

UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA

Faculté des Sciences Appliquées
Département de Génie Électrique



Mémoire

MASTER ACADEMIQUE

Domaine : Sciences et technologies

Filière : Génie électrique

Spécialité : Electrotechnique Industrielle

Présenté par :

OUGUISSI Mabrouk.....et..... ALMAOUI Ayoub

Thème:

Prédiction de rayonnement solaire journalière par réseau de neurone

soumis au jury composé de :

Mr : BELKEBIR Amel	MAA	Président	UKM Ouargla
Mr : BOUHAFS Ali	MAA	Encadreur/rapporteur	UKM Ouargla
Mr LOUAZENE Mohamed Lakhdar	MCA	Examineur	UKM Ouargla

Année universitaire 2019/2020



Remerciements

Tout d'abord, je remercie Dieu Tout-Puissant de m'avoir donné la force de faire ce travail.

Après cela, je voudrais exprimer ma gratitude à M. Bouhafs Ali, professeur à l'Université kasdi Merbah de Ouargla, pour son encadrement efficace, son soutien et sa disponibilité. Qu'il trouve ici une expression de ma profonde gratitude

J'exprime ma profonde gratitude à Mr LOUAZENE Mohamed Lakhdar et Mme Amel Belkebir, Professeur à UkMO, pour avoir accepté de présider le jury chargé d'étudier cette thèse.

Je tiens à remercier chaleureusement les membres de ma famille qui m'ont toujours encouragée et soutenue, en particulier ma maman

Enfin, je remercie tous ceux qui ont contribué, directement ou indirectement, à l'élaboration de cette thèse, ainsi que ceux qui ont répondu à mes questions et qui ont trouvé ici une expression de profond respect et d'appréciation.

Je tiens à remercier tous ceux qui m'ont conseillé et corrigé en écrivant cette lettre: ma famille, mes amis et mes camarades de classe.

Je ne peux pas assez te remercier



DÉDICACE

Chaque début a une fin et la beauté est à la fin

Succès et réalisation des objectifs.

Je dédie cet humble travail, fruit de nombreuses années de travail acharné:

À la seule femme de ma vie qui a lutté si dur pour me faire

Qui suis-je qui me donne toujours l'espoir d'une vie qui ne s'arrête jamais

Pour prier pour ma chère mère.

À mon cher père pour ses encouragements et son soutien,

À mes frères et sœurs

À mes amis, à tous et à tous ceux que j'aime.

Tous mes amis. 2020./2019

الدافع وراء هذا العمل كان التنبؤ بالإشعاع الشمسي اليومي بواسطة الشبكة العصبية، حيث قدمنا معلومات عن الطاقة الشمسية والشبكة العصبية الاصطناعية التي هي في الأصل تصميم مستوحى من عمل البيولوجيا الخلوية العصبية كما إنها قادرة على التعلم ثم قمنا بمحاكاة باستخدام قيم موجودة لدى مصالح الأرصاد الجوية واستخراج النتائج .
جودة النتائج التي تم الحصول عليها مقنعة للغاية ، وتؤدي إلى المزيد من الآفاق واعدة.
الكلمات المفتاحية: الإشعاع الشمسي ، الشبكات العصبية الاصطناعية ، التنبؤ ، التعلم.

Résumé

La motivation derrière ce travail était la prédiction du rayonnement solaire quotidien par le réseau neuronal, où nous avons fourni des informations sur l'énergie solaire et le réseau neuronal artificiel, qui est à l'origine une conception inspirée du travail de la biologie neuronale telle qu'elle est capable d'apprendre, puis nous avons simulé en utilisant les valeurs existantes des services météorologiques et extrait les résultats ..

La qualité des résultats obtenus est très convaincante, et conduit à plus de perspectives.
Prometteur.

Mots clés : Irradiation solaire, Réseaux de Neurones Artificiels, Prédiction , Apprentissage.

Abstract

The motivation behind this work was the prediction of daily solar radiation by the neural network, where we provided information on solar energy and the artificial neural network, which is originally a design inspired by the work of neuronal biology as it is able to learn, and then we simulated using existing values of the meteorological services and extracted the results.

The quality of the results obtained is very convincing, and leads to more prospects promising.

Keywords: Solar irradiation, Artificial Neural Networks, Prediction, , Learning.

Sommaire

Sommaire

Introduction générale	1
Chapitre I : Énergie solaire	
I.1 .Introduction	2
I.2. Source d'énergie solaire	2
I.3.Constante solaire	2
I.4.Rayonnement solaire	3
I.5.Facteurs affectant l'intensité du rayonnement solaire	4
I.5.1.la couche d'ozone	4
I.5.2. Les composants de l'atmosphère	5
I.5.3.Épaississement de l'atmosphère	5
I.5.4. Numéro d'air (masse d'air)	6
I.5.5. Situation géographique	7
I.5.6. Emplacement des cellules	7
I.6. Types de rayonnement solaire	7
I.6.1Rayonnement solaire direct	7
I.6.2.Rayonnement solaire diffus ou dispersé	7
I.6.3. Rayonnement solaire total	7
I.7. Angles solaires	8
I.7.1. Angle d'inclinaison solaire δ	8
I.7.2. Angle d'élévation solaire h	9
I.7.3. Angle d'azimut solaire a	9
I.7.4. Zénith Angle (Z)	10
I.7.5. Angle de latitude φ	10
I.7.6. Angle de longitude L	10
I.7.7.Incident Angle(θ)	10
I.7.8. Hour Angle (ω)	11
I.8. Définition des différents temps	11
I.8.1. Temps solaire vrai (TSV)	11
I.8.2. Temps solaire moyenne (TSM)	11
I.8.3. Temps universel (TU)	11
I.8.4. Équation du temps (ET)	12
I.8.5. Temps légal	12
I.8.6. La durée et le taux d'insolation	12
I.9.Notions préliminaires au calcul de l'énergie solaire	13
I.9.1. Le jour type du mois	13
I.9.2. rayonnement du albedo	13
I.9.3.L'indice de clarté	13
I.9.4.Estimation de l'irradiation diffuse sur une surface horizontale	13
I.9.5. Le rayonnement solaire en présence de l'atmosphère	14
I.10.Flux de rayonnement solaire à la surface d'une cellule (fixé à un emplacement spécifique et guidé par Spécifique.	14
I.10.1 . Orientation des cellules solaires	14
I.10.1 .1 Angle d'élévation de la cellule solaire β :	14
I.10.1 . 2 L'angle d'azimut de la cellule solaire α	15
I.11. Calcul l'intensité du flux de rayonnement solaire direct et diffus1	15
I.11.1 rayonnement direct	15
I.11.2 le rayonnement diffus	15
I.11.3 le rayonnement total	16

I.12. conclusion	16
Chapitre II : Les réseaux de neurones	
II.1 Introduction	19
II.2. définition	19
II.3. l'histoire	20
II.4.Neurone biologique	21
II.5.Modélisation mathématique du neurone biologique	22
II.5. 1.Le neurone artificiel	22
II.5. 2.Principes d'un neurone artificiel	23
II.5. 3.Fonctions d'activation	24
II.6. le type de Réseaux de neurones	25
II.6. 1. Réseaux non boucles (non récurrent)	26
II.6.2. Réseaux boucles (ou récurrents)	26
II.6. 3. FFLMP	27
II.6.4.Le GRNN	28
II.6.5. Le CFNN	28
II.6.6.Le FFNN	29
II.7.Apprentissage des réseaux de neurones	31
II.7.1.Type d'apprentissage	31
II.7.1.1.Apprentissage supervisé	31
II.7.1.2.Apprentissage non supervisé	32
II.7.1.3.Apprentissage par renforcement	32
II.8. Perceptron	32
II.8.1.Perceptron à une seule couche	32
II.8.2.Le perceptron multicouches	33
III.8.2.1.Équation du réseau MLP	33
II.8.2.2.Algorithme d'entraînement	34
II.8.2.3.Amélioration de la vitesse de convergence de l'algorithme	36
II.9.Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA)	37
II.10. les avantages et les inconvénients Les réseaux de neurones	37
II.10.1. Avantages	37
II.10.2. Inconvénients	37
II.11.Conclusion	37
Chapitre III. Application de réseau de neurone dans prédiction de rayonnement solaire	
III.1.Introduction	50
III.2.Modélisation globale de l'énergie solaire à l'aide du réseau neuronal	50
III.2.1.Modélisation de l'énergie solaire diffuse à l'aide d'ARN	50
III.2.2.Modélisation de l'énergie solaire diffuse à l'aide d'ARN pour la ville de Kuala Lumpur	51
III.2.3.Simulation globale de l'énergie solaire à l'aide du réseau neuronal	52
III.2.4.Méthode de travail Le réseau neuronal de régression généralisée	53
III.3.Modélisation des suntrackers	54
III.3.1.Types de dispositifs de suivi du soleil	54
III.3.1.1.simple axe	54
III.3.1.2.Double axe	54
III.3.2.Simulation de suivi du soleil	56
III.4.Modélisation de la sortie de panneaux photovoltaïques à l'aide de réseaux de neurones artificiels	57
III.4.1.Résultats de la simulation et discussion	57

III.4.1.1.Modèle FFANN	58
III.4.1.2.Modèle GRNN	59
III.6. CONCLUSION	60
Conclusion générale	66
Références bibliographiques	

Liste des figures

Chapitre I

Figure(I.1) : La constante solaire I_0 en fonction du jour de l'année	3
Figure(I.2) : Distribution du spectre du rayonnement solaire	3
Figure (I.3): analyse spectrale du rayonnement solaire	4
Figure(I.4) :L'effet de l'épaisseur de l'atmosphère sur l'intensité du rayonnement solaire direct	5
Figure (I.5) : Mouvement de rotation de la Terre	6
Figure(I.6) : La distance que le rayonnement solaire pénètre dans l'atmosphère	6
Figure(I.7) : Répartition du rayonnement solaire dans l'atmosphère et à la surface de la Terre	7
Figure(I.8) : angle d'inclinaison solaire	8
Figure(I.9) : solaire angulaire (h-a)	9
Figure(I.10) :Angles de position (latitude , et longitude L.)	10

Chapitre II

Figure (II.1): Représentation d'un neurone biologique	22
Figure (II.2) : Modèle d'un neurone artificiel	23
Figure(II.3) : Modèle non linéaire d'un neurone (Haykin, 1999)	24
Figure(II.4) : Structure d'un réseau non récurrent	26
Figure(II.5): Structure d'un réseau boucles (ou récurrents)	27
Figure(II.6) Topologie de RNA utilisée pour modéliser l'énergie solaire globale	27
Figure(II.7) :Modèle GRNN pour la prévision du rayonnement solaire	28
Figure(II.8) :Modèle CFNN pour la prédiction du rayonnement solaire	29
Figure(II.9) :Schéma de principe du FFNN	30
Figure(II.10): Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone	31
Figure(II.11) : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone	32
Figure (II-12). Perceptron à une seule couche	32
Figure(II-13). Perceptron Multicouche	33

Chapitre III

Figure(III .1) : Modèle RNA pour la prévision de l'énergie solaire diffuse	51
Figure(III.2) : Modèle RNA hybride pour la prévision du rayonnement solaire global et diffus	51
Figure(III.3).Résultats de prédiction pour le modèle d'ARN d'irradiation solaire totale	52
Figure(III.4) :Résultats de prédiction pour un modèle ARN d'irradiance solaire diffuse	53
Figure(III.5) :Angles géométriques de la projection du Soleil	55
Figure(III.6) :Résultats d'angle d'inclinaison optimal	56
Figure(III.7) : représente le type de réseau de neurones étudiable	57
Figure(III.8) :est représenté les résultats de la simulation	58
Figure(III.9) :présente les valeurs obtenues à partir de FFNN	59
Figure(III.10) :représente les résultats de simulation de la méthode GRNN	59
Figure(III.11) :représente une partie des résultats de simulation de la méthode GRNA	60

Liste des tableaux

Tableau)I.1(: Liste des jours types par mois proposés par Klein	14
Tableau (II-1). L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels	24
Tableau (II..2) : Fonctions de transfert $f(x)$	25
Tableau (III.1) : représente l'entrée et la sortie de la simulation	52
Tableau (III.2) : représente l'entrée et la sortie de la simulation d'angle d'inclinaison optimal	56
Tableau (III.3) : Statistiques d'évaluation pour les modèles FFNN et GRNN	56

Liste des symboles

Liste des symboles

E_0 : Constante solaire (W/m²)

h : Angle d'élévation solaire [°]

δ : Angle d'inclinaison solaire [°]

L : est la longitude [°]

φ : est la latitude [°]

α : est l'angle d'azimut solaire [°]

β : est l'inclinaison de la surface [°]

ω : est l'angle horaire [°]

Z : Zénith Angle [°]

θ : Incident Angle [°]

S_0 : Durée du jour (h)

S : Durée d'insolation (h)

α_c : L'angle d'azimut de la cellule solaire [°]

I_{DN} : Rayonnement solaire vertical direct (W/m²)

P_g : Coefficient de réflectivité du sol

I_{RT} : le rayonnement total (A)

S_j : est la somme pondérée à l'entrée du jème neurone dans la couche (l)

N^l : le nombre de neurones de la couche (l).

u_j^l : la sortie du jème neurone dans la couche (l)

w_{ji}^l : est le poids qui relie le ième neurone de la couche (l-1) au jème neurone dans la couche (l)

L : nombre de couches dans le réseau

η : le pas d'apprentissage

$f(k)$: la fonction d'activation

$E_N(k)$: l'erreur quadratique

Abréviation utilisée

Abréviation utilisées

N : Numéro du jour de l'année

TSV : Temps solaire vrai

TSM : Temps solaire moyenne

TU : Temps universel

ET : . Equation du temps

DE : décalage administratif

TL : Temps légal

KT : L'indice de clarté

Hd : La corrélation de Beeckman

ρ : durée et le taux d'insolation

I_B : rayonnement direct

I_{DN} : Rayonnement solaire vertical direct

I_d : le rayonnement diffus

C : Facteur de rayonnement diffus

Y_d : coefficient

RNA : Réseaux de Neurones Artificiels

MLP : Multi Layer Perceptron (Perceptron multi couche)

EQM : l'erreur quadratique moyenne.

GRNN : General regression neural networks.

CFNN : cascade forward neural network.

FFNN : feedforward neural network

MBE : mean bias error

RMSE: root mean square error

MAPE : mean absolute percentage error

FFMLP : feedforward, multilayer perceptron

Introduction générale

Introduction générale

Introduction générale

Avec le passage du temps, le développement des secteurs industriels et l'augmentation de la demande due à l'économie numérique, aux voitures électriques et à d'autres changements technologiques, la demande mondiale d'électricité devrait augmenter de 60% d'ici 2040.

La production d'énergie reste un défi majeur pour les années à venir. Une grande partie de la production mondiale d'énergie électrique est assurée par les combustibles fossiles pour le pétrole, le gaz et le charbon. Un risque supplémentaire est que la consommation excessive du stock de ressources naturelles réduit les réserves de ce type d'énergie d'une manière qui constitue un danger pour les générations futures, en plus que ce problème énergétique est plus évident dans les endroits isolés, et que l'utilisation des ressources traditionnelles est souvent très coûteuse. Plusieurs restrictions, telles que le transport de carburant et l'entretien périodique des moteurs diesel, sont la crise pétrolière de 1973 due à la forte hausse des prix du pétrole. Et la lutte contre le changement climatique (réchauffement climatique), avec la signature de 160 pays au protocole de Kyoto, en 1997, a incité les gens à prêter attention à d'autres sources qui répondent à ces besoins, avec des avantages comme l'abondance, l'absence de pollution et la disponibilité dans plusieurs régions du monde, considérées comme des énergies renouvelables. Comme le photovoltaïque, l'éolien ou les composants hydrauliques, c'est une bonne alternative et est de plus en plus utilisé de nos jours. Ce type d'énergie est gratuit et inépuisable, très propre pour l'environnement.

Dans notre étude du choix de l'énergie solaire photovoltaïque comme source d'énergie, notre travail comprend trois chapitres, le premier fournit des informations générales sur l'énergie solaire, puis le deuxième chapitre présente un aperçu du réseau neuronal artificiel, et enfin le troisième chapitre de simulation des propriétés du système photovoltaïque, présentant les résultats, puis l'interprétation.

On terminera notre travail par une conclusion générale.

Chapitre I

Énergie solaire

I.1 .Introduction :

L'énergie que nous recevons du soleil est l'un des types d'énergie les plus importants qu'une personne puisse exploiter. C'est une énergie permanente qui n'implique pas l'utilisation de gaz ou de sous-produits nocifs, car elle est transmise sous forme de lumière et de chaleur. Dans ce chapitre, nous étudierons le travail de l'énergie solaire et certains de ses concepts et lois.

Source d'énergie solaire :

Le soleil est la source d'énergie sur la planète et c'est une boule de gaz d'un diamètre de 696 millions de mètres, sa masse est d'environ $2 \cdot 10^{29}$ tonnes, et sa température de surface est d'environ 6000 degrés Celsius, et ses principaux composants sont l'hydrogène gazeux (environ 75%) et l'hélium gazeux est d'environ 25% en plus. Pour une petite quantité d'un autre élément comme le fer, le néon, le carbone. L'énergie solaire est générée à la suite de la conversion continue de quatre atomes d'hydrogène en un atome d'hélium dans une réaction de fusion nucléaire.

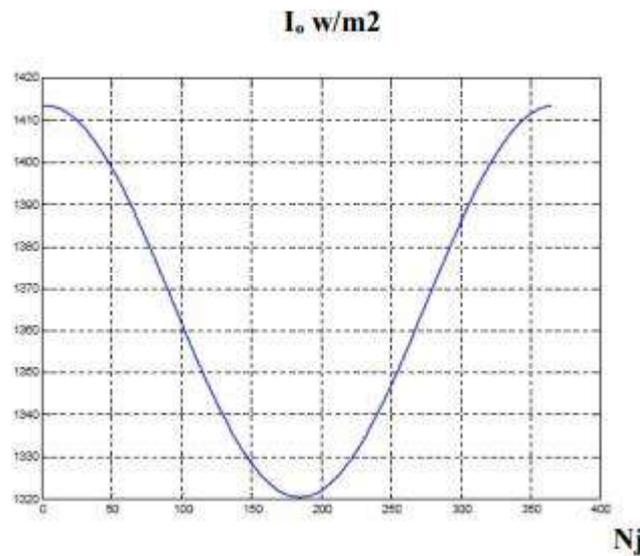
Étant donné que la masse de l'atome d'hélium résultant de la réaction est inférieure à la masse totale des atomes d'hydrogène qui y pénètrent, cette différence de masse se transforme en lumière et en chaleur transmises sous forme de rayons à un taux d'émission de $3,8 \cdot 10^{23}$ kilowatts, et cette quantité rayonne dans toutes les directions, et seule une petite quantité de celle-ci y parvient. Et il est proportionnel à la superficie du terrain et à la distance entre le soleil et la terre. Le soleil envoie des rayons sous forme de molécules appelées photons. La lumière du soleil est libérée sous la forme de longueurs d'onde parallèles de différentes longueurs.

La valeur du taux de rayonnement solaire tombant sur la circonférence extérieure de la Terre est de 1367 watts par mètre carré, ce qui est connu comme la constante solaire.[1]

Constante solaire:

C'est le flux de rayonnement solaire qui atteint une surface de 1 m² fixée à la fin de l'atmosphère terrestre dans une position où il est perpendiculaire aux rayons du soleil, en tenant compte de la distance entre le soleil et la terre à sa valeur moyenne tout au long de l'année. (1.5*10⁸ km) ,La première valeur mesurée de cette constante était 1353w/m²[2], mais en utilisant des engins spatiaux, cette constante a été mesurée par d'autres chercheurs et ils ont découvert que sa valeur était de 1373w/m²et 1368w/m², mais le World Radiation Center a adopté une valeur de 1367w/m²

et il est toujours certifié jusqu'à présent. [1]



Figure(I.1) : La constante solaire I_0 en fonction du jour de l'année

L'intensité du flux de rayonnement solaire en dehors de l'atmosphère change en s'écartant de ($\pm 3,3\%$) de la valeur de la constante solaire I_0 .

Selon le rapprochement ou l'éloignement du soleil de la terre et ça selon le jour de l'année, la relation de correction est donnée à la constante solaire :

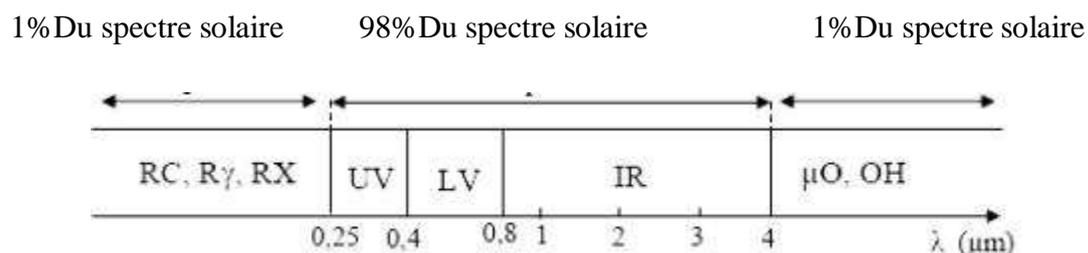
$$I_0 = E_0(1 + 0.33 \cos(N_j)) \quad (I.1)$$

N_j : Numéro du jour de l'année, à partir du 1er janvier (1..... 365).

Rayonnement solaire :

Le rayonnement solaire du soleil sous forme d'ondes électromagnétiques est réparti sur le spectre de rayonnement, où 98% de l'énergie de rayonnement se trouve dans les longueurs d'onde $\lambda \in [0.25 \mu\text{m}, 2.7 \mu\text{m}]$.

Alors que nous trouvons 1% d'énergie sous ce champ et 1% au-dessus de ce champ, comme le montre la figure(I.2)



Figure(I.2) : Distribution du spectre du rayonnement solaire

- 9% dans la bande des ultraviolets (0 à 0.4 μm).
- 47% dans la bande visible (0.4 à 0.8 μm).
- 44% dans la bande des infrarouges ($>0.8 \mu\text{m}$). [2]

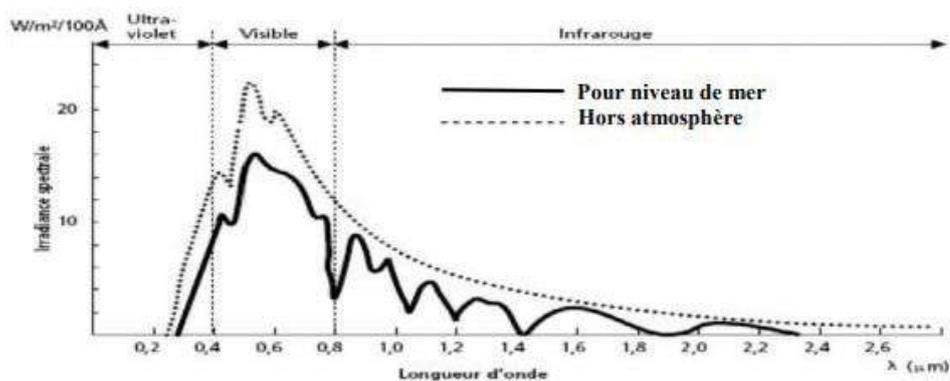


Figure (I.3): Analyse spectrale du rayonnement solaire.

Facteurs affectant l'intensité du rayonnement solaire:

L'intensité du rayonnement solaire est affectée par son arrivée sur terre par deux facteurs principaux: l'atmosphère et les angles solaires, par lesquels le rayonnement tombe sur la terre et la plupart des variables qui définissent ces deux facteurs adoptent une méthode cohérente par laquelle l'intensité du rayonnement peut être attendue à un emplacement spécifique de la terre en fonction de sa position par rapport au globe et à l'heure (Jour, mois et année).

Les changements inattendus de l'intensité du rayonnement à un endroit spécifique sur Terre proviennent de facteurs difficiles à contrôler tels que la météo et ses propriétés de la chaleur, des nuages, du vent, de la pluie etc.

Par conséquent, il n'est pas possible d'estimer l'effet des conditions météorologiques pendant la journée ou le mois d'un lieu spécifique, sauf après avoir observé les facteurs qui l'affectent pendant plusieurs années, puis calculer la moyenne de ces informations pour ce jour, ce mois ou cette période.

la couche d'ozone :

L'atmosphère est constituée de plusieurs couches, plusieurs kilomètres d'épaisseur, au-dessus du sol. Et lorsque les rayons solaires pénètrent ces couches, leur trajectoire et leur quantité varient en fonction de chaque couche et de son épaisseur.

L'ozone gazeux, par exemple (situé dans la couche supérieure de l'atmosphère à une altitude de 48 km de la surface de la terre) absorbe tout le rayonnement Ultraviolet.

C'est une bénédiction de Dieu pour ses serviteurs, car sans ce gaz la vie aurait été impossible à cause des effets indésirables de ces rayons.

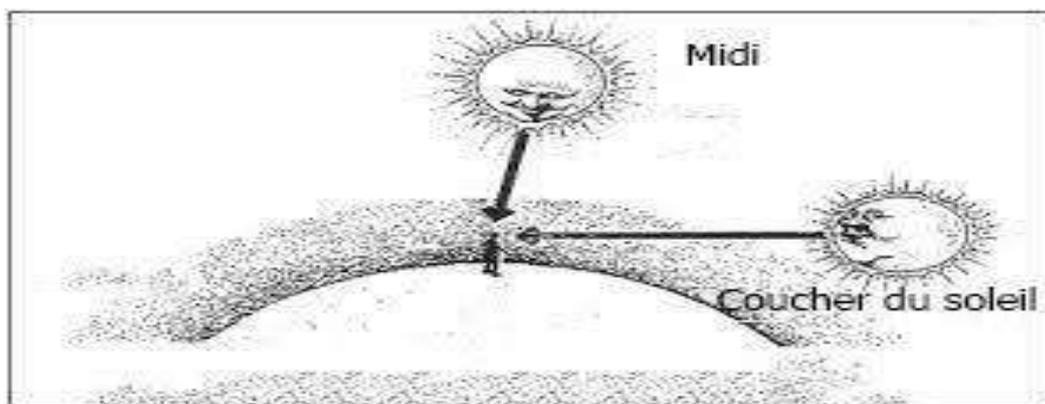
Les composants de l'atmosphère :

Les composants de l'atmosphère jouent également un rôle majeur dans la réduction du rayonnement solaire qui atteint la surface de la terre en:

- 1- Dispersion et absorption dues aux particules d'air
- 2- Dispersion et absorption dues au plancton solide dans l'air.
- 3- Absorption par la vapeur d'eau, le monoxyde de carbone et le dioxyde de carbone.
- 4 - Réflexion et absorption par les nuages dans l'atmosphère .

Épaississement de l'atmosphère :

En plus des composants de la couche de l'atmosphère, le plus important pour déterminer la quantité de rayonnement solaire qui atteint la surface de la terre est l'épaisseur de l'atmosphère à travers laquelle le rayonnement solaire passera à midi, le soleil est perpendiculaire, et donc l'épaisseur de l'atmosphère à travers laquelle le rayonnement solaire passe est minimale et l'énergie atteignant la Terre est la plus grande. Lever et coucher du soleil, l'épaisseur de l'atmosphère à travers laquelle le rayonnement solaire passera est plus grande et l'énergie atteignant la Terre est minimale, comme le montre la figure. Pour cette raison, le volume d'énergie du rayonnement solaire est élevé dans les zones de grande hauteur au-dessus de la surface de la mer.



Figure(I.4) : :L'effet de l'épaisseur de l'atmosphère sur l'intensité du rayonnement solaire direct

Nous remarquons également le changement d'intensité du rayonnement solaire entre l'été et l'hiver en raison de l'inclinaison de la terre et de sa rotation autour du soleil, de sorte que le pôle nord sera face au soleil, et c'est pourquoi le rayonnement solaire

émet vers la partie nord du globe presque verticalement. Densité d'énergie comme indiqué sur la figure Figure (I.5)

Nous connaissons la densité d'énergie comme la quantité d'énergie qui tombe en kilowattheures par mètre carré de la surface de la Terre à un moment donné.

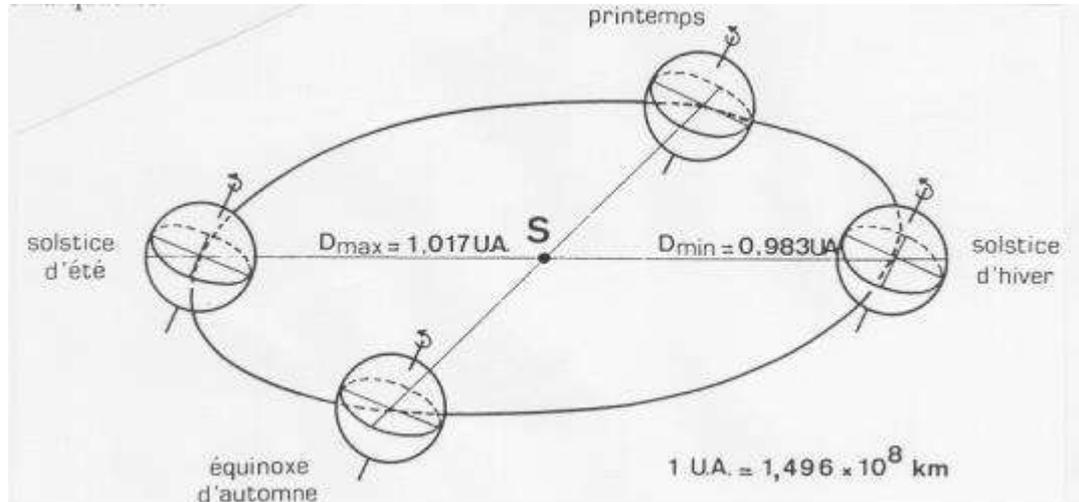
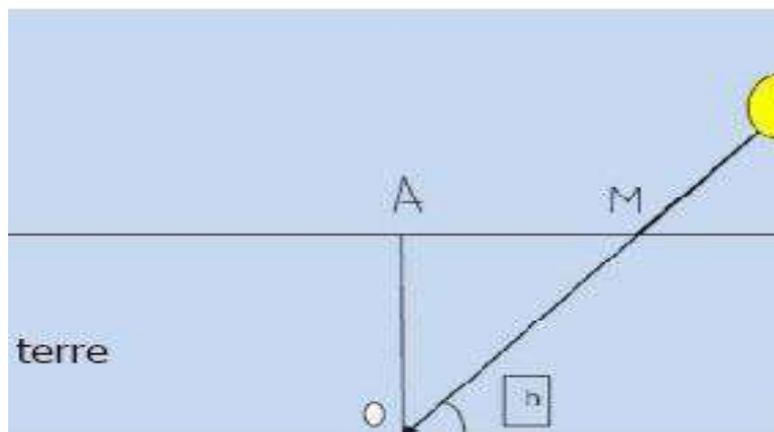


Figure (I.5) : Mouvement de rotation de la Terre

Numéro d'air (masse d'air) :

Lorsqu'un faisceau direct tombe sur un emplacement spécifique de la surface de la Terre, la longueur de la distance parcourue(OM) par le rayon solaire est égale à l'épaisseur verticale de l'atmosphère OA, divisée par le sinus de l'angle d'élévation, h, comme indiqué sur la figure(I.6) . Par conséquent, la masse d'air est calculée comme dans la relation suivante :[7,3, 8]

$$\frac{OA}{\sin(h)} = OM \quad (I.2)$$



Figure(I.6) : : La distance que le rayonnement solaire pénètre dans l'atmosphère.

Situation géographique:

On peut dire que les régions situées sur des latitudes proches de l'équateur ont le plus de rayonnement solaire.

Emplacement des cellules:

La présence de cellules solaires dans un endroit bondé de bâtiments et d'arbres peut empêcher le rayonnement direct d'atteindre

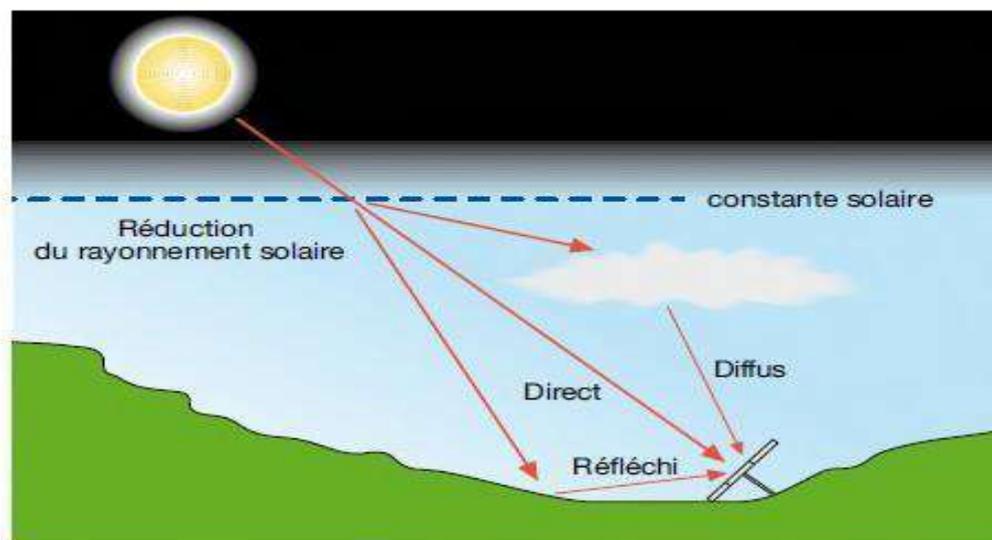
Types de rayonnement solaire :

Le rayonnement solaire qui atteint la surface de la Terre est divisé en trois sections:

Rayonnement solaire direct: Est reçu directement du Soleil, sans diffusion par l'atmosphère. Ses rayons sont parallèles entre eux, il forme donc des ombres et peut être concentré par des miroirs. Il peut être mesuré par un pyrhéliomètre,

Rayonnement solaire diffus ou dispersé: c'est le rayonnement qui tombe sur une surface après avoir été diffusé par son passage dans l'atmosphère, ou est le rayonnement qui est réfléchi et tombé sur cette surface .

Rayonnement solaire total: c'est la somme du rayonnement solaire direct et du rayonnement dispersé, et en conséquence, le flux de rayonnement solaire total qui atteint un point de la surface de la Terre est la somme du flux de faisceaux directs et diffus[.8]



Figure(I.7) :: Répartition du rayonnement solaire dans l'atmosphère et à la surface de la Terre

Angles solaires

L'utilisation efficace de l'énergie solaire nécessite des informations détaillées sur la relation entre le soleil et la terre et la zone de préoccupation à la surface de la terre. Lorsque nous parlons de l'utilisation de l'énergie solaire, nous devons tenir compte du fait que le soleil est la source d'énergie et que ce qui est nécessaire est d'augmenter l'efficacité de l'utilisation de cette énergie. Pour atteindre cet objectif, la question Il nécessite une connaissance détaillée et précise de la relation entre les différents emplacements sur la surface de la Terre et le soleil [1.9.10.11]

Angle d'inclinaison solaire δ [8.11.12.]

Il s'agit de l'angle d'inclinaison de l'axe de rotation de la Terre par rapport à l'axe vertical au niveau de l'orbite terrestre autour du soleil. Ou est l'angle que la ligne reliant du centre de la terre au centre du soleil est faite avec le plan de l'équateur.

Cet angle change tout au long de l'année, car il est absent à l'équinoxe de printemps (21 mars) et à l'automne (23 septembre), tandis que le plus grand au solstice d'été (22 juin) est «45,23» + et le solstice d'hiver (22 décembre) -"23.45 "

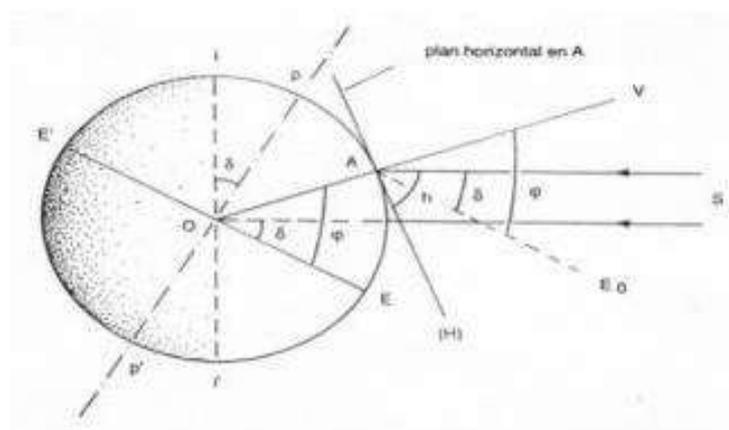
$$+ 23.45^\circ \geq \delta \geq - 23.45^\circ$$

Par conséquent, la valeur de l'angle d'écart pour n'importe quel jour de l'année peut être considérée comme constante et calculée par la relation suivante :

$$\delta = 23.45 \sin\left(\frac{360}{365} [284 + n]\right) \quad (I.3)$$

n: représente le numéro du jour de l'année de 1 à 365.

La déclinaison varie entre -23.45° (le 21 décembre) et $+23.45^\circ$ (le 21 juin).



Figure(I.8) :: Angle d'inclinaison solaire.

Angle d'élévation solaire h : [12.11.8.7.2]

C'est l'angle entre la ligne reliant un point à la surface de la terre et le centre horizontal du soleil par lequel le point passe sur la Terre. Cet angle est égal à zéro au lever et au coucher du soleil, et la valeur maximale est prise au moment du méridien solaire. Cet angle est important pour déterminer la quantité de rayonnement atteignant la surface de la Terre.[2]

$0 = h$: au lever et au coucher du soleil.

$h > 0$: pendant la journée.

$h < 0$: la nuit.

Et vous écrivez la relation suivante : [7]

$$\sin(h) = \sin \varphi \cdot \sin \delta + \cos \varphi \cdot \cos \delta \cdot \cos w \quad (I.4)$$

Angle d'azimut solaire a : [2.7.8.12]

C'est l'angle entre la ligne passant par le point à la surface de la terre et se dirigeant vers le sud et la projection horizontale de la ligne reliant le point et le soleil. Cet angle est positif s'il se dirige vers l'ouest.[2]

$a \in [-180^\circ, +180^\circ]$

$a = 0$: une projection de rayons solaires appliquée à l'axe sud.

$a > 0$: Une projection de rayons solaires s'écarte de l'axe sud vers l'ouest.

$a < 0$: une projection du rayon solaire déviée de l'axe sud vers l'est.

L'angle d'azimut peut être calculé par la relation : [7]

$$\sin a = \frac{\cos \delta \cdot \sin w}{\cos h} \quad (I.5)$$

Ces deux angles sont représentés sur la figure (I.9)

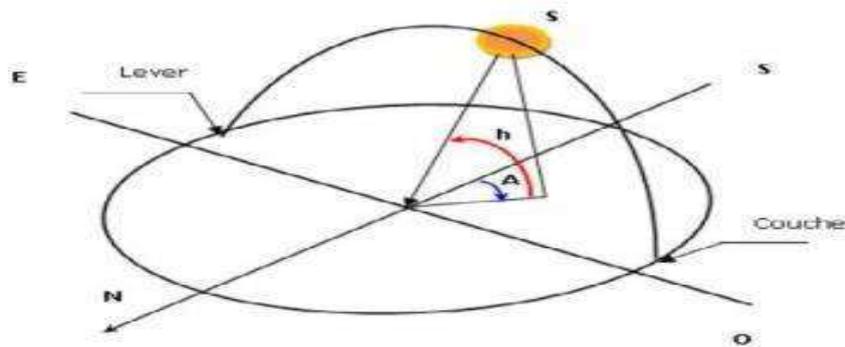


Figure (I.9) : solaire angulaire (h - a) .

Zénith Angle (Z) :[4]

C'est l'angle entre le faisceau solaire et le signe de la Terre (la ligne verticale traversant le site) et complète ainsi l'angle de l'élévation solaire.

$$Z = \frac{\tau}{2} - h \quad (I.6)$$

Il peut être calculé avec la relation suivante :[4]

$$\cos \theta_z = \cos \delta_s \cdot \cos \cdot \cos \cdot \sin \delta_s \cdot \sin L \quad (I.7)$$

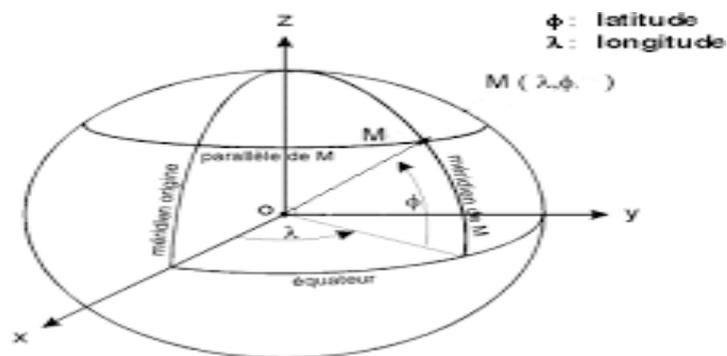
Avec L : Latitude du lieu , δ_s : Déclinaison du soleil , w : L'angle horaire

I.7.5.Angle de latitude ϕ :

La latitude ϕ permet de repérer la distance angulaire d'un point quelconque par rapport à l'équateur. Elle varie de 0° à l'équateur à 90 ° au pôle Nord[12]

Angle de longitude L:[12]

C'est l'angle fait par la longitude qui traverse la région avec la longitude passant par la ville britannique de Greenwich, que nous considérons comme la ligne zéro ,et L'angle positif est lu à l'est et négatif à l'ouest.



Figure(I.10) ::Angles de position (latitude , et longitude L.).

Incident Angle(θ) :[5]

C'est l'angle serré entre le rayonnement solaire direct incident sur la surface et le plan perpendiculaire à la surface et est calculé par l'équation suivante :

$$\cos(\theta) = \sin \delta \sin \phi \cos \beta - \sin \delta \cos \phi \sin \beta \cos \gamma + \cos \delta \cos \phi \cos \beta \cos \omega + \cos \delta \sin \phi \sin \beta \cos \gamma \cos \omega + \cos \delta \sin \beta \sin \gamma \sin \omega \quad (I.8)$$

Avec : $\beta = 90^\circ$

$$\cos(\theta) = \sin \delta \cos \phi \cos \gamma + \cos \delta \sin \phi \cos \gamma \cos \omega + \cos \delta \sin \gamma \sin \omega \quad (I.9)$$

I.7.8.Hour Angle (ω) :[9.8.11.5]

L'horloge angulaire est l'unité de mesure du temps, en termes d'angle,

1heure =15 ° ou 24heure =360°

ω , Il est mesuré à partir de l'heure du midi solaire et sa valeur peut être extraite pour n'importe quelle heure de la journée de la relation Suivant :

$$W=15(Tvs-12). \quad (I.10)$$

À 12 heures ($0 = \omega$) est le vrai temps solaire qui est considéré comme le méridien solaire Tvs

$\omega = 0$ Où quand le soleil se couche.

$\omega > 0$ après le coucher du soleil.

$\omega < 0$ Matin avant que le soleil ne disparaisse.

I.8.Définition des différents temps :[8.12]

I.8.1. Temps solaire vrai (TSV) :

En physique on prend temps solaire vrai TSV=12 h, pour le valeur nulle de l'angle (ω) on peut trouver le temps solaire par la formule:

$$TSV=12+\frac{\omega}{15} \quad (I.11)$$

Temps solaire moyenne (TSM) :

La rotation de la terre autour de l'axe des pôles introduit la notion de (temps solaire moyenne TSM) .La journée solaire moyenne est le temps qui sépare en moyenne deux passages successifs du soleil au méridien d'un lieu. Par définition la journée solaire moyenne à une durée de 1 jour =24 h 00 min 00 sec

Temps universel (TU) :

La différence entre temps solaire local et temps universel est appelée correction de longitude. En France métropolitaine, les longitudes sont comprises entre -5° (Ouessant) et + 8° (Strasbourg), entraînant des écarts de -20mn à +32mn entre le temps solaire local (TSL) et le temps universel (TU).

La correction de longitude est donnée par la formule:

$$TSM = TU + \lambda/15 \quad (I.12)$$

λ : En degrés, elle est positive (+) en Est, et négative (-) en Wes

Equation du temps (ET) :

L'écart ET entre le temps solaire moyen TSM au méridien du lieu et le temps solaire vrai TSV, déterminé par la position réelle du soleil, est parfois désigné par le terme équation du temps, avec cependant une ambiguïté quant au signe, différent selon les pays faute d'accord International à ce propos. On posera ici:

$$ET = TSV - TSM \quad (I.12)$$

L'équation du temps est donnée avec une bonne précision

$$ET = 9.87 \sin\left[\left(\frac{720}{365}Nj - 81\right)\right] - 7.53 \cos\left(\frac{360}{365}Nj - 81\right) - 1.5 \sin\left(\frac{360}{365}Nj - 81\right) \quad (I.13)$$

N : numéro du jour

Temps légal : c'est l'heure officielle d'un état et donnée par la formule :

$$TL = TU + DE \quad (I.14)$$

$$DE : \text{décalage administratif} = TL(\text{pour midi TU}) - 12 \quad (I.15)$$

Pour un lieu de longitude donnée, il existe ainsi une correspondance entre le TL et l'angle horaire (w) du soleil :

$$W = y + 15(ET + TL - 12 - DE) \quad (I.16)$$

La durée et le taux d'insolation : [8]

Par ciel clair et pendant la durée de jour d'ensoleillement s_0 (de lever au coucher du soleil), le sol reçoit le rayonnement solaire maximal. Mais la durée effective d'ensoleillement d'une journée ordinaire est inférieure à cette durée maximale. Le taux d'insolation est donné par l'expression :

$$\sigma = \frac{s}{s_0} \quad (I.17)$$

La durée maximale S_0 est calculée par l'expression suivante :

$$S_0 = \left(\frac{2}{5}\right) \cos^{-1}(-\tan L \tan \delta) \quad (I.18)$$

Avec :

δ : La déclinaison

L: L'attitude du lieu.

Notions préliminaires au calcul de l'énergie solaire :

Le jour type du mois :[8]

Pour une grandeur donnée, le jour type du mois est le jour du mois qui se rapprochant de la moyenne mensuelle de cette grandeur.

La liste des jours types proposés par Klein est représentée sur le tableau suivant :

Mois	Jan	Fév	Mar	Avr	Mai	Jun	Juil	Aout	Sep	Oct	Nov	Déc
Jour type	17	16	16	15	15	11	17	16	15	15	14	10
N° de jour	17	47	75	105	135	162	198	228	258	288	318	344

Tableau I.1: Liste des jours types par mois proposés par Klein.

rayonnement du albedo :

La rapport entre la rayonnement réfléchi et le rayonnement direct

Le rayonnement du albedo de Ouargla égal =0.3

L'indice de clarté :[8]

Le rapport entre le rayonnement au sol et le rayonnement extraterrestre est appelé indice de clarté. Les valeurs de ce dernier varient selon les endroits et les saisons. -

Indice de clarté horaire : $K_T = \frac{1}{I_0}$

-Indice de clarté journalière : $K_T = \frac{H}{H_0}$

Les données I, H, H₀ sont les valeurs mesurées de l'irradiation globale (horaire, journalière) sur une surface horizontale. Ces données sont généralement disponibles et peuvent être mesurées par Pyromètre. Cependant H₀, H₀, I₀ peuvent être calculées par des formules connues.

I.9.4. Estimation de l'irradiation diffuse sur une surface horizontale :[8]

A partir de la mesure de la moyenne mensuelle de l'irradiation journalière globale, on estime l'irradiation diffuse journalière moyenne Hd par la corrélation

de Beekma :

$$\frac{H_d}{H} = K_d = a + b * K_1 \quad (I.19)$$

Pour le Sahara Algérienne $\alpha=0.91$ et $b=0.98$

Rayonnement solaire en dehors de l'atmosphère:

Le rayonnement solaire atteint le bord de l'atmosphère terrestre après avoir traversé l'espace à environ 150 000 000 km en 8 minutes. Le flux de rayonnement intercepté par un récepteur est perpendiculaire à la direction du soleil produit sur celui-ci. Cependant, la distance entre la Terre et le Soleil n'est pas constante tout au long de l'année, ce qui fait osciller le rayonnement extraterrestre d'un pourcentage.

De 3%

1.9.5. Le rayonnement solaire en présence de l'atmosphère : [8]

Avant d'atteindre le sol, le rayonnement solaire subit des phénomènes de diffusion et d'absorption par les molécules gazeuses, les aérosols, les gouttelettes et les poussières divers en suspension. Le rayonnement absorbé est transformé en chaleur et disparaît du bilan utilisable au sol. Le rayonnement solaire reçu au sol est composé du rayonnement direct et diffus. Le diffus est lui-même décomposé en :

-Diffus provenant du ciel.

-Diffus provenant du sol.

L'ensemble du rayonnement direct et diffus représente le rayonnement global

Flux de rayonnement solaire à la surface d'une cellule (fixé à un emplacement spécifique et guidé par Spécifique) : [6]

L'intensité du flux de rayonnement solaire qui tombe à la surface des cellules dépend de la région sur celle-ci depuis la surface de la Terre, ainsi que de la direction de ces surfaces, du jour de l'année et du moment. (Du lever au coucher du soleil) Tous ces facteurs sont déterminés par les angles solaires précédents par lesquels nous pouvons déterminer l'angle du soleil sur la surface de la cellule à l'emplacement exact, le jour et l'heure, puis calculer le flux solaire incident

1.10.1 .Orientation des cellules solaires:

Chaque surface de cellule solaire est définie par l'angle d'élévation β et l'angle d'azimut α .

1.10.1 .1. Angle d'élévation de la cellule solaire β :

Est l'angle que le régulateur crée à la surface de la cellule avec sa projection sur le plan horizontal.

$\beta=0$: La cellule est dans un plan vertical

$\beta=90^\circ$: La cellule est dans un plan horizontal orienté vers le haut

$\beta=-90^\circ$: La cellule est dans un plan horizontal orienté vers le bas

I.10.1 .2.L'angle d'azimut de la cellule solaire α :

$a= 0$: La cellule est orientée sud.

$a < 0$:La cellule est déviée de l'axe sud

Calculer l'intensité du flux de rayonnement solaire direct et diffus :

.rayonnement direct: Le terme rayonnement direct à la surface de la Terre est donné par la formule suivante ;

$$I_b = I_{DN} * \cos \theta \quad (I.20)$$

I_{DN} : rayonnement normal direct (w/m^2) Il est calculé à partir de l'équation :

$$I_{DN} = A \text{ Exp}(P_L / P_0 * B / \sin(h)) \quad (I.21)$$

P_L / P_0 : représente la pression atmosphérique sur le site ou la région ,Il est calculé à partir de l'équation :

$$P_L / P_0 = \text{Exp}(-0.0001184 * H_{alt}) \quad (I.22)$$

H_{alt} :La hauteur du site par rapport au niveau de la mer

A : L'intensité du rayonnement solaire

B :Le coefficient de désintégration du rayonnement dans l'atmosphère

A et B peuvent être calculés à partir des deux équations suivantes :

$$A = 1158 [1 + 0.066 \cos(360N/370)] \quad (I.23)$$

$$B = 0.175 [1 - 0.2 \cos(0.93N)] - 0.045 [1 - \cos(1.95N)] \quad (I.24)$$

.le rayonnement diffus:

Les radiations dissipées ont deux composant qui sont:

1) les radiations dissipées dans l'air

2)et les radiations dissipées et résultantes des radiations reflétés du sol comme il est montré dans l'équation:

$$I_d = I_{DN} [C * Y_D + 0.5 * P_g (C + Sina)] \quad (I.25)$$

Où le coefficient y_d est calculé comme suit :

$$Y_D = 0.45 \quad \text{if } \cos \theta \leq -0.2$$

$$Y_D = 0.55 + 0.437 * \cos \theta + 0.313 * (\cos \theta)^2 \quad \text{if } \cos \theta \geq -0.2$$

P_g : Coefficient de réflectivité du sol

C : Facteur de rayonnement diffus et Calculer à partir de l'équation :

$$C=0.0965 [1-0.42 \cos (360N/370)]-0.0075[1-\cos(1.95N)]$$

.le rayonnement total

De cela, le rayonnement total atteignant la surface de la terre est la somme du rayonnement direct et diffus :

$$I_{RT}=I_b+I_d \quad (I.26)$$

conclusion

Dans ce chapitre, nous avons parlé de l'énergie solaire, où nous avons traité de sa source en plus d'étudier le rayonnement, ses types, son équation, le temps et les concepts initiaux de calcul de l'énergie solaire.

Chapitre II

Les réseaux de neurones

II.1 Introduction :

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) consistent en un ensemble d'outils et de méthodes de calcul. Ils sont caractérisés par leur capacité d'apprentissage, de généralisation, de mémorisation, de classification, d'adaptation et de décision. Ils sont appliqués dans divers domaines, tel que la reconnaissance de formes, le contrôle et la robotique. En maintenance industrielle, les réseaux de neurones sont utilisés pour résoudre les problèmes du diagnostic par la classification automatique des signaux et des formes correspondants aux différents états de fonctionnements normaux et anormaux des machines.

Dans ce chapitre, nous présentons quelques notions concernant les types et les caractéristiques des réseaux de neurones artificiels.[13]

définition :

Haykin offre la définition suivante d'un réseau de neurones:

Un réseau de neurones est un processeur distribué massivement parallèle qui a une propension naturelle pour emmagasiner la connaissance expérimentielle et à la rendre disponible pour utilisation ultérieure. Il ressemble au cerveau selon deux aspects:

1. La connaissance est acquise par le réseau à travers un processus d'apprentissage.
2. Les forces de connexion inter neurones appelées poids synaptiques sont utilisées pour l'emmagasinage de l'information.

L'utilisation des réseaux de neurones offre les caractéristiques intéressantes suivantes:

Non linéarité. Le neurone élémentaire est un dispositif non-linéaire. Conséquemment, l'interconnexion de plusieurs neurones ensemble résulte en un système global lui-même non-linéaire. Cette propriété importante permet l'emploi des réseaux de neurones pour la modélisation de systèmes où existent des non-linéarités inhérentes.[14]

l'histoire :

L'origine de l'inspiration des réseaux de neurones artificiels remonte à 1890 où W. James, célèbre psychologue américain, introduit le concept de mémoire associative. Il propose ce qui deviendra une loi de fonctionnement pour l'apprentissage des réseaux de neurones, connue plus tard sous le nom de loi de Hebb. Quelques années plus tard, en 1949, J. Mc Culloch et W. Pitts donnent leurs noms à une modélisation du neurone biologique (un neurone automatique comportement binaire).

Ce sont les premiers à montrer que des réseaux de neurones formels simples peuvent réaliser des fonctions logiques, arithmétiques et symboliques complexes. C'est ensuite que D. Hebb, physiologiste américain, présente en 1949 les propriétés des neurones par le conditionnement chez l'animal. Ainsi, un conditionnement de type pavlovien tel que, nourrir tous les jours à la même heure un chien, entraîne chez cet animal la sécrétion de salive à cette heure précise même en l'absence de nourriture. La loi de modification des propriétés des connexions entre neurones qu'il propose, explique en partie ce type de résultats expérimentaux. Les premiers succès de cette discipline remontent à 1957, lorsque F. Rosenblatt développe le modèle du Perceptron. Il construit le premier neuro-ordinateur basé sur ce modèle et l'applique au domaine de la reconnaissance des formes. Notons qu'à cette époque les moyens à sa disposition étaient limités et c'était une prouesse technologique que de réussir à faire fonctionner correctement cette machine plus de quelques minutes. C'est alors qu'en 1960, l'automaticien Widrow développe le modèle Adaline (Adaptative LinearElement). Dans sa structure, le modèle ressemble au Perceptron, cependant la loi d'apprentissage est différente. Celle-ci est à l'origine de l'algorithme de rétro-propagation de gradient très utilisé aujourd'hui 1969 : M.Minsky et S.Papert publient un ouvrage qui met en exergue les limitations théoriques avec les Perceptrons Multi Couches.

M.Minsky et S. Papert publient ensuite en 1969 un ouvrage qui met en évidence les limitations théoriques du Perceptron. Ces limitations concernent l'impossibilité de traiter des problèmes non linéaires en utilisant ce modèle. Quelques années d'ombre se sont ensuite succédé de 1967 à 1982.

Le renouveau de cette discipline reprend en 1982 grâce à J. J. Hopfield, un physicien reconnu. Il présente une théorie du fonctionnement et des possibilités des réseaux de neurones. Il faut remarquer la présentation anticonformiste de son article. Alors que les auteurs s'acharnent jusqu'alors à proposer une structure et une loi d'apprentissage, puis à étudier les propriétés émergentes, J. J. Hopfield fixe préalablement le comportement à atteindre par son modèle et construit, à partir de là la structure et la loi d'apprentissage correspondant au résultat escompté. Ce modèle est aujourd'hui encore très utilisé pour des problèmes d'optimisation. On peut citer encore la machine de Boltzmann en 1983 qui était le premier modèle connu, apte à traiter de manière satisfaisante les limitations recensées dans le cas du Perceptron. Mais l'utilisation pratique s'avère difficile, la convergence de l'algorithme étant extrêmement longue (les temps de calcul sont considérables). C'est ensuite qu'en 1985 la rétro-propagation de gradient apparaît. C'est un algorithme d'apprentissage adapté au Perceptron Multi Couches. Sa découverte est réalisée par trois groupes de chercheurs indépendants. Dès cette découverte, nous avons la possibilité de réaliser une fonction non linéaire d'entrée/sortie sur un réseau, en décomposant cette fonction en une suite d'étapes linéairement séparables. Enfin, en 1989 Moody et Darken exploitent quelques résultats de l'interpolation multi variables pour proposer le Réseau à Fonctions de base Radiales (*RFR*), connu sous l'appellation anglophone *Radial Basis Function network (RBF)*. Ce type de réseau se distingue des autres types de réseaux de neurones par sa représentation locale [15 16]

Neurone biologique :[20 21]

Le neurone considéré comme l'unité de base du système nerveux central est constitué d'un corps cellulaire appelé soma, qui se ramifie pour former ce que l'on nomme les dendrites.

Les dendrites acheminent l'information de l'extérieur, ou d'autres neurones, vers le soma.

Après traitement de l'information par le corps cellulaire, l'information sera transmise aux autres neurones à travers un prolongement de sortie appelé axone.

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

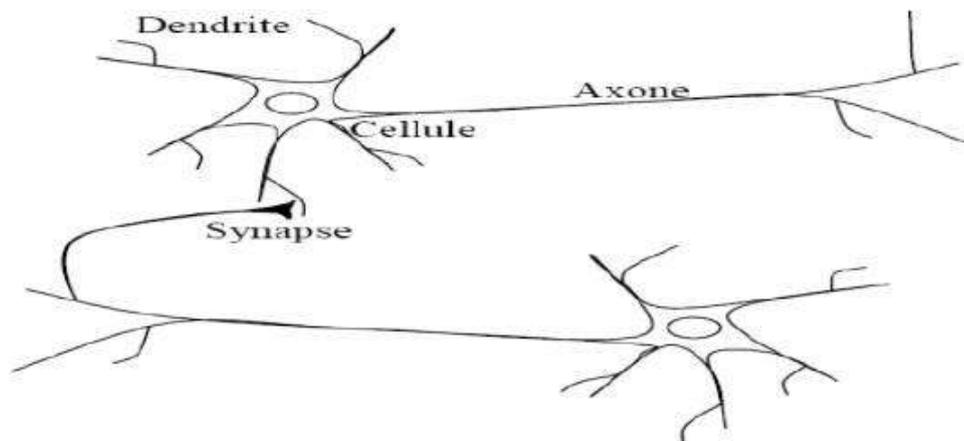


Figure (II.1): Représentation d'un neurone biologique.

Le cerveau se compose d'environ 1012 (mille milliards), de cellules nerveuses appelées neurones.

La sortie de chaque neurone est liée à des milliers d'autres neurones. Chaque neurone effectue un traitement local. Il collecte les signaux issus des dendrites et leur fait la somme. Si l'amplitude résultante dépasse un certain seuil interne, un signal est envoyé à travers l'axone vers d'autres neurones[21].

Modélisation mathématique du neurone biologique:

II.5.1.Le neurone artificiel: [20 21 22]

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré par la figure (II.2). Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat n de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie D du neurone. Les R entrées des neurones correspondent au vecteur

$P = [p_1 \ p_2 \ \dots \ p_R]$, alors que $W = [W_{1,1} \ \dots \ W_{1,R}]$ représente le vecteur des poids du neurone. La sortie n de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante

$$n = \sum_{j=1}^R w_j p_j - b$$

$$= W_{1,1} \cdot p_1 + W_{1,2} \cdot p_2 + \dots + W_{1,R} \cdot p_R - b \quad (\text{II.1})$$

$$D = f(n) = f\left(\sum w_{i,j} \cdot p_j - b\right) \quad (\text{II.2})$$

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle :

$$n = w^T \cdot P - b \quad (\text{II.3})$$

$$d=f(n)=f(w^T * P-b) \quad (\text{II.4})$$

$$W = \begin{bmatrix} w_{i1} & \dots & w_{iR} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{s1} & \dots & w_{sR} \end{bmatrix} \quad F=[p_1 p_2 \dots p_R] \quad (\text{II.5})$$

P: dimension matricielle est $R \times I$, W: dimension $S \times R$

S: le nombre de neurones d'une même couche

i: le premier indice (rangée) désigne toujours le numéro de neurone sur la couche.

j: le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée .

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat n de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b, alors l'argument de f devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif

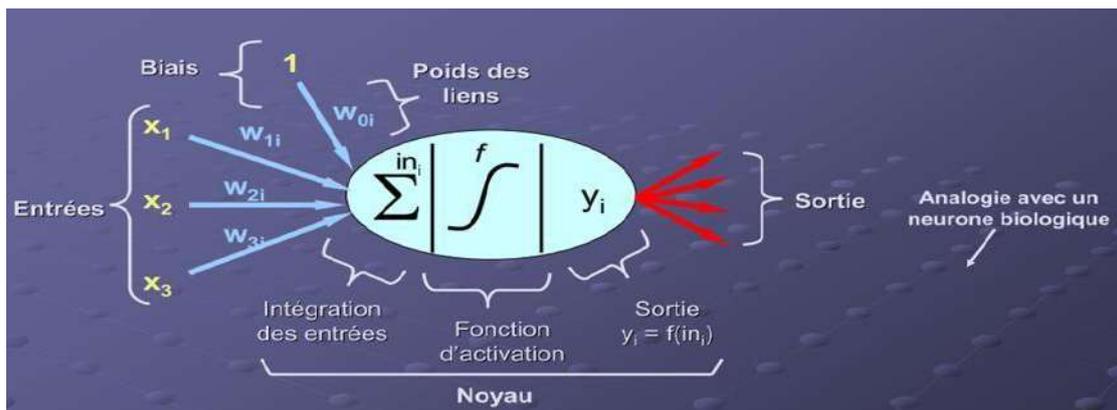
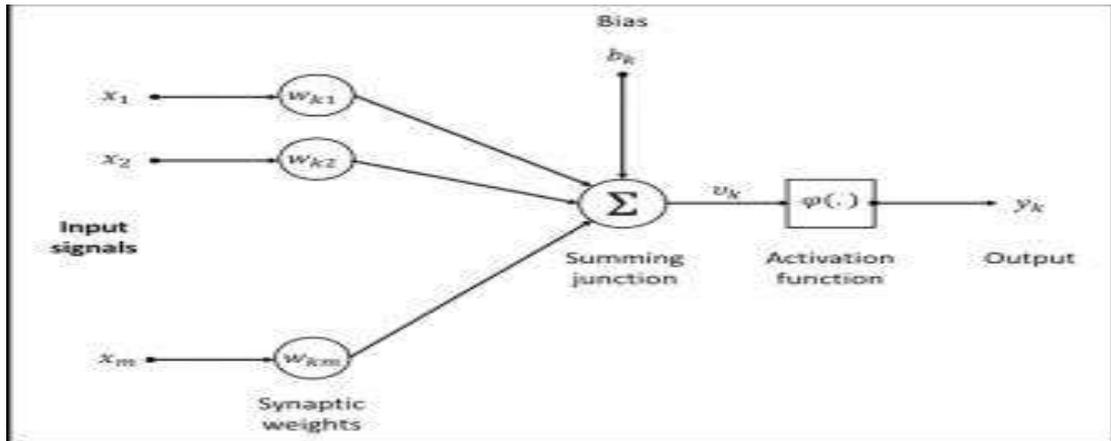


Figure (II.2) : Modèle d'un neurone artificiel

2.Principes d'un neurone artificiel :

Chaque neurone artificiel est un processeur élémentaire. Il reçoit un nombre variable d'entrées en provenance de neurones en amont ou des capteurs composant la machine dont il fait partie. A chacune de ses entrées est associé un poids représentatif de la force de la connexion. Chaque processeur élémentaire est doté d'une sortie unique, qui se ramifie ensuite pour alimenter un nombre variable de neurones en aval.

A chaque connexion est associé un poids.[19]



Figure(II.3) : Modèle non linéaire d'un neurone (Haykin, 1999).

Il y a une analogie évidente (Tableau III-1) avec les neurones biologiques

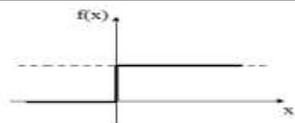
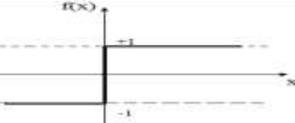
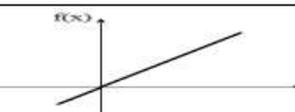
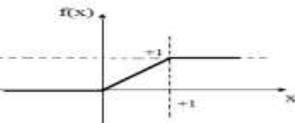
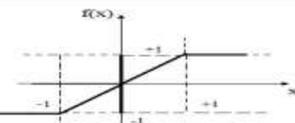
Neurones biologiques	Neurones artificiels
Synapses	Connections pondérées
Axones	Sorties
Dendrites	Entrées
sommateur	Fonction d'activation

Tableau (II-1). L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels

II.5.3.Fonctions d'activation : [13 15 17 19 21]

Plusieurs types de fonctions d'activation sont utilisés que nous notons dans le tableau

Cependant, certaines des fonctions sont les plus utilisées, telles que: la fonction de limite, et Fonction linéaire, fonction rayons X.

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

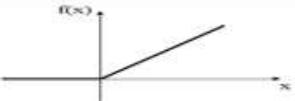
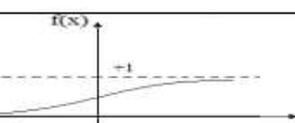
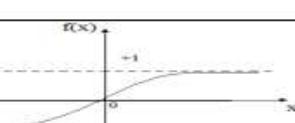
Linéaire positive	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	

Tableau (II.2) : Fonctions de transfert f(x).

le type de Réseaux de neurones :[20 21]

Il existe différents types de réseaux de neurones artificiels, certains d'entre eux seront discutés et 3 types seront utilisés dans les simulations du chapitre suivant.

II.6. 1. Réseaux non boucles (non récurrent) :

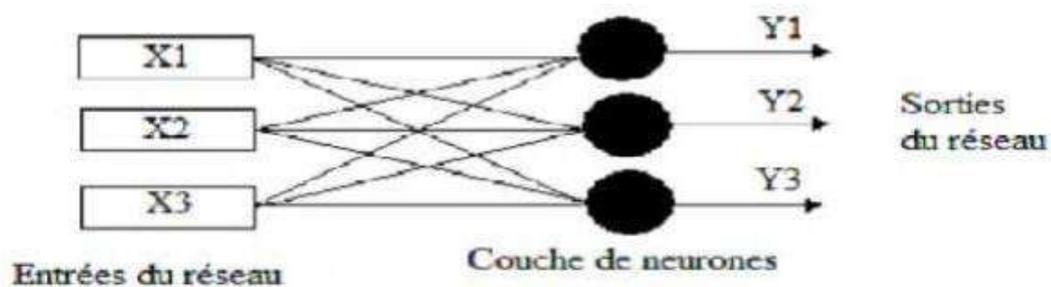
L'exemple le plus simple de réseau de neurones statique est donné par le perceptron multicouche chaque couche contenant un ou plusieurs neurones. Afin d'illustrer ces propos, voici le rôle de chacune des couches dans un perceptron à trois couches.

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

La deuxième couche est la couche cachée. Dans cette couche, les fonctions d'activation sont en général non linéaires. Le choix de sa taille (nombre de neurones) n'est pas automatique et doit être ajusté. Il sera souvent préférable pour obtenir la taille optimale, d'essayer le plus de tailles possibles.

La troisième couche est appelée couche de sortie. Elle donne le résultat obtenu après compilation par le réseau des données entrée dans la première couche. Sa taille est directement déterminée par le nombre de variables dont on a besoin en sortie. C'est le réseau statique non bouclé qu'on va utiliser dans cette étude, car les paramètres recherchés dans le présent projet de recherche sont indépendants du temps .[17]

La structure de ce type de réseau :[20 21]

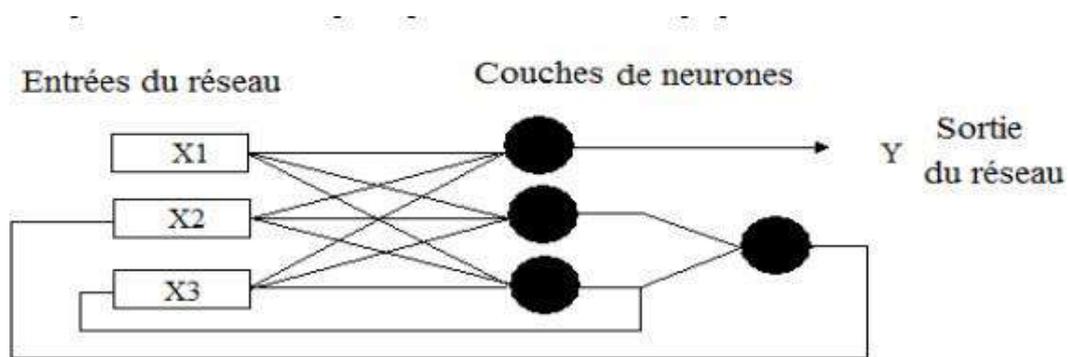


Figure(II.4) : Structure d'un réseau non récurrent

II.6.2. Réseaux boucles (ou récurrents) :

L'architecture la plus générale, pour un réseau de neurones, est celle des « réseaux bouclés », dont le graphe des connexions est cyclique : lorsque l'on se déplace dans le réseau en suivant le sens des connexions, il est possible de trouver au moins un chemin qui revient à son point de départ un tel chemin est désigné sous le terme de « cycle ». La sortie d'un neurone du réseau peut donc être fonction d'elle-même ; ceci n'est évidemment concevable que si la notion de temps est explicitement prise en considération.[17]

La structure de ce type de réseau :[20 21]



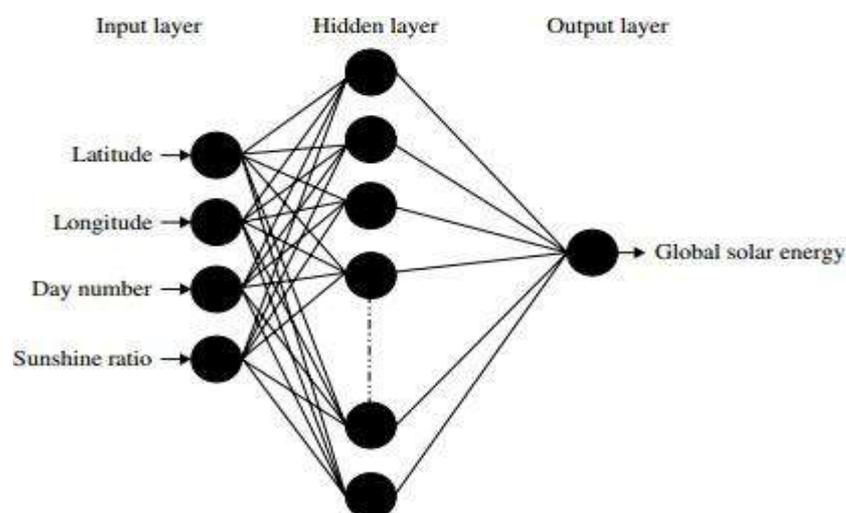
Figure(II.5): Structure d'un réseau boucles (ou récurrents)

3. FFLMP :[23]

Il est considéré comme le plus utilisé dans le réseau de neurones car il apprend des exemples. La figure (II.6) correspondante est un diagramme schématisé d'un RNA. Le réseau se compose de trois couches: les couches Entrée, Caché et Sortie. Chaque couche est reliée les unes aux autres par des connexions de différentes forces appelées poids.

Quatre variables géographiques et climatiques sont utilisées comme caractéristiques d'entrée qui sont la longitude, la latitude, le nombre de jours et le pourcentage d'ensoleillement quotidien.

Et le nœud Sortie pour représenter la prédiction avec l'indice de clarté quotidien estimé en sortie.

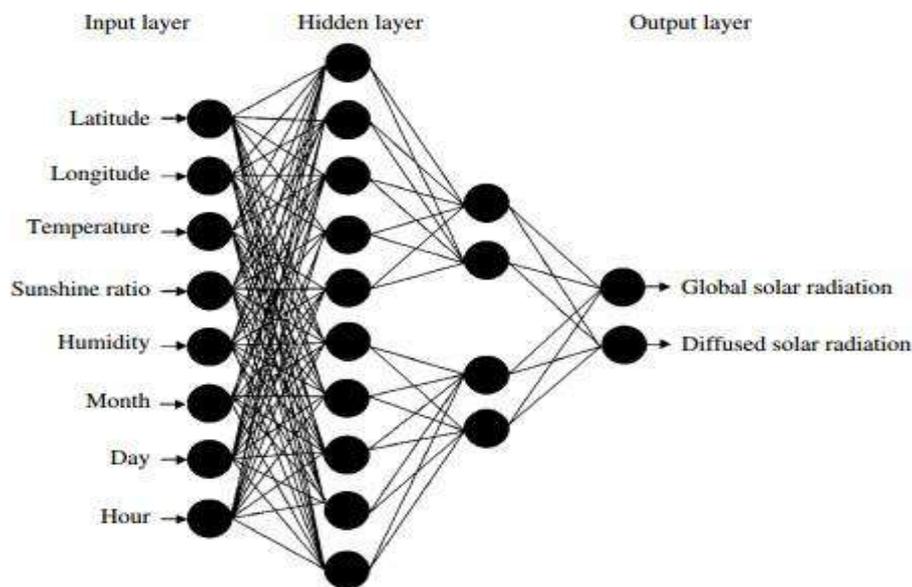


Figure(II.6) Topologie de RNA utilisée pour modéliser l'énergie solaire globale

Le GRNN :

Un réseau neuronal de régression généralisée (RNRG) est un réseau basé sur les probabilités. Ce réseau est classé là où la variable cible est spécifique, tandis que les GRNN effectuent une régression où la variable cible est continue. La figure (II.7) montre un graphique GRNN pour prédire l'irradiation solaire horaire.

Le réseau se compose des couches d'entrée, de masque et de sortie. La couche d'entrée contient un neurone pour chaque variable de prédicteur. Les neurones d'entrée unifient la plage de valeurs en soustrayant la médiane et en la divisant par la plage quartile.



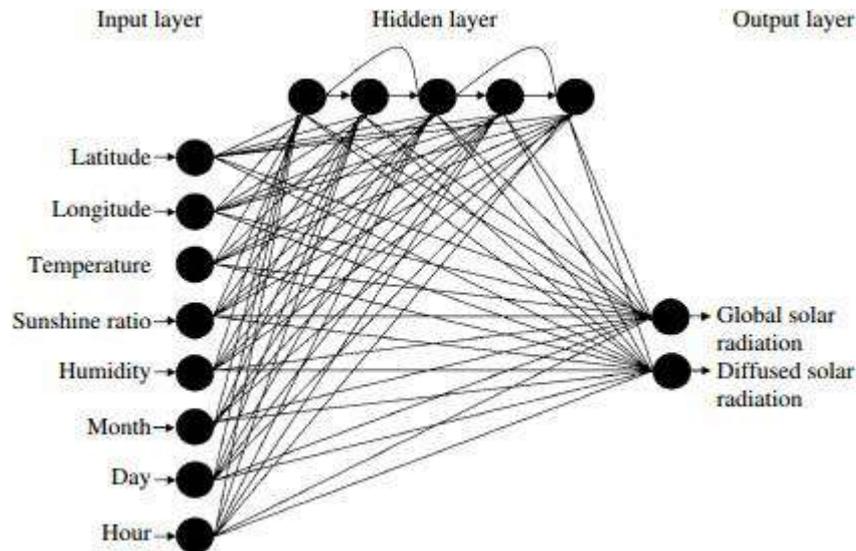
Figure(II.7) : Modèle GRNN pour la prévision du rayonnement solaire.

Le CFNN :

Il se compose de 3 couches.

La couche d'entrée représente l'entrée pour les valeurs des variables de prédiction, la couche cachée dans laquelle les opérations de prédiction sont effectuées et la couche de sortie pour sortir les résultats de prédiction. En plus des variables de prédiction, nous entrons une constante appelée le biais qui est introduit dans chacun des neurones cachés et de sortie; le biais est multiplié par un poids et ajouté à la somme allant dans le neurone. Dans la couche cachée, chaque neurone d'entrée est multiplié par un poids et les valeurs pondérées résultantes sont additionnées pour produire une valeur combinée. La somme pondérée est introduite dans un fonction de transfert, qui génère ensuite une valeur. Les sorties de la couche cachée sont distribuées à la couche de sortie qui reçoit les valeurs de tous les neurones d'entrée (y compris le biais) et de tous les neurones de la couche cachée.

Chaque valeur présentée à un neurone de sortie est multipliée par un poids et les valeurs pondérées résultantes sont additionnées à nouveau pour produire une valeur combinée. La somme pondérée est introduite dans une fonction de transfert, qui délivre ensuite la valeur finale. La figure (II. 8) montre le diagramme CFNN pour la prévision du rayonnement solaire.[23]

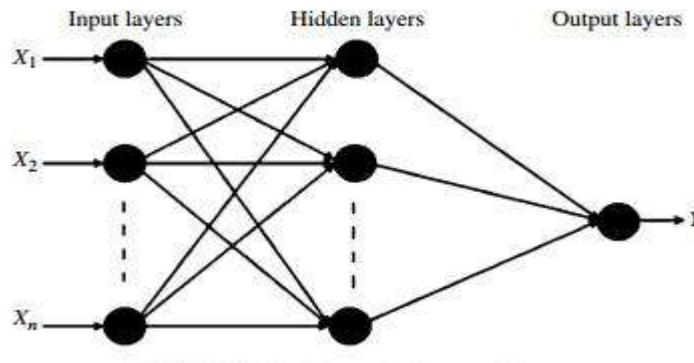


Figure(II.8) : Modèle CFNN pour la prédiction du rayonnement solaire

Le FFNN :

Ce réseau se compose de couches d'entrée, cachées et de sortie. La fonction Feedforward signifie que les valeurs se déplacent uniquement du calque d'entrée vers le calque masqué, puis vers les calques de sortie.

Quant à la sélection du nombre de neurones de la couche cachée dans les réseaux adoptés, il n'existe pas de règles directes pour trouver le nombre optimal de neurones cachés sans entraînement et estimer l'erreur de généralisation de plusieurs réseaux. Cependant, si un faible nombre de neurones cachés est utilisé, un sous-ajustement peut se produire et cela entraînera un entraînement élevé et une erreur de généralisation élevée. Dans le même temps, un sur ajustement et une variance élevée peuvent se produire lorsqu'un grand nombre de neurones dans la couche cachée est appliqué. Habituellement, le nombre de nœuds cachés peut être obtenu en utilisant certaines règles empiriques. Par exemple, le nombre de neurones de la couche cachée doit être quelque part entre la taille de la couche d'entrée et la taille de la couche de sortie. D'autres ont suggéré que le nombre des neurones de la couche cachée ne doivent pas être plus de deux fois le nombre des entrées. Il est également affirmé que le nombre de nœuds masqués est de 2/3 ou 70 à 90% du nombre de nœuds d'entrée. Sur la base des recommandations susmentionnées, le nombre de neurones dans la couche cachée des modèles FFNN et CFNN a été sélectionné égal à deux nœuds cachés.[23]



Figure(II.9) :Schéma de principe du FFNN.

Afin d'évaluer les modèles proposés dans cet article, trois erreurs statistiques sont utilisées, à savoir l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE), l'erreur de biais moyenne (MBE) et l'erreur quadratique moyenne (RMSE).[23]

La précision générale d'un réseau neuronal peut être mise en évidence par MAPE. MAPE peut être défini comme suit:

$$MAPE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{M - p}{M} \right|} \quad (II.6)$$

où M est les données mesurées et P les données prédites.

D'autre part, l'indicateur d'écart moyen des valeurs prédites à partir des données mesurées peut être décrit par MBE. Une valeur MBE positive indique le degré de surestimation des valeurs prédites et vice versa. Les informations sur les performances à long terme du modèle de réseau neuronal peuvent également être évaluées par MBE.

Le MBE peut être calculé comme suit:

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - M_i) \quad (II.7)$$

L'indicateur d'erreur statistique final utilisé dans cet article est RMSE. Les informations de performance à court terme du modèle peuvent être évaluées par RMSE. Il représente la mesure de la variation des données prédites autour des données mesurées. De plus, RMSE indique l'efficacité du modèle développé pour prédire les prochaines valeurs individuelles. Un RMSE positif élevé indique qu'il existe une grande différence entre les données prédites et les données mesurées. RMSE peut être calculé en utilisant la formule suivante:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (P_i - M_i)^2} \quad (II.8)$$

Apprentissage des réseaux de neurones :[19 20 21]

L'apprentissage d'un réseau de neurones peut être défini comme la phase durant laquelle les divers paramètres le caractérisant sont remis à jour jusqu'à ce qu'ils permettent au réseau d'approximer au mieux la fonction qu'il a à réaliser. Selon l'application dans laquelle le réseau va être intégré, la fonction à approcher peut être connue ou inconnue analytiquement.

Dans la majorité des algorithmes actuels, les variables modifiées pendant l'apprentissage sont les poids des connexions. L'apprentissage est la modification des poids du réseau dans l'optique d'accorder la réponse du réseau aux exemples et à l'expérience.[19]

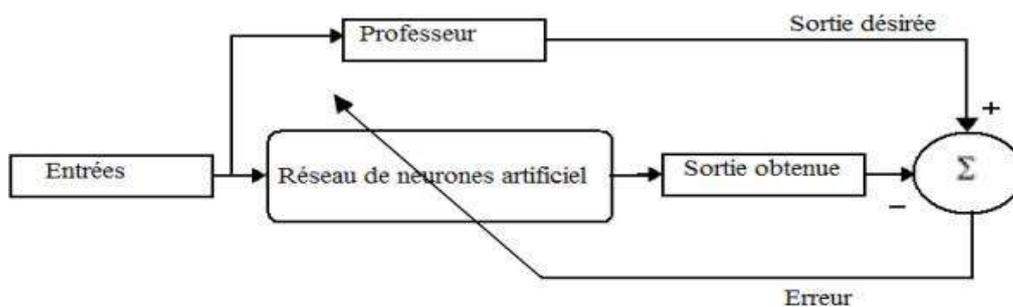
Type d'apprentissage :[15 17 19 20 21]

Il existe deux types d'apprentissage : l'apprentissage supervisé et l'apprentissage non supervisé.

Apprentissage supervisé :

Cet algorithme d'apprentissage ne peut être utilisé que lorsque les combinaisons d'entre-sorties désirées sont connues.

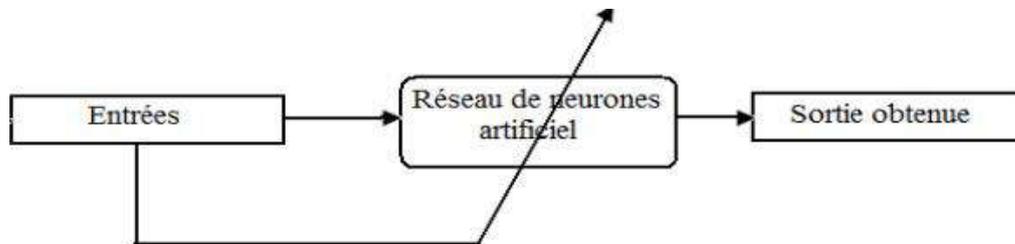
L'apprentissage est alors facilité et par là, beaucoup plus rapide que pour les deux autres algorithmes puisque l'ajustement des poids est fait directement à partir de l'ajustement de l'erreur soit la différence entre la sortie obtenue par le RNA et la sortie désirée.



Figure(II.10): Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone

Apprentissage non supervisé :[20 21]

Il n'y pas de connaissance à priori des sorties pour des entrées données. en fait, c'est l'apprentissage par exploration ou l'algorithme apprentissage ajuste les poids des liens entre neurones de façon a maximiser la qualité de classification des entrées



Figure(II.11) : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.

Apprentissage par renforcement :[20 21]

Dans ce cas, bien que les sorties idéales ne soient pas connues directement il y a un moyen quelconque de connaître si les sorties du RNA s'approchent ou s'éloignent du but visé. Ainsi, les poids sont ajustés de façon plus ou moins aléatoire et la modification est conservée si l'impact est positif ou rejetée sinon.

Perceptron : [20 21 22]

Il existe deux types :

Perceptron à une seule couche :

En raison de la capacité de ce réseau à apprendre la reconnaissance de formes simple, il a suscité un grand intérêt: il s'agit du premier des trois réseaux pouvant être utilisé avec des entrées binaires ou continues.

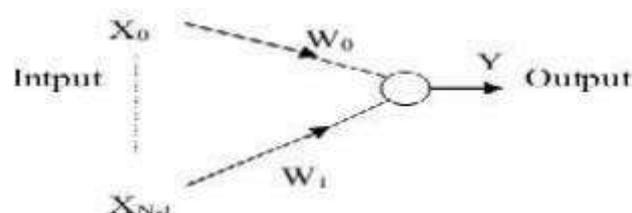


Figure (II-12). Perceptron à une seule couche

Le perceptron multicouches :

Le développement de nouveaux algorithmes d'apprentissage a rendu ce réseau largement utilisé, constitué de réseaux non répétitifs avec une ou plusieurs couches de neurones entre les couches d'entrée et de sortie. Ces couches additionnelles contiennent des unités cachées ou des neurones qui ne sont pas directement reliés aux neurones des couches d'entrée et de sortie. Un perceptron avec trois couches dont deux couches cachées est montré dans la Figure (II-13).

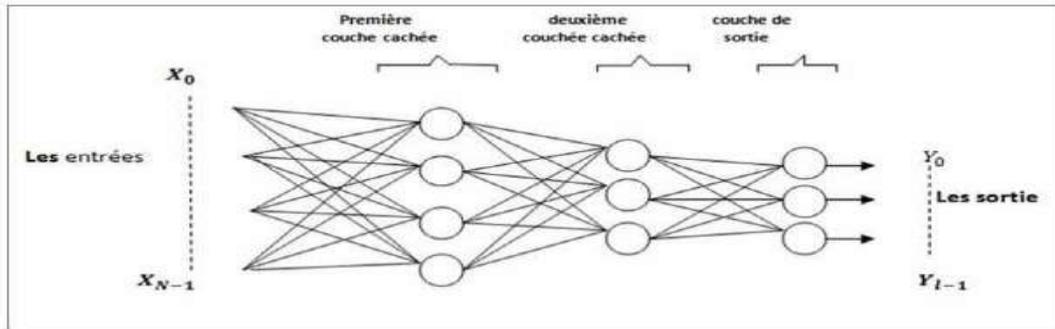


Figure (II-13). Perceptron Multicouche

III.8.2.1.Équation du réseau MLP:[20 21 22]

Considérons le réseau de neurones MLP « Multi Layer Perceptron » à L couches, de p entrées et q sorties. la couche d'entrée contient les composantes du vecteur d'entrée (x_i) $0 \leq i \leq p$.

Les calculs se font couche par couche de l'entrée vers la sortie. La sortie du jème neurone de la couche l ($0 < l \leq L$) est donnée par

$$S = \sum_{i=0}^{N-1} W * U \quad (II.9)$$

$$U = (S) \quad (II.10)$$

Où:

s_j : est la somme pondérée à l'entrée du jème neurone dans la couche (l).

N_l : est le nombre de neurones de la couche (l).

u_j^l : est la sortie du jème neurone dans la couche (l).

w_{ji}^l : est le poids qui relie le ième neurone de la couche (l-1) au jème neurone dans la couche (l).

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

f (K): est la fonction d'activation, elle peut être linéaire ou non pour les neurones de la

couche de sortie, mais toujours non linéaire pour les neurones appartenant à une couche cachée.

On note que le premier élément de chaque vecteur u^l ($l=0, 1, \dots, L-1$) est mis à un (i.e., $u_0^l=L$)

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

On commence l'entraînement par un choix aléatoire des vecteurs initiaux du poids. On présente le 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.

Ce processus est répété jusqu'à ce que les sorties du réseau soient suffisamment proches des sorties désirées.

Algorithme d'entraînement :[20 21 22]

Considérant un réseau de neurones constitué de L couches, ayant des fonctions d'activation de type sigmoïde.

Voici un résumé de la démarche à suivre pour entraîner un perceptron multicouche (voir annexe B pour les calculs détaillés) :

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

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

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

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

La sortie d'un neurone j est donnée par :

Pour $l = 1 \rightarrow LL$

Pour $j = 1 \rightarrow N^l$

$$u_j^L = f\left(\sum_{i=0}^{N^{l-1}} W_{ij}^L(K) * u_i^{l-1}(K)\right) \quad (\text{II.11})$$

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

Pour $j=1 \rightarrow N^L$

$$\delta_j^L(K) = u_j^L(K) - u_j^{LD}(K) \quad (\text{II.12})$$

Pour $l=L-1 \rightarrow 1$

Pour $j=1 \rightarrow N^L$

$$\delta_j^L(k) = \sum_{m=1}^{N^{l+1}} \delta_m^{L+1}(k) \cdot W_{mj}^{L+1}(k) \cdot u_m^{L+1}(k) \cdot [1 - u_m^{L+1}(k)] \quad (\text{II.13})$$

6. modification des poids de connexions:

Pour $l=L \rightarrow 1$

Pour $j=1 \rightarrow N^L$

our $i=0 \rightarrow N^{L-1}$

$$\Delta W_{ji}^L(k) = \delta_j^L(k) \cdot u_j^L(k) \cdot [1 - u_j^L(k)] \cdot u_i^{L-1}(k) \quad (\text{II.14})$$

$$W_{ji}^L(k+1) = W_{ji}^L(k) - \eta \Delta W_{ji}^L(k) \quad (\text{II.15})$$

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

7. calcul de l'erreur quadratique

$$E_N(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N_L} (u_j^L(k) - u_j^D)^2 \quad (\text{II.16})$$

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

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

9. Calculer l'erreur totale moyenne :

$$EQM = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E_N(k) \quad (\text{II.17})$$

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

Amélioration de la vitesse de convergence de l'algorithme:

Bien que l'algorithme de la rétro-propagation soit le plus utilisé pour l'apprentissage supervisé des MLP, son implantation se heurte à plusieurs difficultés techniques.

A coté du choix d'une architecture appropriée pour le réseau et les valeurs initiales satisfaisantes pour les poids synaptiques, on peut citer le problème de choix du pas d'apprentissage η qui joue un rôle capital, si sa valeur est trop petite la convergence se fait très lentement, alors que si on prend une valeur trop grande, la convergence est accélérée mais les poids oscillent et ne se stabilisent pas.

Une des solutions est de rajouter un terme d'inertie appelé momentum (moment) α dans la règle d'apprentissage de l'algorithme, dont le rôle est de filtrer les oscillations dans la trajectoire de la descente du gradient et d'éviter les problèmes liés à une stabilisation dans un minimum local.

Le changement de poids prend en compte les informations des changements précédents. C'est cet effet de mémoire qui permet d'éviter les oscillations et accélère l'optimisation du réseau. Ainsi la règle d'adaptation des poids devient:

$$W(k+1) = w(k) - \eta \Delta w(k) - \alpha \Delta w(k-1) \quad (\text{II.18})$$

Avec α un paramètre compris entre 0 et 1

Cependant, pour les problèmes complexes, les algorithmes de type rétropropagation du gradient, convergent insuffisamment quel que soit le pas ou le moment, nécessitant l'appel à des algorithmes plus puissants, dits algorithmes de second ordre, tel que l'algorithme de Levenberg Marquardt. Ils sont dits du second ordre parce qu'ils prennent en considération la dérivée seconde de la fonction de coût. [20 21]

Domaine d'application des réseaux de neurones (RNA) :[15]

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

L'application au traitement du signal

L'application à la planification

L'application au contrôle

L'application au diagnostic

les avantages et les inconvénients Les réseaux de neurones :**Avantages:**

Les principales qualités des réseaux de neurones sont leur capacité d'adaptabilité et d'auto-organisation et la possibilité de résoudre des problèmes non-linéaires avec une bonne approximation . Ils ont une bonne immunité aux bruits et se prêtent bien à une implantation parallèle. La rapidité d'exécution est une qualité importante et elle justifie souvent à elle seule le choix d'implanter un réseau de neurones. Ces qualités ont permis de réaliser avec succès, plusieurs applications : classification, filtrage, compression de données, contrôleur, etc...[18]

Inconvénients:

La difficulté d'interpréter le comportement d'un réseau de neurones est un inconvénient pour la mise au point d'une application. Il est souvent impossible d'utiliser les résultats obtenus pour améliorer ce comportement. Il est également hasardeux de généraliser à partir d'expériences antérieures et de conclure ou de créer des règles sur le fonctionnement et le comportement des réseaux de neurones.[18]

Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté une étude sur le réseau de neurones artificiels, où nous avons appris son histoire, ses types et son principal avantage, qui est l'apprentissage. Nous avons également découvert ses inconvénients, ses avantages et ses domaines d'utilisation, et dans le chapitre suivant, nous discuterons de son application.

Chapitre III

Application de réseau de neurone dans la prédiction de rayonnement solaire

Introduction :

La recherche dans le domaine de l'énergie solaire pour une meilleure utilisation et la réduction du coût des méthodes utilisées se poursuit à ce jour, et dans ce chapitre nous avons utilisé l'une des nouvelles technologies, le réseau neuronal, où nous avons divisé ce chapitre en 3 sections. Le premier titre est la modélisation de l'énergie solaire, le deuxième sujet est la modélisation du suivi du soleil à l'aide de cette technique, et enfin il est conçu dans la modélisation de panneaux photovoltaïques.

J'espérais que l'étude soit basée sur une ville de Ouargla et la déplace, mais je n'ai pas pu obtenir de données pour cette ville en raison des fermetures de routes en raison de la maladie covid-19, j'ai donc utilisé les données disponibles sur Internet et c'est pour Kuala Lumpur, la capitale de la Malaisie.

Cependant, pour les problèmes complexes, les algorithmes de type rétropropagation du gradient, convergent insuffisamment quel que soit le pas ou le moment, nécessitant l'appel à des algorithmes plus puissants, dits algorithmes de second ordre, tel que l'algorithme de Levenberg Marquardt. Ils sont dits du second ordre parce qu'ils prennent en considération la dérivée seconde de la fonction de coût.

Modélisation globale de l'énergie solaire à l'aide du réseau neuronal :
[23]

Afin de modéliser l'énergie solaire de la ville de Kuala Lumpur, nous utiliserons le programme Matlab pour utiliser le réseau d'alimentation multicouche FFMLP.

Modélisation de l'énergie solaire diffuse à l'aide d'ARN :[23]

Un réseau de neurones apprend à résoudre un problème plutôt que de le programmer par la formation.

Dans la propagation d'erreur inverse à l'aide d'un algorithme d'apprentissage, le processus passe de la couche de sortie à la couche invisible, puis à la couche d'entrée et les poids sont mis à jour sur les interfaces neuronales lorsque l'erreur revient.

Un problème potentiel pourrait être qu'au lieu d'apprendre et de déployer l'infrastructure de données, le réseau peut apprendre des détails sans rapport avec des cas individuels.

La même architecture RNA, utilisée pour la modélisation solaire globale, est également utilisée pour la modélisation solaire diffuse. La figure (III.2) montre le RNA Prédiction de la propagation solaire. La grille a quatre entrées, y compris la

latitude, la longitude, l'indicateur d'éclairage, le numéro du jour et la variable de sortie, qui est solaire diffus .

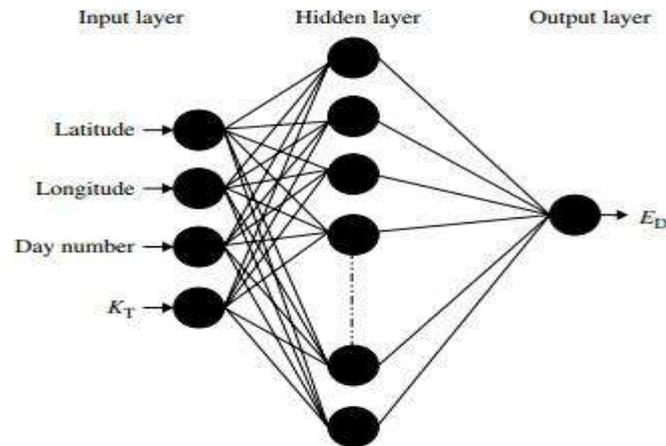
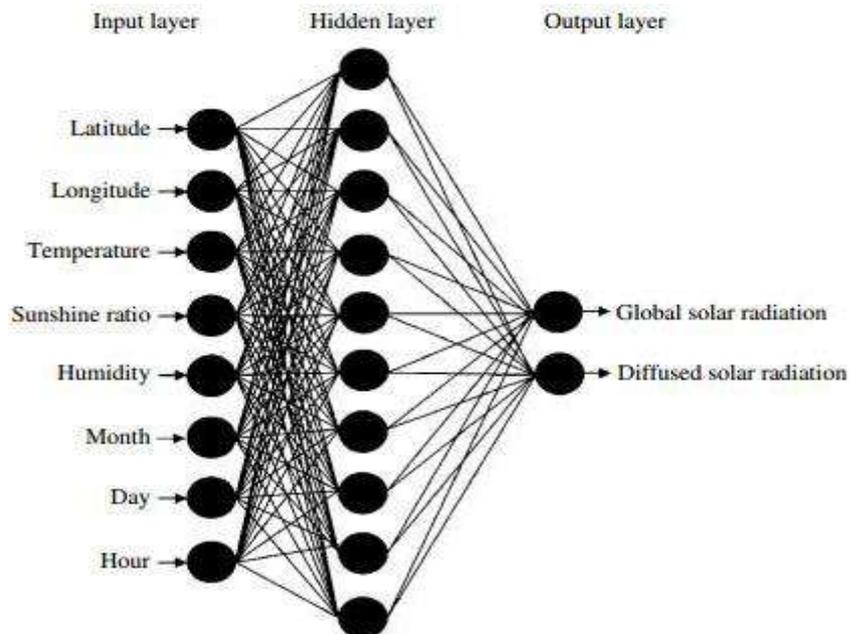


Figure (III .1) : Modèle RNA pour la prédiction de l'énergie solaire diffuse

Modélisation de l'énergie solaire diffuse à l'aide d'ARN pour la ville de Kuala Lumpur:[23]

Développement d'un modèle MLP RNA qui prédit l'énergie solaire mondiale toutes les heures d'Irradiation solaire diffuse comme le montre la figure (III.3) sur la base des données de Ville de Kuala Lumpur.

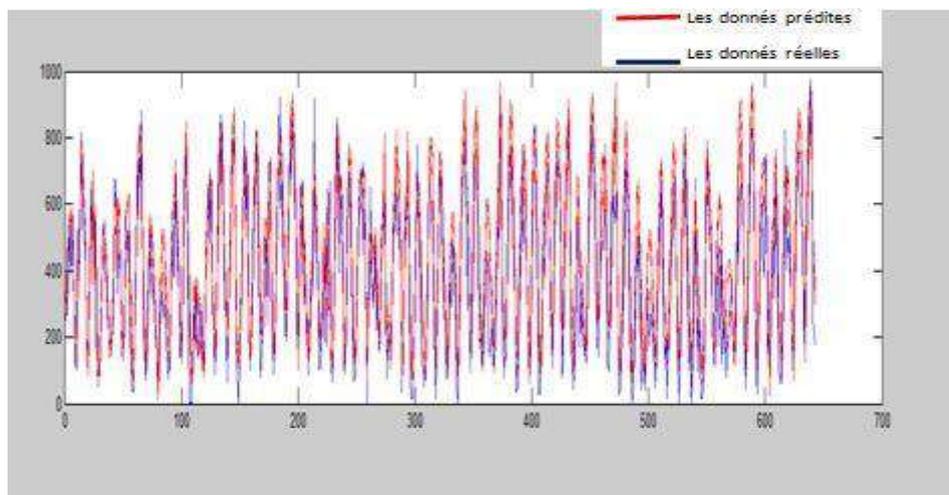


Figure(III.2) : Modèle RNA hybride pour la prédiction du rayonnement solaire global et diffus.

Simulation globale de l'énergie solaire à l'aide du réseau neuronal :

couche d'entrée	Number couche cachée	couche de sortie
Latitude Longitude Température Rapport d'ensoleillement Humidité Mois journée Heure	1	Rayonnement solaire global Rayonnement solaire diffus

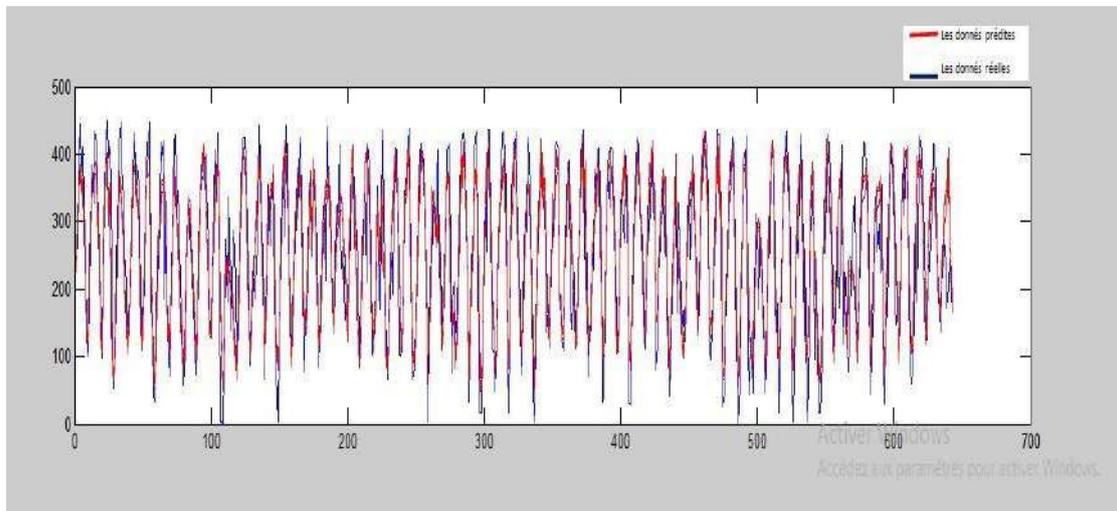
Tableau (III.1) : représente l'entrée et la sortie de la simulation



Figure(III.3).Résultats de prédiction pour le modèle d'ARN de rayonnement solaire totale

La courbe représente la valeur totale de rayonnement solaire pour les données réelles et projetées en termes d'heures, car on observe que rayonnement augmente parfois et parfois diminue et atteint son maximum à 639 heures. , De sorte que la valeur réelle des données atteigne le niveau de $972,3(\text{w}/\text{m}^2)$. Et les données attendues sont à $974,28(\text{w}/\text{m}^2)$.

De là, nous concluons qu'il y a une petite différence entre les données réelles et attendues pour le rayonnement solaire total, et donc une étude peut être menée avant de mettre en place le système photoélectrique afin de bénéficier davantage de la conversion de l'énergie solaire. L'énergie est utilisable



Figure(III.4) :Résultats de prédiction pour un modèle ARN d'irradiance solaire diffuse.

La figure ci-contre représente les données réelles et attendues pour la diffusion du rayonnement solaire en fonction du temps, car on peut observer que la valeur des données réelles et attendues n'a pas dépassé le pic de 500 et que la valeur maximale des données attendues atteint $435,1(\text{w}/\text{m}^2)$ par heure, tandis que pour les données réelles, la valeur atteint $449,5(\text{w}/\text{m}^2)$ par heure. 24 alors que la valeur minimale des données réelles était à 109 heures et les données attendues à 298 heures

Méthode de travail Le réseau neuronal de régression généralisée :[23]

Les neurones d'entrée alimentent les valeurs dans chaque neurone de la couche cachée. Dans la couche masquée, il y a un neurone pour chaque condition dans l'ensemble de données d'apprentissage. Les neurones stockent les valeurs des variables prédictives pour chaque condition avec la valeur cible. Lors de la présentation du vecteur de valeurs d'entrée à partir de la couche d'entrée, un neurone caché calcule la distance euclidienne du cas de test à partir du point central du nerf, puis applique la fonction du noyau RBF en utilisant la ou les valeurs sigma. La valeur

résultante est transmise aux neurones dans la couche de motif. Cependant, la couche de motif (la couche d'addition) contient deux neurones: l'un est l'unité d'addition du dénominateur et l'autre est l'unité d'addition du numérateur. L'unité d'addition du dénominateur ajoute les poids des valeurs provenant de chaque neurone caché. Pendant ce temps, le numérateur résume les poids des valeurs multipliés par la valeur cible réelle pour chaque cellules nerveuses. Enfin, la couche de décision divise la valeur accumulée dans l'unité d'addition du numérateur par la valeur de l'unité de sommation du dénominateur et utilise le résultat comme valeur de but attendue.

Modélisation des suntrackers[23]

La terre tourne autour d'elle-même et autour du soleil, générant l'alternance de la nuit et du jour, ce qui permet l'exploitation de l'énergie solaire pendant la journée car elle en est dérivée, et le bénéfice est minime car le soleil change d'angle d'élévation et ainsi le rendement est diminué et afin de tirer le meilleur parti de cette énergie nous avons suivi le soleil, c'est-à-dire en déplaçant les cellules du système. La photoélectricité, qui permet une production d'énergie accrue les jours où le rayonnement est élevé et une forte proportion de rayonnement direct, la part prédominante de l'augmentation de rendement peut être obtenue grâce au suivi en été. Les gains sont généralement plus faibles en hiver, lorsque la proportion de jours de brouillard est sensiblement plus élevée.

Types de dispositifs de suivi du soleil[23]

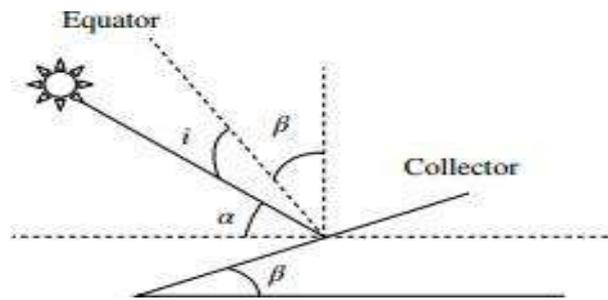
Il existe deux types :

simple axe :

Les suiveurs à axe unique ont un degré de liberté qui agit comme axe de rotation. . Il peut être adapté dans n'importe quelle direction de base avec des algorithmes de suivi avancés. Il existe plusieurs applications populaires pour les suiveurs à axe unique. Ces trackers comprennent des trackers horizontaux à axe unique (HSAT), des trackers horizontaux à axe unique avec unités inclinées (HTSAT), des trackers à axe unique (VSAT), des trackers à axe unique incliné (TSAT) et des trackers à axe unique à alignement polaire (PSAT).

Double axe :

Le système à deux axes est plus performant que l'axe simple car il peut se concentrer sur le point optimal. Cependant, le système à deux axes est techniquement plus complexe que le système à un seul axe. En Europe centrale, les systèmes utilisant deux axes augmentent le rendement de 30 à 40% par rapport aux systèmes sans poursuite. En comparaison, un système à un axe a un rendement d'environ 20% de plus que les systèmes sans poursuite comparables.[23]



Figure(III.5) :Angles géométriques de la projection du Soleil.

La figure (III.8) montre le principe du suivi solaire à deux axes. Le chemin perpendiculaire entre la projection solaire et le collecteur s'appelle l'équateur. L'angle entre le collecteur et la ligne de référence est appelé angle d'inclinaison (β), et l'angle entre la projection solaire et le collecteur est appelé angle d'altitude (α). L'angle incident (i) est l'angle entre la projection du Soleil et l'équateur.

Du point de vue de la Terre, le Soleil se déplace dans le ciel pendant la journée. Dans le cas des capteurs solaires fixes, la projection de la surface du capteur sur le plan, qui est perpendiculaire à la direction du rayonnement, est donnée par la fonction cosinus de l'angle d'incidence. Plus l'angle d'incidence (i) est élevé, plus la puissance est faible.

Comme le montre la figure (III.8), la puissance maximale peut être obtenue à un angle d'inclinaison, qui examine un angle d'incidence nul. Les relations des angles d'inclinaison, d'altitude et d'incidence sont données dans ce qui suit:

À l'heure du matin :

$$\beta + \alpha - i = 90$$

et à l'heure de l'après-midi :

$$\beta + \alpha + i = 90$$

Pour obtenir le rayonnement maximal du collecteur, l'angle d'incidence (i) doit être nul, et l'angle d'inclinaison optimal peut donc être déterminé comme suit:

$$\beta = 90^\circ - \alpha$$

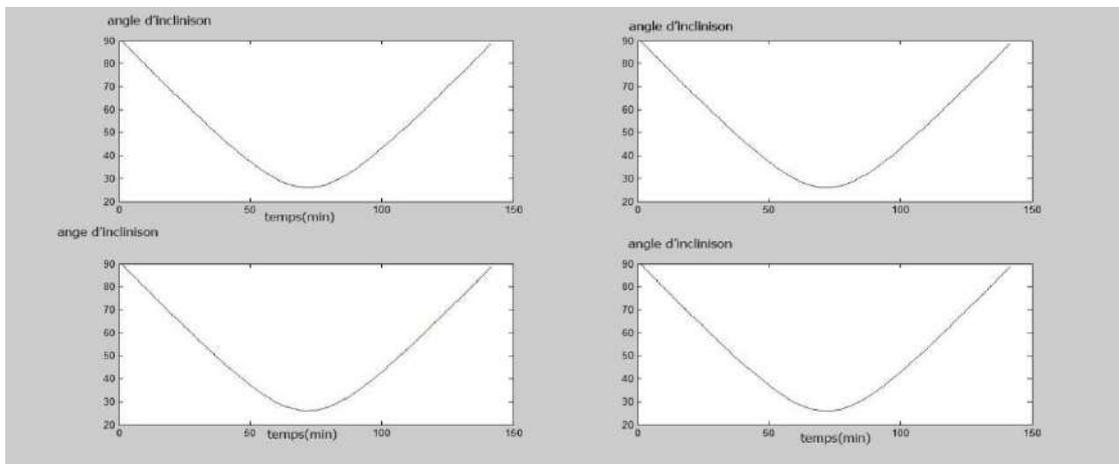
Simulation de suivi du soleil :

Un diagramme schématique du suivi du soleil proposé est présenté à la figure (III.6)

Il se compose de deux parties: un moteur pas à pas entraîné par un microcontrôleur et un système d'engrenage afin d'augmenter le couple moteur pour entraîner le collecteur

entrée	sortie
Latitude Longitude journée Heure	Angle d'inclinaison

Tableau (III..2) : représente l'entrée et la sortie de la simulation d'angle d'inclinaison optimal



Figure(III.6) : Résultats d'angle d'inclinaison optimal

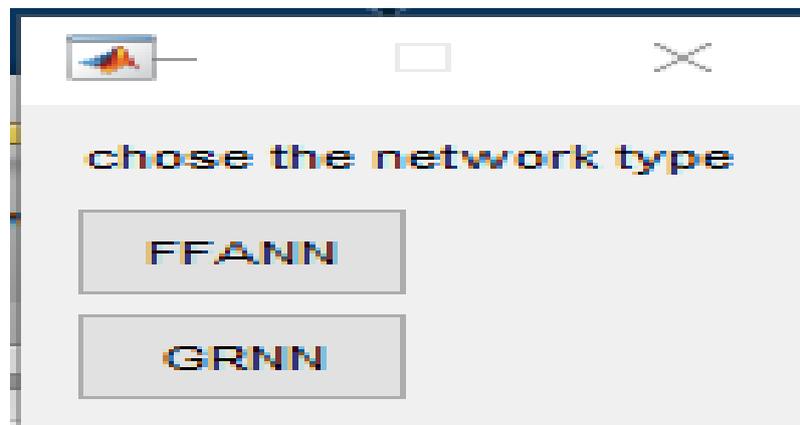
Nous avons développé un modèle pour suivre le soleil avec un seul axe en utilisant matlab qui suit le soleil toutes les 5 minutes, la figure représentant les résultats de l'angle d'inclinaison optimal. Là où on remarque que l'angle optimal dans les premières minutes est égal à 90 degrés, de sorte que l'angle diminue avec la montée du soleil pour atteindre l'angle le plus bas à 26 degrés, confiné entre les 71 et 72 minutes, alors l'angle monte avec la diminution de la hauteur du soleil pour atteindre l'angle maximum de 90 degrés comme c'était le cas dans les minutes Le premier à 142 minutes.

Modélisation de la sortie de panneaux photovoltaïques à l'aide de réseaux de neurones artificiels :[23]

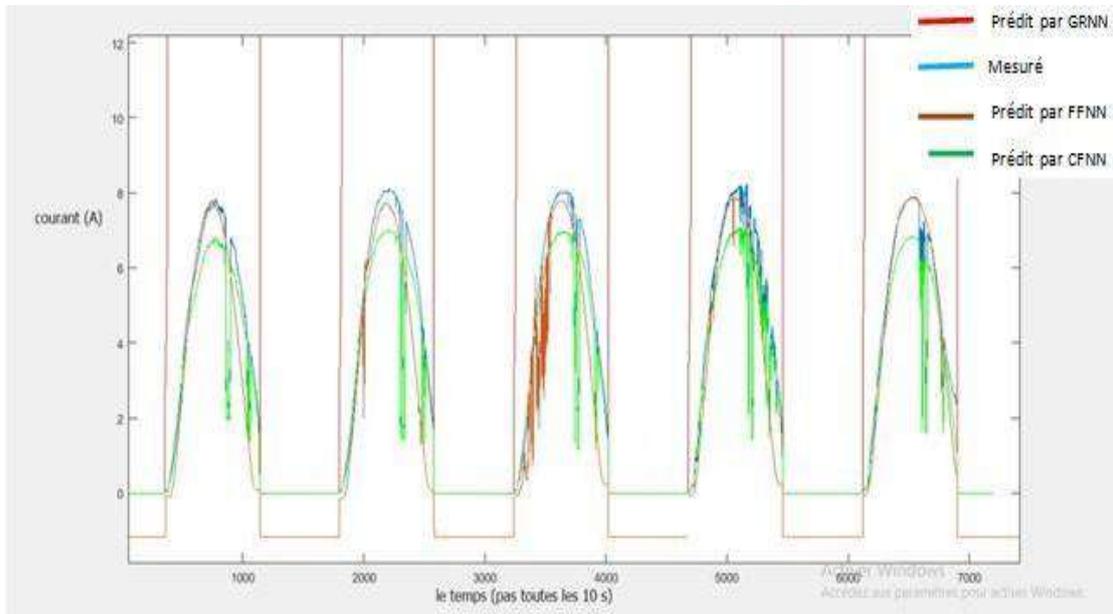
On peut contrôler la puissance générée dans une centrale électrique conventionnelle, contrairement à une centrale photovoltaïque, du fait de son influence par des facteurs naturels comme le temps nuageux, qui est son principal inconvénient.

Pour une utilisation efficace des systèmes photovoltaïques, il est nécessaire d'anticiper la capacité de sortie du système et ainsi améliorer la fiabilité de l'ensemble du système.

Les modèles basés sur des réseaux de neurones artificiels (ARN) présentent un moyen de résoudre le problème des conditions climatiques variables, qui provoquent la relation non linéaire entre les variables d'entrée et de sortie du système complexe. La capacité d'auto-apprentissage des RNA est considérée comme le principal avantage de ces modèles. Par conséquent, ces modèles doivent être précis en cas de performances incertaines telles que la puissance de sortie du champ PV du système PV.

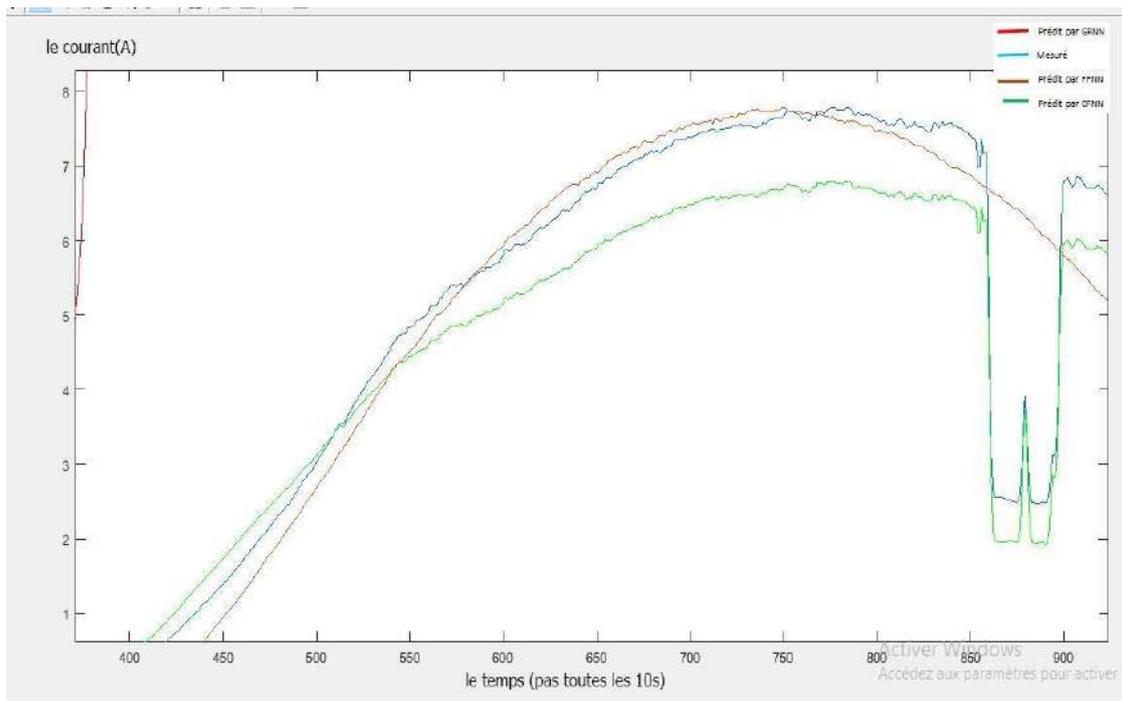
Résultats de la simulation et discussion

Figure(III.7) : représente le type de réseau de neurones étudiable

Modèle FFANN :

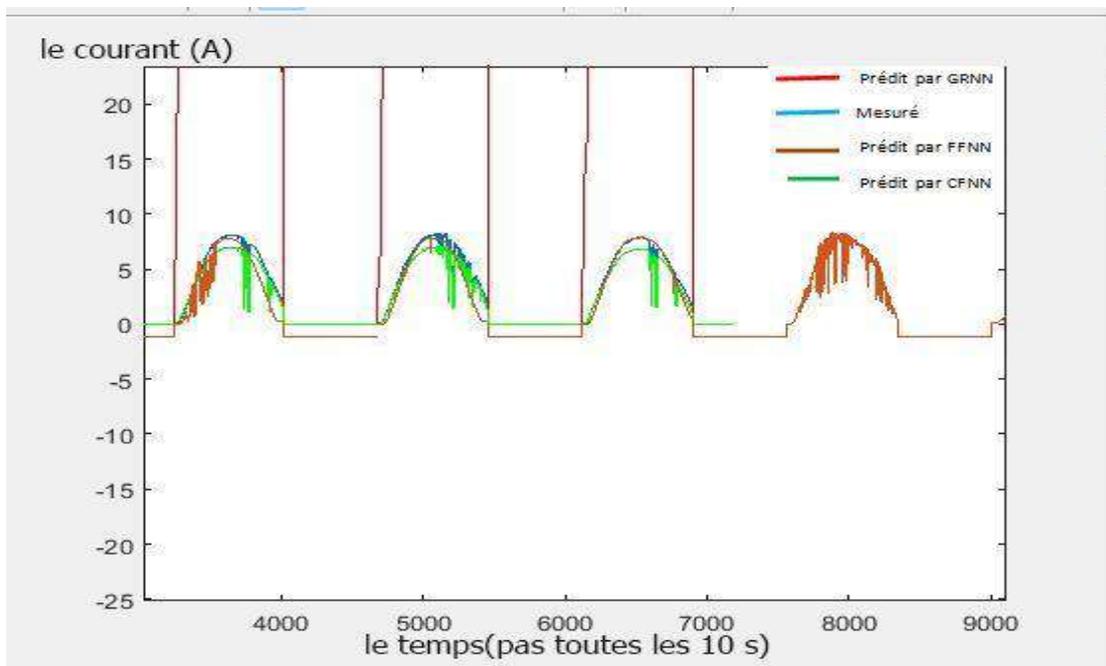
Figure(III.8) : représente les résultats de la simulation.

Le nombre représente les résultats des prévisions actuelles pour une journée régulière de mars de 6 h à 19 h via matlab en utilisant la fonction FFANN de la Figure(III.14) , qui compare les résultats fournis par les services météorologiques et les résultats reçus des modèles (GRNN, FFNN, CFNN) où l'on observe Jour normal, la valeur était initialement basse, la valeur mesurée pendant la journée était de 1,5 mA et le modèle CFNN était de zéro. Comme pour le modèle GRNN, la valeur était significative par rapport aux deux modèles, atteignant 859 mAh (forme). Puis, au fil du temps, les valeurs ont légèrement augmenté, de sorte que la valeur mesurée a atteint 8 mA pour chacun des deux FFNN à comparer. Et CFNN, avec le temps, la valeur de chaque modèle augmente et diminue à d'autres moments, et parfois elle est égale entre CFNN et la valeur donnée, donc le meilleur modèle à prédire un jour normal et non nuageux est le modèle CFNN.

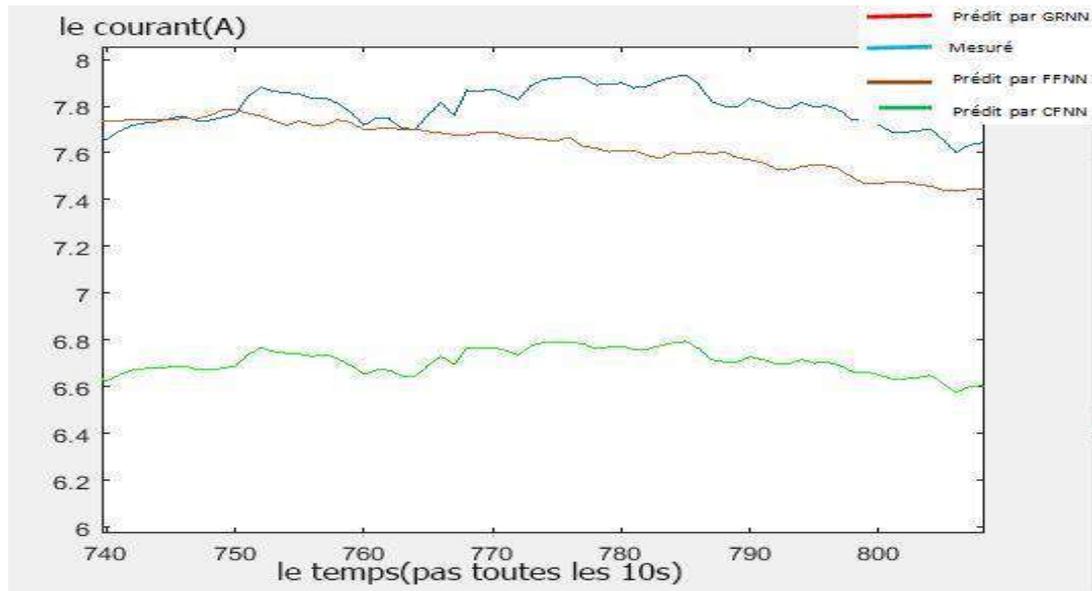


Figure(III.9) :présente les valeurs obtenues à partir de FFNN.

Modèle GRNN :



Figure(III.10) : représente les résultats de simulation de la méthode GRNN.



Figure(III.11) :représente une partie des résultats de simulation de la méthode GRNA.

La figure correspondante représente le résultat de la simulation à l'aide du programme (Script 3) pour le type grnn, où l'on voit que les trois modèles étaient très proches du modèle mesuré, et que le courant mesuré atteignait 8 mA ou le courant attendu pour les trois modèles, atteignant ainsi 7,7 mA pour FFNN et 7 Les moyennes mobiles du CFNN notent également que la montée et la descente du courant des modèles est de l'ordre de (0,8), et enfin on voit que le courant FFNN oscille entre haut et bas entre 7000 et 9000 et de ce point de vue cette étude confirme la capacité des neurones artificiels à prédire.

Dans le tableau correspondant, les résultats des deux simulations statistiques précédentes utilisant le type GRNN et FFNN

	ANN_meanMAPE	ANN_RMSE_Percentage	ANN_MBE_Percentage
FFNN	99.1130	1.1174e+04	-1.1174e+04
GRNN	99.1108	1.1146e+04	-1.1146e+04

Tableau (III.3) : Statistiques d'évaluation pour les modèles GRNN et FFNN

III.6. CONCLUSION :

Dans ce chapitre, nous nous concentrons sur l'étude du type de perception multicouche et de l'algorithme d'apprentissage pour tester les performances du réseau neuronal dans la prévision du temps. Modélisation du rayonnement solaire avec cette technique et l'étude a confirmé qu'il n'y a pas de différence significative entre les données réelles fournies par les météorologues. Avec les données projetées à partir de cette grille, nous avons ensuite suivi le soleil pour optimiser l'utilisation de l'énergie solaire et trouver l'angle d'inclinaison optimal pour le photovoltaïque.

Enfin, nous avons modélisé les sorties de la matrice avec de l'ARN pendant une journée en mars en utilisant les modèles mentionnés dans ce chapitre.

L'étude a confirmé la capacité du réseau neuronal à prédire avec précision le rayonnement solaire. .

Conclusion Générale

Conclusion générale

L'énergie solaire est une énergie propre et non polluée du soleil. Il est permanent et n'expire pas. Pour en profiter, il est nécessaire de mener une étude géographique, astronomique et aérienne pour guider l'espace, le temps et la surface cellulaire. À partir des équations précédentes, nous pouvons estimer l'intensité du rayonnement solaire qui atteint quelque part sur la surface de la terre n'importe quel jour de l'année ($365 \text{ j} = N_j$) et connaître une heure.

Pour mener une étude du rayonnement solaire dans les zones où les données météorologiques ne sont pas disponibles ou pour trouver une alternative, nous utilisons la technologie des réseaux neuronaux artificiels, qui est une technique qui est quelque peu similaire à l'esprit humain, car il apprend des données qu'il fournit et des sorties qu'il produit.

À travers les expériences que nous avons faites, il a été montré que les résultats attendus de ce réseau sont très proches des résultats mesurés, ce qui confirme que notre étude et des études similaires selon lesquelles le réseau de neurones peut prédire avec précision la valeur du rayonnement solaire.

Références bibliographiques

Références Bibliographiques

- [1] تكنولوجيا الطاقة البديلة تأليف د. سعود يوسف عياش - المجلس الوطني للثقافة والعلوم الكويت 1990م
- [2] الطاقة الشمسية واستخداماتها – محمد أحمد سيد خليل – دار الكتب العلمية للنشر وتوزيع القاهرة
- [3] سلسلة الحقائق التعليمية التدريبية في مجال الطاقات المتجددة. د. أمين القلي. حقيبة السخان الشمسي. اعدد المركز لوطن
- [4] كتاب هندسة الأغذية بالطاقة الشمسية أسعد رحمان سعيد الحلفي – مكتبة الزهراء البصرة 2010 م
- [5] حساب الاشعاع الشمسي الساعي بمساعده الحاسوب نبيل شهيد
- [6] سوداني محمد البار، دراسة نظرية المجمع الشمسي اسطواني مقعر ذي غطاء زجاجي، مذكرة ماجستير جامعة ورقلة 2009

[7] HELITHERMIQUO le gisement solaire méthodes et calculs – pierre Henri COMMUNAY

[8] Bouhafs Ali (Etude d'un système de pompage photovoltaïque) thèse de master en université kasdi Merbah 2017/2018

[9] Hamani Nadjette, Modelisation Du Flux Solaire Incident Et De La Temperature De Sortie Dans Un Capteur Solaire A Eau Avec Effet De Concentration Du Rayonnement Solaire Incident, Mémoire De Magister, Université Mohamed Khider-Biskra, 2005

[10] SAYIGH A.A, Characteristics Of Solar Radiation, Solar Energy Conversion, Pergamon Press, Ontario, 1979

[11] Yves Jannot, Thermique Solaire, Octobre 2003

[12] Gisement solaire et transferts énergétiques

[13] FENINECHE HOCINE <Application des réseaux de neurones artificiels au diagnostic des défauts des machines tournantes> mémoire de magister en Optique et mécanique de précision Université Ferhat Abbas – setif

Références Bibliographiques

[14] ERIC LAROUCHE <exploration de différentes architectures de réseaux de neurones pour la prédiction de la glace atmosphérique sur les conducteurs des réseaux électriques> Université de Québec 2002

[15] Mr. Ali DJAIDJA < Étude de la classification supervisée des données environnementales à l'aide de réseaux de neurones de fonctions à base radiales> mémoire de master en contrôle industriel Université Mohamed Boudiaf - m'sila 2016

[16] Ryad Zemouri < Contribution à la surveillance des systèmes de production à l'aide des réseaux de neurones dynamiques : Application à la e-maintenance> 2004

[17] BENDAOU YUCEF < Prédiction Des Résistances Mécaniques Des Bétons à Base Des Ciments Composés En Utilisant Les Réseaux Neurones Artificiels> mémoire de magister en Génie civil Université Constantine 1 2014

[18]] HICHAM CHAOUI < conception et comparaison de lois de commande adaptative à base de réseaux de Neurones pour une articulation flexible avec non-linéarité dure> Université de Québec 2002

[19] ZAOUI Lynda< Contribution à la prévision de la sécheresse par le modèle du réseau de neurones autorégressif> mémoire de master en aménagement et ouvrages Hydrotechniques école nationale supérieure d'hydraulique -ARBAOUI Abdallah 2017

[20] Calcul de l'MPPT par réseaux de neurone pour un système photovoltaïque UNIVERSITE KASDI MERBAH OUARGLA 2014/2015

[21] Melle TRAHY Fatiha. «Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels. Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche lampa.» mémoire de magister en électronique Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou 2011.

[22] Commande MPPT à base d'un réseau de neurone artificiel Pour un système photovoltaïque université badji mokhtar Annaba 2019

[23] modeling PV_ANN

[24] LES RESEAUX DE NEURONES ARTIFICIELS, INTRODUCTION AU CONNEXIONNISME