)$ pour cette entrée. On suppose que cette réponse est optimale. Elle est ensuite comparée (par soustraction) avec la sortie du réseau pour produire un signal d'erreur $e(t)$ qui est réinjectée dans le réseau pour modifier son comportement via une procédure itérative qui, éventuellement, lui permet de simuler la réponse du professeur. Autrement dit, la connaissance de l'environnement par le professeur est graduellement transférée vers le réseau jusqu'à l'atteinte d'un certain critère d'arrêt. Par la suite, on peut éliminer le professeur et laisser le réseau fonctionner de façon autonome. On peut remarquer qu'un apprentissage supervisé n'est rien d'autre qu'un apprentissage par correction des erreurs, sans professeur pour fournir les valeurs cibles, il ne peut d'aucune façon apprendre de nouvelles stratégies pour de nouvelles situations qui ne sont pas couvertes par les exemples d'apprentissage [28].

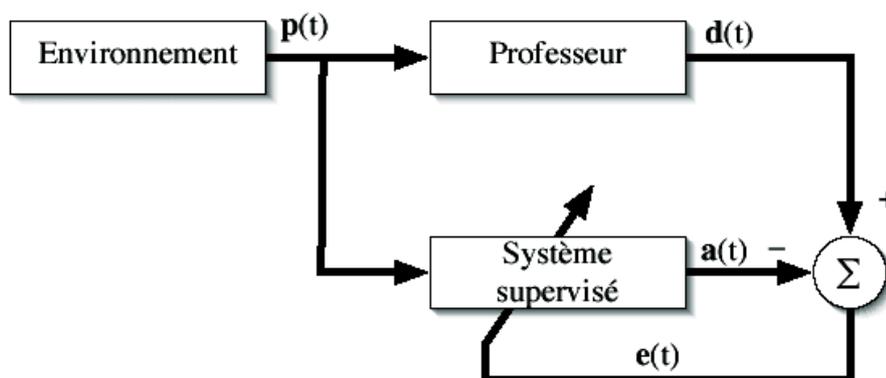


Figure II.6 : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone. [28]

II.6-2. Apprentissage non supervisé

L'apprentissage « non-supervisée » ou encore « auto-organisée » est caractérisée par l'absence complète de professeur, c'est-à-dire qu'on ne dispose ni d'un signal d'erreur, comme dans le cas supervisé, ni d'un indice de satisfaction, comme dans le cas par renforcement. Nous ne disposons donc que d'un environnement qui fournit des données en entrée, et d'un réseau qui doit apprendre sans intervention externe. En assimilant ces données à une description de son état interne, la tâche du réseau est alors de modéliser cet état le mieux possible. Pour y arriver,

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

il importe d'abord de définir une mesure de la qualité pour ce modèle, et de s'en servir par la suite pour optimiser les paramètres libres du réseau, c'est-à-dire ses poids synaptiques. A la fin de l'apprentissage, le réseau a développé une habilité à former des représentations internes des données de l'environnement permettant d'encoder les caractéristiques de ceux-ci et, par conséquent, de créer automatiquement des classes de stimuli similaires [28].

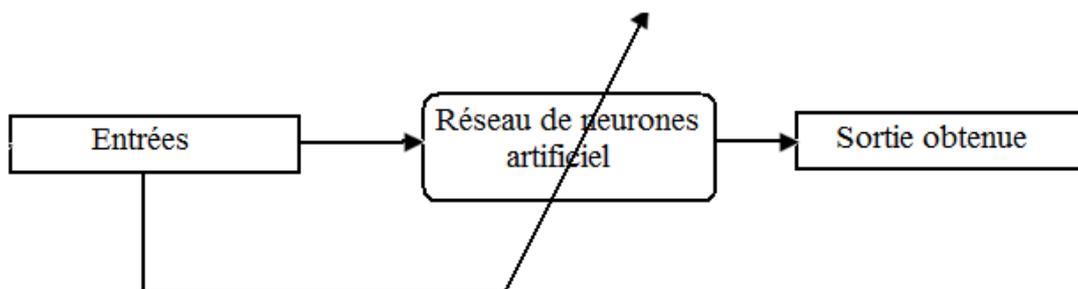


Figure II.7 : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.

II-6-3. Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement permet de contourner certaines des limitations de l'apprentissage supervisé. Il consiste en une espèce d'apprentissage supervisé, mais avec un indice de satisfaction scalaire au lieu d'un signal d'erreur vectoriel. Lorsqu'une action (décision) prise par le réseau engendre un indice de satisfaction positif, alors la tendance du réseau à prendre cette action doit être renforcée. Autrement, la tendance à prendre cette action doit être diminuée.

En pratique, l'usage de l'apprentissage par renforcement est complexe à mettre en œuvre, de sorte que nous n'aborderons aucun réseau qui l'emploie. Il importe cependant de bien comprendre la différence entre ce type d'apprentissage et l'apprentissage supervisé.

L'apprentissage supervisé dispose d'un signal d'erreur qui non seulement permet de calculer un indice de satisfaction (p.ex. l'erreur quadratique moyenne), mais permet aussi d'estimer le gradient local qui indique une direction pour l'adaptation des poids synaptiques. C'est cette information fournie par le professeur qui fait toute la différence. Dans l'apprentissage par renforcement, l'absence de signal d'erreur rend le calcul de ce gradient impossible. Pour estimer le gradient, le réseau est obligé de tenter des actions et d'observer le résultat, pour éventuellement inférer une direction de changement pour les poids synaptiques. Pour ce faire, il s'agit alors d'implanter un processus d'essais et d'erreurs tout en retardant la récompense offerte par l'indice de satisfaction. Ainsi, on introduit deux étapes distinctes : une d'exploration ou l'on essaie des directions aléatoires de changement, et une d'exploitation ou l'on prend une

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

décision. Ce processus en deux étapes peut ralentir considérablement l'apprentissage. De plus, il introduit un dilemme entre le désir d'utiliser l'information déjà apprise à propos du mérite des différentes actions, et celui d'acquérir de nouvelles connaissances sur les conséquences de ces décisions pour, éventuellement, mieux les choisir dans le futur [28].

II-7. Algorithme d'apprentissage des réseaux de neurones multicouches

Les réseaux de neurones multicouches constitués de fonctions de transfert différentiables, utilisent un algorithme de rétro-propagation du gradient ; dans lequel les poids du réseau sont ajustés de façon à minimiser une fonction de coût, en utilisant seulement les données d'entrée/sortie. En effet, l'erreur à la sortie du réseau est le résultat de fausses valeurs de plusieurs poids synaptiques. Ainsi la rétro-propagation consiste à rétro-propager l'erreur commise par un neurone à ses synapses et aux neurones qui y sont reliés. [23].

II-7-1. Algorithme d'entraînement

Considérant un réseau de neurones constitué de L couches, ayant des fonctions d'activation de type sigmoïde. Voici un résumé de la démarche à suivre pour entraîner un perceptron multicouche :

1. Initialiser le numéro du vecteur d'apprentissage : $k=1$
2. Initialiser tous les poids de connexions w_{ji}^l à de petites valeurs aléatoires.

L'indice i représente un neurone appartenant à une couche en amont et l'indice j un neurone appartenant à une couche en aval.

3. Présentation d'un vecteur d'entrée (k) aux nœuds d'entrée du réseau et le vecteur de sortie désirée $u_j^{d,l}(k)$ sur les neurones de la couche de sortie afin de calculer l'erreur commise par le réseau.

4. Calcul des sorties des neurones couches par couche de l'entrée vers la sortie.

La sortie d'un neurone j est donnée par :

Pour $l = 1 \Rightarrow L$
Pour $j = 1 \Rightarrow N^l$

$$u_j^l(k) = f\left(\sum_{i=0}^{N^{l-1}} w_{ji}^l(k) * u_i^{l-1}(k)\right) \quad (\text{II.6})$$

5. Calcul des erreurs sur les sorties des neurones, de la sortie vers l'entrée

Pour $j=1 \Rightarrow N^L$

$$\delta_j^L(k) = u_j^L(k) - u_j^{L,D}(k) \quad (\text{II.7})$$

Pour $l=L-1 \Rightarrow 1$
Pour $j=1 \Rightarrow N_l$

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

$$\delta_j^l(\mathbf{k}) = \sum_{m=1}^{N^{l+1}} \delta_m^{l+1}(\mathbf{k}) \cdot w_{mj}^{l+1}(\mathbf{k}) \cdot u_m^{l+1}(\mathbf{k}) \cdot [1 - u_m^{l+1}(\mathbf{k})] \quad (\text{II.8})$$

6. modification des poids de connexions :

Pour $l=L$ \Rightarrow 1
 Pour $j=l$ \Rightarrow N^l
 Pour $i=0$ \Rightarrow N^{l-1}

$$\Delta w_{ji}^l(\mathbf{k}) = \delta_j^l(\mathbf{k}) \cdot u_i^l(\mathbf{k}) \cdot [1 - u_i^l(\mathbf{k})] \cdot u_i^{l-1}(\mathbf{k}) \quad (\text{II.9})$$

$$w_{ji}^l(\mathbf{k} + 1) = w_{ji}^l(\mathbf{k}) - \eta \Delta w_{ji}^l(\mathbf{k}) \quad (\text{II.10})$$

η est le pas d'apprentissage ($0 \leq \eta \leq 1$)

7. calcul de l'erreur quadratique

$$E_N(\mathbf{k}) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N^L} (u_j^L(\mathbf{k}) - u_j^{d,L})^2 \quad (\text{II.11})$$

8. Si $k=K$ aller à l'étape 9 ; sinon $k=k+1$ et aller à l'étape 3

K étant le nombre d'exemples de la base d'apprentissage.

9. Calculer l'erreur totale moyenne :

$$EQM = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E_N(\mathbf{k}) \quad (\text{II.12})$$

Si $EQM \leq \varepsilon$ (avec $\varepsilon > 0$ donné) alors arrêter l'apprentissage sinon revenir en (1).

II-7-2. Algorithme de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt est très efficace pour l'entraînement des réseaux de petite et moyenne taille [29]. Il est le plus rapide et assure la meilleure convergence vers un minimum de l'erreur quadratique pour les problèmes d'approximation de fonctions où le nombre de poids du réseau est inférieur à quelques centaines [30].

La méthode de Levenberg Marquardt utilise l'approximation de la matrice Hessienne (Dérivée seconde de la fonction de coût) suivante :

$$H = J^T J \quad (\text{II.13})$$

Où : $J = \frac{\partial E}{\partial w}$ est la matrice Jacobienne.

La modification des paramètres se fait selon l'équation suivante :

$$w(\mathbf{k} + 1) = w(\mathbf{k}) - [J^T(w(\mathbf{k})) \cdot J(w(\mathbf{k})) + \lambda \cdot I]^{-1} J^T(w(\mathbf{k})) \cdot E(\mathbf{k}) \quad (\text{II.14})$$

I : Matrice identité,

λ : pas.

E : Vecteur des erreurs du réseau.

La matrice jacobienne contient les dérivées premières des erreurs du réseau par rapport à tous les poids et biais. Elle peut être calculée en utilisant la technique de la rétro propagation de l'erreur.

La matrice jacobienne est définie par :

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

$$J(\mathbf{w}(\mathbf{k})) = \begin{bmatrix} \frac{\partial E_1(1)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_1(1)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(1)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(1)}{\partial w_{N^L,p}^1} \\ \frac{\partial E_2(1)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_2(1)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_2(1)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_2(1)}{\partial w_{N^L,p}^1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial E_{N^L}(1)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_{N^L}(1)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_{N^L}(1)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_{N^L}(1)}{\partial w_{N^L,p}^1} \\ \frac{\partial E_1(2)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_1(2)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(2)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(2)}{\partial w_{N^L,p}^1} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial E_1(k)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_1(k)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(k)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(k)}{\partial w_{N^L,p}^1} \end{bmatrix} \quad (\text{II.15})$$

II.8 Propriétés de généralisation et de validation

La généralisation concerne la tâche accomplie par le réseau une fois son apprentissage est achevé. Elle peut être évaluée en testant le réseau sur des données qui n'ont pas servi à l'apprentissage. Elle est influencée essentiellement par quatre facteurs :

1. La complexité du problème (sa nature) ;
2. L'algorithme d'apprentissage (son aptitude à trouver un minimum local assez profond, sinon le minimum global) ;
3. La complexité de l'échantillon (le nombre d'exemples et la manière dont ils représentent le problème) ;
4. La complexité du réseau (nombre de poids).

Généralement, le modèle possédant un nombre de paramètres modéré réalise un bon compromis entre précision d'apprentissage et bonne généralisation.

La validation croisée consiste à extraire de la base d'apprentissage, une partie des exemples qui serviront non pas à l'apprentissage, mais à l'évaluation après apprentissage de l'erreur commise par le réseau. Ils constituent la base de vérification.

II-9 Conclusion

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu sur la similitude neurone biologique / neurone artificiel, nous avons vu aussi les différentes architectures de réseau de neurone, et les algorithmes d'apprentissage existants.

Un réseau de neurones est un ensemble de cellules interconnectées par des liens ajustables. Cette propriété lui permet de trouver une représentation interne d'un problème donné, grâce à cette représentation, le réseau est capable de reproduire la sortie appropriée pour une entrée qui lui est présentée.

Chapitre II Fondement des réseaux de neurones artificiels

Les propriétés des réseaux de neurones ont permis à ces derniers de trouver une large utilisation dans divers domaines d'application.

Chapitre III :

Utilisation des réseaux

de neurones pour la

prédiction

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

III.1 Introduction

La connaissance du rayonnement solaire global est d'une importance fondamentale pour tous les systèmes de conversion de l'énergie solaire. La valeur du rayonnement solaire n'est pas disponible pour de nombreux pays qui ne disposent pas d'équipement de mesure et de techniques intervenant. Par conséquent, il est plutôt important de développer des méthodes pour estimer le rayonnement solaire global en utilisant les paramètres météorologiques disponibles.

L'objectif de notre travail consiste à développer un modèle neuronal de prévision de l'évolution de l'irradiation solaire en fonction de quelques paramètres météorologique pour la région de Bejaïa (ces coordonnées géographiques sont : Latitude $36^{\circ}45'21''$ Nord et Longitude $55^{\circ}05'03''$ Est).

III.2 Collecte d'une base de données

Les données utilisées dans notre étude sont les paramètres météorologiques (température ambiante, humidité relative et pression atmosphérique).

On a pu télécharger ces données à partir du site de la NASA (la National Aeronautics and Space Administration), pour une période de trois ans 1999 à 2001

L'irradiation solaire extraterrestre a été calculée dans le chapitre I. Nous avons pu construire une base de données composées de 1010 exemples.

III.3 Evolutions des données météorologiques

Les figures III.1, III.3, III.4 et III.5 représentent les évolutions des moyennes mensuelles de l'irradiation et des paramètres météorologiques (température ambiante, humidité relative, pression atmosphérique et l'insolation) durant l'année 1999.

III.3.1 L'irradiation globale

La figure (III. 1) montre que la moyenne mensuelle de l'irradiation globale varie de $1.93 \text{ kWh/m}^2/\text{j}$ pendant le mois décembre à $7,55 \text{ kWh/m}^2/\text{j}$ environ pendant le mois juillet. L'énergie solaire est donc disponible à Bejaïa durant toute l'année, mais avec des quantités qui dépendent essentiellement de la saison. La moyenne annuelle du rayonnement global durant l'année 1999 est $4.7 \text{ kWh/m}^2/\text{j}$.

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

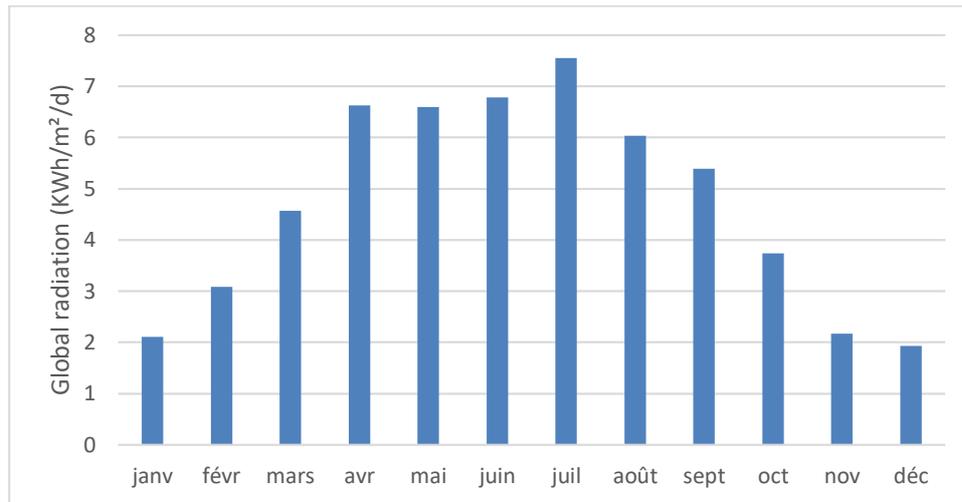


Figure (III.1) : L'irradiation (kWh/m²/j) durant l'année 1999 à Béjaïa.

L'évolution de l'irradiation solaire globale reçue sur une surface horizontale au cours de la période 1999-2000 est présentée sur la figure III.2.

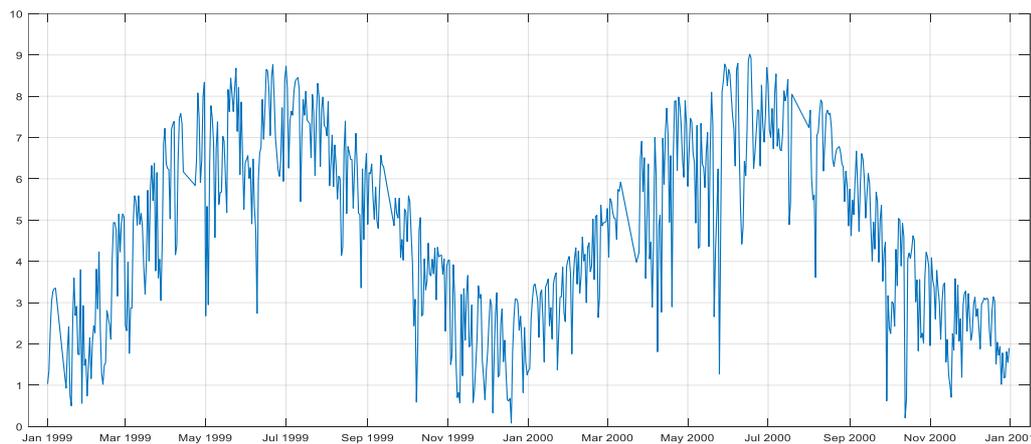


Figure (III.2) : L'évolution de l'irradiation solaire globale durant :1999-2000.

III.3.2 L'insolation

L'insolation varie également dans le même sens que l'irradiation globale (figure III.2). Elle est plus élevée en saison sèche que pendant les autres saisons. En été, le ciel est relativement clair et pendant les autres saisons (automne, hiver et printemps), le ciel devient plus couvert.

III.3.3 La pression

La valeur maximale de la pression apparaît en décembre, alors que la valeur minimale est en mars. Sa moyenne annuelle durant l'année 1999 est 96.31KPa.

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

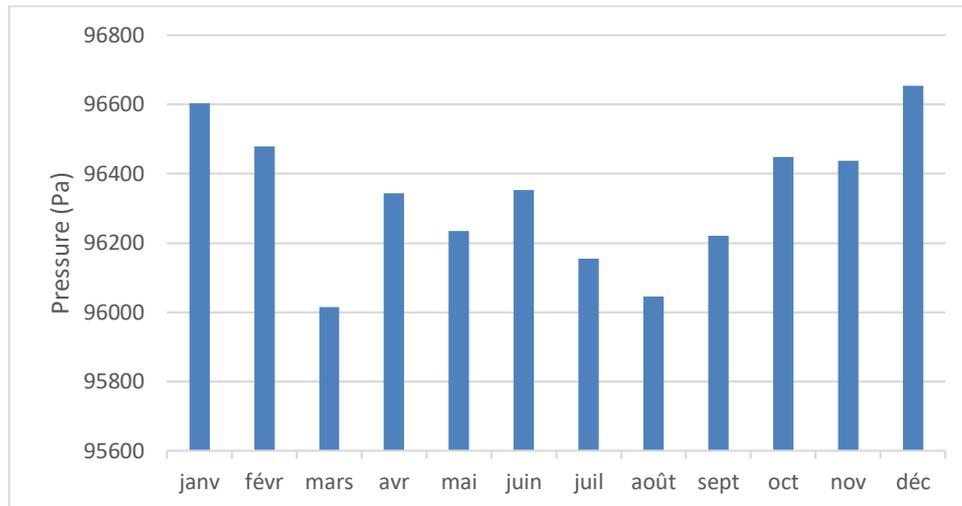


Figure (III.3) :La pression atmosphérique(hPa) durant l'année 1999 à béjaia.

III.3.4 La température

En 1999, la valeur maximale des moyennes mensuelles de température apparaît en Août (29.14°C), pendant que la valeur minimale est en mois de février (7.39 °C).La moyenne annuelle de la température durant l'année 1999 est 17,60°C.

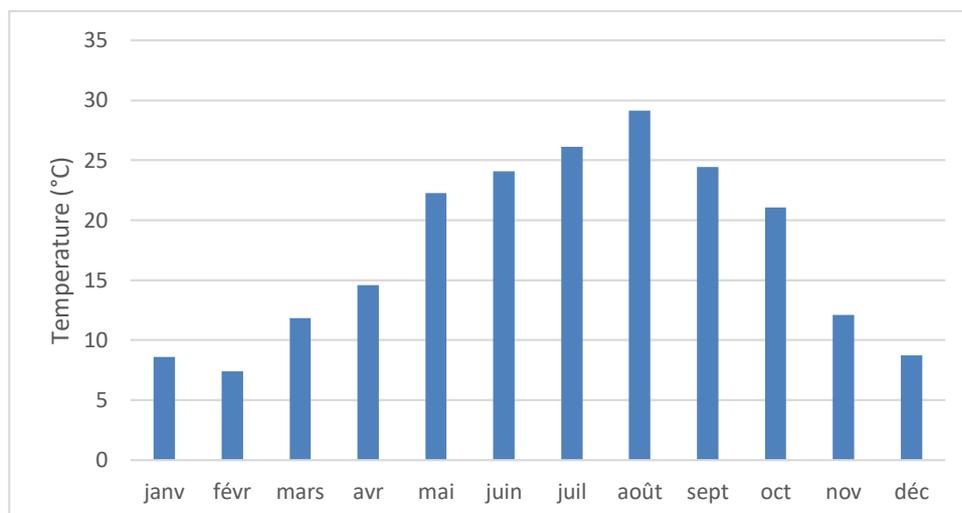


Figure (III.4):Moyennes mensuelles de la température ambiante(°C) durant l'année 1999 à béjaia.

III.3.5 L'humidité relative RH (%)

Puisque la ville de Bejaia s'allonge sur la méditerranée, elle est très humide. La moyenne mensuelle la plus faible dépasse 40 %. Sa moyenne annuelle durant l'année 1999est 57.37 %. Nous remarquons que l'allure de l'évolution de l'humidité est l'inverse de celle de la température. Ceci est encore plus visible avec les pics des variations journalières sur la figure (III.5) .

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

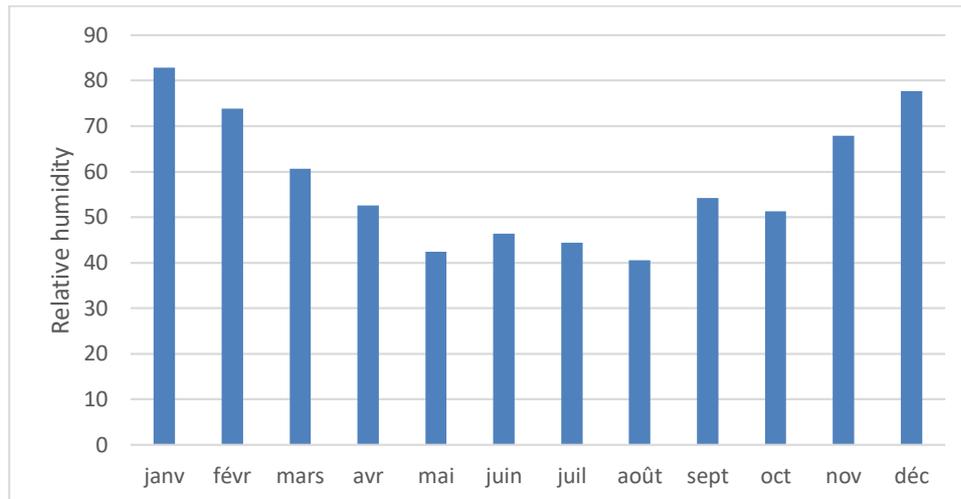


Figure (III.5) : L'humidité relative(%) durant l'année 1999 à Béjaia.

III.4 Modèle de l'irradiation solaire globale

Plusieurs modèles empiriques ont été développés par des scientifiques pour calculer le rayonnement solaire global en utilisant divers paramètres. Angstrom [31] a développé le premier modèle qui a été modifié par Prescott [32] en 1940 en utilisant uniquement la durée relative d'ensoleillement et le rayonnement extraterrestre.

D'autres modèles empiriques ont été développés pour calculer le rayonnement solaire en utilisant la durée d'ensoleillement, le rayonnement extraterrestre, des paramètres géographiques, et aussi des paramètres météorologiques tels que : modèle de Bristow-Campbell [33], Hargreaves et Al [34] qui ont suggéré des relations en fonction du rayonnement extraterrestre et la différence entre les températures maximales et minimales et le modèle de Maghrabi [35] qui fait intervenir cinq paramètres dont la vapeur d'eau perceptible calculée à partir de la température de rosée.

Récemment, des modèles de prédiction basés sur des techniques d'intelligence artificielle telles que les réseaux de neurones (NN) ont été proposés dans la littérature. Bocco et al. [36] ont proposé un modèle à l'aide de réseaux de neurones, pour estimer le rayonnement solaire à Córdoba (Argentine).

III.4.1 Les modèles linéaires

L'analyse de la régression linéaire multiple des paramètres (S/S_0 , T, P, RH) utilisés dans les différentes combinaisons, a donné plusieurs relations pour estimer l'irradiation solaire globale. Celles-ci ont été traitées et analysées en utilisant un programme Matlab pour obtenir les

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

corrélations et les coefficients de régressions par la méthode des moindres carrés. Les relations ayant le coefficient de corrélation le plus élevé ont été sélectionnés.

Nous avons divisé la base de données en deux intervalles :

Le premier intervalle contient les données du 01/01/1999 au 31/12/2000 utilisé pour développer des modèles linéaires.

Le deuxième intervalle contient les données du 01/01/2001 au 31/12/2001, afin d'évaluer les performances des modèles obtenus.

III.4.1.1 Les critères de performance

Une simple analyse visuelle des résultats d'une simulation n'est pas une évaluation objective du modèle. En effet, l'œil humain n'est pas capable de voir toutes les différences qui peuvent exister entre deux courbes d'allure générale similaire. Ainsi nous avons besoin de nous doter de critères objectifs pour comparer les simulations aux observations.

Plusieurs critères objectifs mathématiques existent pour quantifier les écarts entre les observations et la simulation.

➤ Root Mean Square Error (RMSE)

La mesure de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) est un critère souvent utilisé pour mesurer l'écart entre l'observation la simulation en donnant notamment une idée de la dispersion entre les deux. Plus elle sera faible et plus l'écart entre les observations et la simulation sera faible [37].

$$\text{RMSE} = \left(\frac{\sum_{i=1}^N (H_{i,m} - H_{i,c})^2}{N} \right)^{1/2} \quad (\text{III. 1})$$

Tel que : $H_{i,m}$ est l'irradiation mesuré au jour i ;

$H_{i,c}$ est l'irradiation globale calculé au jour i ;

N : nombre de points de mesure.

III.4.1.2 Résultats de simulations

Dans le cas d'une seule variable, le coefficient de corrélation le plus élevé a été obtenu pour la relation contenant S/S_0 , on obtient le modèle 1 :

$$\frac{H}{H_0} = 0,32361 + 0,99919 \frac{S}{S_0} \quad (\text{III. 4})$$

$$R = 0,8116; \text{RMSE} = 2,9809$$

L'insolation hors atmosphère S_0 est calculée par la relation (III.5).

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

$$S_0 = \frac{2 \times \omega_s}{15} \quad (\text{III. 5})$$

Le coefficient de corrélation R est calculé par l'équation (III.6) [38].

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (H_{i,m} - \overline{H_m})(H_{i,c} - \overline{H_c})}{\{[\sum_{i=1}^N (H_{i,m} - \overline{H_m})^2] [(H_{i,c} - \overline{H_c})^2]\}} \quad (\text{III. 6})$$

$H_{i,m}$ est l'irradiation mesurée au jour i ;

$H_{i,c}$ est l'irradiation globale calculé au jour i ;

N : nombre de points de mesure.

Pour les relations avec deux variables le coefficient de corrélation le plus élevé a été obtenu pour la relation contenant S/S₀,RH ,on obtient le modèle 2 :

$$\frac{H}{H_0} = 0,6327 + 0,999 - 0,004152RH \quad (\text{III. 7})$$

$$R = 0,8589 ; \text{RMSE} = 2,9768$$

Pour les relations avec trois variables le coefficient de corrélation le plus élevé a été obtenu pour la relation contenant S/S₀,RH et T, on obtient le modèle 3 :

$$\frac{H}{H_0} = 0,1866 + 0,999 \frac{S}{S_0} + 0,1866T - 0,00002753RH \quad (\text{III. 8})$$

$$R = 0,8942 ; \text{RMSE} = 2,9800$$

Le quatrième modèle linéaire, contient quatre variables (S/S₀, T, RH, P)

$$\frac{H}{H_0} = -8,3605 + 0,9989 \frac{S}{S_0} + 0,01326 T - 0,0009409 RH + 0,00008966P \quad (\text{III. 9})$$

$$R = 0,9042 ; \text{RMSE} = 2,9805$$

Ce dernier modèle à quatre paramètres a été retenu. Nous allons comparer ses performances à un modèle de prédiction en utilisant les réseaux de neurone.

III.4.2 Modèle non-linéaire

III.4.2.1 Mise en œuvre de réseau de neurone MLP

➤ Séparation des bases de données

Après avoir construit la base de données, il est nécessaire de procéder à la phase de séparation en trois ensembles. On construit un ensemble pour effectuer l'apprentissage, l'autre pour la validation qui permet de contrôler la phase d'apprentissage, et un autre pour tester le

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

réseau obtenu et déterminer ses performances.

Dans notre application, la base d'apprentissage se compose de tous les mois des deux premières années (01/01/1999 jusqu'à 31/12/2000), et pour la base de test on a pris une année complète (2001).

➤ Choix de l'architecture du réseau

Nous allons suivre les étapes suivantes, pour concevoir le réseau de neurones artificiels MLP :

1- Fixer le nombre de couches cachées, l'architecture utilisée est comme suit : une couche d'entrée, une couche cachée, et une couche de sortie.

2- Le nombre de neurones par couches :

- La couche d'entrée : le nombre de variables utilisées en entrée.
- La couche de sortie : le nombre de sorties à approximer (l'irradiation solaire).
- La couche cachée : pour définir le nombre de neurones dans cette couche cachée, nous partons d'une architecture à un neurone dans la couche cachée, et on augmente constamment ce nombre jusqu'à 10, puis on retient l'architecture qui donne le minimum de l'erreur sur la base de test, et ce afin d'éviter le problème de sur-apprentissage.

3- Déterminer la fonction d'activation : nous considérons la fonction sigmoïde pour la couche cachée et la couche de sortie est une fonction linéaire, la fonction sigmoïde est donnée dans le chapitre II.

➤ Phase d'apprentissage

La phase d'apprentissage consiste à calculer les pondérations optimales des différentes liaisons, en utilisant la base d'apprentissage. Les poids sont initialisés aléatoirement avant l'apprentissage, puis modifiés itérativement. L'ensemble des données d'apprentissage est donc présenté plusieurs fois au réseau avec différentes valeurs d'initialisations des poids synaptiques.

Le choix de l'apprentissage : Nous avons choisi l'apprentissage supervisé, mettant en jeu l'algorithme de Levenberg-Marquardt pour déterminer les paramètres d'apprentissage et l'ajustement des poids synaptiques à chaque itération.

➤ Phase de test

Une fois l'apprentissage du réseau est terminé, il faut procéder à des tests pour estimer sa qualité de généralisation, et ce en lui présentant une base de données test.

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

III.4.2.2 Résultats de simulation

Pour l'apprentissage de réseau MLP nous avons choisi l'architecture à une seule couche cachée, puis nous avons variés le nombre de neurones afin de trouver le nombre de neurones optimal dans cette couche.

La fonction de transfert de la couche cachée est la fonction « Log-sigmoïde » et la couche de sortie est une fonction linéaire « purelin ».

On remarque d'après le calcul des valeurs du RMSE pour chaque réseau, qu'à partir de 7 neurones avec un RMSE=0.009227, le phénomène de sur apprentissage commence à apparaître. L'ajout successif de neurones dans la couche cachée, améliore l'erreur commise sur la base d'entraînement, mais détériore celle de la base de test.

La figure (III.6) représente le modèle neuronal utilisé pour la prédiction de l'irradiation solaire globale reçue sur un plan horizontal.

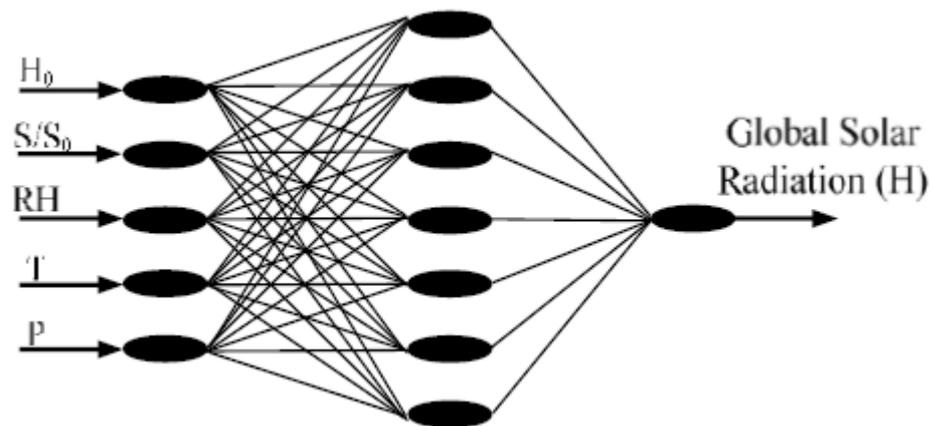


Figure (III.6) : Réseau de neurone retenu.

La figure III.7 représente la comparaison entre l'irradiation globale mesurée et celle calculée par le modèle neuronal.

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

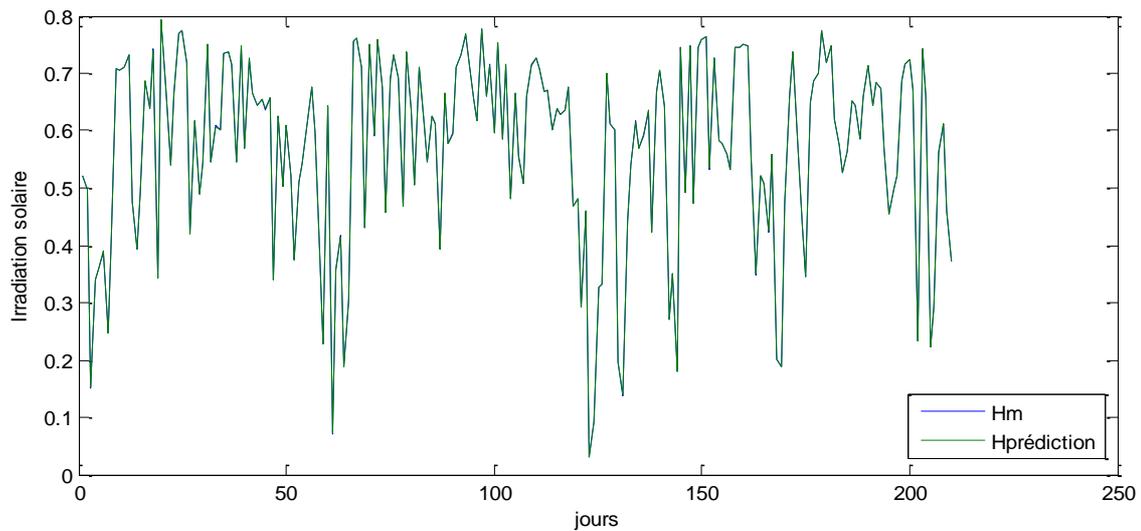


Figure (III.7) : Comparaison d'irradiations mesurée et celle estimée par le modèle à base de réseau de neurone.

À la première vue sur la Figure (III.7) on constate que le modèle neuronal donne des résultats similaires à ceux obtenus avec le modèle linéaire qui tient en compte des paramètres météorologiques d'entrées : la température, l'humidité relative, la pression et l'insolation.

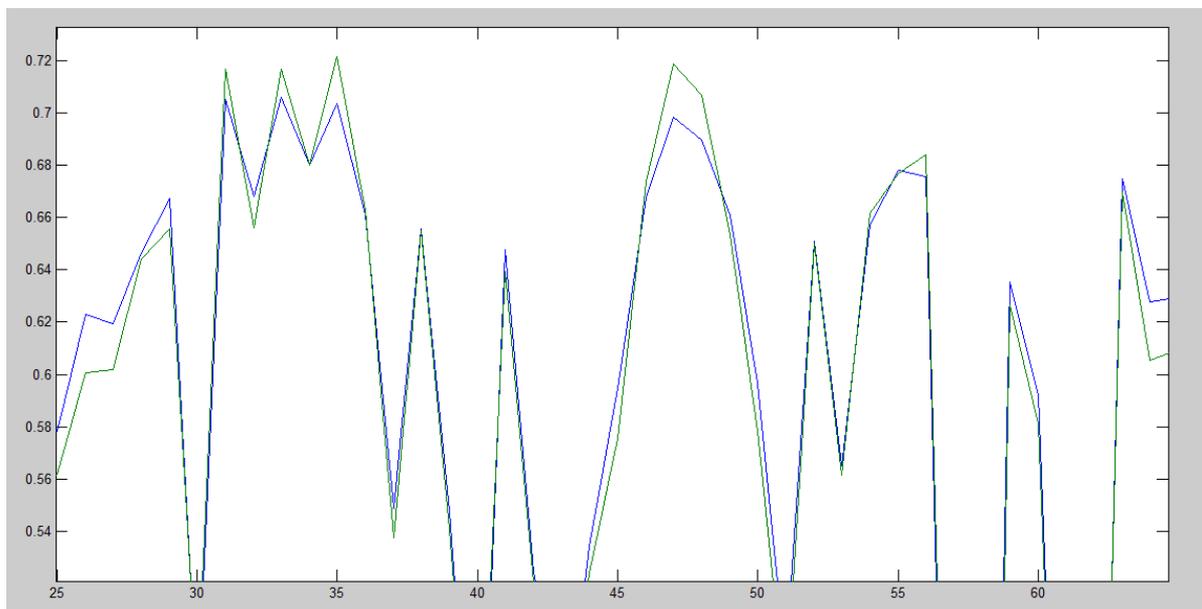


Figure (III.8) : Vue avec zoom d'une partie de la Figure (III.7)

En réalité, en appliquant un agrandissement d'une partie de la figure (III.7) on constate quelques différences entre les résultats obtenus avec le système neuronal et les résultats attendus, comme nous le montre la figure (III.8) ci-dessus. Cependant ces différences de valeurs peuvent être considérées comme étant négligeables vu leurs valeurs qui tendent vers le nul.

Chapitre III Utilisation des réseaux de neurones pour la prédiction

III.5-Conclusion

Après avoir confronté les valeurs mesurées et celles estimées par les modèles linéaires, proposés nous avons constaté que le modèle qui tient compte de quatre paramètres météorologiques (humidité relative, température ambiante, durée d'insolation et pression atmosphérique), conduit à des résultats satisfaisante.

Cependant le modèle non linéaire basé sur le réseau de neurones à donner le meilleur résultat, avec des erreurs minimales et coefficient de corrélation le plus élevé.

Conclusion générale :

L'exploitation de l'énergie solaire peut combler mondialement tout besoin humaine en termes d'énergie, pour bien pouvoir arriver à récolter ce fruit tant rentable, il faudra d'abord passer par quelque étude et connaissances, notamment connaître l'irradiation solaire qui sont reçu par le site que l'on envisage d'exploiter si l'outil fondamental de mesure qui est la station météorologique est inexistante.

Notre travail consiste d'étudier les paramètres météorologiques et la technologie photovoltaïque afin de développer un réseau de neurone artificiel pouvant, justement, nous prédire en sortie le rayonnement solaire globale sur n'importe quel site sur terre à partir d'une base de données en entrée constituante des paramètres plus tôt simples à calculer comme la durée du jour, l'isolation, la température, la pression... etc., dans notre étude nous avons pris des paramètres météorologiques pour la région de Bejaïa.

Dix réseaux de neurones on était mis au point, avec une seule couche cachée et différents nombre de neurones dans leurs couches caché. Ces réseaux on était confronter à des testes, notamment à un apprentissage par une base de 400 données constituantes des entrées et la sortie souhaiter. Ils se sont entrainer et nous donnent en sortie des valeurs de prédiction plus au moins proche des valeurs attendues, ils sont donc ensuit passés à la phase de test pour leurs injecté une base de 610 données en entrée entièrement inconnu à leurs environnement, ils auront pour but de prédire l'irradiation solaire globale à partir de la simple entrée qu'on leur à fourni. Un tri de ces réseaux à était fait par le calcul des racines de l'erreur quadratique moyenne de chacun d'entre eux, les résultats obtenus indiquent que le huitième réseau neuronale avec huit neurone dans sa couche cachée ressort le plus performant, son erreur quadratique lors de l'apprentissage et le test est inférieur au neuf autre restantes.

Le résultat de notre étude démontre la capacité des réseaux de neurones artificiels à prédire les rayonnements solaire globale de façon très précise à partir d'une base de données totalement inconnue au réseau.

Nous envisageons d'atteindre de nouvelles perspectives complémentaire à notre étude notamment étendre cette étude à la prédiction d'autres paramètres variables ou encore établir des études a des échelles spatiale, il pourrait être envisageable de développer d'autres types de réseaux de neurones pour la prédiction avec des méthodes hybrides et des algorithmes génétiques.

Références

- [1] **B. Flèche, D. Delagnes**, «Production d'énergie électrique: énergie solaire photovoltaïque», STI ELT, juin 2007
- [2] **Yingni Jiang**, « Computation of monthly mean daily global solar radiation in China using artificial neural networks and comparison with other empirical models », Energy, 2009.
- [3] **N.Benamrouche, L.Hassaine** « Étude d'un système photovoltaïque connecté au réseau » Université M.M Tizi-Ouzou, 2008.
- [4] **M. Belhadj** « Modélisation d'un Système de captage photovoltaïque Autonome » Mémoire de Magister option : Microélectronique –Photovoltaïque, Centre Universitaire de Béchar, 2007-2008.
- [5] **Bouziane Khadidja** « Thèse magister étude d'une installation photovoltaïque de production d'hydrogène par électrolyse de l'eau ». Université Ouargla, 2011.
- [6] **Lulin** « Investigation on Characteristics and application of hybrid solar/wind power generation systems » Ph.D. The Hong Kong Polytechnic University, 2004.
- [7] **C.P.de Brichaumbaut & C. Vauge**, « Le gisement solaire », Lavoisier, Tech. & Doc, Paris, 1982.
- [8] **BOUGUETAIA Nadia** « Contribution à l'Etude et a la Simulation d'un Concentrateur Cylindro-Parabolique » Diplôme de Magister en Physique, UNIVERSITE CONSTANTINE 1 ,2013.
- [9] **M. Chegaar, A Lamir, A Chibani** «Estimation global solar radiation using sunshine hours » 4ème séminaire international Physique Énergétique, Bechar, 2000.
- [10] **J. Bernard** «Energie solaire : Calculs et optimisation» Edition ellipses, 2004.
- [11] **F.Ghaleb, K.Bendjbar, S.Houari** « Lumière et cellule solaire. » USTOran.2015
- [12] **O. Nichiporuk** « Simulation, fabrication et analyse de cellules photovoltaïques à contacts arrières interdigités », thèse de doctorat, institut national des sciences appliquées de Lyon, 2005.
- [13] **Boudehouche M. Djalal. Ounnoughi Mokhtar.** « Gestion d'un system photovoltaïque avec stockage » université Bejaia-2016.
- [14] **ATEK Mourad.** « Effets de taux d'ombrage sur les performances des cellules solaires à base CIGS » Université Ferhat Abbas de Sétif 2013.
- [15]**Alexander Vauthelir.** « Fabrication et caractéristique des cellules photovoltaïques multi-jonctions à base de matériaux autonomes. Pour application sans fortes concentration». HAL archives-ouvert.fr- juin 2019.

- [16] **Jimmy Loriot Micheal**. « Projet d'installation d'une centrale solaire photovoltaïque d'une puissance 5MW pour desservir la région Atsirna de Madagascar». Ecole supérieure polytechnique université Antananarivo-2017.
- [17] **Ammar A. T. Alkhalidi**, «Design of an Off-Grid Solar PV System for a Rural Shelter» https://www.researchgate.net/figure/The-Relationship-among-cell-module-and-array_fig3_322738988/ consulté le (12 août 2022)
- [18] **M. Angel Cid Pastor**, « Conception et réalisation de modules photovoltaïques électroniques », Thèse doctorat, l'Institut National des Sciences Appliquées de Toulouse, 2006.
- [19] **K. BENZAOU, A.DELALDJA**, « Etude comparative des commandes MPPT pour une chaine de conversion photovoltaïque», Université Mohamed Boudiaf - M'Sila, 2019.
- [20] **Youcef Djeriri**, Les Réseaux de Neurones Artificiels,cours,University of Sidi-Bel-Abbes,2017
- [21] **R. Tahar** « Application de l'intelligence artificielle au problème de la stabilité transitoire des réseaux électriques», thèse magister.
- [22] **C. Touzet**, «Le réseaux de neurones artificielles. Introduction et connexionisme » livre PDF, 1992.
- [23] **TRAHI Fatiha**, « Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels. Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA.» Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, 2011.
- [24] **El Mahdi BRAKNI**, « réseaux de neurones artificiels appliqués à la méthode électromagnétique transitoire infinitem, mémoire,2011, l'université du québec à CHICOUTIMI.
- [25] **O. NERRAND, P. ROUSSEL-RAGOT, L. PERSONNAZ & G. DREYFUS** « Neural Networks and Non-linear Adaptive Filtering: Unifying Concepts and New Algorithms. » Neural Computation, Vol. 5, pp 165-199, 1993.
- [26] **MERZOUKA NOURESSADAT**, « Etude des performances des réseaux de neurones dynamiques à représenter des systèmes réels : une approche dans l'espace d'état »,mémoire magister, UNIVERSITE DE SETIF 1,2009.
- [27] **L. MELAKHESSOU**, « Contrôle et identification des systèmes non linéaires par les techniques neuronales », Mémoire de magister, université el-hadj lakhdar, Algérie,2005.
- [28] **M. Parrizeau**, « Réseaux de neurones », presse de l'université de Laval, Automne 2004.
- [29] **M. T. Hagan**, H. B. Demuth, D.J. Orlando, « An introduction to the use of neural networks in control systems».

- [30] **M.T. Hagan**, H.B. Demuth, M. Beale, « Neural Network Toolbox™ 6, User's Guide», Copyright, The MathWorks, Inc, 1992–2009.
- [31] **A. Angstrom**, « Solar and terrestrial radiation », Quart J Roy Meteor.Soc, 1924, pp.121–126.
- [32] **JA. Prescott**, « Evaporation from a water surface in relation to solar radiation », Trans Roy Soc Austr, Vol. 64, 1940, pp.114–118.
- [33] **K .Bristow & G .Campbell**, « On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature », Agric Forest Meteorol, Vol. 31,1984; pp. 159–166.
- [34] **GL. Hargreaves, GH .Hargreaves & P .Riley**, « Irrigation water requirement for the Senegal River Basin », J Irrigat Drain Eng ASCE111, 1985, pp.111-124.
- [35] **A.H. Maghrabi**, « Parameterization of a simple model to estimate monthly global solar radiation based on meteorological variables, and evaluation of existing solar radiation models for Tabouk, Saudi Arabia », Energy Conversion and Management,Vol. 50, 2009, pp. 2754–2760.
- [36]**M. Bocco, G. Ovando, and S. Sayago**, “ Development and evaluation of neural network models to estimate daily solar radiation at Córdoba, Argentina. Pesquisa Agropecuaria Brasileira 41(2):179-184, 2006.
- [37] **J.A.Duffie & W.A.Beckman**, « Solar engineering of thermal processes », 2nd edition, john wiley & sons, Inc, N
- [38] **A.A. El-Sebaia & A.A. Trabea**, « Estimation of horizontal diffuse solar radiation in Egypt », Energy Conversion and Management, Vol. 44, 2003, pp. 2471–2482.