

People's Democratic Republic of Algeria
Ministry of Higher Education and Scientific Research
Mohamed Boudiaf University of M'sila
Faculty of Technology

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي
جامعة المسيلة
كلية التكنولوجيا



Département de Génie Mécanique

MEMOIRE DE FIN D'ETUDE

En vue de l'obtention du diplôme de :

MASTER

En Génie Mécanique

Option : **Energétique**

Présenté par : **SERRAI WALID & SAIDI MED OUASSIM**

Thème

**ANALYSE ET ESTIMATION DE L'IRRADIATION SOLAIRE PAR
LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELLES SOUS
L'ENVIRONNEMENT MATLAB**

Devant le jury composé de :

NOM et Prénom	Grade	Qualité
BERKACHE Ammar	MCB	Président
BAKRI Badis	MCB	Encadreur
BENGUESMIA Hani	MCA	Examineur

Année Universitaire : 2021 / 2022

N° d'ordre : GM/...../2022

DÉDICACES

DÉDICACE

JE TIENS C'EST AVEC GRANDE PLAISIR QUE JE DÉDIE CE
MODESTE TRAVAIL:

À L'ÊTRE LE PLUS CHER DE MA VIE, MA MÈRE. À CELUI QUI
M'A FAIT DE MOI UN HOMME, MON PÈRE.

À MES CHERS FRÈRES ET SŒURS.

À TOUS MES AMIS DE PROMOTION DE 2ÈME ANNÉE MASTER
GÉNIE MECANIQUE

TOUTE PERSONNE QUI OCCUPE UNE PLACE DANS MON CŒUR.

À TOUS LES MEMBRES DE MA FAMILLE ET TOUTE PERSONNE
QUI PORTE LE NOM SERRAI ET SAIDI, JE DÉDIE CE TRAVAIL À
TOUS CEUX QUI ONT PARTICIPÉ À MA RÉUSS

Remerciements

Avant tout, nous remercions Dieu le Tout-puissant de nous avoir donné le souffle de vie, le courage, la volonté, la patience et la santé durant toutes ces années d'études et c'est grâce à lui que ce travail a pu être réalisé.

Nos vifs et sincères remerciements à notre encadreur **Dr. Badis BAKRI** vous nous avez bien guidé dans ce travail de recherche, nous donnant inlassablement beaucoup de votre temps, votre enthousiasme à partager vos connaissances tout comme votre sens chaleureux du contact nous aura beaucoup marqué. Soyez assuré de notre plus sincère gratitude et de notre profond respect.

Aux membres du jury, vous nous faites un grand honneur en acceptant de juger ce modeste travail, nous vous en remercions et vous témoignons notre profonde et respectueuse gratitude.

A tous les professeurs qui ont participé dans notre cursus et surtout à l'ensemble des enseignants de notre spécialité pour la qualité des cours qu'ils nous ont prodigués, et qui nous ont servi pour accomplir ce travail, nous vous remercions et vous témoignons nos sentiments les plus dévoués.

الخلاصة:

تعتبر المعرفة بالإشعاع الشمسي أمرًا ضروريًا لحساب أداء الأنظمة المختلفة المتعلقة بالطاقة الشمسية ، مثل تغيير حجم أنظمة الطاقة المتجددة وأدائها ، وقد كان الدافع وراء هذا العمل هو عدم التنبؤ بالإشعاع الشمسي العالمي في عدد قليل من المواقع ، ولا سيما في منطقة المسيلة . الهدف من هذا العمل هو تطوير نموذج تنبؤ من بيانات أرصاد جوية حقيقية تعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية. جعلت النتائج التي تم الحصول عليها من الممكن اختيار هذه التقنية لمزاياها التي تتكيف مع المشكلة المطروحة. كانت النتائج ميمونة وواعدة.

الكلمات المفتاحية: الإشعاع الشمسي ، الطاقات المتجددة ، الشبكات العصبية الاصطناعية ، التنبؤ.

Résumé :

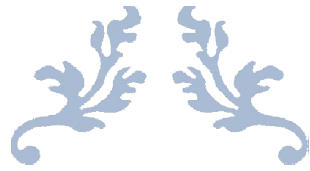
La connaissance du L'irradiation solaire est essentielle au calcul de diverses performances des systèmes liés au solaire, telles que le dimensionnement et la performance des systèmes d'énergies renouvelables, Ce travail a été incité par le manque de prédiction de l'irradiation solaire globale dans quelques emplacements, notamment dans la région de M'sila.

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. Les résultats obtenus ont permis d'opter pour cette technique pour ses avantages adaptés au problème posé.

Les résultats sont auspiceux et prometteurs.

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

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



SOMMAIRE



Sommaire

Sommaire	i
Nomenclature	v
Liste des figures et tableaux	vii
Introduction générale	2
CHAPITRE I : ENERGIE SOLAIRE	
I.1 Introduction	5
I.2 Rayonnement solaire	5
I.2.1 Rayonnement extra-terrestre	5
I.2.2 Rayonnement solaire en atmosphère terrestre	5
I.2.2.1 Rayonnement direct	6
I.2.2.2 Rayonnement diffus	6
I.2.2.3 Albédo	7
I.3 Indice de clarté	7
I.4 Irradiation solaire	7
I.5 Durée d'insolation	7
I.6 Coordonnées géographiques terrestres	8
I.6.1 Altitude (φ)	8
I.6.2 Longitude (L)	8
I.6.3 Altitude	8
I.7 Position du soleil	8
I.7.1 Coordonnées horaires	8
I.7.1.1 Déclinaison du soleil (δ, d)	9
I.7.1.2 Angle horaire du soleil (w, Ah, h)	9
I.8 Energie solaire thermique	10
I.9 La production directe de chaleur pour l'habitat	11
I.9.1 Les capteurs solaires plans	11
I.9.2 Le chauffe-eau solaire	12
I.9.3 Le chauffage solaire des maisons	12
I.10 Les centrales solaires	13
I.10.1 Les centrales à tour	14
I.10.2 Les centrales à gouttières cylindro-paraboliques	14
I.10.3 Les systèmes à collecteurs paraboliques	14
I.11 Energie solaire photovoltaïque	14
I.11.1 Effet photovoltaïque	14

I.11.2 Système photovoltaïque	15
I.12 La conversion photovoltaïque	15
I.13 Lacellule photovoltaïque	16
I.14 Association de cellules	16
I.15 L'énergie solaire en Algérie	17
I.16 Potentiel solaire	19
I.17 Bilan des réalisations	19
I.18 Conclusion	22

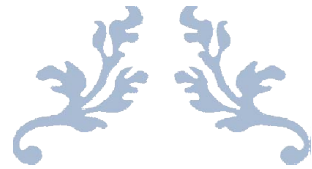
CHAPITRE II : RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS "RNA"

II.1 Introduction	25
II.2 Historique	25
II.3 Neurone formel (Artificiel)	26
II.4 Structure d'un neurone artificiel	27
II.5. Réseaux de neurones	28
II.5.1. Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA)	28
II.5.1.1. L'application au traitement du signal	28
II.5.1.2. Fonctionnement	29
II.5.2. Modélisation générale	30
II.6. Architecture du réseau de neurone	31
II.6.1. Réseau de neurones monocouches	32
II.6.2. Réseaux de neurones multicouches	33
II.7. Connexions du réseau de neurones	33
II.8. Réseaux propagation vers l'avant "Feed-Forward"	34
II.8.1. La Couche d'entrée	34
II.8.2. La couche de sortie	35
II.8.2.1. Les Couches cachées	35
II.8.2.2. Nombre de couches cachées	35
II.9. Nombre de neurones dans les couches cachées	35
II.10. Propriétés des réseaux de neurones	36
II.10.1. Apprentissage simple du perceptron (méthode du gradient et algorithme de Widrow-Hoff)	37
II.10.2 Apprentissage du perceptron multicouche	38
II.10.2.1. Rétro-propagation	38
II.10.2.2. Résumé de l'algorithme de rétro-propagation	39
II.10.3. Algorithme d'apprentissage	39
II.11. Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones artificiels	40

II.11.1. Avantages	40
II.11.2. Inconvénients	40
II.12. Conclusion	40

CHAPITRE III : RESULTAS ET SIMILATION

III.1. Introduction	43
III.2. Problématique et objectif	43
III.3. Prédiction de l'irradiation solaire en utilisant les réseaux de neurones artificiels(RNA)	44
III.4 Conception du réseau de neurones	44
III.5 Détermination des entrées/sorties du réseau de neurone	45
III.5.1 Nombre de couches cachées	45
III.5.2 Nombre de neurones	45
III.5.3 Apprentissage	46
III.5.4 Validation et Tests	46
III.6 Implémentation et simulation	46
III.6.1 Création des données	47
III.6.2 Création du réseau	48
III.6.3 Mise en œuvre du réseau	49
III.6.4 Méthodes d'apprentissage	49
III.6.5 Application du RNA	50
III.6.5.1 Modèle de réseau de neurone	50
III.6.5.2 Résultat du nombre des neurones cachés et des couches cachées	50
III.6.5.3 Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool	51
III.6.5.4 Performance du réseau	53
III.7. Résultats	55
III.8. Conclusion	55
Conclusion generale	58
References bibliographiques	60



NOMENCLATURE



Nomenclature

1. Symboles

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 ($Mj. m^{-2}. jour^{-1}$ ou $Wh. m^{-2}. Wh. jour^{-1}$).

G_{sc} : Constante solaire ($MJ.m^{-2}.mn^{-1}$).

K_T : Indice de clarté.

G : Irradiation solaire reçue sur un plan horizontal ($Wh. m^{-2}. jour^{-1}$).

w_0 : Angle horaire au coucher du soleil ($^{\circ}$).

S_0 : Durée du jour (h).

S : Durée d'insolation (h).

φ : Latitude ($^{\circ}$).

L : Longitude ($^{\circ}$).

δ : Déclinaison ($^{\circ}$).

w : Angle horaire ($^{\circ}$).

N_{poid} : Nombre total de poids du réseau.

N_{cc} : Nombre de neurone dans la couche cachée.

N_{CE} : Nombre de nœuds (variables) d'entrée.

N_{CS} : Nombre de neurone dans la couche de sortie.

W : Poids de la connexion de i -ème entrée.

F : fonction d'activation.

IW : Matrice des poids reliant la couche cachée et les nœuds d'entrées.

LW : Matrice des poids reliant la couche de sortie et la couche cachée.

n: C'est le numéro de l'itération.

X : Vecteur des paramètres d'entrées.

b1 : Vecteur des seuils de la couche cachée.

b2 : Vecteur des seuils de la couche de sortie.

2. Abréviation

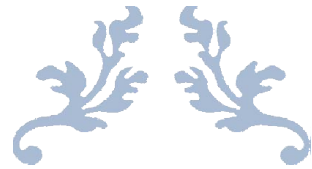
TSV : Temps solaire vrai (h).

TU: Temps Universal (h).

NMSE:normalized mean square error.

RBF : radial basic fonctions.

MLP : Multi layer perceptron (Perceptron multi couche).



LISTE DES FIGURES & TABLEAUX



Liste des figures & tableaux
Liste des Figures**Chapitre I : Energie Solaire**

Figure I.1. Répartition spectrale du rayonnement solaire	06
Figure I.2. Coordonnées horaires	10
Figure I.3. Capteur solaire plan.	11
Figure I.4. Chauffe-eau sanitaire	12
Figure I.5. Chauffe de la maison	13
Figure I.6. Centrale solaire thermoélectrique	13
Figure I.7. Centrale a tour	14
Figure I.8. Normes de mesures du spectre d'énergie lumineuse émis par le soleil	15
Figure I.9. Structure d'une cellule photovoltaïque.	16
Figure I.10. Organismes du secteur de l'enseignement supérieur	18
Figure I.11. Répartitions des géographiques des centrale en Algérie	18
Figure I.12. Potentiel solaire	19
Figure I.13. Programme d'électrification des 18 villages	20
Figure I.14. Répartition par domaine d'utilisation	21
Figure I.15. Programme complémentaire de soutien à la croissance	21
Figure I.16. Programme de développement des wilayas des hauts plateaux	22

Chapitre II : Réseaux de Neurones Artificiels" RNA"

Figure II.1. Représentation schématique d'un neurone biologique.	26
Figure II.2. Représentation d'un neurone	27
Figure II.3. Différents types de fonctions d'activations pour le neurone	31
Figure II.4. Différents types de fonctions d'activations pour le neurone.	31
Figure II.5. Le réseaumono couche.	32
Figure II.6. Réseaux de neurones multicouches.	33
Figure II.7. Types de connexions	33
Figure II.8. Connexions entre deux couches, (a) Partielles, (b) Totales	34
Figure II.9. Apprentissage supervisé	37
Figure II.10. Apprentissage non supervisé.	37

Chapitre III : Résultats et simulation

Figure III.1. Données géographiques de la wilaya de M'sila.	44
Figure III.2. Interface graphique « nntool »	47
Figure III.3. Création des données	47
Figure. III.4. Paramètres du RNA dans le cas d'utilisation deux couches cachées et 6 neurones par couche avec un seul neurone par couche dans la sortie.	48
Figure III.5. Interface graphique « nntool », après la création du réseau appelée serrai-2022.	49
Figure III.6. Fenêtre de l'apprentissage de l'outil" nntool" dans le cas d'utilisation d'une deux couches cachées et 6 neurones par couche.	51
Figure III.7. Structure de RNA dans le cas d'utilisation d'une deux couches cachées et 6 neurones par couche.	52
Figure III.8. Procédure de la détermination du nombre de couches cachées et le nombre des neurones par couche.	52
Figure III.9. Courbes de régression.	54
Figure III.10. Irradiation solaire prédites vs irradiation solaire expérimentales.	55

Liste des tableaux
Chapitre I : Energie Solaire

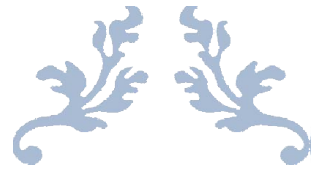
Tableau I.1 Potentiel solaire.	19
---------------------------------------	-----------

Chapitre II : Réseaux de Neurones Artificiels" RNA"

Tableau II.1. Transition entre le neurone biologique et le neurone formel	26
--	-----------

Chapitre III : Résultats et simulation

Tableau III.1. Variables d'entrées et sortie.	45
Tableau III.2. Paramètres finaux de la structure et l'apprentissage de RNA	50
Tableau III.3. Paramètres finaux de la structure et d'apprentissage du RNA.	53



INTRODUCTION GENERALE



Introduction générale

L'énergie est la base de toutes les activités humaines. Aujourd'hui, une grande partie des besoins énergétiques mondiaux provient des ressources fossiles. Cependant, les réserves de combustibles fossiles sont limitées.

L'utilisation de l'énergie solaire semble être l'exigence du futur. En fait, le rayonnement solaire est la source d'énergie la plus abondante sur Terre. Une heure d'énergie dégagée par le soleil (captée par la Terre) suffit à couvrir les besoins énergétiques mondiaux pendant un an [1]. Afin de mieux utiliser cette énergie et d'optimiser la collecte des capteurs solaires thermiques, il est nécessaire de comprendre la répartition du rayonnement solaire sur les sites d'installation prévus pour les installations photovoltaïques, dans différentes directions et inclinaisons.

Les énergies renouvelables sont une priorité pour l'Algérie, et l'Etat a lancé une dynamique d'énergie verte en lançant un ambitieux programme de développement des énergies renouvelables (EnR) et de l'efficacité énergétique. Cette vision du gouvernement algérien repose sur une stratégie axée sur le développement des ressources inépuisables telles que l'énergie solaire et leur utilisation pour transformer les sources d'énergie et préparer l'Algérie pour l'avenir. L'Algérie ouvre une nouvelle ère de l'énergie durable grâce à une combinaison d'initiative et d'ingéniosité. Le plan prévoit l'installation de près de 22 000 MW d'électricité renouvelable entre 2011 et 2030, dont 12 000 MW seront utilisés pour répondre aux besoins nationaux en électricité et 10 000 MW seront exportés [2].

A la faveur de ce programme, les énergies renouvelables se placent au cœur des politiques énergétique et économique menées par l'Algérie : d'ici 2030, environ 40% de la production d'électricité destinée à la consommation nationale sera d'origine renouvelable. En effet, l'Algérie compte se positionner comme un acteur majeur dans la production de l'électricité à partir du solaire photovoltaïque et du solaire thermique qui seront les moteurs d'un développement économique durable.

Cependant, cela n'empêche pas le lancement de nombreux projets de construction de parcs éoliens et la mise en œuvre de projets expérimentaux de biomasse et de géothermie [2]. Or, le rayonnement solaire est l'un des paramètres météorologiques les plus difficiles à estimer car il est fonction de plusieurs paramètres géographiques et astronomiques et dépend des conditions météorologiques et atmosphériques. Cela n'a cependant pas empêché le développement de

plusieurs modèles d'estimation à différentes échelles temporelles (horaire, journalière et mensuelle) à partir des données météorologiques les plus facilement disponibles.

D'une part, pour fournir de l'énergie de manière constante tout au long de l'année, l'installation photovoltaïque doit être correctement dimensionnée.

D'autre part, les réseaux de neurones artificiels ont attiré l'attention d'un grand nombre de chercheurs dans le domaine des énergies renouvelables, notamment dans la prédiction de données météorologiques telles que le rayonnement solaire. En fait, de nombreuses études ont démontré la capacité des réseaux de neurones à prédire les données météorologiques. Ils ont montré qu'ils sont plus adaptés pour prédire l'irradiance solaire [3] et fournissent de meilleurs résultats que les approximations traditionnelles proposées par d'autres chercheurs.

L'avantage de la méthode proposée dans cet article (estimée par des réseaux de neurones artificiels) est qu'elle offre la possibilité d'exploiter implicitement des informations pertinentes pour le problème sans connaissance préalable de la relation entre les différentes variables de l'apport d'irradiance solaire.

Le problème posé est d'utiliser des réseaux de neurones artificiels pour prédire le rayonnement solaire. À cette fin, nous nous intéressons à l'application de réseaux de neurones artificiels pour trouver les modèles les plus efficaces pour prédire le rayonnement solaire global.

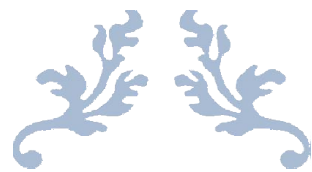
Les travaux seront introduits comme suit :

Dans le premier chapitre, nous avons fait un rappel sur l'énergie solaire, nous nous sommes penchés sur les différents paramètres géographiques et astronomiques qui influent sur l'intensité du rayonnement solaire reçu au sol, et nous avons terminé par une brève introduction aux systèmes photovoltaïques.

Dans le chapitre 2, nous décrivons les réseaux de neurones artificiels. Une attention particulière sera portée aux perceptrons multicouches et aux fonctions de base radiales ainsi qu'à leurs algorithmes d'apprentissage.

L'application des réseaux de neurones à la prévision globale du rayonnement solaire sera l'objectif du chapitre 3.

Une conclusion sur les résultats obtenus et les futures perspectives de ce travail achèvent ce mémoire.



CHAPITRE I

Energie Solaire



I.1 Introduction

L'exploitation de l'énergie solaire et l'optimisation de sa collecte par les systèmes photovoltaïques nécessite une connaissance exacte de la distribution de l'irradiation solaire, qui est fonction de plusieurs paramètres géographiques, météorologiques et astronomiques, sur le lieu d'implantation de ce système.

Ainsi, nous avons consacré ce chapitre pour donner des rappels sur l'énergie solaire, les différents paramètres qui influent sur l'intensité du flux solaire reçu au niveau du sol avant d'introduire la notion sur d'effet photovoltaïque, et de la cellule solaire photovoltaïque, et la notion sur les capteurs solaire, le chauffe-eau solaire et le chauffage solaire des maisons afin en parle à l'énergie solaire en Algérie.

I.2 Rayonnement solaire

Le soleil émet en permanence, dans toutes les directions de l'espace, des rayonnements électromagnétiques composés de « grains » de lumière appelés photons. Ces rayonnements se propagent à la vitesse de la lumière C ; il lui faut donc, en moyenne, 499 secondes, soit 8 minutes et 19 secondes, pour atteindre notre atmosphère [4].

L'énergie, E_{ph} de chaque photon est directement liée à la longueur d'onde λ par la relation

$$E_{ph} = \frac{hc}{\lambda} \quad (I.1)$$

Où :

h est la constante de Planck,

$$h = 6,62 \cdot 10^{-34} \text{ J. s.}$$

I.2.1 Rayonnement extra-terrestre

Le rayonnement solaire extraterrestre couvre un très large domaine de longueur d'ondes. Il ne dépend d'aucun paramètre météorologique, mais il est fonction de quelques paramètres astronomiques et géographique tel que : la latitude du lieu (φ), la déclinaison solaire (δ), et l'angle horaire au coucher du soleil (w_0).

Sur une surface horizontale, et pour le jour n , le rayonnement extra-terrestre

G_0 ($MJ.m^{-2}.jour^{-1}$) est obtenu à l'aide de l'équation suivante [5] :

$$G_0 = \frac{24 \times 60}{\pi} G_{sc} \left[1 + 0,034 \cos\left(\frac{2\pi n}{365}\right) \right] \left[w_0 \sin(\varphi) \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cos(\delta) \sin(w_0) \right] \quad (I.2)$$

G_{sc} : est la constante solaire égale à $0,0082 \text{ MJ.m}^{-2}.\text{mn}^{-1}$.

n : est le numéro du jour à partir du premier Janvier.

La déclinaison solaire et l'angle horaire au coucher sont donnés par les équations (I.5) et (I.10)

I.2.2 Rayonnement solaire en atmosphère terrestre

Le rayonnement reçu sur l'atmosphère terrestre n'occupe qu'une faible portion du spectre d'ondes électromagnétiques solaire. Il est caractérisé par des longueurs d'ondes comprises entre 0,2 et 2,5 μm , il inclut le domaine du visible (ondes lumineuses de 0,4 à 0,8 μm).

Les capteurs d'énergie solaire, qui correspondent aux cellules solaires devront donc être compatibles avec ces longueurs d'ondes pour pouvoir piéger les photons et les restituer sous forme d'électrons [6].

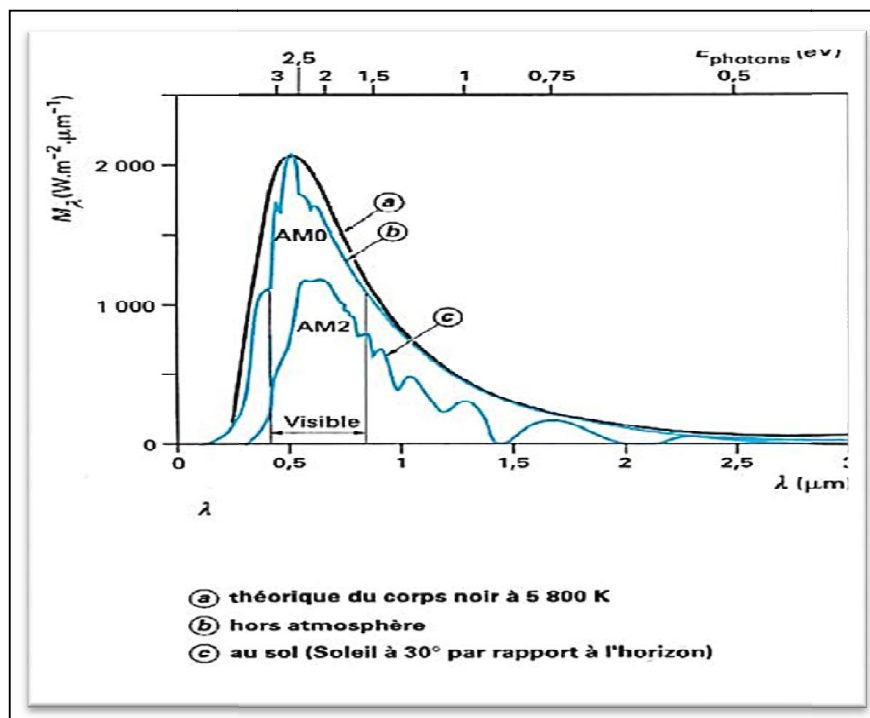


Figure I.1. Répartition spectrale du rayonnement solaire, d'après [6].

En traversant l'atmosphère terrestre, le rayonnement solaire est absorbé et diffusé, on distingue plusieurs composantes :

I.2.2.1 Rayonnement direct

Le rayonnement direct est le rayonnement solaire incident sur un plan donné et provenant d'un angle solide centré sur le disque solaire.

I.2.2.2 Rayonnement diffus

Le rayonnement diffus est le rayonnement émis par des obstacles (nuages, sol, bâtiments) et provient de toutes les directions. Les deux rayonnements direct et diffus sont illustrés sur la

figure I.1.

La conversion photovoltaïque utilisant les modules utilise aussi bien le rayonnement direct que le rayonnement diffus.

I.2.2.3 Albédo

C'est la fraction d'un rayonnement incident diffusée ou réfléchi par un obstacle. Ce terme étant généralement réservé au sol aux nuages, c'est une valeur moyenne de leur réluctance pour le rayonnement considérée et pour tous les angles d'incidences possible. Par définition, le corps noir possède un albédo nul.

I.3 Indice de clarté

Le rapport entre le rayonnement au sol et le rayonnement extra-terrestre est appelé indice de clarté. L'indice de clarté, K_T , est défini par [7] :

$$K_T = \frac{G}{G_0} \quad (I.3)$$

Où :

G est l'irradiation solaire reçue sur un plan horizontal.

La moyenne mensuelle de l'indice de clarté K_T varie selon les endroits et les saisons et varie généralement entre 0,3 (pour des régions ou des saisons pluvieuses) et 0,8 (pour des saisons ou des climats secs et ensoleillés) [7].

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 .

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 2500 kWh/m [8].

I.5 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 fixé par convention à $120 W.m^{-2}$.

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

$$s_0 = \frac{2}{15} w_0 \quad (\text{I.4})$$

Avec :

w_0 : L'angle horaire au coucher de soleil ($^\circ$).

s_0 : Durée du jour (h).

I.6 Coordonnées géographiques terrestres

Un point sur la surface de la terre est repéré par ces coordonnées :

I.6.1 Latitude (φ)

Une latitude donne la localisation d'un point par rapport à l'équateur, elle varie entre 0 et 90°, positivement vers le pôle Nord et négativement vers le pôle Sud.

I.6.2 Longitude (L)

La longitude d'un lieu donné est l'angle formé par le méridien de ce lieu avec le méridien d'origine (méridien de Greenwich), elle est comptée de 0° à 180°, positivement vers l'est et négativement vers l'ouest.

I.6.3 Altitude

L'altitude est l'élévation d'un lieu par rapport au niveau de la mer, mesurée en mètre (m).

I.7 Position du soleil

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

I.7.1 Coordonnées horaires

Les coordonnées horaires sont liées à l'heure de l'observation, et n'ont aucune relation avec la position de l'observateur sur la terre.

Elles ont comme plan de référence le plan de l'équateur. Les coordonnées horaires sont au nombre de deux :

I.7.1.1 Déclinaison du soleil (δ , d)

La déclinaison est l'angle que fait la direction d'observation du soleil avec sa projection sur le plan équatorial. Elle est exprimée en degrés ($^\circ$), minute ($'$) et seconde ($''$) d'arc. Elle traduit l'inclinaison du plan équatorial par rapport au plan écliptique.

En considérant la déclinaison δ comme constante sur une journée, l'équation de Kopernic fournit la relation qui relie ces deux grandeurs [7] :

$$\delta = 23,45 \left[\sin \frac{2\pi(284+n)}{365} \right] \quad (\text{I.5})$$

n : est le numéro du jour de l'année à partir du premier janvier.

La déclinaison solaire varie de $-23^\circ 27'$ au solstice d'hiver à $+23^\circ 27'$ au solstice d'été et elle est nulle aux équinoxes [9], et cette variation entraîne des variations de la hauteur du soleil pour un même site.

En juin, l'hémisphère nord se trouve rapproché du soleil ; le soleil est plus haut sur l'horizon pour une même heure et la durée du jour est plus grande. L'irradiation journalière est ainsi automatiquement augmentée par rapport au solstice d'hiver, en décembre.

I.7.1.2 Angle horaire du soleil (w , A_h , h)

L'angle horaire étant l'angle ou l'arc compté sur l'équateur dans le sens rétrograde à partir du plan vertical du lieu passant par le sud jusqu'au plan méridien passant par le centre du soleil. Il mesure la course du soleil dans le ciel.

L'angle horaire définit le temps solaire vrai TSV, il est midi TSV si $\omega=0$ [10]. Exprimé en degrés d'angle, sa valeur est nulle à midi solaire, elle est négative le matin, positive en après-midi et augmente de 15° par heure (un tour de 360° en 24 heures)

L'angle horaire $w(^\circ)$ est donné par la formule suivante [11] :

$$w = 15(TSV - 12) \quad (\text{I.6})$$

TSV : est le temps solaire vrai en heure, se calcul par l'équation suivante [12] :

$$TSV = TU + \frac{1}{15} + E_T \quad (\text{I.7})$$

$$E_T = 9,87 \sin(2B) - 7,53 \cos(B) - 1,5 \sin(B) \quad (\text{I.8})$$

$$B = \frac{2\pi(n-81)}{365} \quad (\text{I.9})$$

TU : est le temps universel du méridien de Greenwich (GMT).

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

$$w_0 = \cos^{-1} (-\tan \varphi \tan \delta) \quad (\text{I.10})$$

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

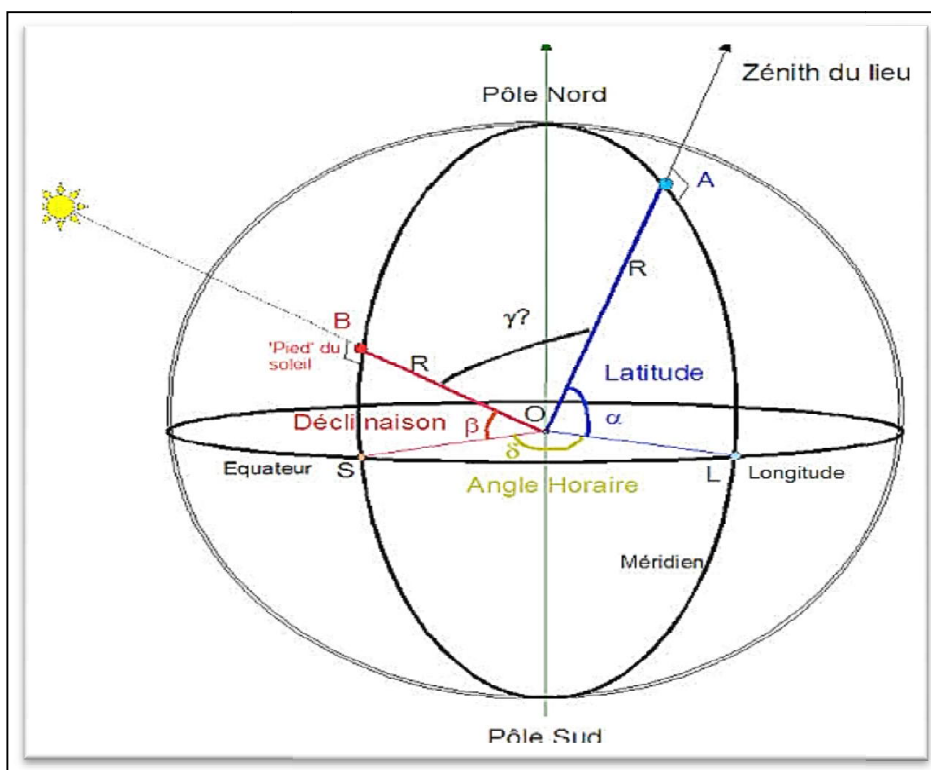


Figure I.2.Coordonnées horaires.

I.8 Energie solaire thermique

L'énergie solaire thermique est la transformation du rayonnement solaire en énergie thermique. Cette transformation peut être utilisée directement (pour chauffer un bâtiment par exemple) ou indirectement (comme la production de vapeur d'eau pour entraîner des turboalternateurs et ainsi obtenir de l'énergie électrique). En utilisant la chaleur transmise par rayonnement plutôt que le rayonnement lui-même, ces modes de transformation d'énergie se distinguent des autres formes d'énergie solaire comme les cellules photovoltaïques [14].

I.9 La production directe de chaleur pour l'habitat

On peut obtenir directement de la chaleur à partir de l'énergie solaire ; il suffit d'exposer au rayonnement solaire un corps qui chauffe et qui peut échanger de la chaleur avec un système adapté. Ainsi, on peut chauffer des maisons et l'eau destinée à des usages sanitaires (chauffe-eau solaire). Pour cela, on utilise deux dispositifs :

- ✚ Un dispositif de capteurs plans situé sur le toit (chauffe l'eau et/ou la maison);
- ✚ Un mur Trombe-Michel (chauffe uniquement la maison).

Dans ces deux dispositifs, le principe de base est le même. Il consiste à chauffer un fluide (air ou eau) grâce à l'énergie solaire recueillie. Ce fluide, une fois chauffé, va céder sa chaleur à l'eau sanitaire, à l'eau du circuit de chauffage ou à l'air de la maison [15].

I.9.1 Les capteurs solaires plans

Le capteur plan est constitué d'une plaque de verre sous la quelle est situé des tuyaux contenant de l'eau et de l'antigel. Ce tuyau repose sur une plaque isolante (isolation Thermique) peinte en noir afin d'avoir une absorption de l'énergie solaire maximale. En effet, la couleur noire est la couleur qui absorbe le plus l'énergie solaire (le blanc étant celle qui l'absorbe le moins).

Le principe de ce capteur est un principe bien connu des agriculteurs ; c'est le principe de l'effet de serre. Ils s'en servent pour cultiver des plantes sous serres dans des régions qui seraient sinon trop froides.

Le capteur plan fonctionne donc comme une serre : le rayonnement solaire traverse le vitrage ; il est absorbé par le revêtement noir qui s'échauffe, transmet sa chaleur au fluide (eau antigel) et rayonne dans l'infrarouge (l'IR est retenu par le verre). L'antigel est uniquement là pour que l'eau ne gèle pas l'hiver [15].

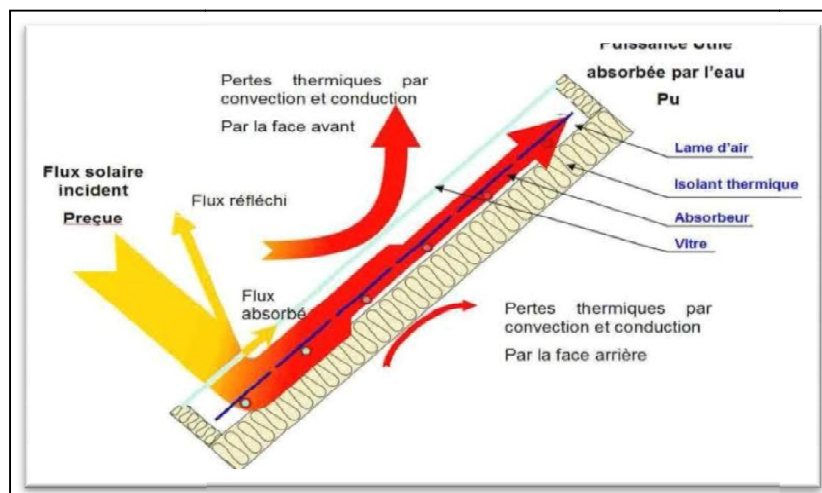


Figure I.3. Capteur solaire plan.

I.9.2 Le chauffe-eau solaire

On ne peut pas utiliser directement l'eau chauffée dans les capteurs du fait de l'antigel. On va donc se servir de cette eau (eau antigel) pour chauffer l'eau sanitaire. Pour cela, on réalise le montage suivant.

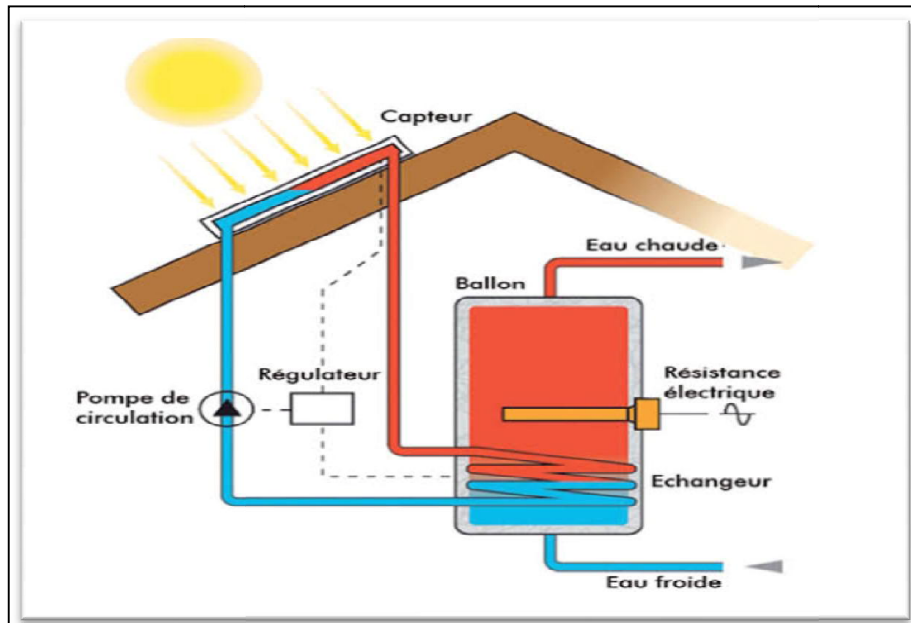


Figure I.4. Chauffe-eau sanitaire.

Le fluide (eau antigel) du circuit fermé passe dans les capteurs où il échauffe. Il échange ensuite sa chaleur avec l'eau du chauffe-eau.

Tandis que l'eau du chauffe-eau se réchauffe, le fluide se refroidit. Il repasse alors à nouveau dans les capteurs (une pompe assure la circulation du fluide dans le circuit fermé) et ainsi de suite.

I.9.3 Le chauffage solaire des maisons

On utilise la chaleur emmagasinée par le fluide (eau antigel) pour chauffer la maison. C'est donc un chauffage solaire à eau chaude, dans lequel la chaleur peut être distribuée par des radiateurs ou par le sol (solution plus fréquente).

Dans ce dispositif, le fluide échange sa chaleur avec la dalle qui elle-même va transmettre la chaleur reçue par le fluide à l'air de la maison. Ainsi, la dalle est un intermédiaire entre le fluide et l'air [15].

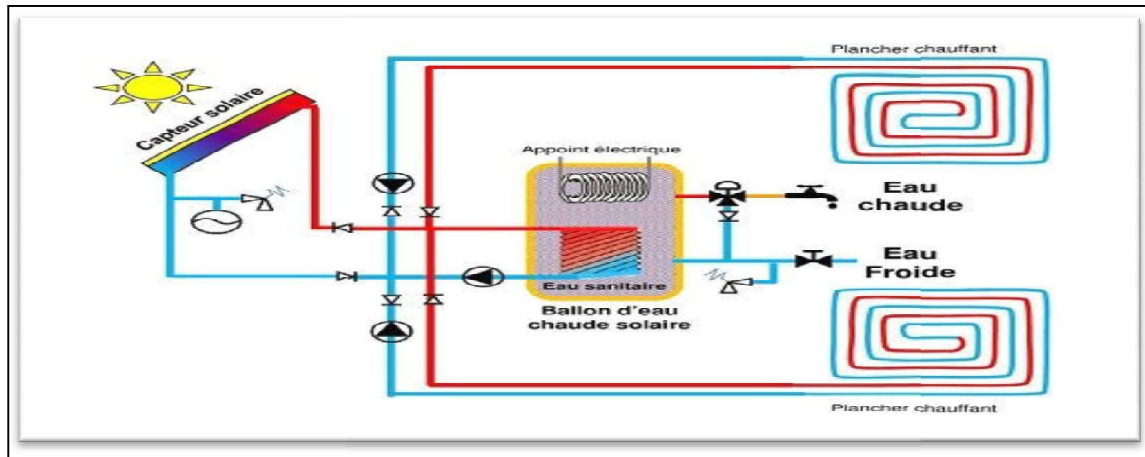


Figure I.5. Chauffage de la maison.

Le réservoir d'eau chaude peut avoir deux fonctions

- ✚ Il peut servir la nuit à chauffer la dalle de la maison. En effet la nuit le fluide ne peut pas se chauffer via les capteurs solaires. Il faut donc une réserve de chaleur pour le chauffage central ou bien utiliser une chaufferie classique.
- ✚ Il peut aussi tout simplement être utilisé comme chauffe-eau à fin de fournir l'eau chaude sanitaire.

I.10 Les centrales solaires

Les centrales solaires utilisent le rayonnement solaire pour produire de l'électricité. Il existe différents types de centrales solaires mais toutes sont basées sur le même principe. Elles concentrent les rayons du soleil pour chauffer à très haute température un liquide particulier non vaporisable. Ce liquide chauffe à son tour l'eau d'une chaudière à vapeur, elle-même reliée à une turbine et à un alternateur pour produire de l'électricité. La vapeur d'eau est alors condensée (retourne à l'état liquide) grâce à une tour de refroidissement.

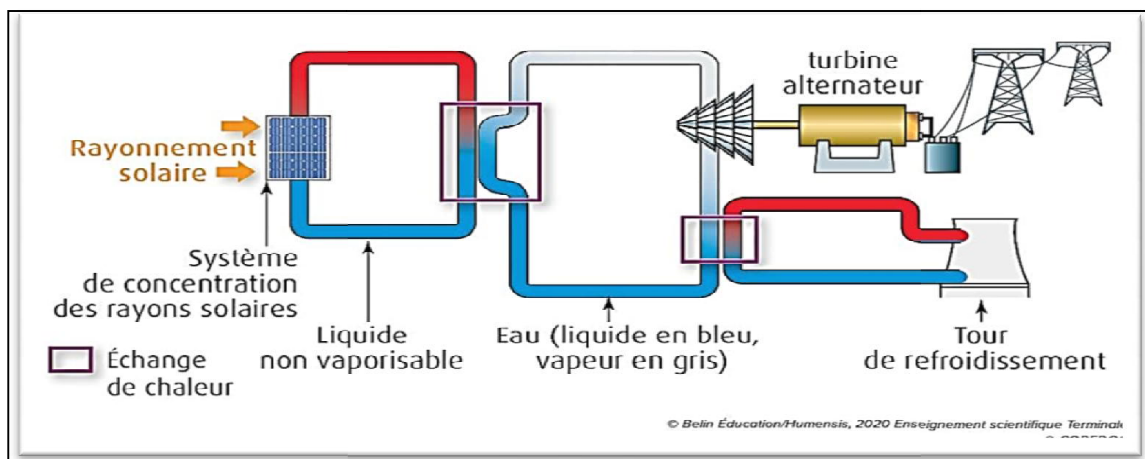


Figure I.6. Centrale solaire thermoélectrique.

I.10.1 Les centrales à tour

Dans ce type de central, on utilise de nombreux miroirs qui concentrent les rayons solaires sur une chaudière placée en haut d'une tour

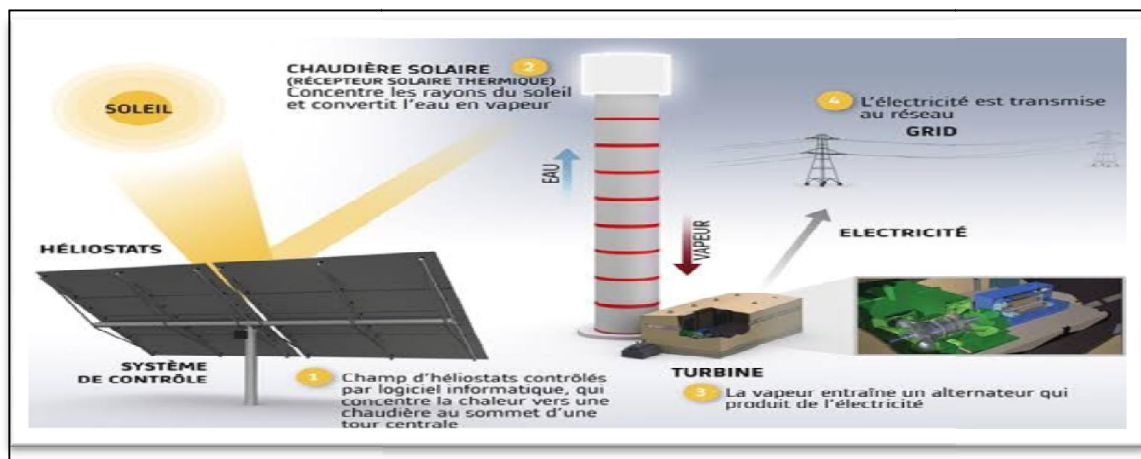


Figure I.7. Centrale à tour.

I.10.2 Les centrales à gouttières cylindro-paraboliques

Dans ces centrales, le système utilisé pour concentrer les rayons du soleil sont des miroirs métalliques en forme de gouttière (sur le schéma, le métal utilisé est de l'aluminium). [15]

I.10.3 Les systèmes à collecteurs paraboliques

Cette centrale est un assemblage de plusieurs unités autonomes. Chaque unité étant une mini-centrale, elle produit de l'électricité. On en associe plusieurs pour produire plus d'électricité. Chaque miroir parabolique concentre le rayonnement solaire à son foyer du miroir où l'énergie solaire est transformée en énergie électrique. [15]

I.11 Energie solaire photovoltaïque

L'énergie solaire photovoltaïque fait l'objet d'un grand intérêt ces dernières années. Elle est une énergie non polluante et apporte de réelles solutions aux divers problèmes qui se posent actuellement concernant le changement climatique, et la crise énergétique. [15]

I.11.1 Effet photovoltaïque

L'effet photovoltaïque est un phénomène physique propre à certains matériaux appelés semi-conducteurs (le plus connu est le silicium). Il permet de convertir directement l'énergie lumineuse des rayons solaires en électricité par le biais de la production et du transport dans un matériau semi-conducteur de charges électriques positives ou négatives sous l'effet de la lumière. L'énergie électrique obtenue est appelée l'énergie photovoltaïque. [15]

I.11.2 Système photovoltaïque

Le système photovoltaïque se compose d'un champ de modules et d'un ensemble de composantes qui adaptent l'électricité produite par les modules aux spécifications des récepteurs. [15]

I.12 La conversion photovoltaïque

Le rayonnement solaire est constitué de photons dont la longueur d'onde s'étend de l'ultraviolet ($0.2 \mu\text{m}$) à l'infrarouge lointain ($2.5 \mu\text{m}$). On utilise la notion AM pour Air Mass afin de caractériser le spectre solaire en termes d'énergie émise. L'énergie totale transportée par le rayonnement solaire sur une distance soleil-terre est de l'ordre de 1350W/m^2 (AM0) dans l'espace hors atmosphère terrestre (Figure I.6). Lorsque le rayonnement solaire traverse l'atmosphère, il subit une atténuation et une modification de son spectre, à la suite de phénomènes d'absorption et de diffusion dans les gaz, l'eau et les poussières. Ainsi, la couche d'ozone absorbe une partie du spectre lumineux provenant du soleil, et en particulier une partie des ultraviolets dangereux pour la santé. Le rayonnement solaire direct reçu au niveau du sol (à 90° d'inclinaison) atteint 1000W/m^2 du fait de l'absorption dans l'atmosphère (AM1). Cette valeur change en fonction de l'inclinaison des rayons lumineux par rapport au sol. Plus l'angle de pénétration θ est faible, plus l'épaisseur atmosphérique que les rayons auront à traverser sera grande, d'où une perte d'énergie conséquente. Par exemple, l'énergie directe transportée par le rayonnement solaire atteignant le sol avec un angle de 48° avoisine les 833W/m^2 (AM1.5). [16]

Pour connaître le rayonnement global reçu au sol, il faut ajouter à ce dernier le rayonnement diffus. Le rayonnement diffus concerne tout le rayonnement dont la trajectoire entre le soleil et le point d'observation n'est pas géométriquement rectiligne et qui est dispersé ou réfléchi par l'atmosphère ou bien le sol. En considérant ceci, on obtient une référence du spectre global notée AM1.5 avec une puissance de 1000W/m^2 , la figure (I.8) correspondant à nos latitudes. [16]

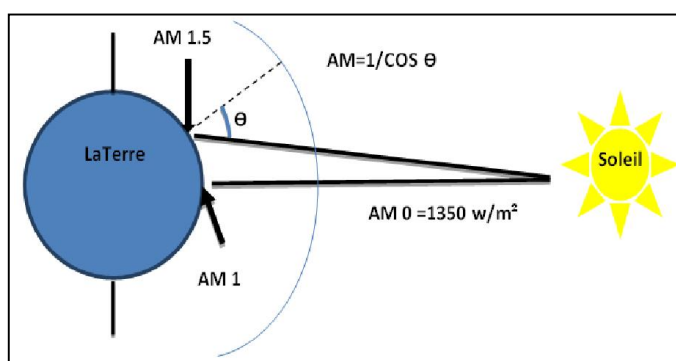


Figure I.8. Normes de mesures du spectre d'énergie lumineuse émis par le soleil.

I.13 La cellule photovoltaïque

Est fabriquée à partir de deux couches de Silicium (matériau semi-conducteur) : -une couche dopée (P) avec du Bore qui possède moins d'électrons que le Silicium, cette zone est donc dopée positivement (zone P). -une couche dopée (N) avec du Phosphore qui possède plus d'électrons que le Silicium, cette zone est donc dopée négativement (zone N).

Lorsqu'un photon de la lumière arrive, son énergie crée une rupture entre un atome de silicium et un électron, modifiant les charges électriques : C'est ce qu'on appelle l'effet photovoltaïque. Les atomes, chargés positivement, vont alors dans la zone P et les électrons, chargés négativement, dans la zone N. Une différence de potentiel électrique, c'est-à-dire une tension électrique, est ainsi créée.[17]

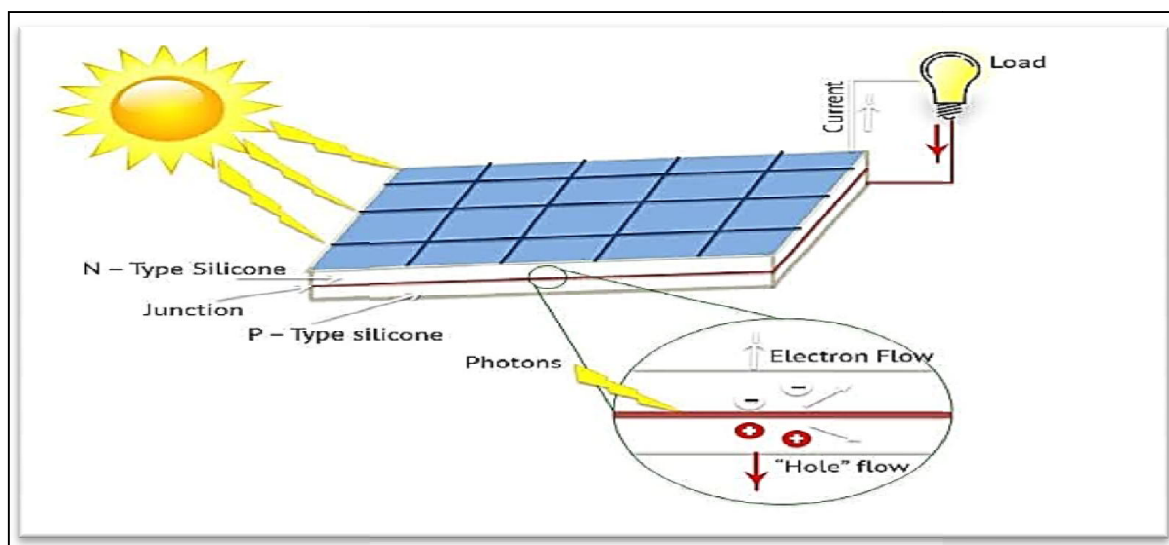


Figure I.9. Structure d'une cellule photovoltaïque.

Il existe trois types de cellules photovoltaïques, qui varient selon la qualité du silicium :

- ✚ Les cellules mono cristallines : le rendement est très bon (15 à 22%) mais le coût de fabrication est élevé,
- ✚ Les cellules poly cristallines : elles sont moins chères à fabriquer mais le rendement est un peu moins bon (10 à 13%),
- ✚ Les cellules amorphes : leur coût est très faible mais le rendement l'est aussi (5 à 10%),
- ✚ Un rendement de 10% signifie que pour une puissance de 1000 W qui arriveraient sur le panneau, celui-ci produirait 100 W.[17]

I.14 Association de cellules

Les tensions de fonctionnement des équipements électriques sont normalisées (12, 24, 48V, ...etc.) et une seule cellule photovoltaïque ne permet pas de les alimenter directement.

Pour produire plus de puissance, des cellules solaires photovoltaïques identiques sont assemblées en séries ou en parallèles pour former un module solaire.

Les modules peuvent également être connectés en série et en parallèle afin d'augmenter la tension et l'intensité d'utilisation ; c'est le champ de modules photovoltaïques. [17]

I.15 L'énergie solaire en Algérie

Les diverses études entreprises jusqu'à présent sur le potentiel énergétique solaire en Algérie font apparaître un potentiel considérable pour l'utilisation et l'exploitation de cette forme d'énergie. En effet, l'Algérie avec plus de deux millions de km² de superficie, reçoit l'équivalent de 300 milliards de Tep par an en énergie solaire. En termes d'insolation, l'énergie reçue quotidiennement sur une surface horizontale de 1 m² est de l'ordre de 5 KW h sur la quasi-totalité du territoire national, la durée d'une insolation quant à elle dépasse les 2000 heures annuellement et peut atteindre les 3900 heures sur les hauts plateaux et le Sahara. Consciente de l'intérêt grandissant de l'énergie solaire et des enjeux, l'Algérie a intégré son développement dans sa politique énergétique par : l'adoption d'un cadre juridique favorable à l'expansion de cette énergie, la planification d'importants projets d'hybridation de centrales diesel, le lancement de deux grands programmes d'électrification et la projection d'une usine de fabrication de modules photovoltaïques en est la parfaite illustration.

En effet, ces projets s'inscrivent dans le cadre d'un important plan de développement des énergies renouvelables prévu par le programme indicatif de développement des infrastructures de production d'électricité qui prévoit de porter la part des énergies renouvelables dans le bilan de production électrique national à 5% à l'horizon 2017 [18].

La politique nationale de promotion et de développement des énergies renouvelables en Algérie est encadrée par des lois et des textes réglementaires.

Les principaux textes régissant les énergies renouvelables sont :

- 🇩🇿 La loi sur la maîtrise de l'énergie,
- 🇩🇿 La loi sur la promotion des énergies renouvelables dans le cadre du développement durable,
- 🇩🇿 La loi sur l'électricité et la distribution publique du gaz, avec son corollaire le décret exécutif relatif aux coûts de diversification,

Cette politique s'appuie sur un ensemble d'organismes et d'entreprises économiques prenant, chacun en ce qui le concerne, le développement des énergies renouvelables.

Plusieurs organismes, relevant du secteur de l'enseignement supérieur et de la recherche scientifique sont en activité .

Parmi les quels nous citons [18] :

- ✚ Le centre de développement des énergies Renouvelables (CDER),
- ✚ l'Unité de Développement des Equipements Solaires (UDES),
- ✚ l'Unité de Recherche Appliquée en Énergies Renouvelable (URAER),
- ✚ l'Unité de Recherche en énergies renouvelables en milieu saharien (URERMS),
- ✚ l'Unité de Recherche Matériaux et Énergies Renouvelables(URMER) de l'Université de Tlemcen,
- ✚ l'Unité de Développement de la Technologie du Silicium (UDTS).

L'ensemble des organismes figure sur la carte donnée ci-après (Figure (I.10)). Ainsi la Répartition géographique des centrales des énergies renouvelables dans le territoire national (PV) présentée dans la figure (I.11)

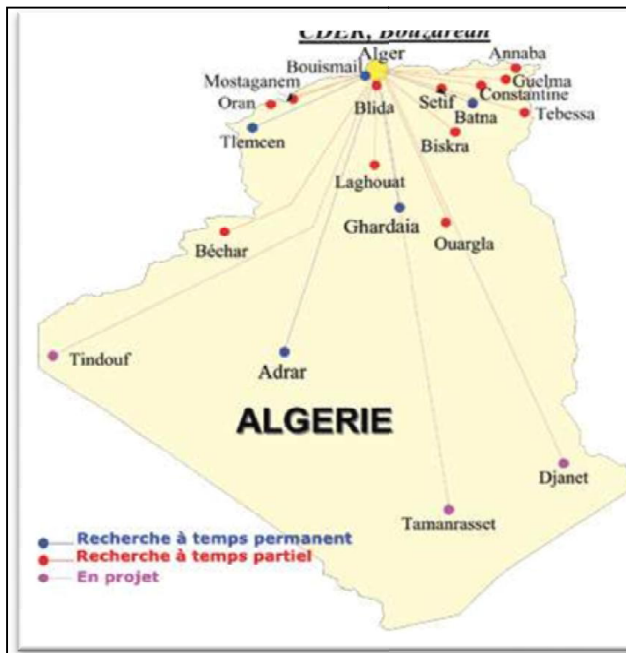


Figure I.10. Organismes du secteur de l'enseignement supérieur.

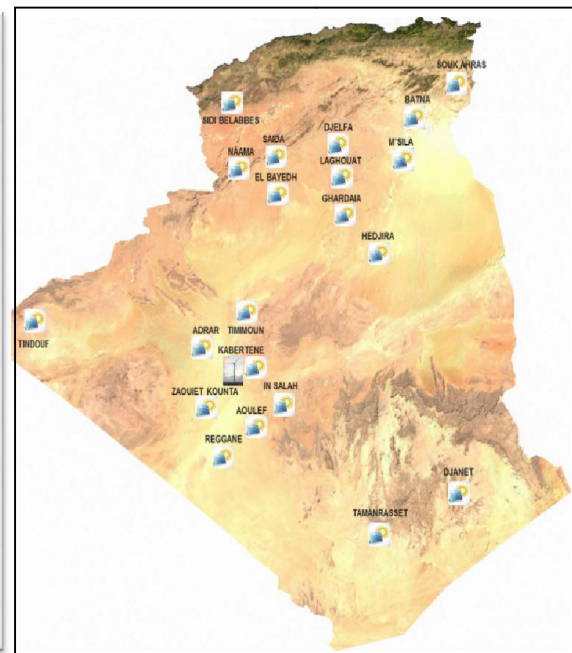


Figure I.11. Répartitions géographiques des centrale PV en Algérie.

La durée de la production des centrales PV dépend de la saison, d'après les bilans annuels de production des centrales PV en Algérie réalisés de 2016 à 2020, une centrale PV fonctionne **entre 10 à 15 heures par jour**.

Par exemple, le mois de mars la durée de fonctionnement d'un PV est 12 heures (début à 7.00 h et fin à 19.00).

I.16 Potentiel solaire

Du fait de sa situation géographique, l'Algérie dispose d'un des gisements solaires les plus importants du monde et en particulier de la région MENA (figure (I.12)).

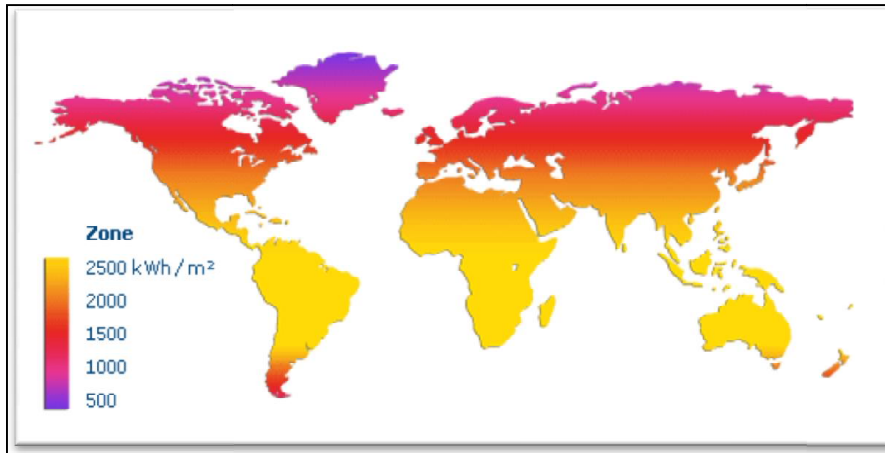


Figure I.12. Potentiel solaire.

Territoire national dépasse les 2000 heures annuellement et atteint les 3900 heures (hauts plateaux et Sahara). L'énergie reçue quotidiennement sur une surface horizontale de 1m^2 est de l'ordre de 5kWh sur la majeure partie du territoire national, soit près de $1700\text{ kWh/m}^2/\text{an}$ au Nord et $2263\text{ kWh/m}^2/\text{an}$ au sud du pays. Le tableau I.1 résume le potentiel solaire en Algérie [18].

Tableau I.1 Potentiel solaire.

Régions	Région Côtière	Haut plateaux	Sahara
Superficie (%)	4	10	86
Durée moyenne D'ensoleillement (heures/an)	2650	3000	3500
Energie Moyenne reçue ($\text{KWh/m}^2/\text{an}$)	1700	1900	2650

I.17 Bilan des réalisations

Les réalisations en matière d'installations photovoltaïques concernent en plus grande partie les applications liées à l'électrification rurale avec près de 60%. En effet, avec un taux d'électrification au niveau national avoisinant les 98%, les foyers restants à électrifier sont très épars et éloignés du Réseau.

La solution la plus adéquate techniquement et la plus compétitive financièrement est l'électrification à l'énergie photovoltaïque.

Un premier programme d'électrification a été réalisé durant la période 1995-2002 et a concerné l'alimentation de 18 villages du sud de l'Algérie en énergie électrique, soit l'électrification de près de 1000 foyers. Pour faire bénéficier ces foyers d'un minimum de confort, une quantité d'énergie de 02 kWh par jour et par foyer a été mise à leur disposition, ce qui correspond à la consommation de 05 réglottes d'éclairage, un réfrigérateur, une télévision avec récepteur numérique, un poste radio et un ventilateur. Les villages touchés par ce programme apparaissent sur la figure I.13.

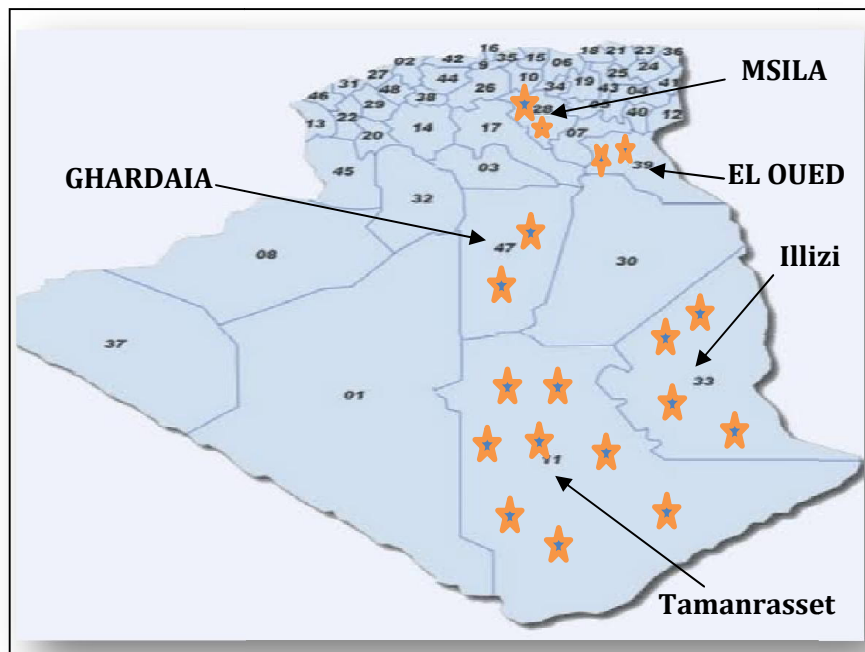


Figure I.13. Programme d'électrification des 18 villages.

Plusieurs applications ont été réalisées comme les installations pour les systèmes de télécommunication, l'éclairage public, le pompage d'eau, les protections cathodiques et l'alimentation des systèmes de télémétrie au niveau des gisements d'hydrocarbures. La figure I.14 donne une répartition selon les secteurs d'utilisation.

Donc, la route vers les énergies renouvelables dans un pays pétrolier comme l'Algérie dans une vision du développement durable est certainement longue et difficile. Mais la motivation de basculer vers l'exportation de l'énergie renouvelable au lieu du pétrole serait une alternative forcée avec le scénario énergétique développé par nos voisins, elle implique volonté et enthousiasme politiques forts.

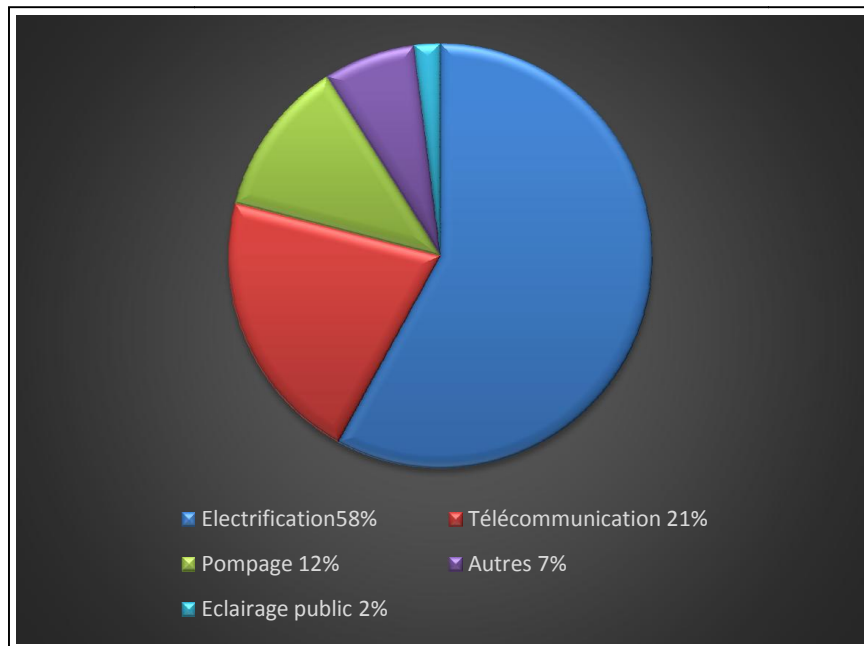


Figure I.14. Répartition par domaine d'utilisation.

D'autres programmes d'envergure ont été engagés, tel que le programme complémentaire de soutien à la croissance qui concerne l'électrification de 16 villages du sud de l'Algérie. L'énergie photovoltaïque (figure I.15) et le programme de développement des wilayas hauts plateaux qui permettra d'électrifier une soixantaine de localités au niveau de la région steppique (figure I.16).

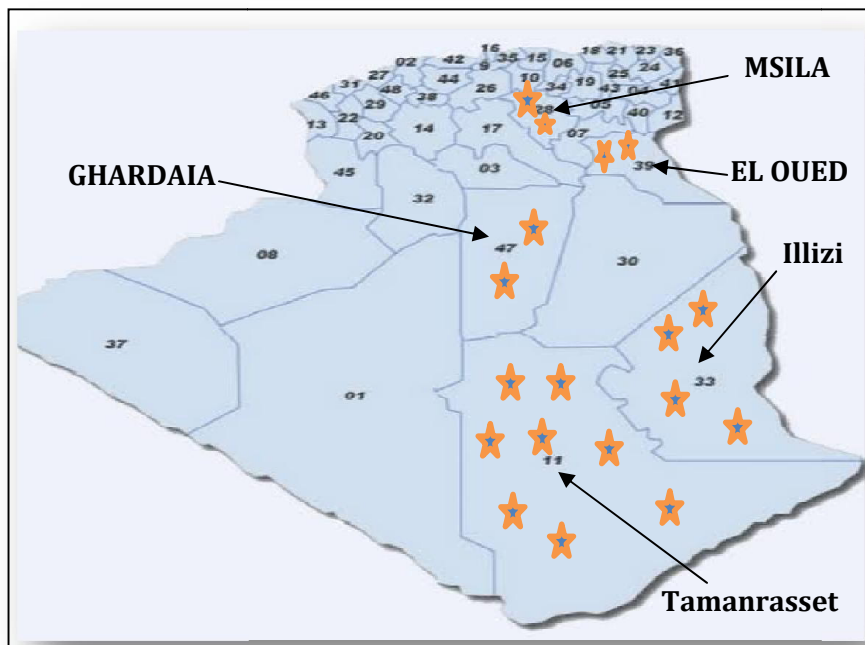


Figure I.15. Programme complémentaire de soutien à la croissance.

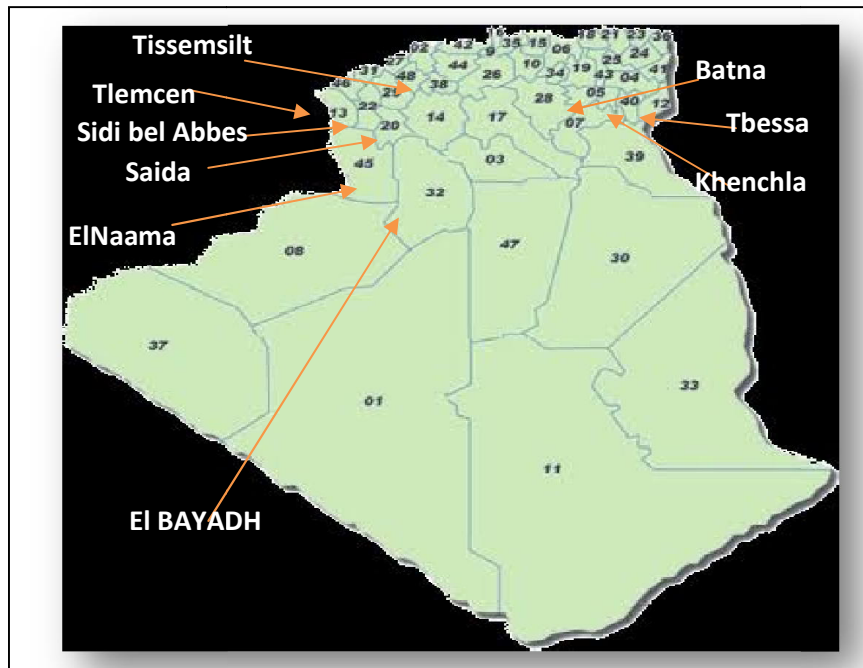


Figure I.16. Programme de développement des wilayas hauts plateaux.

L'objectif à atteindre, affiché par le programme indicatif des besoins en moyen de production, est la contribution des énergies renouvelables à hauteur de 5% dans le bilan énergétique national à l'horizon 2017, dont une partie est dédié à l'énergie photovoltaïque. Pour se faire, le groupe Sonelgaz que principal acteur dans le domaine de la production de l'électricité s'est engagé à mettre en place une unité de fabrication de modules photovoltaïques d'une capacité qui avoisine les 50MW. Cette unité qui sera opérationnelle à partir de septembre 2012 aura pour conséquence [18] :

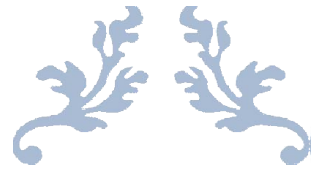
- ✚ La disponibilité du module photovoltaïque sur le marché national à moindre coût,
- ✚ La mise à disposition de ce produit au niveau du marché régional,
- ✚ L'acquisition d'une nouvelle technologie et le développement de l'expertise,
- ✚ La réduction de la dépendance vis-à-vis des pays producteurs de modules,
- ✚ La création d'emplois directs et indirects.

I.18 Conclusion

Le développement des énergies renouvelables en Algérie a connu ces dernières années un nouvel essor dû à l'importance accordée par les pouvoirs publics aux énergies nouvelles, il n'en demeure pas qu'il reste beaucoup à faire dans ce domaine.

L'expansion du photovoltaïque dans notre pays pas sera impérativement par le développement des applications connectées au réseau tel qu'il se fait ailleurs à travers le

monde, le potentiel solaire dont dispose l'Algérie, l'ouverture du marché de l'électricité et le cadre juridique favorable en font que le marché photovoltaïque Algérien s'annonce parmi les plus importants de la région. Dans ce chapitre nous avons donné une vue générale sur l'énergie solaire. L'implémentation des techniques d'intelligence artificielle pour la prédiction de l'irradiation solaire reste un objectif essentiel de notre travail. Le chapitre suivant donne une présentation théorique sur la technique de l'intelligence artificielle appliquée à la fin de ce travail.



CHAPITRE II

Réseaux de Neurones Artificiels" RNA"



II.1 Introduction

Les Réseaux de Neurones Artificiels (RNA) sont des outils puissants capables d'être utilisés dans presque tous les domaines scientifiques, et on peut citer : Le traitement du signal, Vision, parole, prévision, modélisation, aide à la décision, ... Ils se caractérisent par une capacité d'adaptation et la possibilité d'intégration dans des systèmes matériels sous la forme de circuit intégré, ou logiciels sous forme de programme informatique implanté dans un ordinateur. 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. Toute structure hiérarchique de réseaux est évidemment un réseau.

Ce chapitre est dédié à l'étude des RNA. Un panorama historique est donné à cet effet, ainsi qu'une étude sur le principe de base utilisé pour les RNA. Les différents types de réseaux sont principalement décrits.

II.2 Historique

Le concept des réseaux de neurones n'est pas nouveau, l'idée était de concevoir un système ayant comme tâche de modéliser la biologie du cerveau. Cette modélisation tente d'expliquer comment le cerveau opère et fonctionne. Le but de la recherche sur les réseaux de neurones n'est pas de créer des machines qui traitent l'information plus rapidement que les calculateurs traditionnels, mais c'est de créer des machines qui se montrent supérieures dans les domaines où le cerveau humain dépasse ces calculateurs.

En 1943, Culloch et Pitts adoptèrent les affirmations de James (1890) et formalisèrent une description du neurone qui est l'élément fondamental de tous les réseaux. En 1949, Hebb introduit la notion de " plasticité synaptique ", c'est-à-dire, le mécanisme de modification progressive des couplages entre neurones responsables de changements permanents de leurs propriétés collectives, ce qu'on appelle " apprentissage".

En 1969, Minsky et Papert démontrèrent, dans leur ouvrage intitulé " Perceptrons ", un certain nombre de théorèmes sur les limitations d'un réseau mono-couche et conclurent que ces limitations se généralisent pour les réseaux multicouches. Ceci a poussé de nombreux chercheurs à abandonner cette voie pour se diriger vers l'intelligence artificielle qui semblait un domaine plus prometteur.

Dans le début des années 80, les travaux, de Rosenblatt sur le perceptron et ceux de Widrow et Hoff sur les algorithmes adaptatifs sont s'avèrent les plus importants.

Aujourd'hui, il y a deux groupes de chercheurs ; le premier est constitué des biologistes, physiciens et psychologues, dont le but est de développer un modèle neuronal qui imite d'une manière plus efficace (avec la précision voulue) le comportement du cerveau, quant au second groupe de chercheurs ; est un groupe d'ingénieurs qui étudient les architectures avec lesquelles les neurones peuvent être interconnectés pour former des réseaux dont les capacités de traitement seraient plus puissantes.[21]

II.3 Neurone formel (Artificiel)

Le neurone formel représente la brique de base des RNA, c'est un automate dont le modèle s'inspire de celui d'un neurone biologique. Il présente un modèle assez simple pour le neurone et explorent les possibilités de ce modèle pour concevoir tous les réseaux de neurones. Cette modélisation consiste à mettre en œuvre le système sous un aspect non pas biologique mais artificiel, cela suppose que d'après le principe biologique qu'on aura une correspondance pour chaque élément composante neurone biologique, (voir figure II.1).[22]

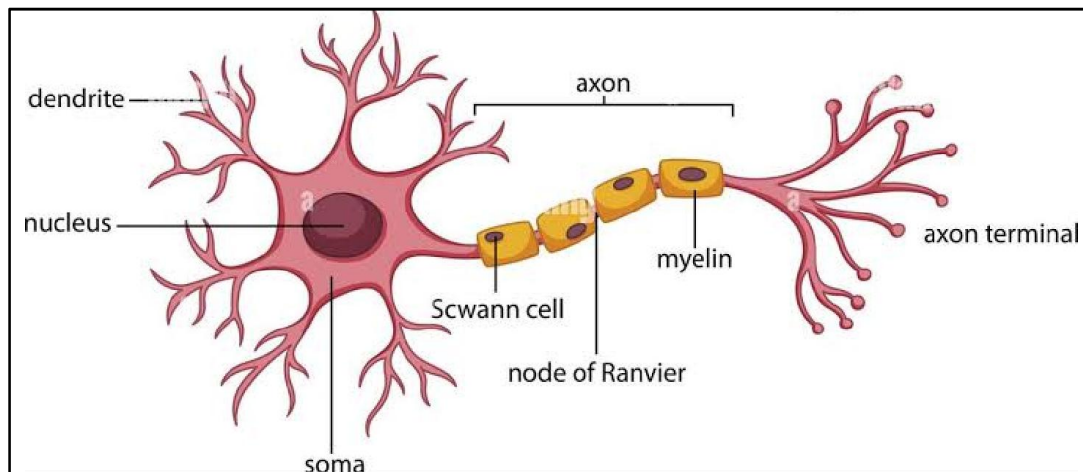


Figure II.1. Représentation schématique d'un neurone biologique.

On pourra résumer cette modélisation par le tableau ci-dessous (tableau II.1), qui nous permettra de voir clairement la transition entre le neurone biologique et le neurone formel.

Tableau II.1. Transition entre le neurone biologique et le neurone formel.

Neurone artificiel	Neurone biologique
Poids de connexion	Synapses
Signal de sortie	Axones
Signal d'entrée	Dendrite
Fonction d'activation	Soma

II.4 Structure d'un neurone artificiel

Les entrées du neurone sont désignées par x_i ($i=1\dots n$). Les paramètres W_{ire} liant les entrées aux neurones sont appelés poids synaptiques ou tout simplement poids. La sortie du neurone est donnée par : $\text{Sortie} = f(x)$, avec :

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

X : est l'état d'activation du neurone (également appelé état ou activité).

f : est la fonction d'activation du neurone.

Conformément au modèle biologique, les fonctions d'activation sont généralement croissantes et bornées.

Les fonctions les plus connues sont la fonction signe, la fonction linéaire saturée et la fonction sigmoïde. Leur choix revêt une importance capitale comme nous le verrons par la suite. [30]

Les réseaux de neurones sont constitués des neurones élémentaires connectés entre eux par l'intermédiaire des poids qui jouent le rôle des synapses. L'information est portée par la valeur de ces poids tandis que la structure d'un réseau de neurones ne sert qu'à traiter cette information et à l'acheminer vers la sortie.

Le réseau de neurones fait partie de réseaux adaptatifs non-linéaires, cela signifie que ses agents (neurones) s'organisent et modifient leurs liens mutuels lors d'une procédure fondamentale qu'est l'apprentissage. Pour une tâche précise, l'apprentissage du réseau de neurones consiste donc à adapter les différents poids w_i , (figure II.2). [23]

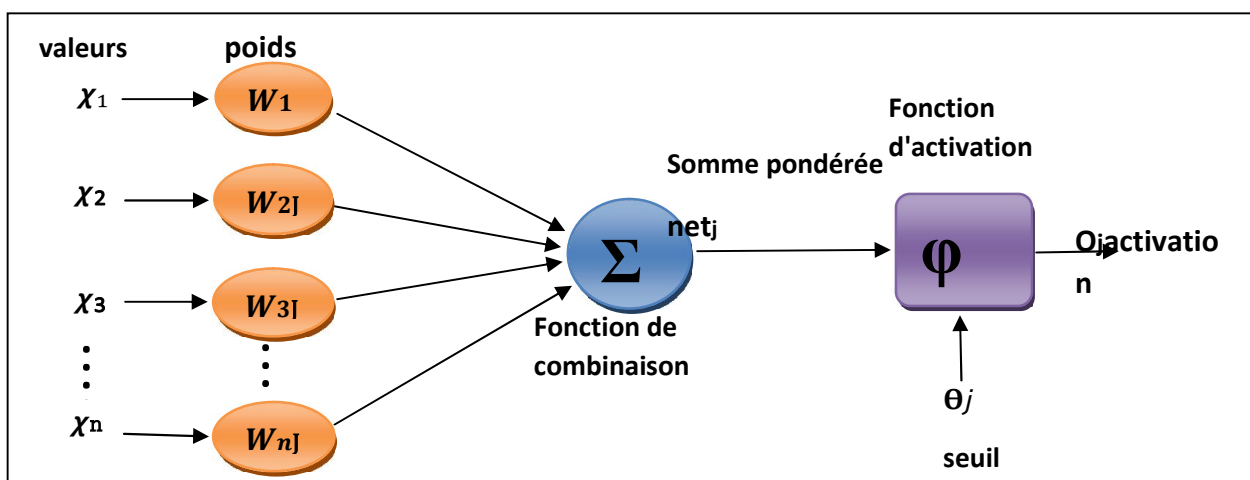


Figure II.2. Représentation d'un neurone.

II.5. Réseaux de neurones

Les réseaux de neurones (RNA) est un système d'opérateurs non linéaires interconnectés, recevant des signaux de l'extérieur par ses entrées, et délivrant des signaux de sortie, ces (RNA) sont une métaphore des structures cérébrales et de traitement parallèle et distribué d'information et comportent plusieurs éléments de traitement appelé neurone.

Chaque neurone fonctionne indépendamment des autres de telle sorte que l'ensemble est un système parallèle fortement interconnecté. L'information détenue par le réseau de neurone est distribuée à travers l'ensemble des constituants et non localisée dans une partie de mémoire sous la forme d'un symbole.

Le réseau de neurone ne se programme jamais pour réaliser une ou telle tâche, il est entraîné sur des données acquises, grâce à mécanisme d'apprentissage qui agit sur les constituants du réseau afin de réaliser au mieux la tâche souhaitée.

Un réseau de neurones est un maillage de plusieurs neurones, généralement organisé en couches. Pour concevoir un réseau de neurones il faut suivre une certaine topologie.

La topologie d'un réseau de neurone est définie par son architecture et la nature de ses connexions. [24]

II.5.1. Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA)

Les (RNA) aujourd'hui ont des applications dans des domaines variés parmi lesquelles on cite:

II.5.1.1. L'application au traitement du signal

Dans ce domaine les applications réalisées traitent essentiellement de la reconnaissance de signatures radar ou sonner.

La société NESTOR a développé un réseau de neurones qui identifie une cible à coup sûr (100% de réussite) et reconnaît du bruit avec un taux de réussite de 95%.

Cette application a été construite à partir de signaux sonars et des traits caractéristiques de ces signaux déterminés par les experts comme utiles pour identifier une cible en environnement bruité.

Le réseau agit dans ces comme un filtre pour éliminer le bruit.

a. L'application à la planification

L'optimisation est souvent sollicitée pour la planification des actions ou des tâches. A cet effet, l'utilisation du modèle de Hop Field et du modèle de Kohonen paraît très utile pour la résolution des problèmes d'optimisation.[22]

b. L'application au contrôle

Grâce à leur propriétés (parallélisme de traitement, capacité d'adaptation, et de généralisation, etc...). Les réseaux de neurones sont appliqués au contrôle intelligent. Par exemple plusieurs tentatives ont été faites pour appliquer les réseaux de neurones.

Ces applications peuvent être classifiés en plusieurs méthode, Telles que : le contrôle supervisé. Le contrôle inverse et le contrôle neuronal adaptatif. [24]

c. L'application au diagnostic

Les réseaux de neurones sont bien adaptés à la résolution des problèmes de diagnostic, utilisant la classification automatique des signaux et des formes.

Dans ce contexte on distingue plusieurs applications des réseaux de neurones pour le diagnostic des défaillances et en particulier, pour le diagnostic des pannes des machines électriques. [25]

Dans les réseaux électriques une large stratégie qui vise à faire le diagnostic du réseau de transport d'énergie algérien.

Dans notre travail en particulier, nous nous intéressons à la prédiction de la tension de claquage d'une configuration pointe-arrière-plan polluée soumise à une pollution continue uniforme.

Pour cela nous basons sur les essais effectués au laboratoire de haute tension de l'université de Biskra. Pour le traitement des résultats, nous avons utilisé la stratégie de réseaux de neurones artificiels (RNA).

II.5.1.2. Fonctionnement

Avant de pouvoir utiliser les capacités de classification et d'approximation de fonctions d'un réseau de neurones, il faut le construire, ceci se déroule en quatre temps :

✚ La construction de la structure du réseau (généralement empirique).

✚ La constitution d'une base de données de vecteurs représentant au mieux le domaine à modéliser.

Celle-ci est scindée en deux parties : une partie servant à l'apprentissage du réseau (on parle de base d'apprentissage) et une autre partie aux tests de cet apprentissage (on parle de base de test).

✚ Le paramétrage du réseau par apprentissage. Au cours de l'apprentissage, les vecteurs de données de la base d'apprentissage sont présentés séquentiellement et plusieurs fois au réseau. Un algorithme d'apprentissage ajuste le poids du réseau afin que les vecteurs soient correctement appris.

L'apprentissage se termine lorsque l'algorithme atteint un état stable.

✚ La phase de reconnaissance qui consiste à présenter au réseau chacun des vecteurs de la base de test. La sortie correspondante est calculée en propageant les vecteurs à travers le réseau,

La réponse du réseau est lue directement sur les unités de sortie et comparée à la réponse attendue, une fois que le réseau présente des performances acceptables, il peut être utilisé pour répondre au besoin qui a été à l'origine de sa construction. [24]

II.5.2. Modélisation générale

L'architecture du réseau de neurones n'est souvent que partiellement imposée par la tâche à réaliser : les entrées, l'état, et les sorties du réseau peuvent être fixées en fonction de celle-ci par le concepteur, ainsi que le type et la connectivité des neurones (comme nous l'avons présenté dans la figure suivante).

On peut modéliser un réseau de neurone par des élémentaires qu'il s'agit de :

✚ La nature de ses entrées : qu'ils peuvent être binaire (0 ou 1), (-1,1) ou réelles appartenant souvent à intervalle bornée $[a, b]$,

✚ La fonction des entrées : que sa signifie qu'elle peut définir le pré traitement effectuée sur les entrées.

✚ Fonction d'activation(seuil) : Qui représente la limite à partir de laquelle le neurone s'activera, la sortie de neurone dépend d'une fonction de transfert dont les principales sont représentées sur la figure II.3,

✚ Fonction de sortie : Cette fonction calcule la sortie du neurone en fonction de son état d'activation.[36]

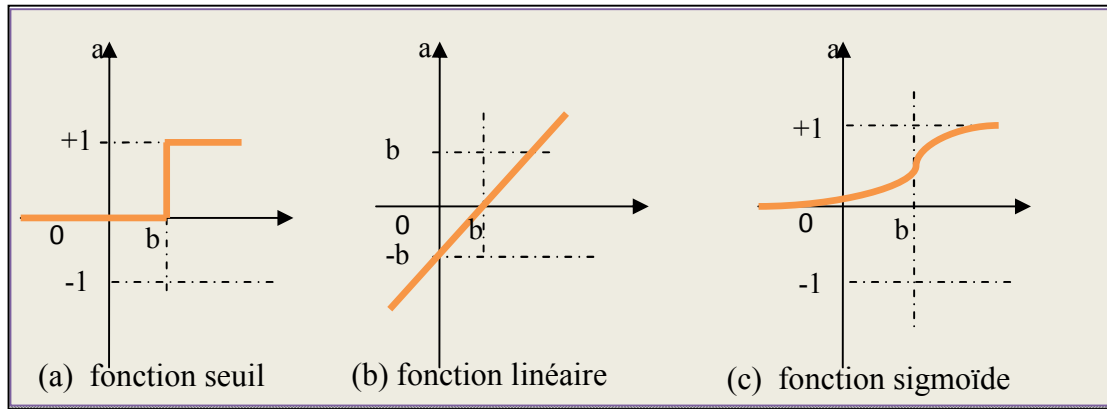


Figure II.3. Différents types de fonctions d'activations pour le neurone.

II.6. Architecture du réseau de neurone

L'architecture d'un réseau de neurones est fonction du nombre de couches de ce dernier et surtout de la structure des connexions entre neurones.

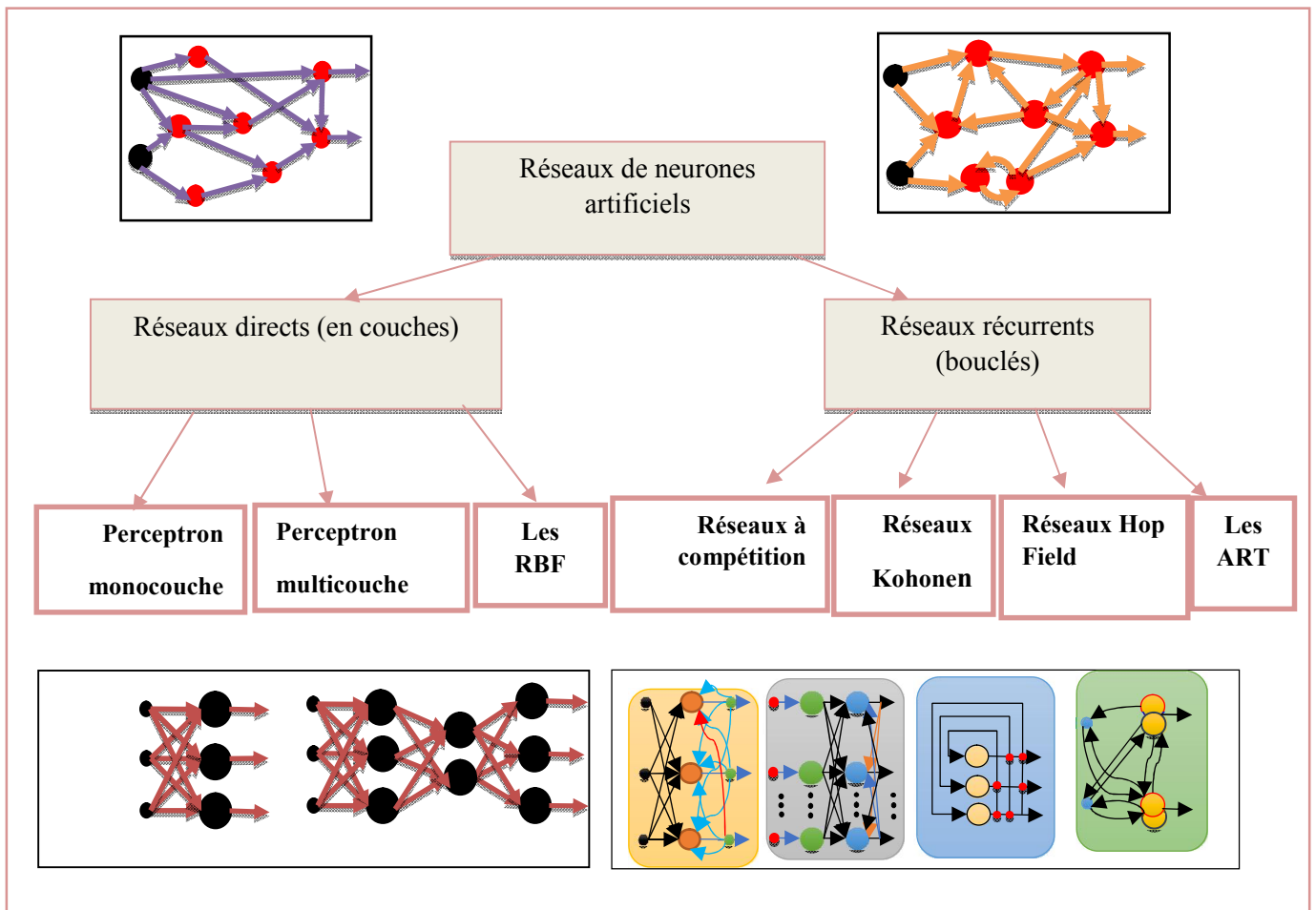


Figure II.3. Différents types de fonctions d'activations pour le neurone.

La figure précédente (figure II.4), représenté les topologies des réseaux de neurones artificiels.

Il existe plusieurs types d'architectures, on peut citer :

- ✚ Réseaux mono couches,
- ✚ Réseaux multicouches,
- ✚ Réseaux à connexions locales,
- ✚ Réseaux à connexions complètes.

Dans notre étude, le type du réseau qui nous intéresse est le réseau multicouche. La figure suivante présente les différentes topologies d'un réseau de neurones artificiels. [26]

II.6.1. Réseau de neurones monocouches

Un réseau de neurone monocouche, aussi appelé perceptron, est caractérisé de la manière suivante :

- ✚ Il possède n informations en entrée,
- ✚ Il est composé de p neurones, que l'on représente généralement alignés verticalement. Chacun peut en théorie avoir une fonction d'activation différente. En pratique, ce n'est généralement pas le cas,
- ✚ Chacun des p neurones est connecté aux n informations d'entrée.[22]

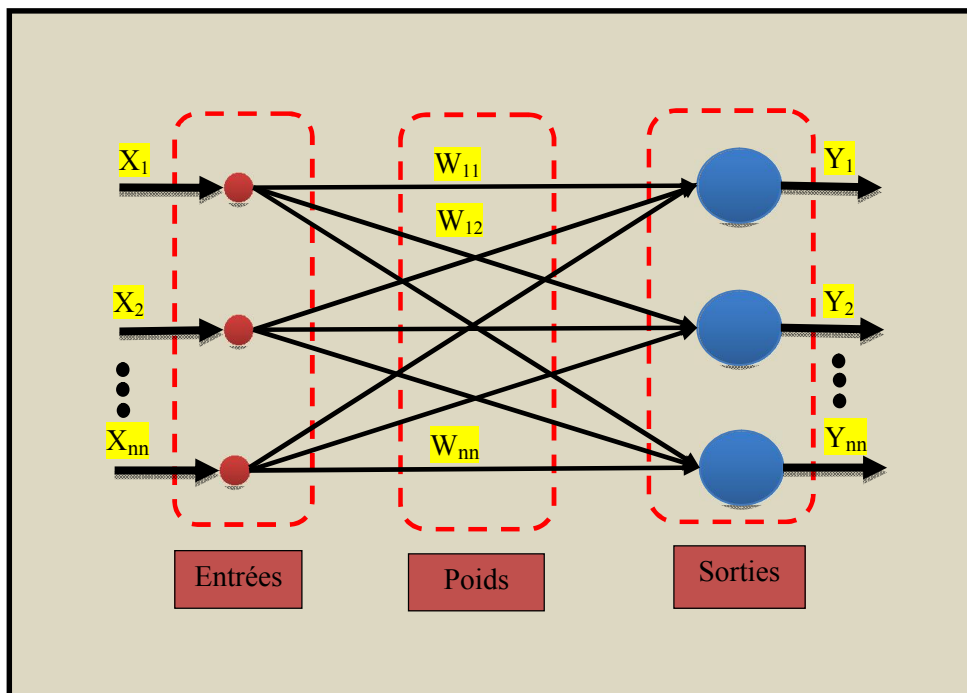


Figure II.5. Le réseau monocouche.

II.6.2. Réseaux de neurones multicouches

Un réseau multicouche n'est rien d'autre qu'un assemblage de couches les unes aux autres, de la gauche vers la droite, en prenant les sorties d'une couche et en les injectant comme les entrées de la couche suivante. Ce type de réseau comme le montre la figure II.5, est organisé en couches de neurones. Généralement, il n'y a pas de connexions entre neurones d'une même couche, et les connexions ne se font qu'avec ceux des couches en aval. [26]

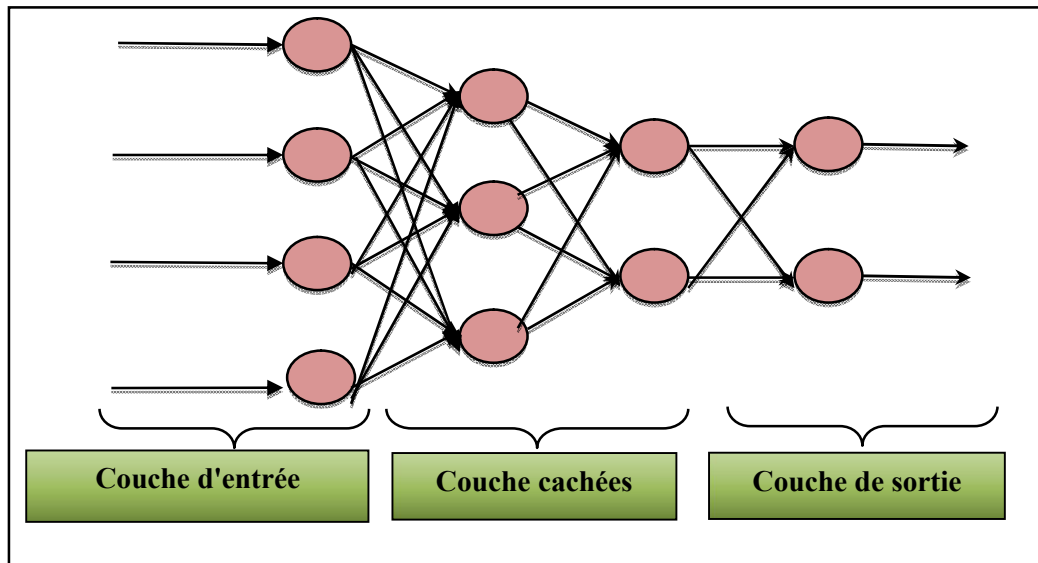


Figure II.6. Réseaux de neurones multicouches.

II.7. Connexions du réseau de neurones

La nature des connexions définit la manière dont sont interconnectés les neurones et le sens de transfert d'information dans le réseau, où on distingue :

- ✚ Les connexions directes, celles dirigées d'une couche d'indice inférieur vers une couche d'indice supérieur (figure II.7(a)).
- ✚ Les Connexions récurrentes dont les sorties de neurones d'une couche sont connectées aux entrées d'une couche d'indice inférieur (figure II.7(b)).

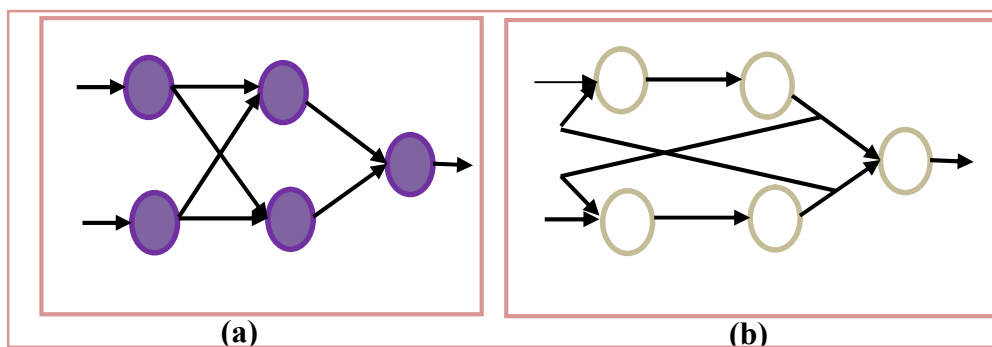


Figure II.7. Types de connexions

Par ailleurs entre deux couches, les connexions peuvent être partielles ou totales comme le montre les figures II.8(a) et II.8(b). L'utilisation de connexions partielles permet de regrouper certaines zones du réseau pour effectuer une fonction spécifique.

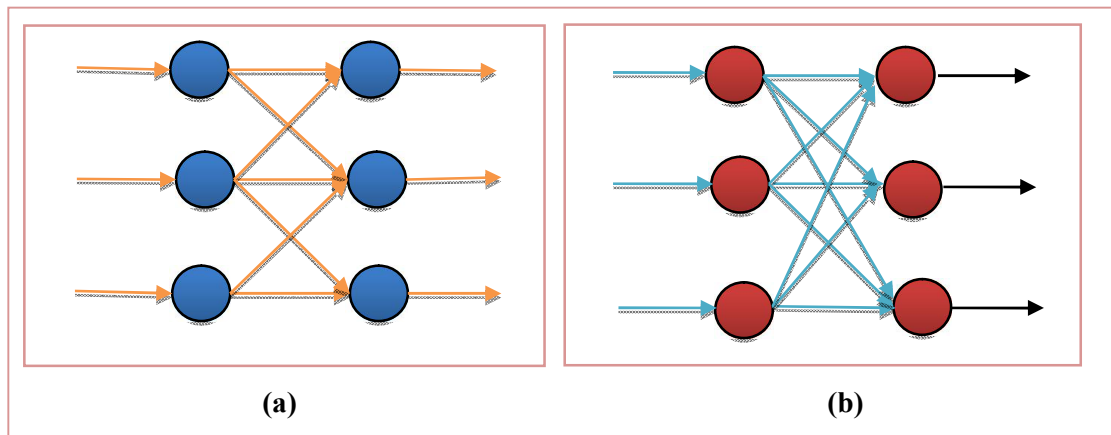


Figure II.8. Connexions entre deux couches, (a) Partielles, (b) Totales.

On peut avoir éventuellement en plus des connexions citées précédemment des connexions inter-couches (interconnexions entre neurones de couches voisines), des connexions intra couches (connexions entre neurones d'une même couche) et l'auto connexion (un neurone avec lui-même).[27]

II.8. Réseaux propagation vers l'avant "Feed-Forward"

Un réseau de neurone "Feed-forward" appelé aussi réseau non bouclé ou unidirectionnels ou statique est présenté par un ensemble de neurones connectés entre eux.

Cette technique d'apprentissage back propagation est utilisée pour entraîner les réseaux de neurones d'architecture de type Feed-Forward. C'est une architecture multicouche ce qui veut dire que la couche d'entrée est connectée à une couche cachée qui peut à son tour être connectée à une autre couche cachée ou directement raccordée à la couche de sortie.

En général on ne trouve qu'une seule couche cachée dans ce genre d'architecture. Il est très rare de trouver plus de deux couches, mathématiquement cela ne change rien au fonctionnement du réseau. [27]

II.8.1. La Couche d'entrée

La couche d'entrée du RNA est la conduite qui permet au monde extérieur de présenter un modèle au RNA. Une fois ce modèle posé à l'entrée du réseau la couche de sortie va produire un autre modèle.

La couche d'entrée doit représenter les conditions pour laquelle le réseau est entraîné.

Chaque neurone d'entrée doit représenter une variable indépendante qui a une influence sur la sortie du réseau.

II.8.2. La couche de sortie

Cette couche est celle qui présente le modèle à l'environnement extérieur, tout résultat donné par la couche de sortie peut être tracé jusqu'à la couche d'entrée. Le nombre de neurones de la couche de sortie dépend directement de la fonction du RNA. Par exemple, s'il s'agit de classification en groupes, il est préférable d'avoir un seul neurone pour chaque groupe.

II.8.2.1. Les Couches cachées

Il y a deux décisions à prendre concernant les couches cachées. La première concerne le nombre de couches cachées à utiliser et la deuxième concerne le nombre de neurones dans chaque couche cachée. [28]

II.8.2.2. Nombre de couches cachées

Les réseaux de neurones à deux couches cachées représentent des fonctions avec n'importe quelle forme. Il n'y a aucune utilité théorique à l'utilisation de réseaux à plus de deux couches cachées. Plusieurs problèmes pratiques n'ont pas besoin de plus d'une couche cachée. [28]

II.9. Nombre de neurones dans les couches cachées

Le choix du nombre de neurones de la couche cachée est une partie très importante dans le choix de l'architecture du réseau. Même si ces couches n'échangent pas directement avec l'environnement extérieur, elles ont une influence immense sur la sortie finale.

L'utilisation d'un trop petit nombre de neurones dans la couche cachée va provoquer un " Underfitting ", ce qui signifie que le réseau n'arrive pas à détecter les signaux dans un ensemble de données.

L'utilisation d'un nombre trop important de neurones cachés peut entraîner un problème d'"overfitting" qui se produit quand la base de données n'est pas assez suffisante pour entraîner tous les neurones des couches cachées, ce qui augmente le temps d'apprentissage ainsi que de traitement des données, jusqu'à ce que le réseau ne puisse plus être entraîné de façon adéquate.

Un compromis doit être fait. Nous présentons ci-dessous quelques règles qui peuvent aider au choix du nombre de neurones cachés.

- ✚ Le nombre de neurones cachés doit être dans la gamme entre la taille des couches d'entrée et de sortie,
- ✚ Le nombre de neurones cachés doit être $2/3$ de la taille de la couche d'entrée plus la taille de la couche de sortie,
- ✚ Le nombre de neurones cachés doit être inférieur au double de la taille de la couche d'entrée. Ces trois règles sont des points de départ que l'on peut considérer. D'autres méthodes sont utilisées pour trouver le nombre optimal de neurones dans la couche cachée.[22]

Dans notre travail, l'interface graphique dispose de trois fonctions d'activation dénommées dans Matlab comme suit :

- ✚ Tansig : Fonction de transfert tangent sigmoïde hyperbolique qui est une fonction non-linéaire et évolue entre moins un (-1) et plus un (1).
- ✚ Logsig : Fonction de transfert sigmoïde qui est une fonction non-linéaire et évolue entre 0 et 1.
- ✚ Purelin : fonction de transfert linéaire. Le résultat en sortie de cette fonction est le même que celui présenté à l'entrée de la fonction.

La fonction purelin est une fonction linéaire qui génère des sorties pouvant prendre n'importe quelle valeur, c'est pour cette raison nous avons l'a choisie comme fonction d'activation des neurones de la couche de sortie de notre RNA afin de calculer toutes les valeurs de la sortie 'V'.

Nous utiliserons la fonction de transfert non linéaire sigmoïde pour les couches cachées puisque sa dérivée existe et elle est simple à mettre en œuvre.

II.10. Propriétés des réseaux de neurones

La plus fondamentale des propriétés propres au réseau de neurones est sa capacité d'apprendre de son environnement et d'améliorer sa performance à travers un processus d'apprentissage.

On définit l'apprentissage comme étant un changement opéré dans la mémoire du réseau en affectant les valeurs des poids synaptiques qui relient les neurones entre eux, afin d'adapter le traitement effectué par le réseau à une tâche particulière.

De ce fait l'apprentissage a pour objectif l'amélioration des performances futures du réseau, sur la base d'une connaissance acquise au fur et à mesure des expériences passées. On distingue trois familles d'apprentissage différentes en fonction de la nature des informations

disponibles et du but recherché :

✚ **Apprentissage supervisé** pour lequel il est nécessaire de disposer d'un ensemble de couples de données (entrées du réseau ; sorties désirées correspondantes). (Figure II.9),

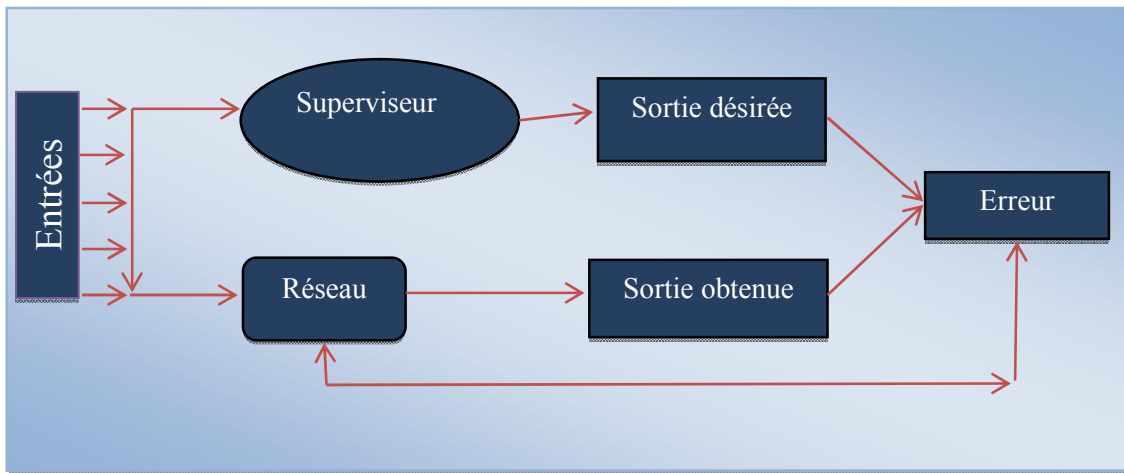


Figure II.9. Apprentissage supervisé.

✚ **Apprentissage semi-supervisé** ou par renforcement pour lequel seule une mesure d'erreur qualitative est disponible.

✚ **Apprentissage non supervisé** pour lequel il n'y a pas de réponse désirée. Il a été démontré que moyennant le choix d'une architecture appropriée (nombre de neurones cachés).

Les réseaux multicouches sont capables d'approcher n'importe quelle fonction. Une autre propriété fondamentale de l'apprentissage concerne la capacité de généralisation de ces réseaux. [22,25]

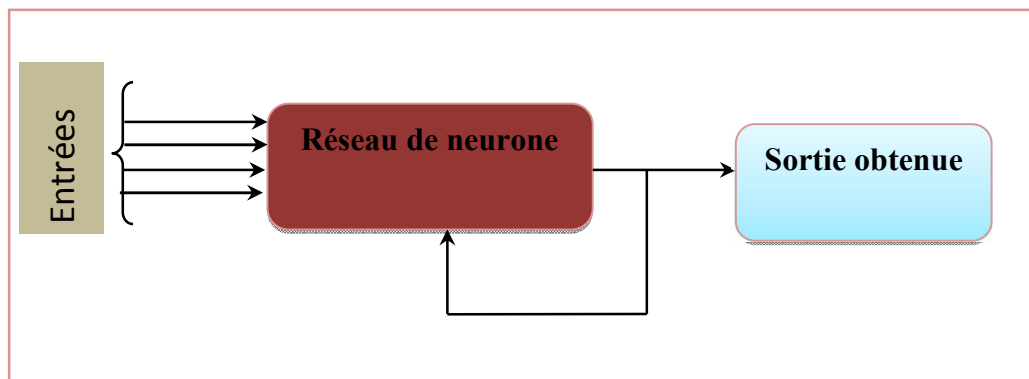


Figure II.10. Apprentissage non supervisé.

II.10.1. Apprentissage simple du perceptron (méthode du gradient et algorithme de Widrow-Hoff)

Il y a deux algorithmes, principalement, pour "faire apprendre" à un réseau de neurone

monocouche. Le premier est la méthode simple et se nomme la descente de gradient. L'autre, un peu plus efficace généralement, se nomme algorithme de Widrow-Hoff, du nom des deux scientifiques qui ont élaboré cette technique.

Les deux méthodes consistent à comparer le résultat qui était attendu pour les exemples puis à minimiser l'erreur commise sur les exemples. Toutefois, il existe bien sûr une nuance entre les deux méthodes.[23]

II.10.2 Apprentissage du perceptron multicouche

De la même manière que le perceptron monocouche, le perceptron multicouche est lui aussi capable d'apprentissage. En effet, il existe également un algorithme permettant de corriger les poids vis à vis d'un ensemble d'exemples donnés. Cet algorithme est appelé algorithme de rétro-propagation du gradient. [25]

II.10.2.1. Rétro-propagation

La rétro-propagation est actuellement l'outil le plus utilisé dans le domaine de réseaux de neurones. C'est une technique de calcul des dérivées qui peut être appliquée à n'importe quelle structure de fonctions dérivables.

Mathématiquement, cette méthode est basée sur l'algorithme de descente du gradient et utilise les règles de dérivation des fonctions dérivables. Dans cette méthode, l'erreur commise en sortie du réseau sera rétro-propagée vers les couches cachées d'où le nom de rétro-propagation.

L'approche la plus utilisée pour la minimisation de la fonction E (erreur) est basée sur la méthode du gradient. On commence l'entraînement par un choix aléatoire des vecteurs initiaux du poids.[28]

On présente le premier vecteur d'entrée, une fois on a 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.

On refait la même procédure pour tous les exemples d'apprentissage. Ce processus est répété jusqu'à ce que les sorties du réseau soient suffisamment proches des sorties désirées.

Avant de définir l'algorithme d'apprentissage, on doit définir la relation entre les sorties du réseau d'une part, et les entrées et les poids d'autre part.

Dans un réseau à **(l)** couches ayant **(n)** entrées et **(m)** sorties les états des différents neurones sont donnés par : [26]

$$U_i^l(k) = f^l(p_i^l(k)) \quad (\text{II.2})$$

Avec :

$$p_i^l(k) = \sum_{j=1}^{N_{l-1}} w_{ji}^l U_j^{l-1}(k) \quad (\text{II.3})$$

Où $i = 1, 2, \dots, N_l$

Et $j = 1, 2, \dots, N_{l-1}$

Et $q = 1, 2, \dots, N_{l+1}$

N_l : nombre de neurones dans la couche l .

N_{l-1} : nombre de neurones dans la couche

$l-1$. N_{l+1} : nombre de neurones dans la

couche $l+1$. L : nombre de couches.

II.10.2.2. Résumé de l'algorithme de rétro-propagation

L'algorithme de rétro-propagation standard se résume donc à la série des étapes suivante :

- ✚ Présenter un vecteur d'entrée $x_p = (x_{p,0,1}, x_{p,0,2}, \dots, x_{p,0,n})^t$ aux nœuds d'entrées puis initialiser,
- ✚ Pour chaque donnée d'entraînement n :
 - Calculer les sorties en propageant les entrées vers l'avant,
 - Ajuster les poids en rétro-propageant l'erreur calculée :

$$W_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) = w_{ji}(n) + \eta \delta_j(n) y_i(n) \quad (\text{II.4})$$

$Y_i(n)$ Représente soit la sortie du neurone i sur la couche précédente, si celui-ci existe, soit l'entrée i autrement.

- ✚ Répéter la deuxième étape jusqu'à un nombre maximum d'itérations ou jusqu'à ce que la racine de l'erreur quadratique moyenne (EQM) soit inférieure à un certain seuil.

II.10.3. Algorithme d'apprentissage

Définir l'architecture d'un RNA pour un problème quelconque revient à faire un choix judicieux de la taille du réseau, du nombre total de couches et de neurones, distribution des données et des fonctions de transfert. Le choix de ces paramètres dépend de l'utilisateur.

Il n'existe pas dans la littérature pour le moment des données suffisantes qui peuvent déterminer clairement les paramètres à adopter pour résoudre un problème donné. [25]

Les différentes techniques présentées par différents auteurs sont destinées à résoudre des cas particuliers.

Le choix d'utiliser le Perceptron multicouches (PMC) et l'algorithme rétro- propagation est dû principalement à la popularité de ces deux derniers dans la gestion des relations non linéaire entre les variables.

L'algorithme d'apprentissage de rétropropagation consiste dans un premier temps à circuler vers l'avant les données d'entrées jusqu'à l'obtention d'une entrée calculée par le réseau, puis la seconde étape est de comparer la sortie calculée à la sortie réelle connue.

Les poids sont modifiés de telle sorte qu'à la prochaine itération, l'erreur commise entre la sortie calculée est minimisée, en prenant en considération la présence des couches cachées, l'erreur est rétro-propagé vers l'arrière jusqu'à la couche d'entrée tout en modifiant la pondération.

Le processus est répété sur tous les exemples jusqu'au temps où l'on obtienne une erreur de sortie considérée comme négligeable. [27]

II.11. Avantages et Inconvénients des réseaux de neurones artificiels

II.11.1. Avantages

- ✚ Résistance au bruit ou au manque de fiabilité des données,
- ✚ Simple à manier beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique. Aucune compétence en maths, informatique ou statistiques requises,
- ✚ Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités des statistiques multi- variables.

II.11.2. Inconvénients

Bien sûr, le RNA ne dispense pas de bien connaître son problème de définir ses classes avec pertinence, de ne pas oublier de variables importantes, etc. [22-28]

II.12. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons aussi introduit les définitions essentielles relatives aux réseaux de neurones artificiels.

On a pu montrer que les réseaux de neurones reposent à présent sur des bases mathématiques solides qui permettent d'envisager des applications dans presque tous les domaines y compris industriel et à grande échelle, notamment dans le domaine de la

prédiction.

Il n'est pas douteux que les réseaux de neurones peuvent alléger considérablement la tâche de toute personne travaillant dans ces domaines en permettant une approche efficace et générique des problèmes non linéaires.

Ensuite, une explication détaillée du modèle de réseau de neurone et leur apprentissage, pour la prédiction de la tension de claquage d'une configuration point- barrière- plan polluée dans-le-prochain-chapitre



CHAPITRE III

Résultats et simulation



III.1. Introduction

L'Intelligence Artificielle, branche de l'Informatique fondamentale s'est développée avec pour objectif la simulation des comportements du cerveau humain. Les premières tentatives de modélisation du cerveau sont anciennes et précèdent même l'ère informatique. Parmi les outils mathématiques qui peuvent répondre à nos besoins on peut citer la méthode des réseaux de neurones artificiels (RNA) qui constitue un outil d'approximation de systèmes complexes qui sont difficiles à modéliser par les méthodes statistiques classiques.

Nous avons utilisé un réseau de neurones de type back-propagation comme algorithme d'apprentissage, c'est une architecture multicouche.

C'est à dire que la couche d'entrée est connectée à une couche cachée qui peut à son tour être connectée à une autre couche cachée ou directement raccordée à la couche de sortie.

L'utilisation d'un réseau neural artificiel (perceptron multicouche) pour la prédiction de l'irradiation solaire (IR), en utilisant les paramètres météorologiques de la région de M'sila. On termine le chapitre par une évaluation des performances des modèles testés suivant les différents critères de performance.

III.2. Problématique et objectif

L'augmentation de la demande mondiale d'énergie constitue une préoccupation pour tous les politiciens et experts à travers le monde, notamment avec les effets venant de l'utilisation des dérivées du pétrole et la peur venue de la décroissance des réserves mondiales, ce qui a influé sur le développement d'économie des pays.

La solution optimale envisagée pour les différents problèmes d'énergie et d'environnement sera l'orientation vers des énergies alternatives à leur tête l'énergie solaire. Cette dernière est considérée comme une source renouvelable, non- polluante et avec un coût minimal.

L'Algérie est l'une des régions qui possède le potentiel solaire le plus important de tout le bassin méditerranéen.

En effet, plusieurs travaux dans la littérature, ont été faits dans le but de prédire l'irradiation solaire à des échelles de temps horaire, journalier, ou mensuel.

L'objectif de notre travail consiste à développer un modèle neuronal de prévision de l'évolution de l'irradiation solaire à l'échelle journalière pour la région de M'sila. (36,42°N, 4,03°E).

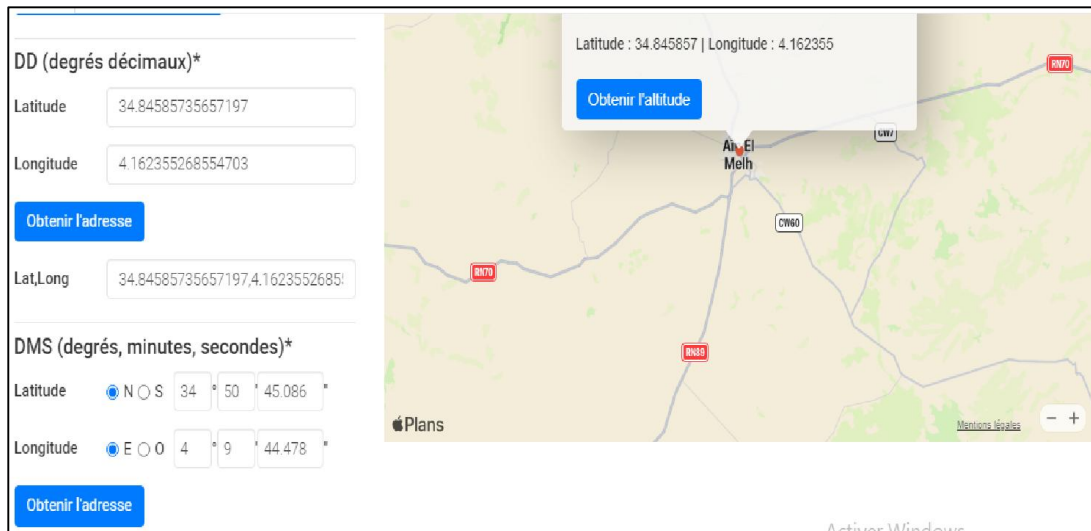


Figure III.1. Données géographiques de la wilaya de M'sila.

III.3. Prédiction de l'irradiation solaire en utilisant les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Il n'y a pas de méthode systématique pour le choix de l'architecture du réseau, en particulier, le nombre de neurones, le nombre de couches ou le choix des paramètres internes de l'algorithme d'apprentissage.

D'après les travaux publiés dans la littérature, nous avons remarqué que les réseaux de type perceptron multicouche (PMC) sont les plus utilisés dans les études de prédiction, d'où le choix de ce type de réseau.

Nous utiliserons un apprentissage supervisé, par correction des erreurs où le signal d'erreur est rétro-propagé vers les entrées afin de mettre à jour les poids synaptiques.

III.4. Conception du réseau de neurones

La mise en œuvre d'un RNA nécessite

- ✚ La détermination des entrées et des sorties pertinentes, c'est à dire les grandeurs qui ont une influence significative sur le phénomène que l'on cherche à modéliser,
- ✚ La collecte des données nécessaires à l'apprentissage et à l'évaluation des performances du réseau de neurones,
- ✚ La détermination du nombre de neurones cachés et couches cachées nécessaires pour obtenir une approximation satisfaisante,
- ✚ La réalisation de l'apprentissage,
- ✚ L'évaluation des performances du réseau de neurones à l'issue de l'apprentissage.

III.5. Détermination des entrées/sorties du réseau de neurone

Avant de créer un réseau, il faut d'abord introduire les entrées qui sont dans notre cas la temp (t) la Température(T), Humidité (H), Vitesse de vent(m/s), et la pression(P), (tableau III.2), les valeurs de l'irradiation solaire (IR)seront considérées comme seule sortie de notre RNA.

La méthodologie suivie pour les déterminer est la suivante :

En se référant à la base de données pratique collectée de la littérature, nous avons fait correspondre à chaque étape atteinte de la décharge, pour chaque quintuplé (t, T, H, V, P) une valeur de sortie "IR".

Tableau III.1. Variables d'entrées et sortie.

Entrées		Sortie	
Symbole	Désignation	Symbole	Désignation
t (min)	temp [0-15]	IR(w/m ²)	irradiation solaire (IR) [0-1003]
T (°C)	Température [22.9-42]		
H (%)	Humidité [2.9-40]		
V (m/s)	Vitesse de vent [0.2-12.0]		
P (Hpa)	Pression[932-940]		

III.5.1.Nombre de couches cachées

Le choix du nombre de couches cachées dépend généralement de la complexité du problème à résoudre, en théorie une seule couche cachée peut être suffisante pour résoudre un problème donné mais il se peut que le fait de disposer de plusieurs couches cachées permet de résoudre plus facilement un problème complexe malgré qu'il a été démontré qu'un Perceptron Multicouches avec une seule couche cachée pourvue d'un nombre suffisant de neurones, peut approximer n'importe quelle fonction avec la précision souhaitée.

III.5.2. Nombre de neurones

Un nombre plus important permet donc de mieux "coller" aux données présentées mais diminue la capacité de généralisation du réseau.

Il faut alors trouver le nombre adéquat de neurones cachés nécessaire pour obtenir une approximation satisfaisante. Il n'existe pas, à ce jour, de règle permettant de prévoir le

nombre de neurones cachés nécessaires pour obtenir une performance spécifique du modèle, compte tenu des modèles disponibles.

III.5.3.Apprentissage

Le type d'apprentissage est déterminé par la manière dont les paramètres du réseau sont adaptés, d'où l'existence de plusieurs algorithmes d'apprentissage. L'algorithme d'apprentissage utilisé dans notre étude sera donné dans ce qui suit.

III.5.4.Validation et Tests

Nous avons deux bases de données, une pour effectuer l'entraînement de notre RNA pour vérifier les performances du RNA. Concernant la base de données que nous avons utilisée est collectée de la littérature.

III.6. Implémentation et simulation

La modélisation de simulation consiste à expérimenter en utilisant la représentation numérique valide d'un système. Contrairement à la modélisation physique, par exemple la reproduction à l'échelle d'un bâtiment, la modélisation de simulation se fait par informatique et utilise des algorithmes et des équations.

La conception en numérique permet de réaliser un modèle suffisamment flexible. Ce modèle nous permettra de construire un réseau extensible et évolutif qui servira pour la résolution des problèmes complexe, surtout dans le domaine d'énergétique.

La conception en informatique débouche sur des environnements base de données et/ou base de connaissances qui ne sont pas ceux que l'on rencontre en informatique technique.

Une approche nouvelle est donc nécessaire pour aborder correctement le domaine de l'informatique technique. En ce qui concerne les systèmes de production, un modèle (méthode) mérite d'être présenté dans la section suivante.

Pour la prédiction de l'irradiation solaire nous avons utilisé le logiciel de calcul Matlab dans sa version 2009. Pour d'établir notre réseau nous avons besoin d'une banque de données, celle-ci peut être exportée directement à partir d'un fichier Excel.

Après avoir exporté la banque de données, nous introduirons la commande « nntool » dans la fenêtre de commande, une interface graphique apparaît, elle nous permet de créer un réseau, le visualiser, l'entraîner, le simuler, et exporter les valeurs de sortie.

La simulation du notre RNA est effectuée en utilisant l'interface graphique "Neural Network Tool (nntool)" disponible sur Matlab. (figure III.2).

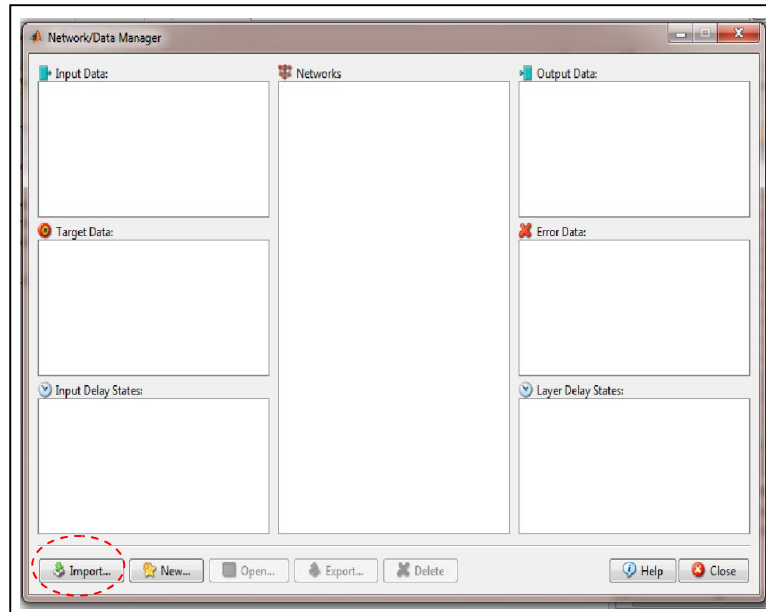


Figure III.2. Interface graphique « nntool ».

III.6.1. Création des données

Avant de créer un réseau, il faut d'abord introduire les entrées qui sont dans notre cas le temp, la temperature, la vitesse de vent, l'humidite et la pression et les propriétés qui doivent être atteinte par le réseau, dans notre cas est l'irradiation solaire. Pour cela on clique sur import (figure III.1), une interface graphique apparaît (figure III.3), elle nous permet d'introduire les entrées (input) et les valeurs qui doivent être atteinte par le réseau (sortie (Target)).

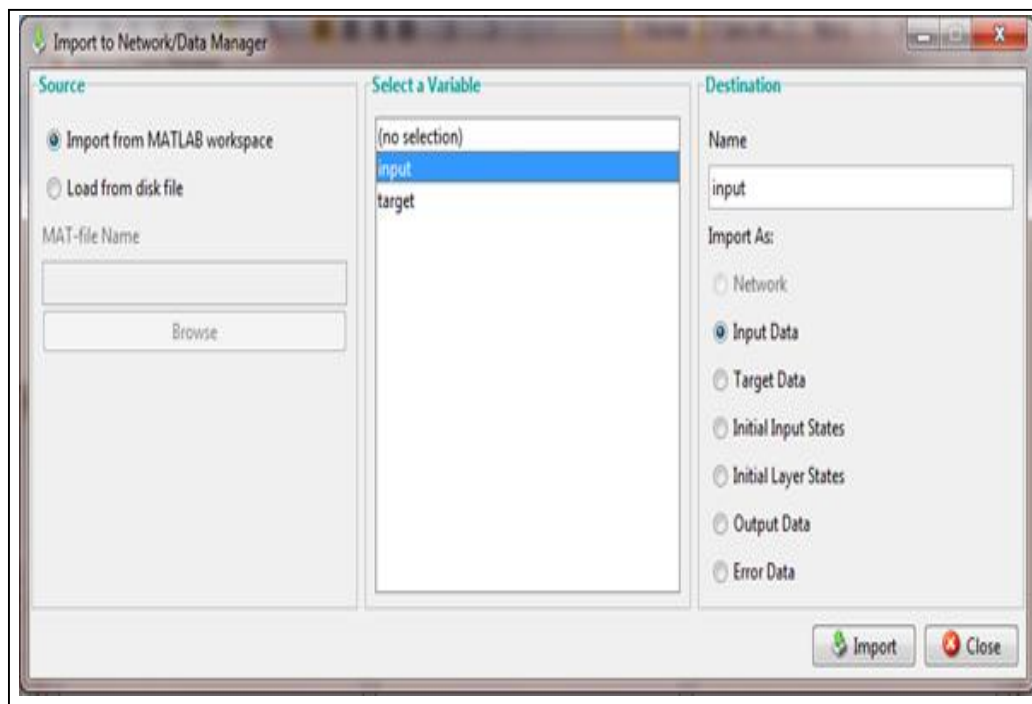


Figure III.3. Création des données.

III.6.2. Création du réseau

Les réseaux de neurones biologiques réalisent facilement un certain nombre d'applications telles que la reconnaissance de formes, le traitement du signal, l'apprentissage par l'exemple, la mémorisation, la généralisation, et la prédiction.

Pour générer un nouveau réseau, on clique sur New, une nouvelle fenêtre apparaît (figure III.4), on choisit le type de réseau préprogrammé.

Le feed-forward Back propagation et tout désigner pour ses propriétés de convergence et ses capacités d'approximation

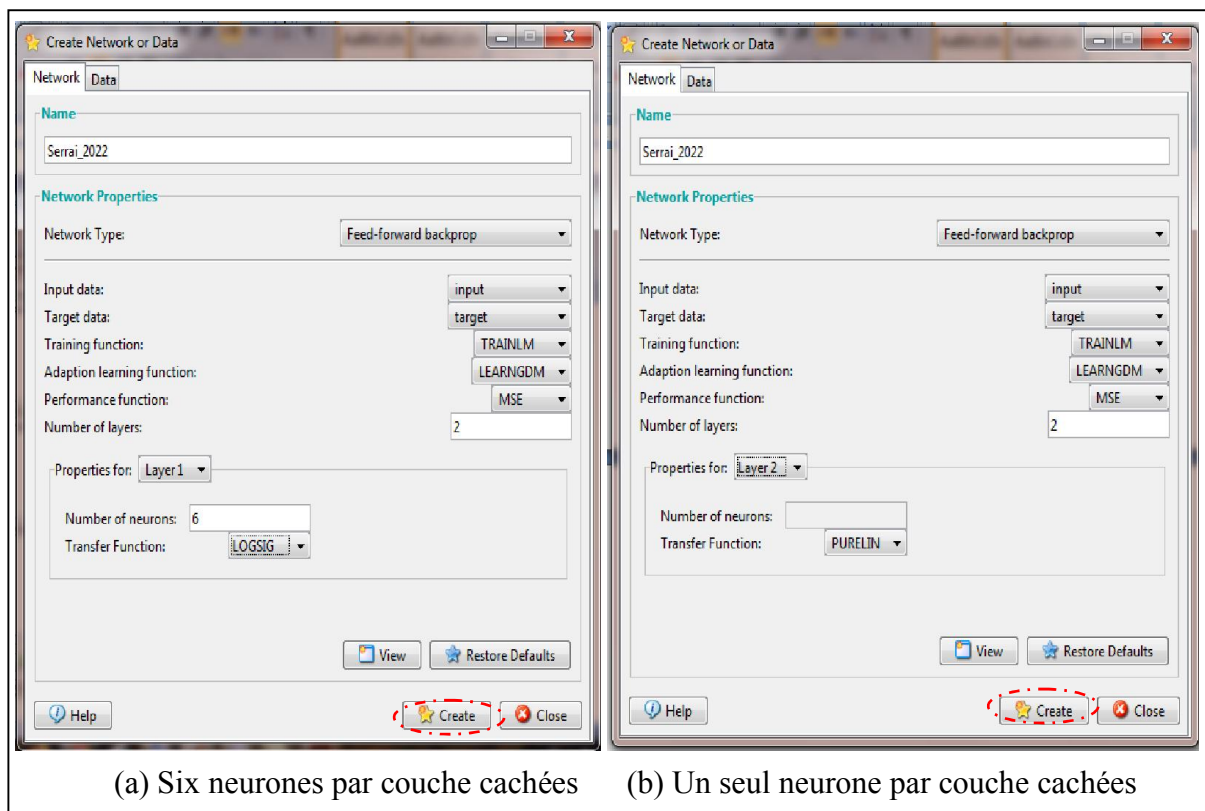


Figure. III.4. Paramètres du RNA dans le cas d'utilisation deux couches cachées et 6 neurones par couche avec un seul neurone par couche dans la sortie.

On choisit la fonction d'entraînement « TRAINLM », et comme fonction d'apprentissage « LEARNGDM », et la fonction « MSE » comme fonction de performance.

Pour le nombre de couches cachées, il est de deux, la première couche a pour fonction d'activation la tangente sigmoïde « LOGSIG », et la deuxième couche a pour fonction d'activation la fonction linéaire « PURELIN ». La seule variable est le nombre de neurones cachés qui doit être optimisé pour chaque réseau. Après avoir créé le réseau, il est possible de le visualiser en appuyant sur « create ». La fenêtre suivante apparaît. (figure III.5)

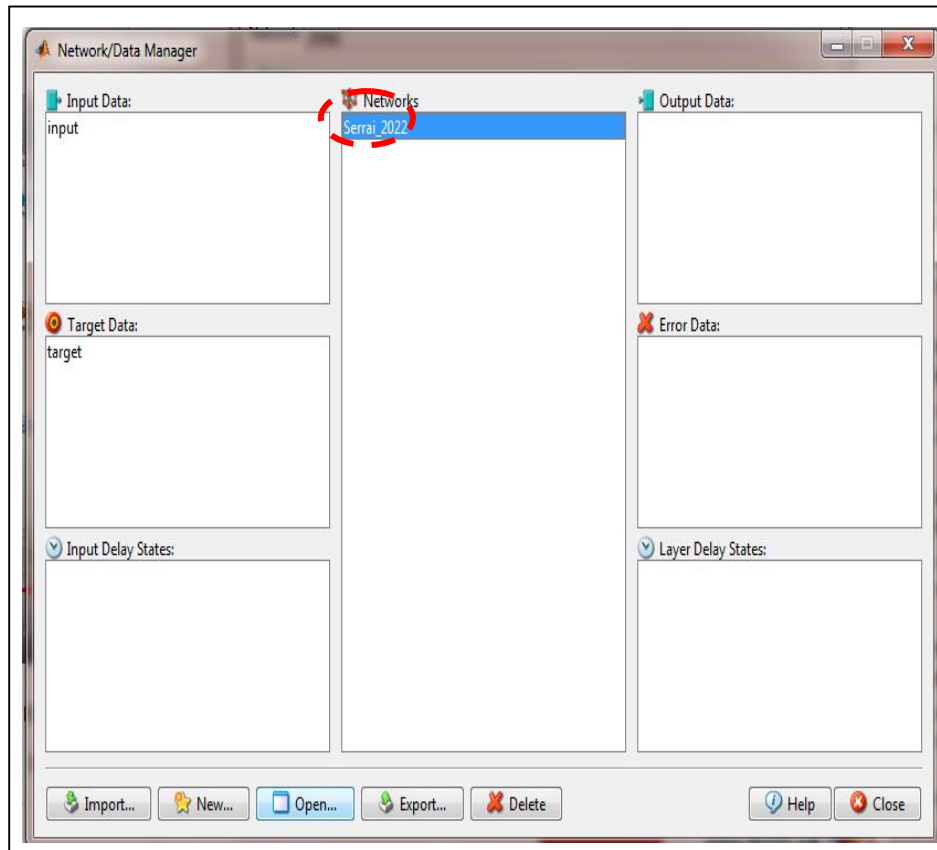


Figure III.5. Interface graphique « nntool », après la création du réseau appelée serrai-2022.

III.6.3. Mise en œuvre du réseau

En cliquant sur « create » dans l'interface de création du réseau (figure III.4), puis en allant dans le « network data manager » (figure III.5), et cliquant sur le nom de réseau (serrai_2022) créer une nouvelle fenêtre apparaît et nous permet d'entraîner le réseau après avoir sélectionné la banque de donnée appropriée, et ajuster les paramètres tels que les époques et l'erreur désirée. (sera présenté dans ce qui suit), voir figure III.6.

III.6.4. Méthodes d'apprentissage

L'apprentissage est un ensemble de mécanismes menant à l'acquisition de savoir-faire, de savoirs ou de connaissances. L'utilitaire nntool sous MATLAB contient plusieurs variantes de l'algorithme de Rétropropagation du gradient de l'erreur, la variante la plus intéressante étant l'algorithme de Levenberg-Marquardt communément appelé « faster-propagation » [28]. Cet algorithme sera utilisé dans notre application RNA. Cet algorithme appartient aux algorithmes d'apprentissage par paquets (hors-ligne, off-line, batch mode) où les poids sont modifiés après le passage de tous les exemples. Il est dénommé dans MATLAB par TRAINLM (apprentissage par l'algorithme Levenberg- Marquardt).

III.6.5. Application du RNA

Le processus d'entraînement de notre système de RNA consiste en plusieurs étapes qui peuvent être résumés comme suit :

III.6.5.1. Modèle de réseau de neurone

Un réseau de neurones est en général composé d'une succession de couches dont chacune prend ses entrées sur les sorties de la précédente.

Un réseau de type propagation vers l'avant « FEED-FORWARD » est choisi. Les paramètres utilisés dans le modèle RNA sont montrés dans le tableau III.2.

Il est à noter, que nous disposons de deux bases de données différentes l'une est utilisée pour l'apprentissage du RNA, qui est constituée de 5*58 d'entrée (t, T, V, H, P), temp, la Temperature, vitesse de vent, Humidite et la pression et 58 sorties correspondantes (valeurs "IR" choisies) et l'autre formée de 5*58 utilisée pour tester le RNA pour la prédiction de l'irradiation (voir le tableau III.2).

Tableau III.2. Paramètres finaux de la structure et l'apprentissage de RNA

Paramètres de la structure et de l'apprentissage	
Nombre d'entrées	5*58
Nombre de sortie	1*58
Algorithme d'apprentissage	Levenberg-Marquardt (TRAINLM)
Fonction d'ajustement des poids et seuils	LEARNGDM
Fonction de performance	Erreur quadratique moyenne (MSE)
Fonction de transfert	Fonction de transfert sigmoïde (LOGSIG) pour les couches cachées. Fonction de transfert linéaire (PURELIN) pour la couche de sortie.

III.6.5.2. Résultat du nombre des neurones cachés et des couches cachées

Nous avons choisi les paramètres de l'apprentissage de telle sorte que l'apprentissage s'arrête dans deux cas, soit le nombre d'itérations (epochs) est achevé, soit l'erreur (goal) est atteinte.

La figure III.6 donne la fenêtre d'apprentissage pour le test effectué (nombre d'itération=1000, nombre de couche cachée=2 et nombre de neurone par couche cachée =6). Après avoir procédé à l'apprentissage.

L'ensemble de la base de données totale (entrées et sorties) sera divisé comme suit : (80%) pour l'apprentissage, (20%) pour tests et validation.

✚ La première, pour faire l'apprentissage et validation dans le but de vérifier la capacité de généralisation du réseau,

✚ La deuxième, de test et sert à évaluer les performances finales du réseau.

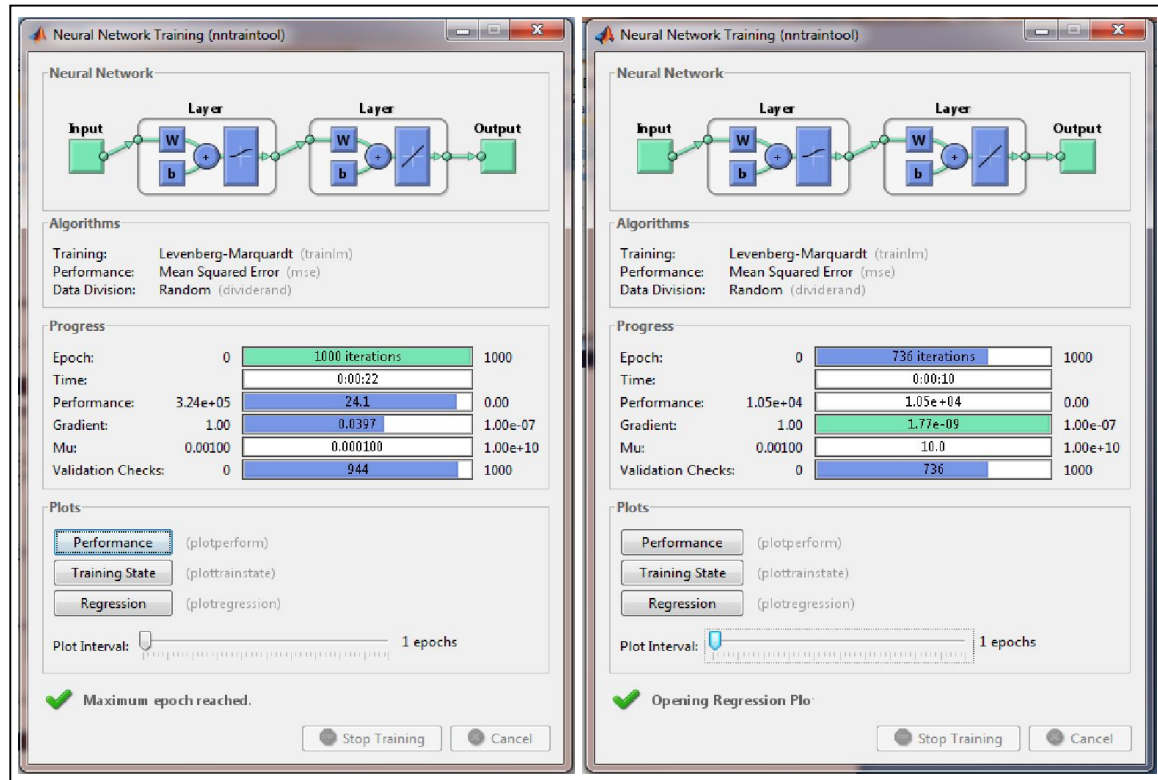


Figure III.6. Fenêtre de l'apprentissage de l'outil " nntool" dans le cas d'utilisation d'une deux couches cachées et 6 neurones par couche.

III.6.5.3. Création du RNA en utilisant l'interface graphique de l'utilitaire nntool

La figure. III.7 présente la structure du RNA (RP) dans le cas d'utilisation d'une deux couche cachée et six (6) neurones par couche, pour chercher le meilleur nombre de couches cachées et neurones par couche.

L'organigramme présenté par la figure. III.8 présente la démarche pour déterminer le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche.

Remarque :

Juste pour l'information que la figure. III.3 donne l'interface nntool utilisé pour introduire les paramètres du RNA donnés par le tableau III.2.

Il est à noter que le nombre des neurones par couche et le nombre de couches cachées utilisés dans notre travail est celui obtenu après des tests dans le but de voir les paramètres finaux de notre système sont présentées dans le tableau III.3.

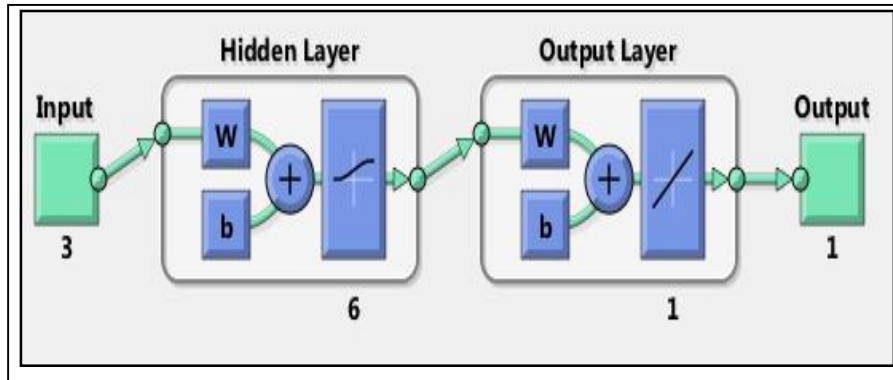


Figure III.7. Structure de RNA dans le cas d'utilisation d'une deux couches cachées et 6 neurones par couche.

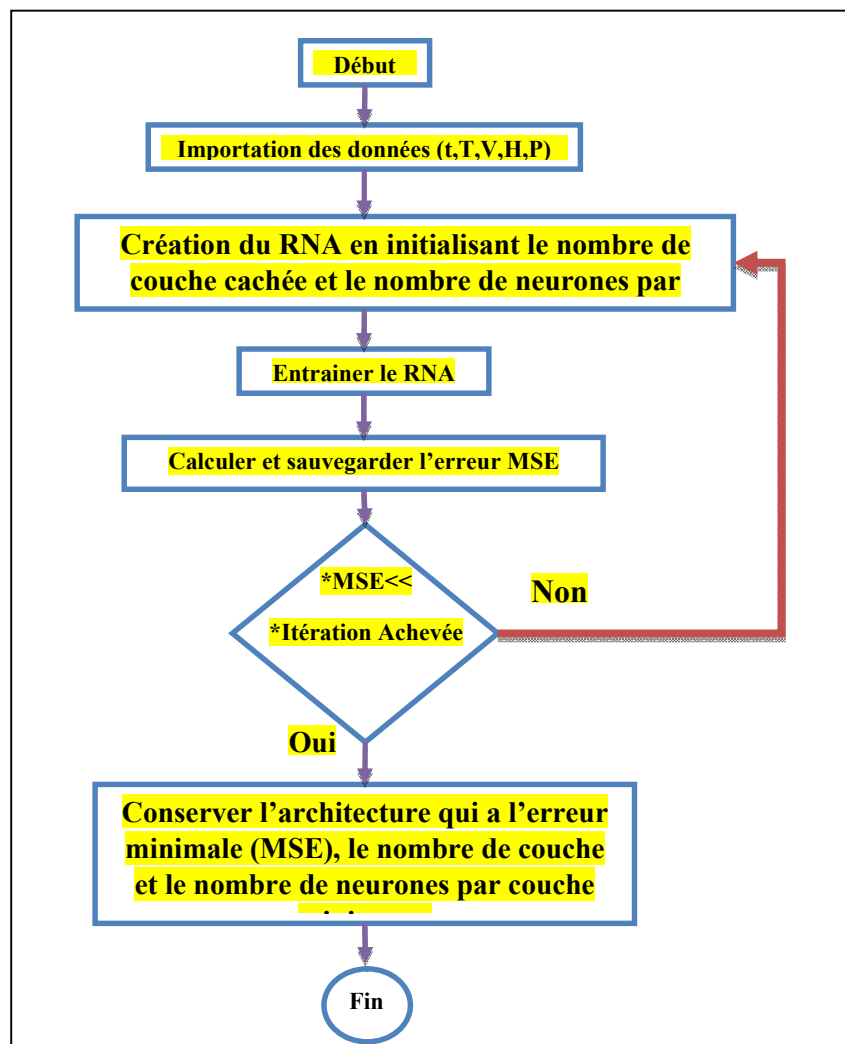


Figure III.8. Procédure de la détermination du nombre de couches cachées et le nombre des neurones par couche.

Tableau III.3. Paramètres finaux de la structure et d'apprentissage du RNA.

Paramètres du RNA	
Type de réseau	Réseau à propagation vers l'avant
Nombre d'entrées	Vecteur de 5*58
Nombre de sortie	Vecteur de 1*58
Algorithme d'apprentissage	Levenberg – Marquardt
Fonction de performance d'erreur	Erreur quadratique moyenne
Fonctions de transfert	Sigmoïde pour les couches cachées entrée. Linéaire pour la couche de sortie.
Nombre de couches intermédiaires	2
Nombre de neurones par couches cachées	6

III.6.5.4. Performance du réseau

La performance des réseaux de neurones se mesure par la manière dont ils savent prévoir des données inconnues (un ensemble de données inconnues est un ensemble de données n'ayant pas été utilisé lors de la phase d'apprentissage). Ce processus est connu comme la généralisation.

Les ordonnées de chaque courbe de la figure III.9, représentent les sorties du réseau (valeurs de "IR" calculées) pour les entrées réservées à l'apprentissage, aux entrées réservées à la validation et aux entrées réservées au test.

Les droites tracées en continu de chaque courbe de la figure III.9 représentent la régression (fitting) de la relation qui relie les sorties calculées par RNA à celles désirées (valeurs de "IR" choisies).

Les droites tracées en pointillée représentent l'approximation (régression) de référence voulue (parfaite) (sorties désirées = sorties calculées)

Lorsque ces deux droites se confondent presque, ou se confondent totalement, nous parlons alors, d'une meilleure performance.

La figure III.9 montre que les valeurs de "R" obtenues sont très voisines de "1", ce qui veut dire que notre RNA est bien entraîné, et que la tâche de l'apprentissage a réussi.

Il est à noter que ces valeurs sont obtenues après un certain nombre de relancèrent de l'apprentissage jusqu' à l'obtention des meilleures valeurs de R (très proche de 1).

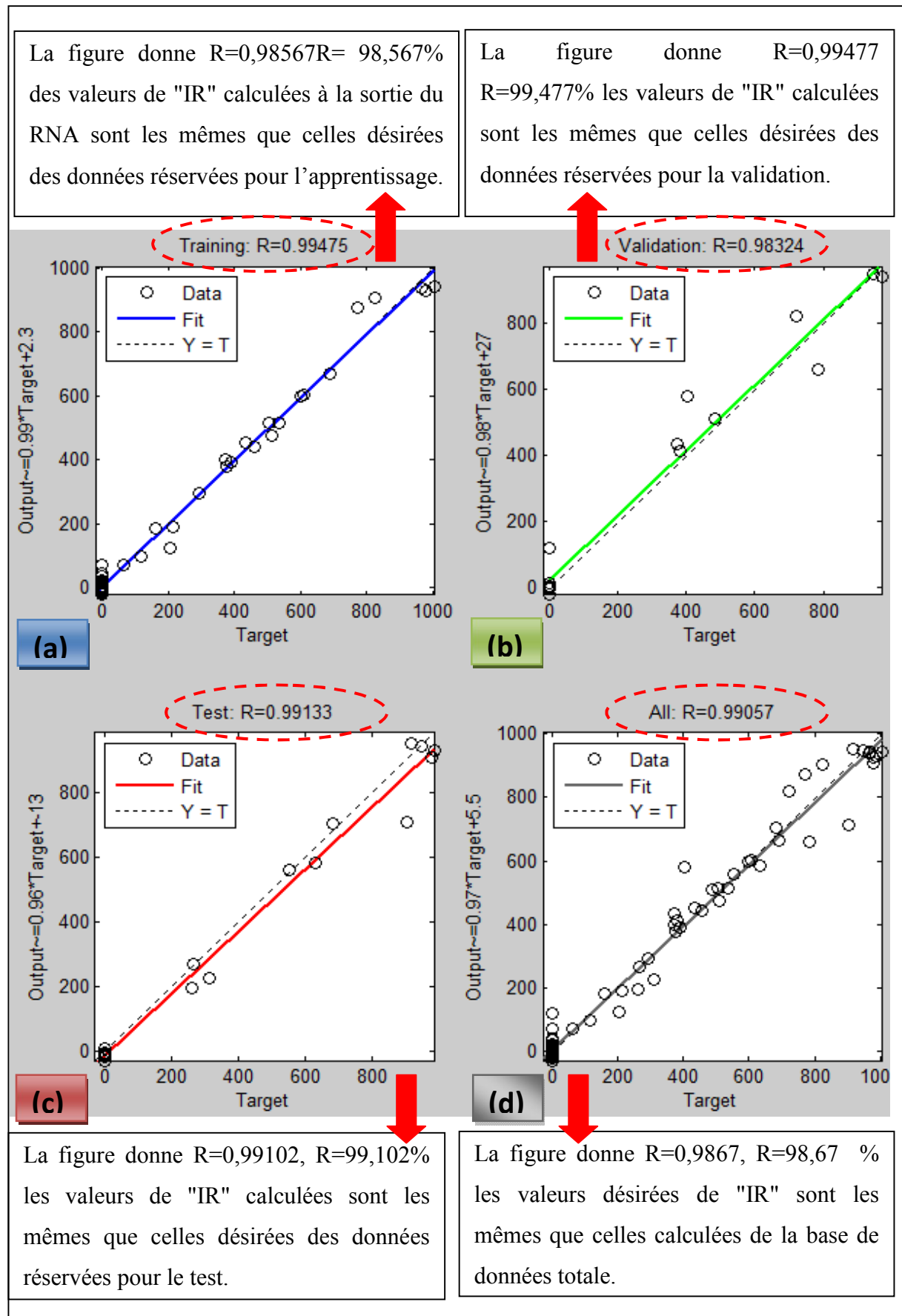


Figure III.9. Courbes de régression.

III.7. Résultats

Une fois le réseau de neurones est créé, des tests seront effectués afin de vérifier la qualité des prévisions du modèle neuronal en lui présentant des nouveaux exemples d'entrées 5*15 ([t, T, V, H, P]) qui ne font pas partie de l'ensemble d'apprentissage pour qu'il calcul les sorties correspondantes. Pour cela, nous utiliserons la fonction simulation définit comme suit : $IR = \text{sim}(\text{serrai-2022}, [t \ T \ V \ H \ P]')$.

IR : la sortie "IR" calculée par le réseau nommé "serrai-2022".

Les résultats obtenus peuvent être tracés pour comparer les réponses mesurées avec celles prédites.

Pour cela, il est nécessaire de tracer l'adéquation du modèle. Les réponses mesurées sont placées en abscisse et les réponses estimées sont en ordonnées figure III.10. Les points du nuage sont alignés avec la ligne $y = x$, ce qui signifie que la précision du modèle est assez bonne.

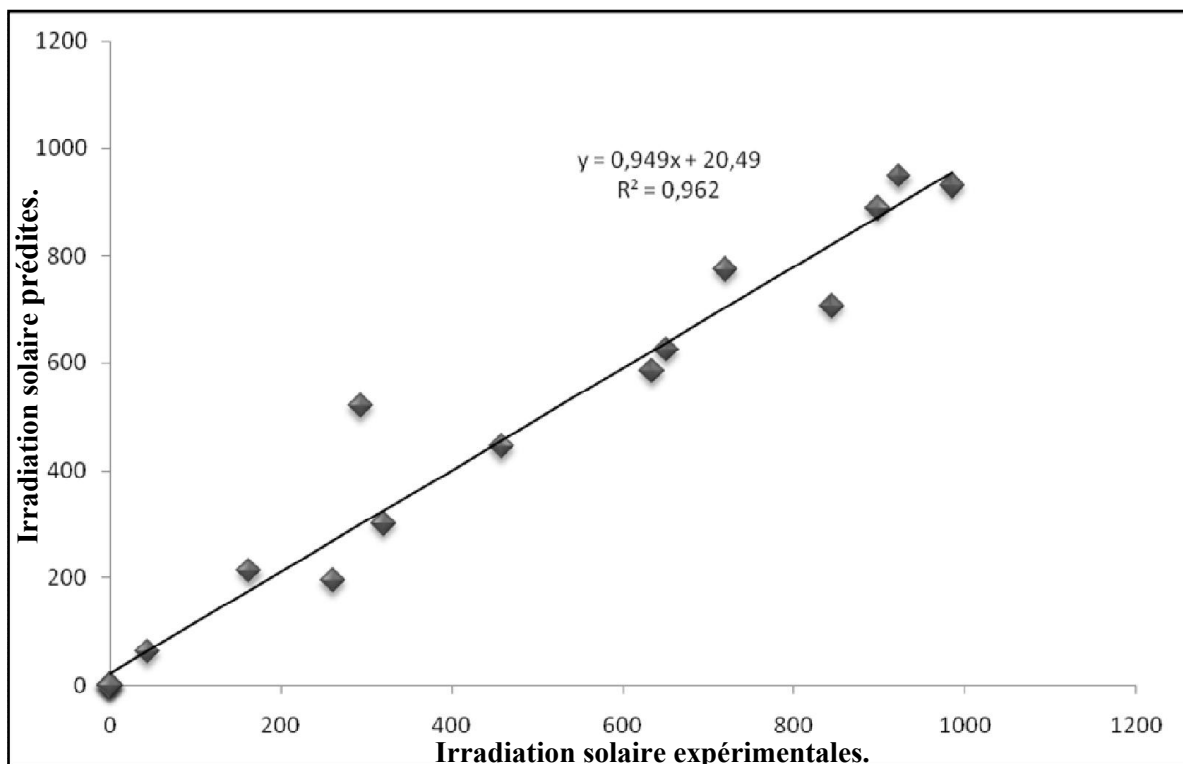


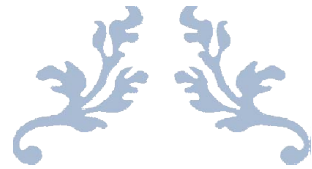
Figure III.10. Irradiation solaire prédites vs irradiation solaire expérimentales.

III.8. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons appliqué l'une des méthodes d'intelligence artificielle les plus utilisées, à savoir les RNA pour la prédiction de l'irradiation solaire.

Parmi les avantages des réseaux de neurones cités dans le chapitre précédent, les réseaux de neurones ne nécessitent pas l'utilisation de modèles mathématiques très complexes pour leur fonctionnement, ainsi qu'un taux d'erreur très faible.

Dans cette étude, on a utilisé l'un des meilleures méthodes d'intelligence artificielle pour prédire l'irradiation solaire d'une journée sur la base d'un ensemble de données météorologiques de site de M'sila.



CONCLUSION GENERALE



Conclusion Générale

Dans cette thèse, une approche qui est utilisée pour la prédiction de l'irradiation solaire d'une journée dans un site caractérisé par un climat sec (M'sila) et favorable aux installations solaires.

L'objectif de notre mémoire de master est de développer un modèle neuronal pouvant être utilisé pour prédire le rayonnement solaire dans la ville de m'sila. Les réseaux de neurones artificiels ont attiré l'attention d'un grand nombre de chercheurs dans le domaine des énergies renouvelables, notamment dans la prédiction de données météorologiques telles que le rayonnement solaire.

Notre recherche s'organise autour de deux chapitres fondamentaux, dans le premier chapitre nous introduisons des notions générales sur l'énergie solaire.

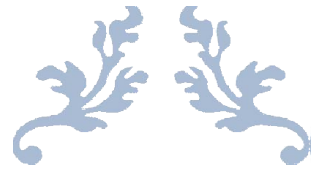
Au deuxième chapitre, nous avons passé en revue une approche appliquée à la régression. Nous avons décrit et passé en revue en détail les propriétés générales et les différentes architectures des réseaux de neurones artificiels (RNA).

Le dernier chapitre est consacré à l'évaluation des performances de calcul du réseau de neurones proposé. Des études de simulation permettent de vérifier et d'évaluer les résultats obtenus.

Les résultats obtenus montrent que les variables d'entrée (temps, température, vitesse de vent, Humidité et pression) fonctionnent bien après les courbes réelles mesurées.

Les résultats de cette étude confirment la capacité des réseaux de neurones artificiels à prédire avec précision les valeurs d'irradiation solaire.

Nous espérons que cette étude sera développée prochainement par l'application d'autres méthodes de prédiction ('estimation).



REFERENCES BIBLIOGRAPHIQUES



Références bibliographiques

- [1] **B. Flèche, D. Delagnes**, « Production d'énergie électrique : énergie solaire photovoltaïque », STI ELT, juin 07.
- [2] Ce document a été élaboré par le ministère de l'énergie et des mines Conception et réalisation SATINFO Société du Groupe Sonelgaz.
- [3] **F.S. Tymvios, C.P. Jacovides, S.C. Michaelides, C. Scouteli**, « Comparative study of Angströms and artificial neural networks methodologies in estimating global solar radiation », Solar Energy 78, 752-762, 2005.
- [4] **P. Bessemoulin, J. Oliiviéri**, « Le rayonnement solaire et sa composante ultraviolette », La Météorologie 8^e série, n° 3, Septembre 2000.
- [5] **N. Varado**, « Contribution au développement d'une modélisation hydrologique distribuée. Application au bassin versant de la Donga, au Benin », thèse de Doctorat en Mécanique des Milieux Géophysiques et Environnement, à l'INPG, soutenue le 28 septembre 2004.
- [6] **S. M. Ait cheikh**, « Etude, Investigation et conception d'algorithmes de commande appliqués aux systèmes photovoltaïques », thèse de Doctorat d'Etat en électronique, Ecole Nationale Polytechnique, soutenue en Décembre 2007.
- [7] Document, RETScreen International Centre d'aide à la décision sur les énergies propre propres, « Analyse de projets d'installation photovoltaïque », Ministère de Ressources Naturelles, Canada 2001-2004.
- [8] **J.R. Vaillant**, « Des recours immédiats à l'énergie solaire contre la pénurie d'énergie et la hausse des prix », Ed. Eyrolles, France, 1980.
- [9] **J.M. Chasseriau**, « Conversion Thermique du Rayonnement Solaire », Ed. Dunod, France, 1984.
- [10] **R. Bernard, G. Menguy et M. Schwartz**, « Le Rayonnement Solaire, Conversion Thermique et applications », Technique & Documentation, Ed. Lavoisier, France, 1983.
- [11] **M. Capderou**, « Atlas Solaire de l'Algérie, modèles théoriques et expérimentaux », Vol. 1, T1, Office des Publications Universitaires, Algérie, 1987.
- [12] **K. MAHDI**, « Conception et réalisation d'un concentrateur sphérique », mémoire de Magister en physique, Université Mentouri Constantine, soutenue le 08 mars 2008.
- [13] **K. Daniel, L. Gautret**, « Génération du disque solaire des communes de l'Ouest », ARER, Mars - Août 2008.
- [14] www.inrp.fr/lamap/?page=Id=16&Action=2&ElementId=380&DomainScience=typeId=7
- [15] Guide des Energies Renouvelables, Edition 2007, Ministère de l'Energie et de Mines
- [16] **C. Touzet**, Les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme, cours, exercices et travaux pratiques, Paris, 1 juillet 1992.
- [17] **B. Mohamed**, Identification et contrôle avec réseaux de neurones, thèse de magistère. Institut d'électronique Sétif, 1993.
- [18] **I. Rivals, L. Personnaz, G. Dreyfus, J.L. Ploix**, « Modélisation, classification et commande par réseaux de neurones : principes fondamentaux, méthodologie de conception et illustrations industrielles ». Publié dans : les réseaux de neurones modélisation et la conduite

des procédés, J.-P. Corriou coordonnateur. Lavoisier. Technique et Documentation, Paris, 1995.

[19] **M. Tabbakh**, « linéarisation de capteurs à l'aide des réseaux de neurones Implantation sur DSP », Magister Université Mohamed Boudiaf M'sila. 2007

[20] **S. adel, F. bous Saadia**, « Identification et commande d'une parabole de radar de Poursuite par les réseaux de neurones », mémoire d'ingénieurs, Universitaire de M'sila, 2006.

[21] **D. FRIDJA**, «Entraînement des réseaux de neurones artificiel par l'algorithme fast error back propagation, application à la modélisation des NMOSFET a enrichissement ».Mémoire de master domaine : sciences et technologie filière : génie électrique, option : instrumentation et maintenance industriel. 2012.

[22] **Y. Benda oud**, « Prédiction Des Résistances Mécaniques Des Bétons à Base Des Ciments Composés En Utilisant Les Réseaux Neurones Artificiels », Mémoire de Magister, Université de Constantine, 2014.

[23] **M. Ben Rahmoune**, « Diagnostic des défaillances d'une turbine à gaz à base des réseaux de neurones artificiels pour l'amélioration de leur système de détection des vibrations », Thèse de doctorat, Université Ziane Achour de Djelfa, 2017.

[24] **M.Y. Ammar**, « Mise en couvre de réseau de neurones pour la modélisation de cinétique réactionnelles en vue de la transposition batch/continu », Thèse de doctorat, École Nationale d'Ingénieurs de Sfax, Tunisie, 2007.

[25] **D. Kadous**, « Utilisation des réseaux de neurones comme outil du datamining : Génération de modèle comportemental d'un processus physique à partir de données », mémoire de master, Université de Tlemcen, 2012.

[26] **A. Nouicer, E. Nouicer, M. Feliachi**, «A Neural Network for Incorporating the Thermal Effect on the Magnetic Hysteresis of the 3F3 Material using the Jiles –Atherton Model», Journal of Magnetism and Magnetic Materials, Vol.373, pp 240-243, January 2015.

[27] **M.Y Ammar**, « Mise en couvre de réseau de neurones pour la modélisation de cinétique réactionnelles en vue de la transposition batch/continu », Thèse de doctorat, École Nationale d'Ingénieurs de Sfax, Tunisie, 2007.

[28] **H. Yonaba**, « Modélisation hydrologique hybride réseau de neurones –modèle conceptuel », Thèse de doctorat, Université de Laval Québec, 2009.

[29] **B. Bakri, O. Eleuch, A. Ketata, S. Driss, Z. Driss, H. Benguesmia**, « Study of the turbulent flow in a newly solar air heater test bench with natural and forced convection modes », energy, 2018, 161, pp.1028-1041.

[30] **B. Bakri, S. Driss, A. Ketata, Z. Driss, H. Benguesmia, F. Hamrit**, « Study of the Heat Ventilation in a Box Prototype With the k- ω Turbulence Model», Transylvanian Review journal. Vol XXXVI, 2018, No 30, pp.7989-8000.

[31] **B. Bakri, A. Ketata, S. Driss, H. Benguesmia, Z. Driss, F. Hamrit**, « Unsteady investigation of the heat ventilation in a box prototype», International Journal of Thermal Sciences, 2019, 135, pp. 285–297.

الخلاصة:

تعتبر المعرفة بالإشعاع الشمسي أمرًا ضروريًا لحساب أداء الأنظمة المختلفة المتعلقة بالطاقة الشمسية ، مثل تغيير حجم أنظمة الطاقة المتجددة وأدائها ، وقد كان الدافع وراء هذا العمل هو عدم التنبؤ بالإشعاع الشمسي العالمي في عدد قليل من المواقع ، ولا سيما في منطقة المسيلة . الهدف من هذا العمل هو تطوير نموذج تنبؤ من بيانات أرصاد جوية حقيقية تعتمد على الشبكات العصبية الاصطناعية. جعلت النتائج التي تم الحصول عليها من الممكن اختيار هذه التقنية لمزاياها التي تتكيف مع المشكلة المطروحة. كانت النتائج ميمونة وواعدة.

الكلمات المفتاحية: الإشعاع الشمسي ، الطاقات المتجددة ، الشبكات العصبية الاصطناعية ، التنبؤ.

Résumé :

La connaissance du L'irradiation solaire est essentielle au calcul de diverses performances des systèmes liés au solaire, telles que le dimensionnement et la performance des systèmes d'énergies renouvelables, Ce travail a été incité par le manque de prédiction de l'irradiation solaire globale dans quelques emplacements, notamment dans la région de M'sila.

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. Les résultats obtenus ont permis d'opter pour cette technique pour ses avantages adaptés au problème posé.

Les résultats sont auspiceux et prometteurs.

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

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