

République Algérienne Démocratique Et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université d'Adrar
Faculté des Sciences et de la Technologie
Département des Mathématiques et Informatique



Mémoire de Fin d'Etude

Pour l'Obtention du Diplôme de Master en Informatique

Option: System Intelligent

Thème :

**Une approche hybride d'optimisation pour
l'estimation de l'énergie solaire**

Présenté Par :

NAJMI KHAYRA

Devant le jury :

Encadreur: Mr.Benatiallah Djelloul

Président: Mr. Chougeur Djilali

Examineur : Mr. Rabhi Sedik

Examineur :Mr.Ouahab Abdelouhabe

Année Universitaire 2018/2019



Remerciements

*Tout d'abord nous remercions Dieu Tout Puissant de nous avoir
donné la force, la*

volonté, et le privilège d'étudier et de suivre

le chemin de la science;

*ensuite nous remercions les membres du jury, d'avoir accepté de
porter un jugement*

sur ce travail

Nous tenons également à remercier plus particulièrement :

Mon encadreur Mr. Ben atillah djelloule.

*Tous les professeurs du département d'informatique, à qui l'on doit
tout le respect.*

*Nos remerciements vont également à toutes les personnes qui ont
contribué de près*

ou de loin à l'élaboration

de ce mémoire.

Merci à tous

Dédicaces

Je dédie ce modeste travail à :

*Mes parents pour leur soutien tout au long de
mon cursus universitaire.*

Mon encadreur Mr. Ben atillah djelloule

Mes frères et sœurs

Mon mari

Ma famille

Mes amis

Et à tous mes camarades de promotion.



Résume

Le principal objectif de la mesure de l'intensité du rayonnement solaire est d'obtenir la quantité de l'énergie solaire, mais il existe quelques régions dépourvues de l'appareil de mesure du rayonnement solaire; en utilise des modèles mathématique et de l'intelligence artificielle pour l'estimation, d'abord vous devez fournir des données à partir de la zone météorologique et comparer ces données avec les modèles choisi pour estimer le rayonnement solaire. En a utilisé une approche hybride réseau de neurones artificiels (ANN) de type multicouches perceptron (MLP) avec la logique floue, où nous avons mis en évidence le centre du désert d'Adrar, nous avons utilisé une base de donné journalière de janvier 2013 a octobre 2018 de six (06) ans en a entré plusieurs paramètre et on sortie en estime l'énergie solaire par diverses données et différents réseaux d'entraînement, puis testez et comparez les résultats. (Résultats ? $R= 0.97112$).

Mot clés :

L'énergie solaire, Réseaux de neurones artificiels (ANN),ANFIS, entraînement, teste, MLP.

Abstract

The main purpose of measuring the intensity of solar radiation is to obtain the amount of solar energy, but there are some regions devoid of the solar radiation meter; uses mathematical models and artificial intelligence for estimation, first you need to provide data from the meteorological area and compare these data with the models chosen to estimate solar radiation. Using a hybrid artificial neural network (ANN) perceptron multilayer (MLP) network approach with fuzzy logic, where we highlighted the center of the Adrar Desert, we used a daily January 2013 database In october 2018, six (06) years ago, several parameters were entered and solar energy was estimated by various data and different training networks, then test and compare the results. (Results? $R= 0.97112$).

Keywords :

Solar Energy, Artificial Neural Networks (ANN),ANFIS, Training, Test, MLP.

ملخص

إن الغرض الأساسي من قياس شدة الإشعاع الشمسي هو الحصول على كمية الطاقة الشمسية ، ولكن هناك بعض المناطق الخالية من عداد الإشعاع الشمسي ؛ يستخدم النماذج الرياضية والذكاء الاصطناعي لتقديرها ، تحتاج أولاً إلى تقديم بيانات من منطقة الأرصاد الجوية ومقارنة هذه البيانات مع النماذج المختارة لتقدير الإشعاع الشمسي. باستخدام نهج الشبكة العصبية الاصطناعية الهجينة (ANN متعدد الطبقات (MLP) نهج مع منطق غامض ، حيث أبرزنا مركز صحراء أدرار ، استخدمنا قاعدة بيانات يومية يناير 2013 في أكتوبر 2018 ، أي قبل ستة (06) عامًا ، تم إدخال العديد من المعلمات وتم تقدير الطاقة الشمسية بواسطة مختلف البيانات وشبكات التدريب المختلفة ، ثم اختبار النتائج ومقارنتها. (النتائج $R = 0.97112$)

الكلمات المفتاحية : الطاقة الشمسية، الشبكة العصبونية الاصطناعية،منطق مضرب ،التدريب، الاختبار، الشبكات العصبية متعدد الطبقات.

Table des Matières

Remerciements	I
Dédicace	II
Résumé.....	III
Liste des figures	IV
Liste des tableaux.....	VI
Abréviations	V III
Introduction générale	2

Chapitre 1 : Introduction dans le réseau de neurone

1.Introduction	5
2. Fondement biologique:.....	5
2.1. Bases biologiques.....	5
3.Le neurone artificiel	6
3.1. Principes d'un neurone artificiel	7
4. Fonction tout/ rien (à seuil)	8
5.Fonction linéaire.....	9
6:Fonction sigmoïde.....	9
7.Réseaux de neurones	10
7.1 .Réseaux non bouclés (non récurrent):	10
7.2 .Réseaux bouclés :.....	10
8.Structure d'interconnexion:.....	10
8.1.Réseau multicouche.....	10
8.2.Réseau connexions locales.....	11
8.3 .Réseau a connexion dynamique (récurrentes).....	11
8.4 .Réseau à connexion complexe.....	11
9.Apprentissage des réseaux de neurones	11
9.1.Définition.....	11
9.2.Type de apprentissage.....	11
9.2.1 .L'apprentissage supervise.....	11
9.2.2. L'apprentissage non supervise.....	12

9.2.3.L'apprentissage par renforcement.....	13
10.Perceptron:.....	13
10.1 .Perceptron a une seule couche.....	14
10.2 Perceptron multicouches (MLP).....	14
11.Les avantages	15
12. Les inconvénients.....	15
13.Conclusion.....	16

Chapitre 2:Généralité sur le rayonnement solaire

1.Introduction.....	18
2.soleil.....	18
3.Origine de l'énergie solaire.....	18
4. La constante solaire.....	19
5. Mouvement terre-soleil.....	19
5.1. Mouvement de rotation.....	19
5.2. Mouvement de translation.....	20
5.3. La distance terre- soleil.....	20
6. Mouvement apparent du soleil.....	21
7. Les coordonnées célestes	22
7.1.Les coordonnées géographiques.....	22
7.2. Les coordonnées horaires.....	23
7.3. Les coordonnées horizontales.....	23
8. Les temps solaires.....	25
8.1. Le Temps Solaire Vrai (T.S.V).....	25
8.2. Le Temps Solaire Moyen (T.S.M).....	25
8.3. Le Temps Légal (T.L).....	25
8.4. Le Temps Civil.....	26

9. Les rayonnements solaires	26
9.1. Définition.....	26
9.2. Distribution spectrale.....	26
9.3. Structure de l'atmosphère.....	27
9.3.1. Spectre hors atmosphère.....	27
9.3.2. Rayonnement solaire à travers l'atmosphère.....	27
9.3.3. Atmosphère standard.....	28
9.4. Masse d'air.....	28
9.5. Différentes composantes de rayonnement solaire	28
9.6. Les expressions des rayonnements solaires sur un plan quelconque.....	29
9.6.1. Rayonnement direct.....	29
9.6.2. Rayonnement diffus.....	31
9.6.3. Rayonnement global.....	32
10. Aspects géométriques du rayonnement solaire.....	32
11. Aspects énergétiques du rayonnement solaire.....	32
12. Caractéristiques du rayonnement solaire.....	32
13. Conclusion.....	33
Chapitre 3 : Application d'un ANFIS pour l'estimation de rayonnement solaire	
1. Introduction.....	35
<u>2. Procédure de construction d'un ANFIS</u>	<u>35</u>
2.1. La collecte des données.....	36
2.2. L'analyse des données.....	37
2.3. La séparation des bases de données.....	37
2.4. Le choix d'un réseau de neurones.....	37
2.5. La mise en forme des données.....	38
2.6. L'apprentissage.....	38
2.7. La validation.....	38
3. Choix de la technique de rayonnement solaire.....	<u>38</u>
<u>4. Utilisation de la Méthodologie de l'ANFIS</u>	<u>38</u>
<u>5. Architecture de l'ANFIS</u>	<u>39</u>
6. Avantages de la méthode ANFIS.....	40

7. Etude des paramètres de construction.....	41
8. Critère utiliser pour l'évaluation des performances des modèles	42
9. Résultat et discussion	46
9.1. Phase d'apprentissage.....	46
9.2. Phase de test.....	54
10. Conclusion.....	57

Chapitre 4 : Application et interprétation

1. Introduction.....	59
2. Région d'étude	59
3. Ressources matérielles et logicielles.....	60
3.1. Ressource matérielles.....	60
3.2. Ressources logicielles.....	60
4. Le logicielle utilisée.....	60
4.1 Définition "Matlab".....	60
4.2 Les caractéristiques principales.....	61
5. Les interfaces Graphiques	61
5.1. L'interface principale de différent modèle d'entraînement.....	61
5.2. L'interface de test et simulation.....	62
6. Les résultats des paramètres statistiques RMSE, MBE, R.....	62
6.1. Courbes d'irradiation solaire estimé et mesuré.....	63
7. Conclusion.....	67
Conclusion.....	69
Références Bibliographiques.....	71

LISTE DES FIGURES

Figure 1.1 Neurone biologique.....	6
Figure 1.2 Représentation schématique d'un neurone artificiel.....	7
Figure 1.3 principe d'un neurones artificiel.....	10
Figure 1.4 Structure d'un réseau non récurrent.....	10
Figure 1.5 Structure d'un réseau récurrent.....	12
Figure 1.6 Schéma bloc de l'apprentissage supervise d'un réseau de neurone.....	12
Figure 1.7 Schéma bloc de l'apprentissage non supervise d'un réseau de neurone.....	13
Figure 1.8 perceptron une seule couche.	14
Figure 2.1 le mouvement de la terre autour de soleil.	20
Figure 2.2 Les variations de la distance du terre-soleil pendant l'Année.	21
Figure 2.3 Les coordonnées géographique.....	22
Figure 2.4 Les coordonnées horaires.....	23
Figure 2.4 Coordonnées horizontals.....	24
Figure 2.6 Analyse spectrale du rayonnement solaire.....	27
Figure 2.7 Les composants du rayonnement solaire.....	28
Figure 2.8 Mesure le rayonnement sur une surface d'inclinaison quelconque.	31
Figure 3.1 Flux de base pour la conception d'un modèle d'un ANFIS.....	36
Figure 3.2 Architecture d'un ANFIS.....	35
Figure 3.3 La coefficient de corrélation de P1.....	43
Figure 3.4 La coefficient de corrélation de P2.....	43
Figure 3.5 La coefficient de corrélation de P3.....	44
Figure 3.6 La coefficient de corrélation de P4.....	44
Figure 3.7 La coefficient de corrélation de P5.....	45
Figure 3.8 La coefficient de corrélation de P6.....	45
Figure 3.9 La coefficient de corrélation de P7.....	46
Figure 3.10 Interface de l' entrainement d'un ANFIS de modèle 1.....	47
Figure 3.11 Interface de l' entrainement d'un ANFIS de modèle 2.....	48
Figure 3.12 Interface de l' entrainement d'un ANFIS de modèle 3.....	49
Figure 3.13 Courbe d'indicateur RMSE.....	54
Figure 3.14 Courbe d'indicateur MSE.....	55
Figure 3.15 Courbe d'indicateur R.....	55
Figure 4.1 Appareil de mesure de l'irradiation global Pyrhéliomètre.....	59

Figure 4.2 Carte de l'irradiation solaire de l'Algérie.....	60
Figure 4.3 L'interface principale de projet	61
Figure 4.4 L'interface de simulation et test.....	62
Figure 4.5 Courbe d'irradiation solaire global simulé et mesuré de la jour du test.....	63
Figure 4.6 : Courbe de régression de la jour du test	64
Figure 4.7 Courbe d'irradiation solaire global simulé et mesuré de la jour du test.....	64
Figure 4.8 Courbe de régression de la jour du test	65
Figure 4.9 Courbe d'irradiation solaire global simulé et mesuré de la jour du test.....	65
Figure 4.10 Courbe de régression de la jour du test	66

Liste des Tableaux

Tableau 1.1	L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels...	8
Tableau 1.2	Fonctions d'activations.	9
Tableau 3.1	Paramètres utilisés.	41
Tableau 3.2	Différents modèles utilisé pour l'entraînement d'un ANFIS.	41
Tableau 3.3	Différents Coefficient de corrélation des modèles utilisé pour l'entraînement d'un ANFIS.	46
Tableau 3.4	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	50
Tableau 3.5	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	50
Tableau 3.6	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	50
Tableau 3.7	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone et paramètre d'entrées dans la couche cachée.	51
Tableau 3.8	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	51
Tableau 3.9	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	51
Tableau 3.10	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	52
Tableau 3.11	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	52
Tableau 3.12	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	52
Tableau 3.13	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	53
Tableau 3.14	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone et paramètre d'entrées dans la couche cachée.	53
Tableau 3.15	Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.	53
Tableau 3.16	Résultat de comparaison les modèles.	54
Tableau 4.1	Situation géographique le site étudié	59

LISTE DES ABREVIATIONS

MLP **M**ultilayer **P**erceptron, (Perceptron multicouches) .

RMSE **R**oot **M**ean **S**quare **E**rror, (la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne) .

MBE **M**ean **B**ias **E**rror, (erreur de biais moyen).

R **C**orrélation coefficient, (Le coefficient de corrélation).

ANFIS **A**daptive **N**etwork-based **F**uzzy **I**nfERENCE **S**ystem.

MATLAB **M**ATrix**L**ABoratory (MATrix LABoratoire) .

GUI **G**raphical **U**ser **I**nterfaces (Interfaces utilisateur graphiques) .

Introduction générale

Introduction générale

Le soleil, une énergie renouvelable vaste et inépuisable, est rayonné sur terre à raison de 16×10^{15} kWh / m² par an, à toutes les longueurs d'onde du spectre de la lumière visible. Cette énergie renouvelable est une source de préoccupation globale et objective, en particulier si elle est utilisée pour convertir l'énergie solaire en électricité, l'un des défis de la politique énergétique de notre siècle[18].

L'Algérie dispose d'un rayonnement solaire important compte tenu des valeurs de la durée d'insolation enregistrées sur la quasi-totalité du territoire national dépassant les 2000 heures annuellement et pouvant atteindre même les 3900 heures sur les hauts plateaux et le Sahara. Par conséquent, la quantité d'énergie reçue au sol quotidiennement est de 5KWh/m², soit près de 700KWh/m² par an au nord et de 2263kwh/m² au sud, ce qui favorise l'utilisation de l'énergie solaire dans différents domaines tel que la production de l'électricité... etc.

Par conséquent la connaissance de ce rayonnement est d'un intérêt majeur pour concevoir et dimensionner les systèmes énergétiques solaire. Pour estimer l'énergie solaire, nous avons besoin de techniques d'intelligence hautement artificielle et logique floue, telles que les réseaux de neurones artificiels (RNA). Comme c'est une alternative efficace aux techniques les plus traditionnelles dans de nombreux domaines scientifiques, en particulier dans le domaine de la météorologie, notamment solaire.

Ce travail est divisé en quatre chapitres :

Chapitre 1: Introduction dans le réseau de neurone.

Dans ce chapitre on va présenter l'introduction aux réseaux de neurones ainsi qu'au principe de fonctionnement de cette technique. Nous résumons quelques modèles d'architecture de ces réseaux et leurs algorithmes d'apprentissage.

Chapitre 2: Généralité sur le rayonnement solaire

Dans ce chapitre on va présenter la définition de soleil, l'origine de l'énergie solaire, la notion et le mouvement de la terre autour de soleil ainsi aussi que l'identification de et les types de coordonnées célestes, et les temps solaires, ensuite qu'est-ce qu'un rayonnement solaire et présente ses notions importantes et ses différents types, Aspects géométriques et énergétiques.

Chapitre 3: Application d'un ANFIS pour l'estimation de rayonnement solaire

Dans ce chapitre nous avons présenté l'application d'un ANFIS à l'irradiation solaire on a testé les paramètres d'entrée et choisi le coefficient de corrélation, et appliqué les paramètres statistiques sur les choix pour chaque modèle (modèle fuzzification, modèle Règle floue et defuzzification).

Chapitre 4: Résultats et interprétation

Ce chapitre est réservé aux résultats obtenus par l'application de les modèles d'estimation et à une étude comparative entre ces modèles, puis une interface en langage Matlab pour faciliter la modélisation et affiche les résultats désirée.

Finalemnt une conclusion générale et donnée pour synthétiser notre travail, et proposer des perspectives de recherche.

chapitre1:
Introduction dans le
réseau de neurone

1.Introduction :

En 1948, les deux chercheurs Américains, Mac Culloch et Pitts, ont donné naissance au premier modèle mathématique de neurone biologique, qu'ils ont appelé: neurone formel. L'idée principale des réseaux de neurones est la suivante: On se donne une unité simple, un neurone, qui est capable de réaliser quelques calculs élémentaires. On relie ensuite un certain nombre de ces unités sous forme d'un réseau capable de résoudre un problème complexe.

2. Fondement biologique:

Le cerveau se compose d'environ 1012 neurones interconnectés entre eux, avec 1000 à 10000 synapses par neurone. Les neurones ne sont pas tous identiques et ils n'ont pas le même comportement. Dans notre travail nous nous intéressons aux principes fondamentaux qui sont nécessaires à la compréhension du fonctionnement des réseaux de neurones [8].

2.1. Bases biologiques:

Un neurone est une cellule particulièrement complexe spécialisée dans le traitement des signaux électriques. Son rôle est de recevoir, stocker et transmettre l'information, Le figure(1.1). On peut décomposer le neurone en trois régions principales: le corps cellulaire, les dendrites et l'axone [8;6].

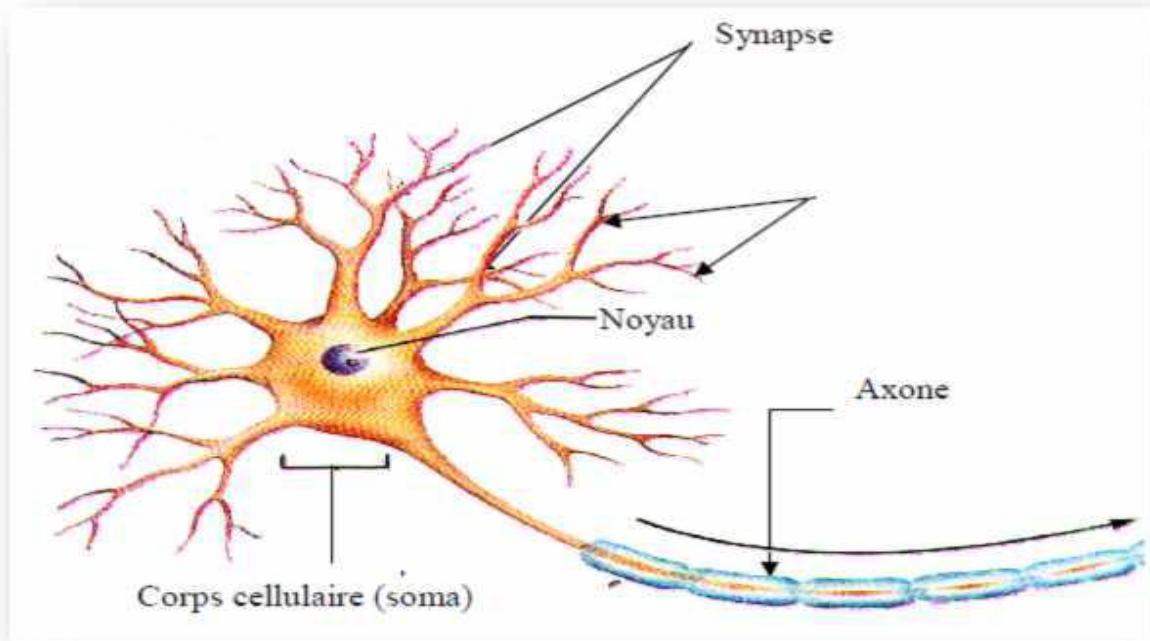


Figure 1.1: Neurone biologique [4].

- ✓ **Le corps cellulaire** : qui joue le rôle d'un sommateur à seuil. Il effectue une sommation des influx nerveux par ses dendrites ; si la somme est supérieure à un seuil donné, le neurone répond par un flux nerveux ou potentiel d'action qui se propage le long de son axone ; si la somme est inférieure au seuil, il reste inactif .
- ✓ **Les dendrites** : qui reçoivent les signaux en provenance d'autres cellules.
- ✓ **L'axone** : qui diffuse le signal du neurone vers d'autres cellules.
- ✓ **Synapse** : qui permet aux cellules de communiquer entre elles, de plus il joue un rôle dans la modulation des signaux qui transitent le système nerveux.

3. Le neurone artificiel:

Le modèle mathématique d'un neurone artificiel est illustré par la figure (1.2). 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 du 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 [8]:

$$n = \sum_{j=1}^R W_{1,j} \cdot p_j - b$$

$$= W_{1,1} \cdot p_1 + W_{1,2} \cdot p_2 + \dots + W_{1,R} \cdot p_R - b \quad (1.1)$$

$$D = f(n) = f(\sum_{j=1}^R W_{i,j} p_j - b) \tag{1.2}$$

que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle:

$$n = W^T P - b$$

$$W = \begin{bmatrix} W_{11} & \dots & W_{1R} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ W_{S1} & \dots & W_{SR} \end{bmatrix} \quad P = [P_1 \ P_2 \ \dots \ P_R]$$

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

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 [8].

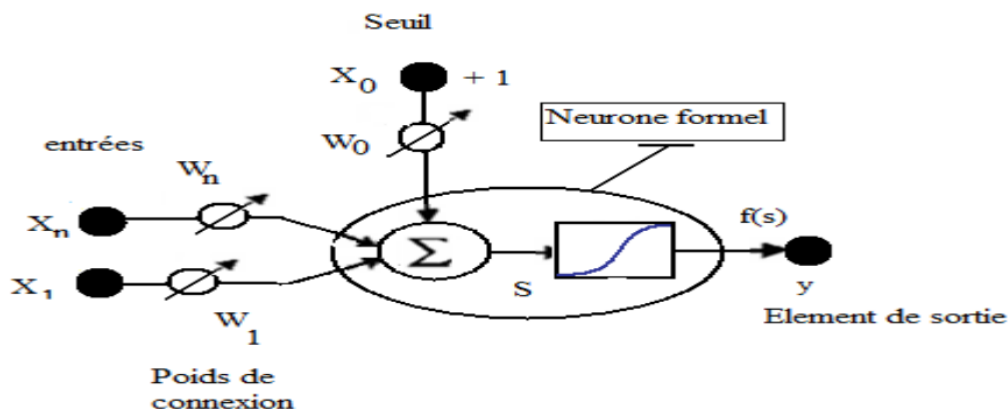


Figure 1.2: Représentation schématique d'un neurone artificiel.

3.1.Principes d'un neurone artificiel :

- pas de notion temporelle .
- coefficient synaptique : coefficient réel .
- sommation des signaux arrivant au neurone .
- sortie obtenue après application d'une fonction de transfert .

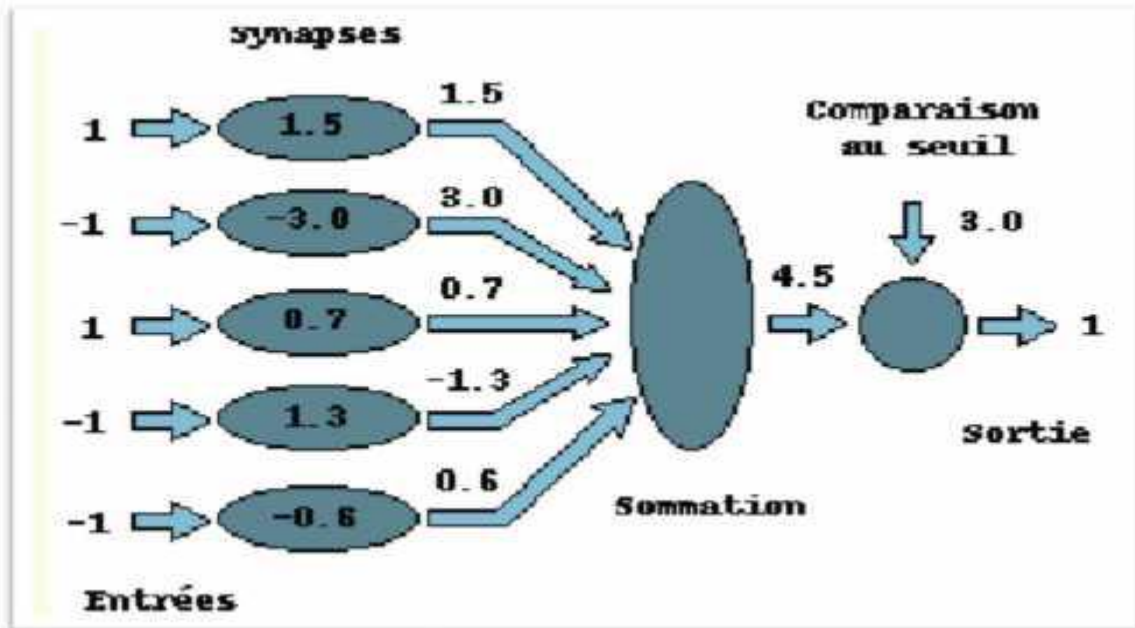


Figure 1.3: principe d'un neurones artificiel [8].

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

Neurones biologiques	Neurons artificiels
Synapses	Connections pondérées
Axons	Sorties
Dendrite	Entrées
Sommeur	Fonction d'activation

Tableau 1.1 :L'analogie entre les neurones biologiques et les neurones artificiels [6].

4.Fonction tout/ rien (à seuil) :

La fonction seuil applique un seuil sur son entrée. Elle retourne 0 pour une entrée négative et 1 pour une entrée positive ou nulle. Elle est définie comme suit: [9]

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (1.3)$$

5.Fonction linéaire:

La fonction linéaire est très simple, elle affecte directement son entrée à sa sortie [9].

$$f(x)=x$$

6.Fonction sigmoïde :

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

Deux formes de sigmoïdes sont utilisées:

$$f = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{1.4}$$

Tangente hyperbolique :

$$f(x)=\tanh(x)=\frac{1+e^{-x}}{1-e^{-x}} \tag{1.5}$$

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	$f(x) = \begin{cases} -1 & \text{si } x < -1 \\ x & \text{si } -1 \leq x \leq 1 \\ 1 & \text{si } x > 1 \end{cases}$	

Tableau 1.2: Fonctions d'activations [9].

7. Réseaux de neurones :

Il existe deux familles de réseaux :

7.1. Réseaux non bouclés (non récurrent):

Un réseau de neurone non bouclé (dit aussi statique) est donc représenté graphiquement par ensemble de neurones connectés entre eux, l'information circulant des entrées vers les sorties sans « retour en arrière » ; c'est-à-dire à partir d'un neurone quelconque, en suivant les connexions, on ne peut pas revenir au neurone de départ figure (1.4) [11].

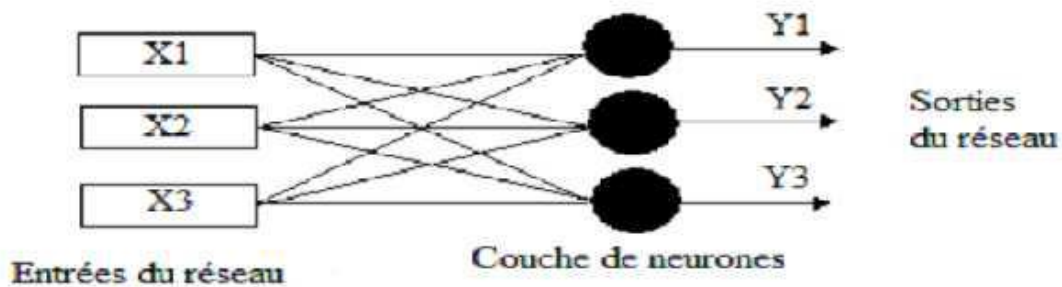


Figure 1.4 : Structure d'un réseau non récurrent.

7.2. Réseaux bouclés :

Sont utilisés comme mémoire associative (Hopfield, réseaux à attracteurs) ou pour des tâches de traitement du signal ou de commande voir le figure (1.5) [8].

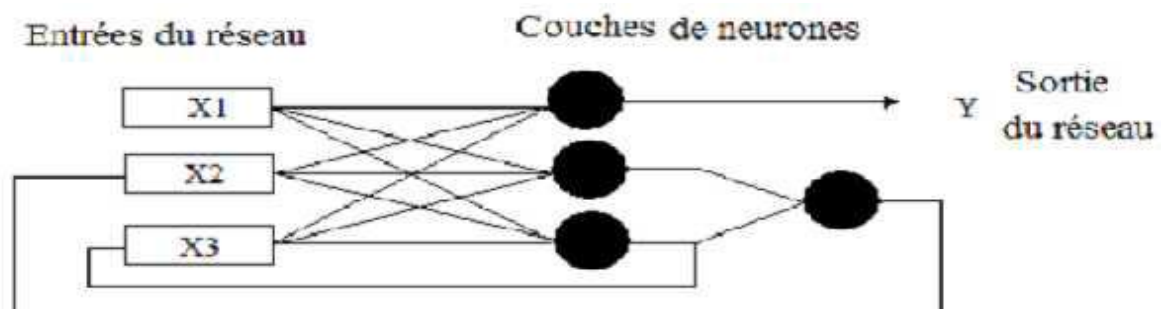


Figure 1.5 : Structure d'un réseau récurrent.

8. Structure d'interconnexion:

8.1. Réseau multicouche:

Les neurones sont arrangés par couche. Il n'y a pas de connexion entre neurones d'une même couche et les connexions ne se font qu'avec les neurones des couches avales.

Habituellement, chaque neurone d'une couche est connecté à tous les neurones de la couche suivante et celle-ci seulement. Ceci nous permet d'introduire la notion de sens de parcours de l'information (de l'activation) au sein d'un réseau et donc définir les concepts de neurone d'entrée, neurone de sortie. Par extension, on appelle couche d'entrée l'ensemble des neurones d'entrée, couche de sortie l'ensemble des neurones de sortie. Les couches intermédiaires n'ayant aucun contact avec l'extérieur sont appelés couches cachées [7].

8.2.Réseau connexions locales:

Il s'agit d'une structure multicouche, mais qui à l'image de la rétine, conserve une certaine topologie. Chaque neurone entretient des relations avec un nombre réduit et localisé de neurones de la couche avale. Les connexions sont donc moins nombreuses que dans le cas d'un réseau multicouche classique [7].

8.3 . Réseau a connexion dynamique (récurrentes):

Un réseau de ce type signifie qu'une ou plusieurs sorties de neurones d'une couche aval sont connectées aux entrées des neurones de la couche amont ou de la même couche. Ces connexions récurrentes ramendent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau multicouche [9].

8.4 . Réseau à connexion complexe:

Chaque neurone est connecté à tous les neurones du réseau y compris lui-même ; c'est la structure d'interconnexion la plus générale [8].

9.Apprentissage des réseaux de neurones :

9.1.Définition:

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

9.2 .Type de apprentissage:

On peut distinguer trois types d'apprentissage:

9.2.1. L'apprentissage supervise:

Dans ce type d'apprentissage, on cherche à imposer au réseau un fonctionnement donné en forçant les sorties des réseaux à prendre des valeurs bien données (choisie par l'opérateur) et ce en modifiant les poids synaptiques.Le réseau se comporte alors comme un filtre dont les paramètres de transfert sont ajustés à partir des couples entrée-sortie présentés (Hassoum 1995).

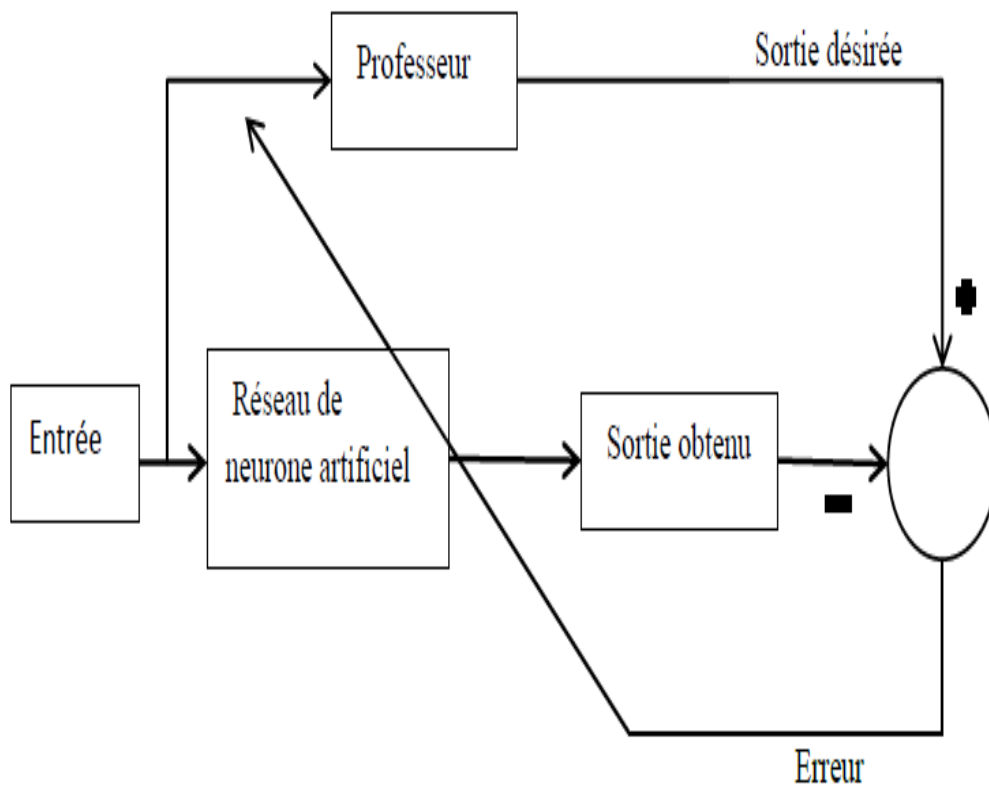


Figure 1.6: Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone [7].

9.2.2. L'apprentissage non supervisé:

Dans ce cas, seules les entrées de la base d'apprentissage sont présentées au réseau et c'est l'algorithme qui va, durant l'apprentissage et à l'aide de propriétés statistiques, déterminer le nombre de classes du problème, c'est à dire les différentes réponses possibles du réseau. Il n'y a pas de connaissance à priori, le réseau va construire sa propre représentation des données. Une fois cette phase terminée, le réseau pourra être utilisé sur des entrées inconnues. Ceci constitue la phase de rappel ou de la généralisation [9].

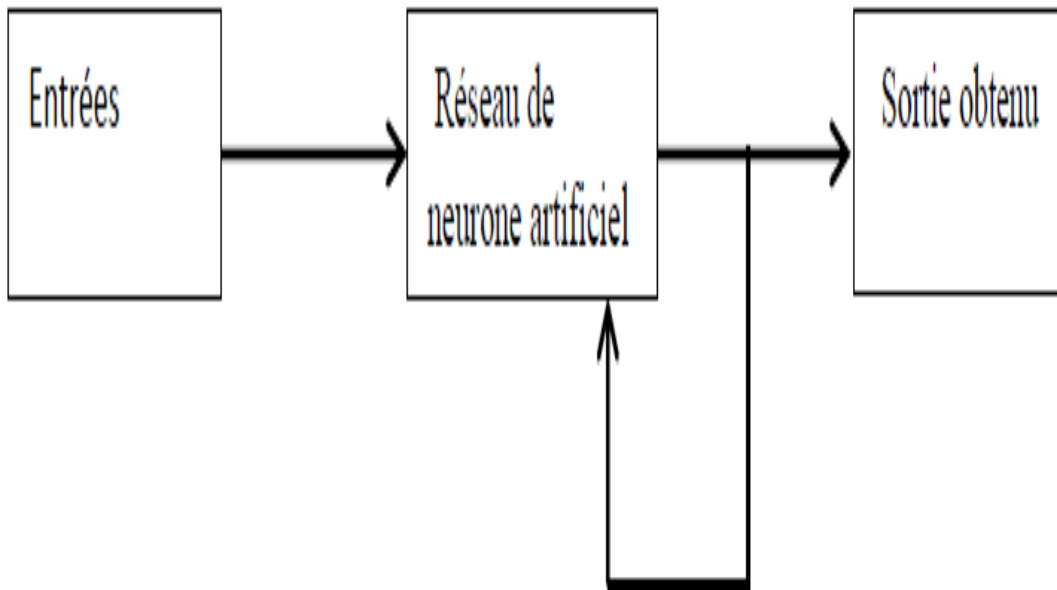


Figure 1.7: Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone [7].

9.2.3. L'apprentissage par renforcement:

est une approche utilisée dans les problèmes de planification à travers le temps. Elle utilise deux réseaux : un réseau d'action et un réseau d'évaluation qui joue le rôle d'un superviseur et qui génère un signal d'avertissement à chaque fois que les actions prises sont mauvaises. Ce signal sert à entraîner le réseau d'action. Les poids du réseau d'évaluation sont altérés dans le sens de renforcer les bonnes actions et de sanctionner les mauvaises [11].

10 .Perceptron:

Le mécanisme perceptron fut inventé par le psychologue FRANK Ressemblât à la fin des années 50. Il représentait sa tentative d'illustrer certaines propriétés fondamentales des systèmes intelligents en général. Le réseau dans ce modèle est forme de trois couches : Une couche d'entrée (la rétine), fournissant des données à une couche intermédiaire, chargée des calculs, cela en fournissant la somme des impulsions qui lui viennent des cellules auxquelles elle est connectée, et elle resapons généralement suivant une loi définie avec un seuil, elle-même connectée à la couche de sortie (couche de décision), représentant les exemples à mémoriser. Seule cette dernière couche renvoie des signaux à la couche intermédiaire, jusqu'à ce que leurs connexions se stabilisent [8].

10.1 .Perceptron a une seule couche:

La perceptron a une seule couche est le premier de trois réseaux d'après la taxonomie de la Figure (1.8) qui peuvent être employés avec des entrées binaires ou continues. Ce réseau simple a suscité beaucoup d'intérêt, quand initialement, a été développé en raison de sa capacité d'apprendre à identifier des modèles simples [8].

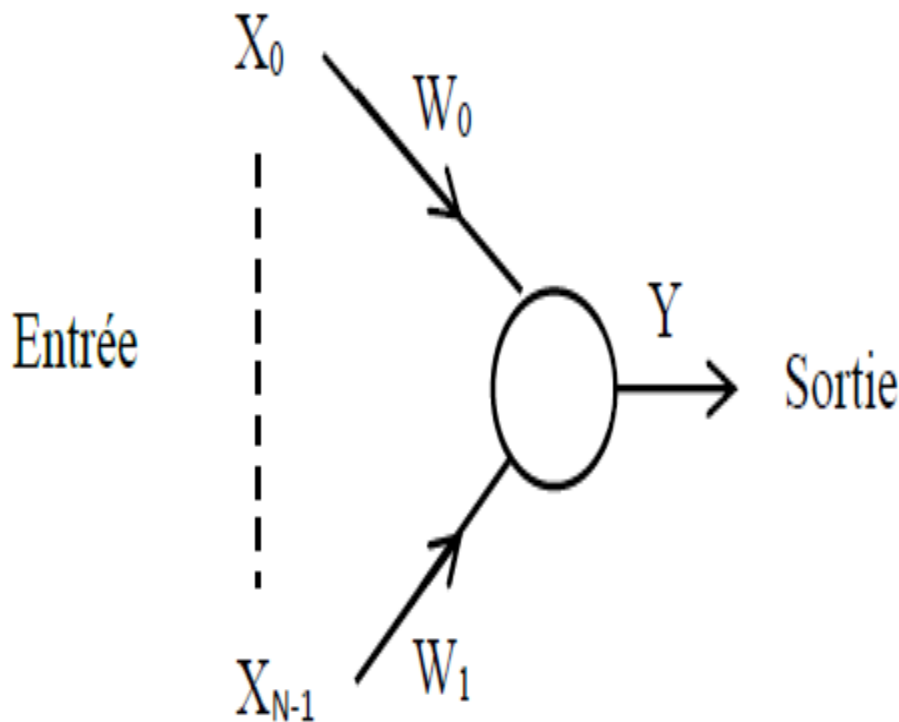


Figure 1.8: perceptron une seule couche.

Les poids de connexion ainsi que le seuil dans un perceptron à une seule couche peuvent être fixes ou adaptés en utilisant un certain nombre d'algorithmes

10.2 .Perceptron multicouches (MLP):

Cette classe est la plus importante des réseaux de neurones car elle représente la généralisation du perceptron monocouche avec une fonction d'activation de type sigmoïde et une ou plusieurs couches cachées. Le vecteur d'entrée se propage dans le réseau de couche en couche jusqu'à la sortie, l'entraînement de celui-ci se fait avec l'algorithme par la rétro-propagation de l'erreur. Ce réseau est caractérisé par son modèle du neurone traitant les non-linéarités. Il peut comporter une ou plusieurs couches cachées et un plus grand nombre de connexions permettant de résoudre la majorité des problèmes [10].

11. Les avantages [6,15] :

- Grande variété possible dans la variable prédite : oui/non, valeur continue, une ou plusieurs classes parmi etc.
- Simple à manier beaucoup moins de travail personnel à fournir que dans l'analyse statistique classique.
- Comportement moins mauvais en cas de faible quantité de données.
- Pour l'utilisateur novice, l'idée d'apprentissage est plus simple à comprendre que les complexités de la statistique multi-variable.
- Consultation rapide.
- Le modèle mathématique non requis.
- Capacité de représenter n'importe quelle dépendance fonctionnelle.
- Résistance au bruit ou manque de fiabilité des données.

12. Les inconvénients [6,15]:

Un réseau de neurones ne dispense pas de bien connaître son problème, de définir ses classes avec pertinence, de ne pas oublier de variables importantes, etc. Un réseau de neurones est une « boîte noire » qui n'explique pas ses décisions.

Les réseaux de neurones ont une très bonne prédiction statistique (ayant la capacité de s'accommoder de valeurs très bruitées ou même manquantes), mais ils sont complètement impossibles à inspecter. La perte partielle de compréhension est compensée par la qualité des prédictions.

On peut résumer ces inconvénients par les points suivants :

- Le choix de l'architecture est critique.
- Aucune garantie sur la convergence de l'apprentissage;.
- Le temps d'apprentissage peut être long.
- Présence de minima locaux de la fonction de coût.
- Difficultés d'interprétation des résultats en termes de connaissance.

13.Conclusion:

Dans ce chapitre nous avons donné un aperçu sur la similitude neurone biologique / neurone artificiel, puis nous nous sommes intéressés plus particulièrement à l'étude d'une architecture de type perceptron multicouches, ainsi son algorithme d'apprentissage de la rétro-propagation du gradient . Afin de tester les performances des réseaux de neurones.

Chapitre 2:
généralité sur le
rayonnement
solaire

1. Introduction :

La terre est animée d'un mouvement de rotation autour de l'axe des pôles (NORD SUD). Le centre de la terre décrit une ellipse ayant le soleil comme foyer.

Au lieu de faire l'étude de la terre autour du soleil et de son axe ; il est plus important pour notre étude de s'intéresser au mouvement apparent du soleil dans la sphère céleste.

Sur le plan humain, le soleil a une importance primordiale car il est à l'origine de la vie sur terre, en lui fournissant d'énormes quantités d'énergie, qui permet la présence de l'eau à l'état liquide et la photosynthèse des végétaux. Le rayonnement solaire est aussi responsable du climat et des phénomènes météorologiques [1].

2. soleil:

Le soleil produit une énorme quantité d'énergie, qui quitte sa surface sous forme de rayonnement électromagnétique d'un spectre allant de 0,2 μ m (ultra-violet) à 4 μ m (infrarouge).

Cette énergie représente une source majeure d'énergie dans le futur. Malgré la distance considérable de la terre du soleil (150.10⁶km), la couche terrestre reçoit une quantité d'énergie de 180.10 Gw. L'énergie solaire se présente bien comme une alternative aux autres sources d'énergie.

Elle représente un potentiel considérable; en effet, le pays reçoit plus de 3000 h de lumière solaire par année avec un haut niveau d'éclairement. Avec une optimisation des angles de réception, la moyenne annuelle journalière est de 5 à 7 kwh /m²/jour [2].

3. Origine de l'énergie solaire :

Le soleil tire son énergie des réactions thermonucléaires se produisant en permanence dans son noyau, dont la température atteint 15 millions de degrés. Compte tenu des températures et des pressions énormes qui y règnent, toute la matière se trouve à l'état gazeux ou sous forme de plasma. La couche externe du soleil, le photosphère, celle qui est visible de la terre, a une température considérablement plus faible qui décroît vers l'extérieur, jusqu'à environ 5 800°K.

Les réactions thermonucléaires qui se produisent dans le noyau du soleil transforment chaque seconde, 564 millions de tonnes d'hydrogène en 560 millions de tonnes d'hélium selon

l'équation suivante: $4 H \rightarrow {}^4_2He + 2\beta + 26.7MeV$

L'hydrogène qui représente 71 % de la masse dans la photosphère n'est plus présent qu'à 34 % dans la partie centrale du soleil, du fait de cette transformation permanente engagée Il y a 4,5 milliards d'années. Et les 4 millions de tonnes manquantes volatilisées désintégrées dans de gigantesques explosions nucléaires, Le processus mis en jeu est bien compris depuis la célèbre relation d'Albert Einstein ($E = mc^2$) qui montre que toute disparition de masse (m) entraîne une production d'énergie égale au produit de cette masse par le carré de la vitesse de la lumière. La perte de masse du soleil par unité de temps vaut $4,28.10^9$ kg /s ; et l'énergie émise par seconde par le soleil est donc d'environ $3,85.10^{20}$ MW. Sur le plan énergétique un réacteur de centrale nucléaire produit typiquement 1000MW. Le Soleil fournit donc une puissance équivalente à celle de 4.10^{17} réacteurs nucléaires, un chiffre véritablement astronomique. Cependant, seule une petite partie de cette puissance est reçue par la terre du fait du faible angle solide sous lequel est vue notre planète à partir du soleil, environ deux milliards de fois moins, ce qui donne un chiffre qui reste fort respectable (environ $1,9.10^{11}$ MW). Le système terre atmosphère réfléchit environ 30 % de l'énergie solaire interceptée et absorbe les 70 % restants qui sont presque intégralement transformés en chaleur [3].

4. La constante solaire :

La valeur du rayonnement solaire " IC ", reçu par une surface perpendiculaire aux rayons solaires placée à la limite supérieure de l'atmosphère terrestre (soit à environ 80 Km d'altitude) varie au cours de l'année avec la distance Terre/Soleil. Sa valeur moyenne " I_0 " appelée constante solaire est de l'ordre de 1354 W.m⁻². En première approximation, on peut calculer la valeur de " IC " en fonction du numéro du jour de l'année " n_j " par la relation suivante :[1]

$$IC = I_0[1 + 0.033 \times \cos(0.984 \times n_j)] \quad (2.1)$$

5. Mouvement terre-soleil:

On peut décomposer le mouvement de chacun d'eux en mouvement de rotation et mouvement de translation.

5.1. Mouvement de rotation:

La terre tourne autour de son axe de rotation (Pôle Nord, Pôle Sud) dans le sens trigonométrique. L'alternance des jours et des nuits est une manifestation immédiate de ce mouvement. On définit le jour solaire comme de la durée moyenne entre deux passages consécutifs au méridien d'un lieu, ce jour est divisé en 24 intervalles égaux appelés heures. La rotation de la terre s'effectue avec une période de $P_r = 23h 56mn 04s \approx 24h$. Sa vitesse linéaire de rotation à l'équateur est $V_r \approx 0,465$ Km/s, elle est variable en fonction de latitude φ telle

que : $V_r(\varphi) = V_r(\cos(\varphi))$ Les saisons n'existent pas si la terre se tenait droit. Sur son orbite, mais le fait que son axe de rotation sont penché d'un angle $23^{\circ}27' \approx 23,45^{\circ}$ avec un mouvement de révolution, le pôle Nord et le pôle Sud vont pouvoir successivement se dorer à la lumière [4].

5.2. Mouvement de translation:

Dans l'univers tout est en mouvement. La terre est en rotation sur elle-même puis elle tourne au tour du soleil en $P_t = 365\text{jours } 5\text{h } 48\text{mn } 40\text{s} \approx 365,25 \text{ jours}$. Elle décrit une orbite elliptique dont le soleil occupe l'un des foyers. Cette orbite est située dans un plan appelé plan de l'écliptique où le soleil est presque au centre. Elle est légèrement aplatie, elle correspond à un cercle de rayon moyen de 1,49675 108km (1 AU). Cette distance est minimale au début de janvier et maximale au début de juillet. Voir (figure 2.1) [4].

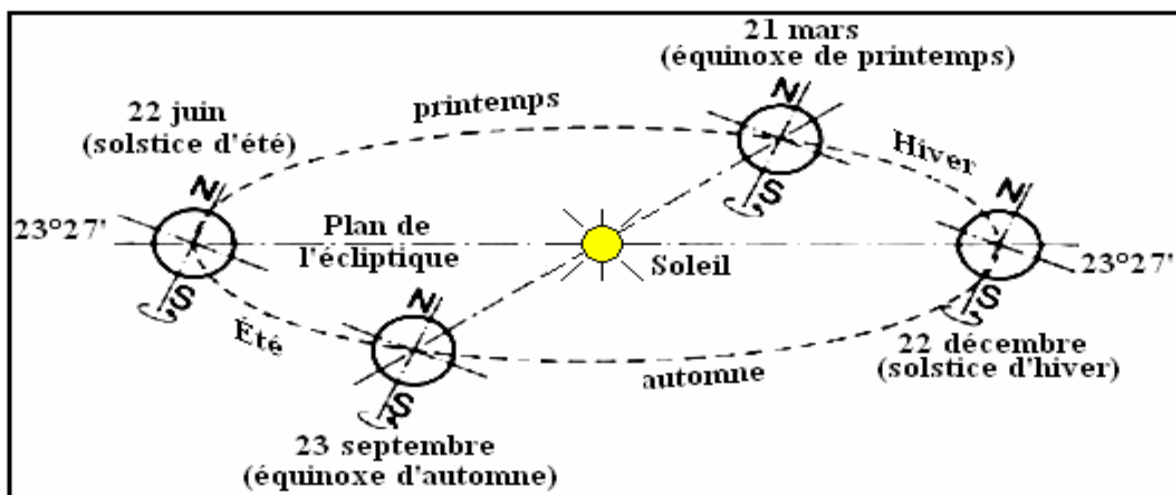


Figure 2.1: le mouvement de la terre autour de soleil.

5.3. La distance terre- soleil :

La distance terre- soleil varie quotidiennement selon la relation suivant :

$$D_{ts}(j) = 1 - 0,0017 \cos \left[\frac{360(j-2)}{365} \right] \text{ en UA}$$

J : le numéro du jour de l'année compté à partir du 1er janvier, c à d il varie de 1 à 365 ou 366 selon l'année :

- Année civile : **J** = 365 jours
- Année bissextile : **J** = 366 jours.
- DTS (min) = 0,983 UA vers le 2 janvier (Périgée).
- DTS (max) = 1,017 UA vers le 5 juillet (Apogée) [2].

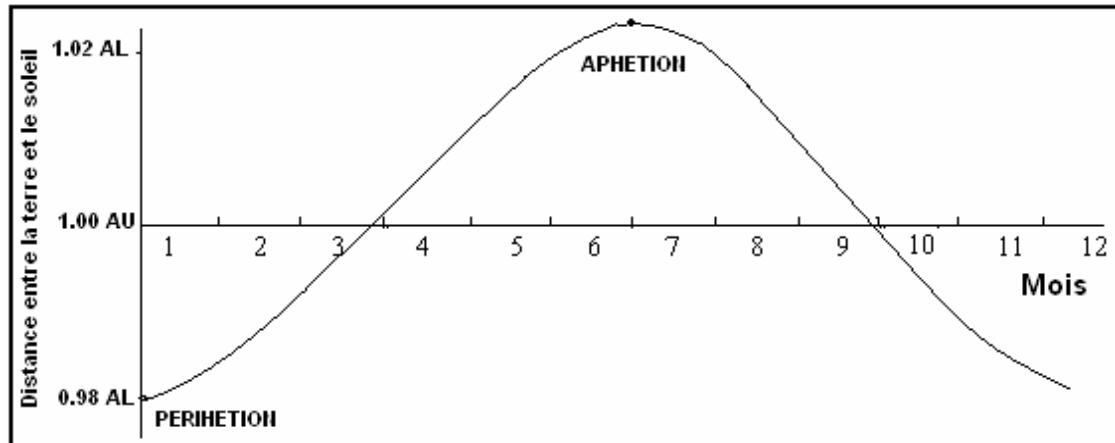


Figure 2.2: Les variations de la distance du terre-soleil pendant l'Année.

La terre tourne autour de son propre axe polaire, dans les cycles approximativement de 24 heures. La direction dans laquelle l'axe polaire se dirige est fixée dans l'espace et est alignée avec l'étoile du nord (étoile polaire) à dans environ 45 minutes de l'arc. La rotation de la terre autour de son axe polaire produit nos jours et nuits [2].

6. Mouvement apparent du soleil:

Pour étudier le mouvement du soleil nous examinerons le mouvement apparent du soleil pour un observateur sur terre.

En un point de latitude φ au Nord de l'équateur, le soleil décrit un arc de cercle variable chaque jour à raison de 15° par heure.

L'angle que fait la direction du soleil avec le vertical du lieu est appelé « Distance Zénithale (ou angle zénithal) » noté Z . Elle varie quotidiennement et annuellement entre :

$$\varphi - 23^\circ 27' \leq Z \leq \varphi + 23^\circ 27'$$

- Aux équinoxes (EA et EP) $\Rightarrow Z = \varphi$
 \Rightarrow Les journées ont une durée de 12h.
- Au solstice hiver (SH) $\Rightarrow Z = \varphi + 23^\circ 27'$
 \Rightarrow Les journées ont une durée inférieure à 12h.
- Au solstice été (SE) $\Rightarrow Z = \varphi - 23^\circ 27'$
 \Rightarrow Les journées ont une durée supérieure à 12h.
- En un point de l'équateur ($\varphi = 0$) $\Rightarrow -23^\circ 27' \leq Z \leq 23^\circ 27'$
 \Rightarrow La durée des jours est de 12h = constante.
- En un point de l'attitude φ , le mouvement du soleil sera identique si on inverse les positions du sud et du nord [2].

7. Les coordonnées célestes :

7.1. Les coordonnées géographiques [1]:

Ce sont les coordonnées angulaires qui permettent le repérage d'un point sur la terre (figure 2.3).

- La longitude (L) :

C'est l'éloignement par rapport au méridien de Greenwich, mesuré en degré. Elle est comptée positivement vers l'est et négativement vers l'ouest, à partir du méridien **Greenwich**.

- La latitude (Φ) :

C'est l'éloignement d'un point sur la surface de la terre par rapport à l'équateur, mesuré en degré (mesurée à partir du centre de la terre), permettent de repérer la distance angulaire d'un point quelconque à l'équateur. Elle varie de 0° à 90° dans l'hémisphère nord et de 0° à -90° dans l'hémisphère sud.

- L'altitude (Z) :

C'est l'altitude d'un point correspondant à la distance verticale entre ce point et une surface de référence théorique (le niveau de la mer = 0), elle est exprimée en mètre.

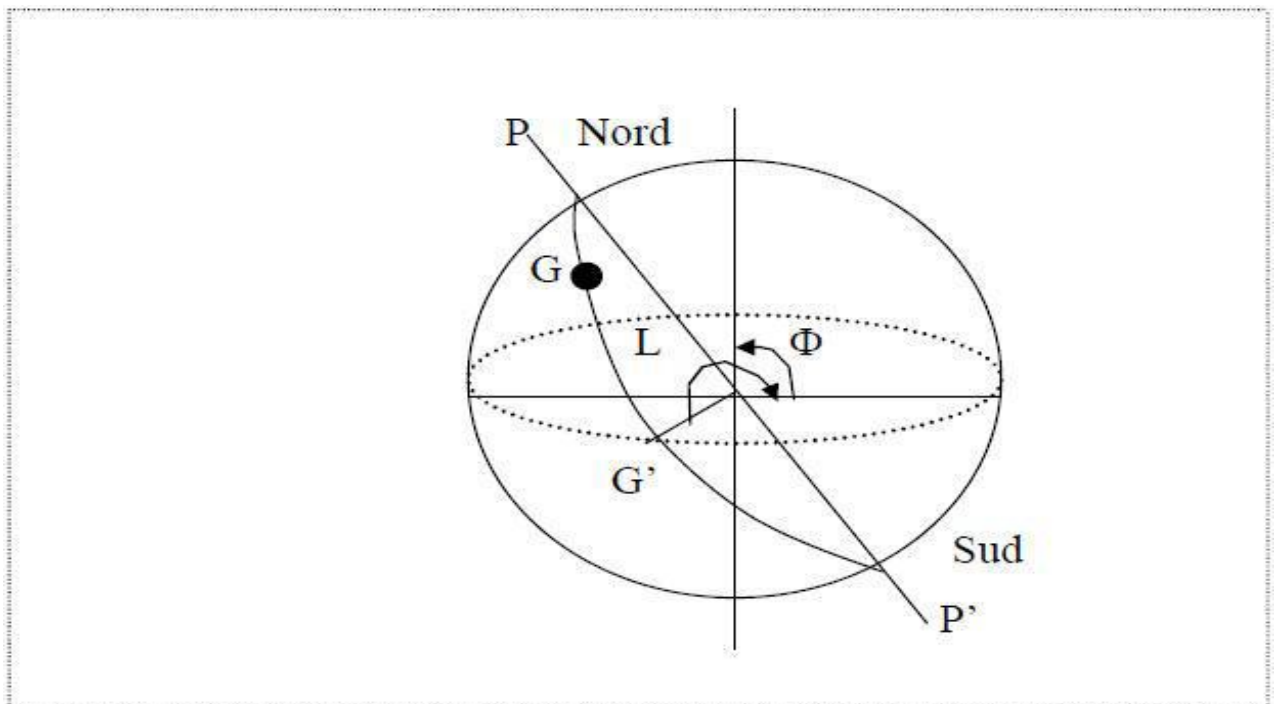


Figure 2.3: Les coordonnées géographiques.

7.2. Les coordonnées horaires: [1]

- La déclinaison (δ)

C'est l'angle fait par le plan de l'équateur avec celui de l'écliptique. Elle varie au cours de l'année de $+23^{\circ}27'$ à $-23^{\circ}27'$ et détermine l'inégalité des durées des jours. Elle s'obtient à partir de la formule suivante [4] :

$$\delta = 23.45 \sin \left[\frac{284 + nj}{365} * 360 \right] [Degré] \tag{2.2}$$

Où :

nj : Le numéro du jour dans l'année compté à partir du 1er Janvier.

- L'angle horaire (ω)

Il est déterminé par la rotation régulière de la terre autour de son axe. Il est compté

Positivement dans le sens rétrograde de 0° à 360° (figure 2.4) .

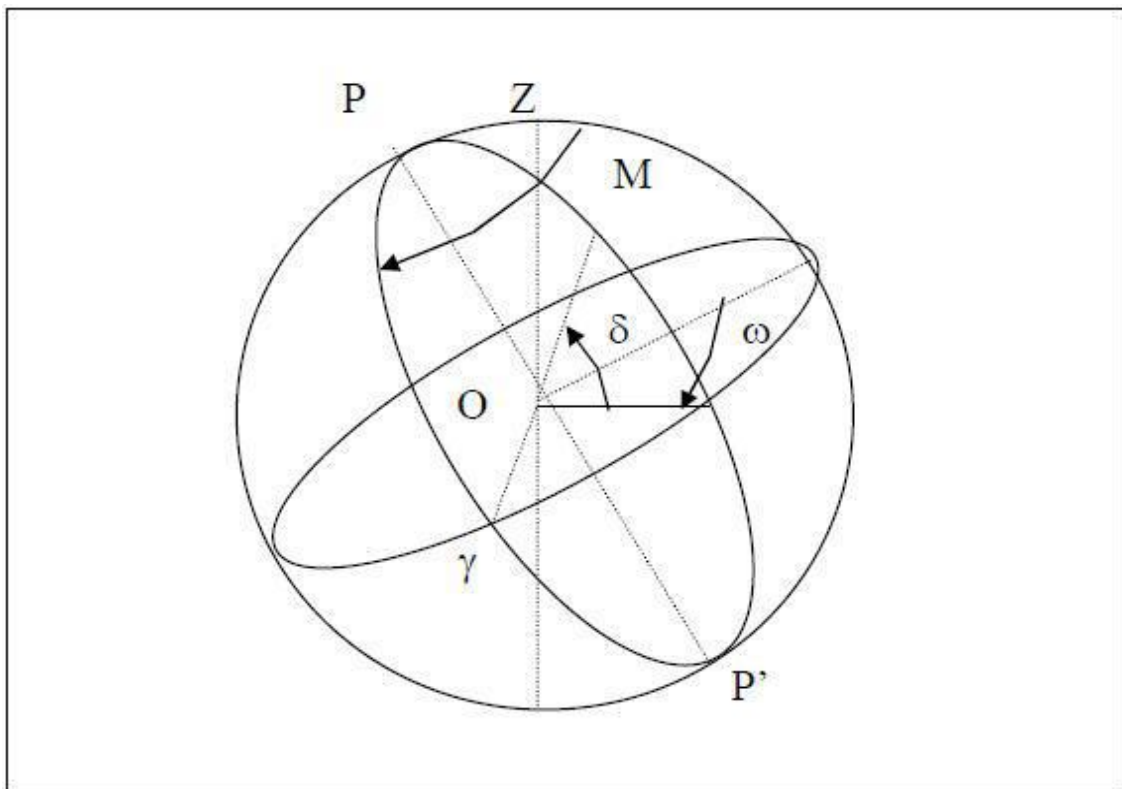


Figure 2.4 : Les coordonnées horaires.

7.3. Les coordonnées horizontales:

Le repérage du soleil se fait par l'intermédiaire de deux angles :

L'azimut solaire (a)

Est l'angle mesuré dans le sens des aiguilles d'une montre entre le point cardinal Sud (dans l'hémisphère nord) ou Nord (dans l'hémisphère sud) et la projection sur le plan horizontal local de la droite reliant la terre au soleil. Il est compté de 0° à 360° d'ouest en est, ou de 0° à 180° à partir du sud vers l'ouest.

Note : l'azimut solaire est négatif le matin (direction Est), nul ou égal à 180° à midi et positif l'après-midi (direction Ouest), sur tout le globe. Il diffère de l'**azimut géographique**, lequel est toujours mesuré dans le sens des aiguilles d'une montre à partir du Nord, indépendamment de l'hémisphère du point d'observation.

- La hauteur (h)

C'est l'angle que fait la direction du soleil avec sa projection. Il est compté de 0° à 90° vers le **zénith** et de 0° à -90° vers le **nadir**, On appelle quelquefois **distance zénithale** le complément de l'angle h : $z + h = 90^\circ$ (figure 2.5).

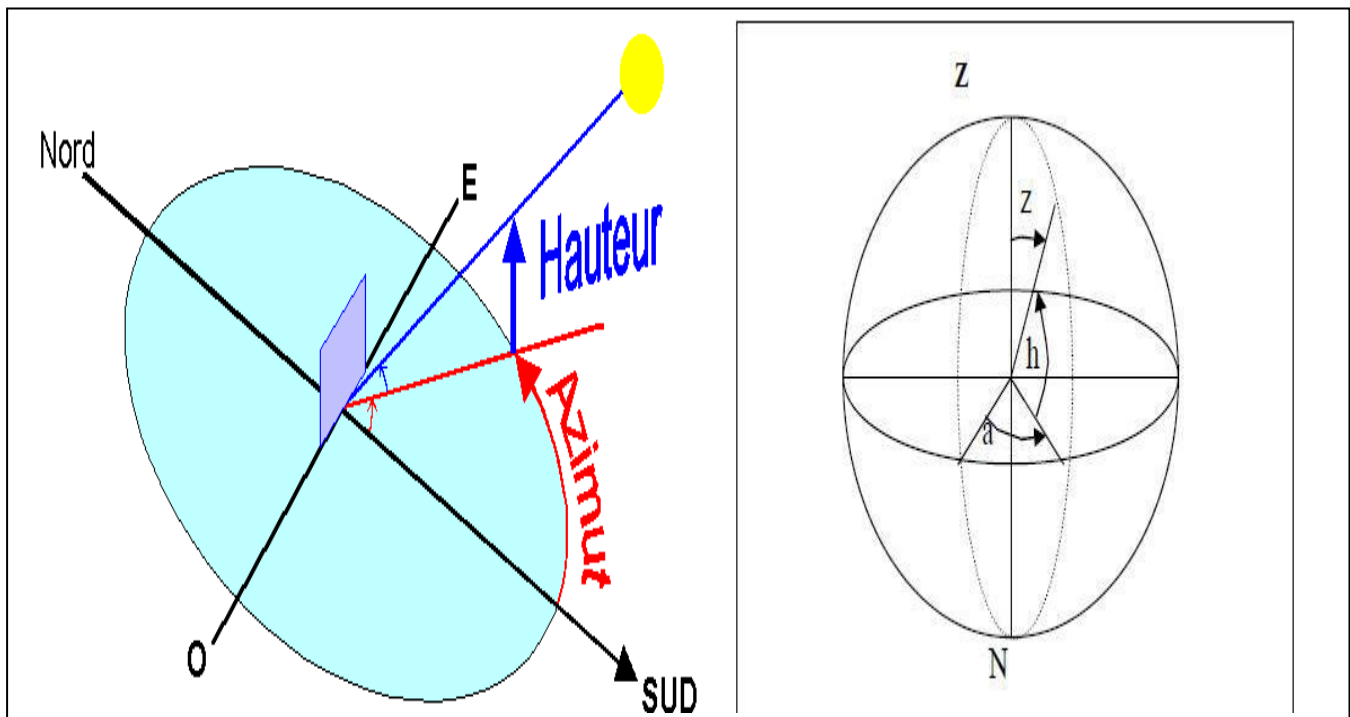


Figure 2.5: Coordonnées horizontales.

L'équation de passage des coordonnées horizontales aux coordonnées horaires est :[1]

$$\sin (a) * \cos (h) = \cos (\delta) \sin (\omega) \tag{2.3}$$

$$\cos (a) * \cos (h) = \cos (\delta) * \cos (\omega) * \sin (\Phi) - \cos (\Phi) * \sin (\delta) \tag{2.4}$$

$$\sin (h) = \cos (\Phi) * \cos (\delta) * \cos (\omega) + \sin (\Phi) * \sin (\delta) \tag{2.5}$$

8. Les temps solaires:

8.1. Le Temps Solaire Vrai (T.S.V):

Le temps solaire vrai, en un instant et un lieu donné, est l'angle horaire du soleil w . Il est donné sous la forme suivante [5] :

$$TSV = 12 + \omega/15 \quad (2.6)$$

ω : En degré.

Si $\omega = 0$, TSV=12h.00

Si $\omega < 0$, la matinée.

Si $\omega > 0$, l'après-midi.

8.2. Le Temps Solaire Moyen (T.S.M) :

Il est appelé parfois temps locale (TSM), Il est donné par la relation [5] :

$$Et = TSV - TSM \quad (2.7)$$

Avec :

Et : l'équation du temps, qui corrige le T.S.V par rapport au T.S.M.

$$Et = 9.87 \sin(2N') - 7.53 \cos(N') - 1.5 \sin(N') \text{ [min]}$$

$$\text{Ou: } N' = (nj - 81) \cdot 360/365$$

Où : nj est le numéro du jour dans l'année.

I.8.3. Le Temps Universel (T.U) :

C'est le temps civil moyen du méridien de Greenwich (méridien origine) appelé encore **GMT** (Greenwich Mean Time) [5]:

$$TU = TSM - (L/15) \quad (2.8)$$

Où : L : est la longitude.

$L > 0$; pour les villes situées à l'Est de Greenwich.

$L < 0$; pour les villes situées à l'Ouest de Greenwich.

$TU = TSM$; pour le méridien de Greenwich.

8.3. Le Temps Légal (T.L):

C'est le temps officiel d'un état, il est donné par [5] :

$$TL = TU + \Delta H \quad (2.9)$$

Où :

ΔH : le décalage horaire entre le méridien de Greenwich et l'état considéré.

$\Delta H = 1$ heure pour l'Algérie.

8.4. Le Temps Civil:

Représente le temps qui a pour origine minuit [5].

9. Les rayonnements solaires :

9.1. Définition:

Le rayonnement solaire est l'ensemble des ondes électromagnétiques émises par le Soleil. Il est composé de toute la gamme des rayonnements, de l'ultraviolet lointain comme les rayons gamma aux ondes radio en passant par la lumière visible. Le rayonnement solaire contient aussi des rayons cosmiques de particules animées d'une vitesse et d'une énergie extrêmement élevées, il lui faut donc, en moyenne, 499 secondes, soit 8 minutes et 19 secondes, pour atteindre notre atmosphère [6].

9.2. Distribution spectrale:

Le spectre solaire et la distribution spectrale en fonction de la longueur d'onde (λ) ou de la fréquence (n).

L'énergie de chaque photon est donnée par la formule suivante:

$$E = \frac{hc}{\lambda} \quad (2.10)$$

$h = 6,62 \cdot 10^{-34} \text{ JS}^{-1}$ est la constante de Planck.

$c = 3 \cdot 10^8 \text{ mS}^{-1}$ étant la vitesse de propagation.

Le Soleil émet un rayonnement électromagnétique compris dans une bande de longueur d'onde variant de 0,22 à 10 μm .

La figure (2.6) représente la variation de la répartition spectrale énergétique. L'énergie associée à ce rayonnement solaire se décompose approximativement ainsi [2]:

- 6,4% dans la bande des ultraviolets ($0,20 < \lambda < 0,38 \mu\text{m}$).
- 48% dans la bande visible ($0,38 < \lambda < 0,78 \mu\text{m}$).
- 45,6% dans la bande des infrarouges ($0,78 < \lambda < 10 \mu\text{m}$).

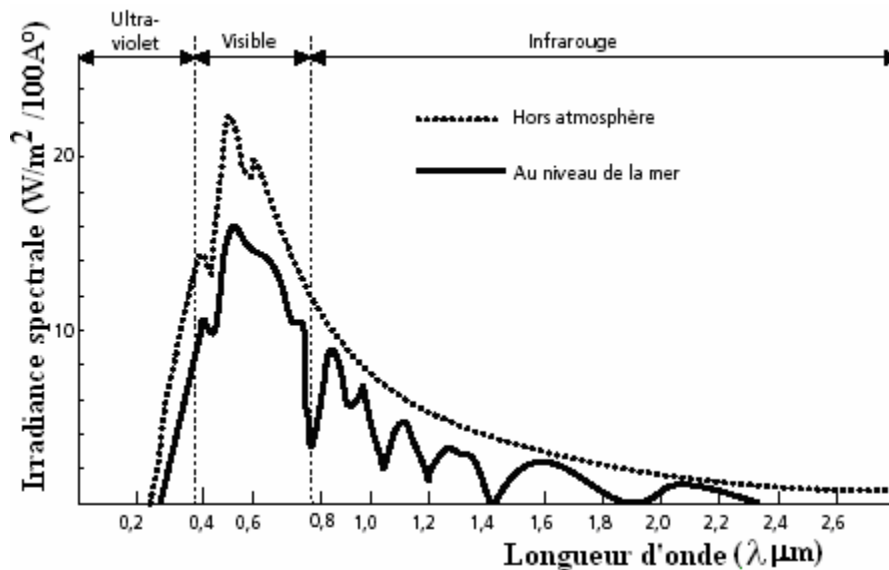


Figure 2.6: Analyse spectrale du rayonnement solaire.

9.3. Structure de l'atmosphère:

La structure de l'atmosphère influe de façon non négligeable sur le rayonnement reçu.

On peut grossièrement diviser l'atmosphère en 5 couches ayant des propriétés tout à différents et distinctement séparées [2].

- La troposphère qui s'étend jusqu'à 15km d'altitude où la température décroît de 6,5°C par km pour atteindre -70°C à la base de la couche suivante.
- L'atmosphère de 15 à 55km d'altitude où la température décroît de -70°C à 10°C.
- La mésosphère de 55 à 80km, où la température décroît de +10°C à -80°C.
- L'ionosphère où la température croît régulièrement pour atteindre 1500°C à l'altitude de 300Km.
- L'exosphère au-delà de 700Km qui s'ouvre sans frontière sur l'espace intersidérale.

9.3.1. Spectre hors atmosphère:

hors atmosphère, la distribution spectrale de rayonnement est parfaitement définie, au voisinage de la planète Venus l'éclairement atteint 2600Wm⁻² au fur et à mesure qu'on s'éloigne du soleil, sur Jupiter par exemple il n'est plus que de 50Wm⁻² [2].

9.3.2. Rayonnement solaire à travers l'atmosphère:

Les couches atmosphériques, modifient profondément la distribution spectrale de rayonnement solaire. Il subit une atténuation et une modification de son spectre, à la suite des phénomènes complexes d'absorption et de diffusion par les poussières et les aérosols. Ainsi, la couche d'ozone absorbe la majeure partie du rayonnement ultraviolet, tandis que la vapeur d'eau absorbe le rayonnement infrarouge [2].

9.3.3. Atmosphère standard:

En ramenant toutes les couches de l'atmosphère dans les conditions normales ($P=1013\text{mbar}$ et $T=0^\circ\text{C}$), on définit une atmosphère standard d'épaisseur verticale moyenne de $7,8\text{Km}$ prise pour référence unité et formée des couches planes et stratifiées par les divers gaz comme l'azote, l'argon, l'eau [2].

9.4 .Masse d'air:

On appelle masse d'air ou Air Mass (AM) en anglais, le rapport entre l'épaisseur d'atmosphère traversée par le rayonnement direct pour atteindre le sol et l'épaisseur traversée à la verticale du lieu. Ou appelée dans certains ouvrages masse atmosphérique [6].

9.5. Différent composantes de rayonnement solaire :

Le rayonnement Solaire émis par le soleil est grandement perturbé par l'atmosphère. Ce qui ne permet que la réception au sol des composantes les plus importants et les plus actifs du rayonnement solaire total qui sont le rayonnement direct et le rayonnement diffus. L'albédo ou la partie réfléchi par le sol du rayonnement solaire global comme représentés dans la figure suivante : [6]

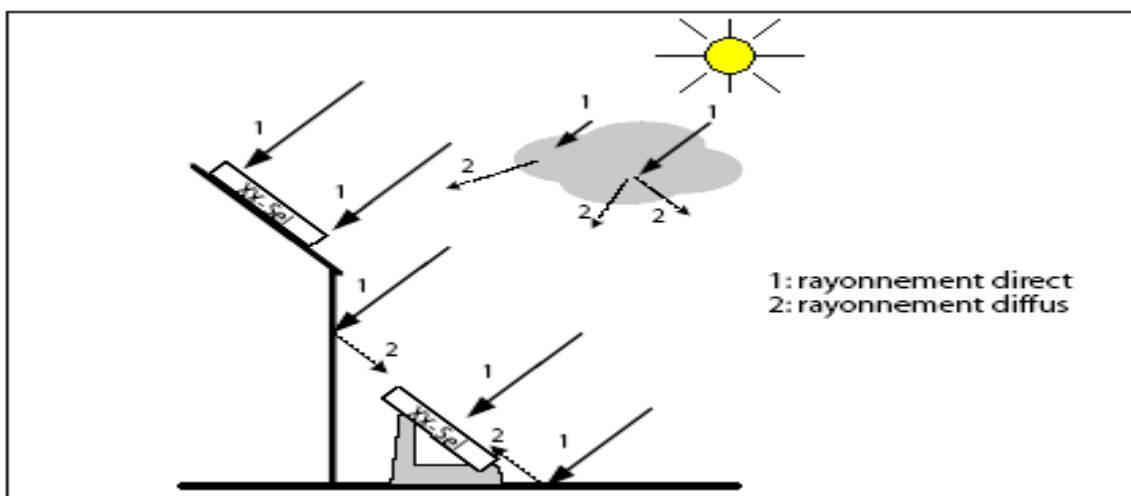


Figure 2.7 :Les composants du rayonnement solaire .

• Rayonnement direct :

Le rayonnement direct est défini comme étant le rayonnement provenant au sol sous un angle solide limité au seul disque solaire sans aucun intermédiaire et reçu sur une surface normale à l'axe de cet angle solide [12].

• **Rayonnement diffus :**

Parmi les photons qui ont interagi avec la couche d’atmosphère, certains ont été absorbés et d’autres ont subi un simple changement de direction (diffusion). Il s’agit donc de la répartition d’un faisceau parallèle en une multitude de faisceaux partant dans toutes les directions. Pour un élément plan considéré la composante diffuse D (W/m²) provenant de toutes les directions est la plus difficile des composantes à calculer [6].

• **Rayonnement globale :**

Le rayonnement global est le rayonnement émis par le soleil incident sur un plan donné, et c’est la somme du rayonnement direct et diffus [6].

9.6. Les expressions des rayonnements solaires sur un plan quelconque:

9.6.1. Rayonnement direct :

Le rayonnement direct reçu dans le plan du capteur est:

$$I(a, g) = I \cdot \cos i$$

Avec I : rayonnement direct normal

i : angle d’incidence : c’est l’angle entre la direction du soleil et la normale au plan, Cet angle peut être déterminé par la connaissance des cosinus directeurs du rayon incident ur et la normale nr en coordonnées horizontales : [2]

$$n \begin{cases} \cos(\gamma) \cdot \sin(\alpha) \\ \cos(\gamma) \cdot \cos(\alpha) \\ \sin(\gamma) \end{cases} \quad u \begin{cases} \cos(h) \cdot \sin(a) \\ \cos(h) \cdot \cos(a) \\ \sin(h) \end{cases} \quad (2.11)$$

Le produit scalaire de n et u détermine l’angle d’incidence i :

$$\cos i = n \cdot u = \begin{pmatrix} \cos(\gamma) \cdot \sin(\alpha) \\ \cos(\gamma) \cdot \cos(\alpha) \\ \sin(\gamma) \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos(h) \cdot \sin(a) \\ \cos(h) \cdot \cos(a) \\ \sin(h) \end{pmatrix} \quad (2.12)$$

$$\cos i = \cos \alpha \cdot \cos \gamma \cdot \sin a \cdot \cos h \cdot \cos \gamma \cdot \cos a \cdot \cos h + \sin \gamma \cdot \sin h \quad (2.13)$$

$$\cos i = \cos(\alpha - a) \cos \gamma \cdot \cos \gamma \cdot \cos h + \sin \gamma \cdot \sin h \quad (2.14)$$

$$\sin(h) = \cos(\gamma) \cos(h) \cos(\varphi) + \sin(\delta) \sin(\varphi) \quad (2.15)$$

$$\sin(a) = \frac{\cos(\gamma) \sin(\varphi)}{\cos(h)} \quad (2.16)$$

Cette équation peut être écrite d'une autre manière, à l'aide de l'équation des passages d'un système de coordonnées à un autre. On peut écrire l'angle d'incidence en coordonnées horaires [2].

L'expression du rayonnement direct dépend de l'azimut du capteur a , la hauteur du capteur (γ), l'angle d'incidence i , la hauteur du soleil h , et l'angle d'inclinaison β

• **Soleil à midi** (azimut nul $a=0$) :

a) pour un plan horizontal orienté sud ($\beta = 0 \Rightarrow \gamma = 90$, et $\alpha = 0$) suivant la figure (2.8.a) ; $I\alpha = I_0 = I \cdot \sin h$

b) pour un plan incliné sur l'horizontal et orienté sud (2.8.b)

$$i = 90^\circ - (h + \alpha)$$

$$I_a = I \cos i = I \sin(h + \alpha)$$

• **Azimut quelconque : $a \neq 0$**

c) pour un plan vertical orienté sud ($\beta = 90^\circ \Rightarrow \gamma = 0^\circ$, et $\alpha = 0^\circ$), la figure (2.8.c)

$$I_a = I \cos h \cos a$$

d) pour un plan incliné d'un angle α sur l'horizontal et orienté sud (2.8.d)

I_a est la résultante de deux composantes projetées sur la normale au plan du capteur.

L'une perpendiculaire à l'horizon : $I \cdot \sin h$ l'autre dans le plan de l'horizon, pointant vers le sud : $I \cos h \cos a$.

La somme des projections donne : $I_a = I (\sin h \cos a + \cos h \cos a \sin a)$

e) pour un plan vertical d'orientation quelconque γ dont la normale fait un angle γ avec le plan méridien (2.10.e) ; $\alpha = 90^\circ$ et $I_a = I \cos h \cos (g - a)$

f) pour un plan incliné d'inclinaison quelconque α et d'orientation quelconque γ figure (2.8.f) ; $I_a = I (\sin h \cos a + \cos h \cos (g - a) \sin a)$.

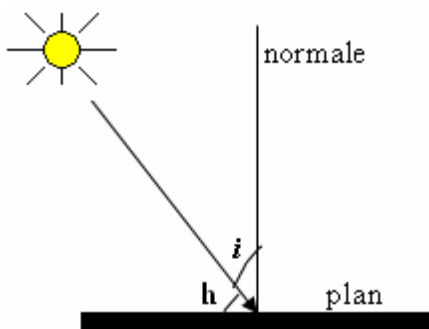


Figure 2.8.a

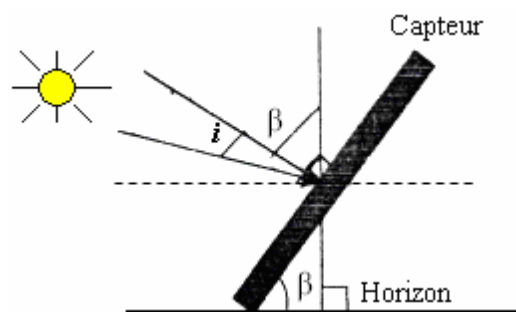


Figure 2.8.b

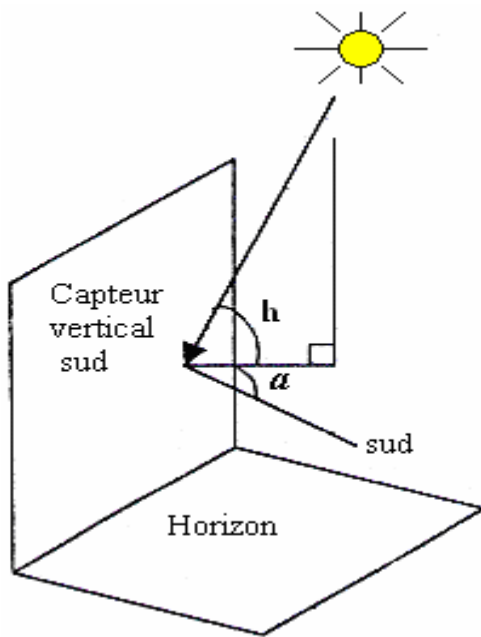


Figure 2.8.c

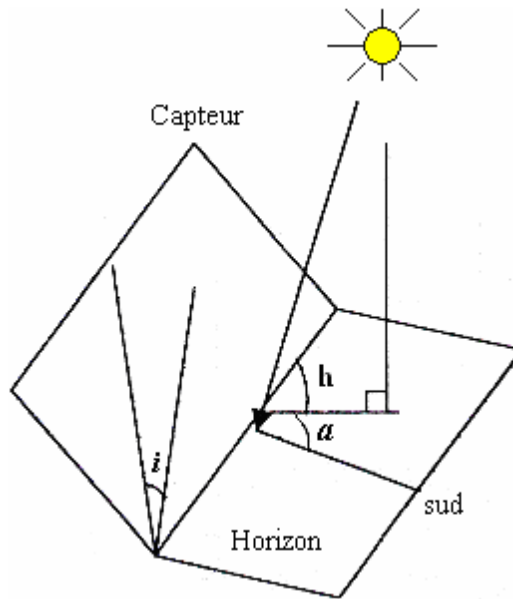


Figure 2.8.d

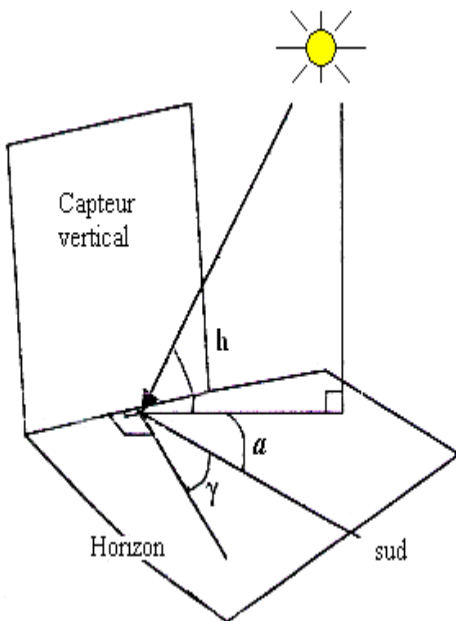


Figure 2.8.f

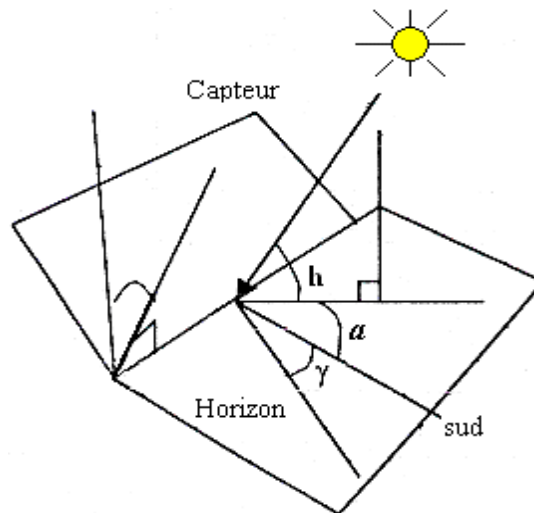


Figure 2.8.e

Figure 2.8: Mesure le rayonnement sur une surface d'inclinaison quelconque.

9.6.2. Rayonnement diffus:

Dans le plan du capteur le Rayonnement diffus est donné par [2]:

$$D(1, \gamma) = \left(\frac{1+\cos \gamma}{2}\right) Dh + ALb \left(\frac{1-\cos \gamma}{2}\right) GH$$

Avec

Alb: albédo (coefficient de réflexion du sol).

h: hauteur de soleil [degré];

Dh: diffus sur plan horizontale.

Pour un plan vertical $\Rightarrow Dv = 0,5(Dh + a Gh)$.

9. 6.3.Rayonnement global:

Pour un plan quelconque, le rayonnement global est : [2]

$$G(\alpha, \gamma) = Ih \cdot \frac{\cos i}{\sin h} + \frac{Dh}{2} \left[1 + \cos \left(\frac{\pi}{2} - \gamma \right) \right] + \frac{Dh}{2} Alb \left[1 - \cos \left(\frac{\pi}{2} - \gamma \right) \right]$$

Avec :

Ih : Direct horizontal ;

Dh : Diffus horizontal ;

Gh : global horizontal ;

Alb : Albédo.

10.Aspects géométriques du rayonnement solaire :

Dans le but ultérieur de calculer le flux reçu par un plan incliné placé à la surface de la terre et orienté dans une direction fixée, notre intérêt va porter dans ce qui suit sur les aspects géométriques du rayonnement solaire intercepté par la terre. La connaissance de ce flux est la base du dimensionnement de tout système solaire [1].

11.Aspects énergétiques du rayonnement solaire :

Le rayonnement solaire subit un certain nombre d'altération et d'atténuations aléatoires en traversant l'atmosphère; réflexion sur les couches atmosphériques, absorption moléculaire, diffusion moléculaire et par les aérosols (la poussière, les gouttelettes...).

Au niveau du sol, à cause de la diffusion, une partie du rayonnement est diffuse (c'est-à dire isotrope). L'autre partie dite directe est anisotrope [1].

12.Caractéristiques du rayonnement solaire :

Le rayonnement solaire parvient au niveau de la terre après avoir parcouru une distance moyenne de 150 106 Km, il est constitué de photons aux trajectoires à peu près parallèles, la puissance de ce flux est d'environ 1367 W/m² [6].

13. Conclusion:

Dans ce second chapitre nous avons présenté des notions importantes sur le rayonnement solaire, la définition du soleil et, la notion et les composantes des coordonnées terrestres ainsi que l'identification du mouvement de la terre autour du soleil et les types de coordonnées solaires, ensuite nous avons présenté les différents types de rayonnement solaire.

Donc nous concluons qu'une bonne utilisation du rayonnement solaire permet de faire une bonne exploitation de l'énergie solaire.

Chapitre 3:
Application d'un
ANFIS pour
l'estimation de
rayonnement
solaire

1.Introduction:

L'énergie solaire est la lumière et la chaleur émises par le soleil que les humains ont exploitées à leur avantage depuis l'Antiquité grâce à une combinaison de technologies en constante évolution. Les technologies d'énergie solaire incluent l'utilisation de l'énergie thermique du soleil dans le cadre d'un processus mécanique de déplacement ou de production d'électricité.

Pour les obtenir, il est nécessaire de connaître la quantité de rayonnement solaire à un endroit spécifique du sol à l'aide des données de mesure du climat disponibles. Pour ce faire, nous avons maintenu plusieurs modèles .

Les résultats obtenus par ces modèles avec les données obtenues à partir de la sortie de l'unité de recherche sur les énergies renouvelables au Sahara ont atteint différents niveaux de précision et ont conclu que certains modèles pourraient être préférables pour estimer la quantité de rayonnement pour le site étudié et pour de nombreux autres endroits.

2. Procédure du construction d'un ANFIS :

Le cycle classique de développement d'un modèle neuro-flou ANFIS peut être séparé en sept étapes:

1. La collecte des données.
- 2.L'analyse des données.
3. La séparation des bases de données.
4. Le choix d'un réseau de neurones.
5. La mise en forme des données.
6. L'apprentissage.
7. La validation.

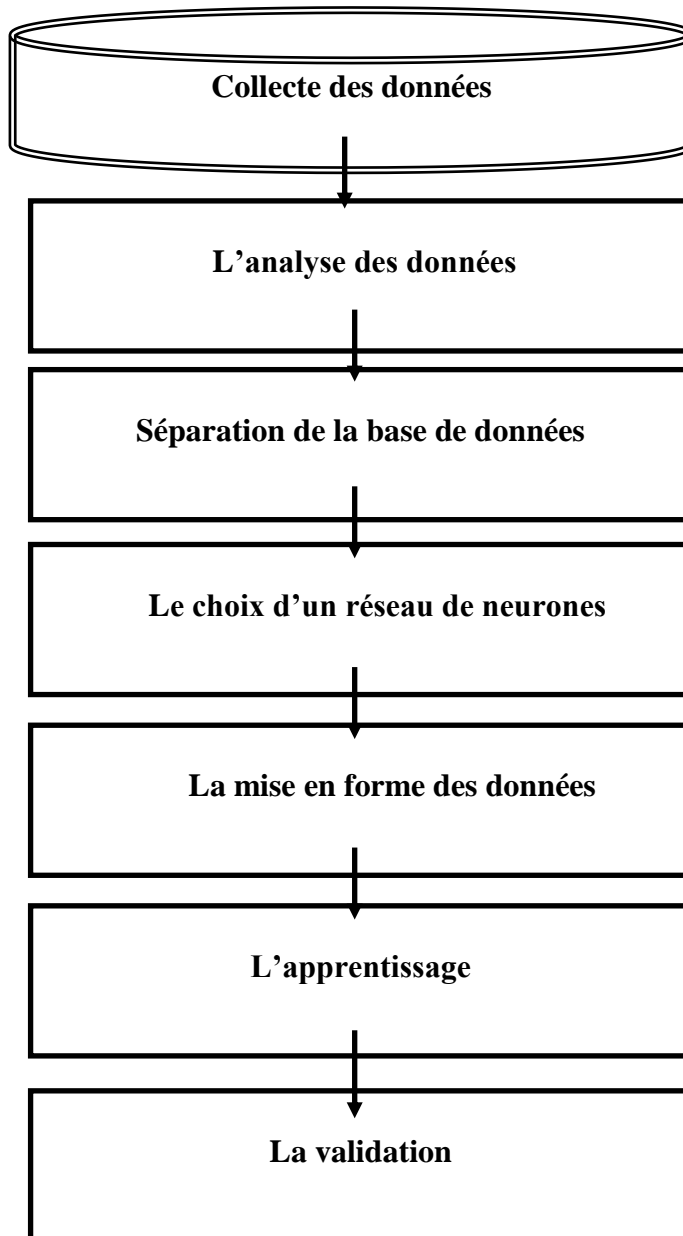


Figure 3.1: Flux de base pour la conception d'un modèle d'un ANFIS.

2.1. La collecte des données:

L'objectif de cette étape est de rassembler un nombre de données plus suffisant pour construire une base de représentative de données, qui servira à l'apprentissage et au test du réseau de neurones.

Cette base de données constitué l'entrée de réseau de neurones, et par conséquent c'est elle qui détermine à la fois la taille du réseau, et les performances du système. Pour notre application, nous avons utilisé les données des mois de janvier 2013 à octobre 2018 à chaque minuté à 06h00 jusqu'à 19h00 (comptant 27833 valeurs, 80% pour l'apprentissage et 20%

pour le test) fournie par SODA (Services Oriented Development of Application) avec d'URE-MS (Unité de Recherche en Energies Renouvelables en Milieu Sahraïen). [6;19] .

Nous avons travaillé avec les paramètres météo pour prévoir le rayonnement global et comme input : Température, Relative Humidité, Pressure, Wind speed, Wind direction et Déclinaison, Hauteur angulaire maximale du soleil et output le rayonnement global.

2. 2. L'analyse des données.

2.3 .Séparation des base de données:

Après collecte les données suffisantes, il faut procéder à la phase de séparation de ces données en deux ensembles. Une partie pour effectuer l'apprentissage et l'autre pour la validation qui permet de contrôler la phase d'apprentissage et pour tester le réseau obtenu et déterminer ses performances.

La séparation des données en partie d'apprentissage et partie de test correspond à une partie importante de l'évaluation des modèles d'exploration de données. En général, lorsque nous partitionné des données en un partie d'apprentissage et une partie de test, la plupart des données sont utilisées pour l'apprentissage et une plus petite partie des données est utilisée pour les tests. Analyses Services échantillonne de manière aléatoire les données afin d'aider à s'assurer que les partitions de test et d'apprentissage sont semblables. L'utilisation de données similaires pour l'apprentissage et les tests vous permet de minimiser les effets des différences données et de mieux comprendre les caractéristiques du modèle.

2.4. Le choix d'un réseau de neurones:

La définition de l'architecture du réseau de neurones multicouches pour la résolution d'un problème donné reste un problème ouvert. Outre les méthodes génétiques (D.Curran et O'Riordan, 2002), ce problème est souvent résolu en utilisant deux approches : la première consiste à ajouter successivement des neurones et des connexions à une petite architecture, la deuxième quant à elle consiste à supprimer des neurones et des connexions d'une architecture initiale maximale. Ces deux approches ont souvent comme inconvénient le temps d'apprentissage élevé et imprévisible.

L'architecture d'un réseau de neurones est l'organisation des neurones entre eux au sein d'un même réseau. Autrement dit, il s'agit de la façon dont ils ordonnés et connectés.

Pour pouvoir utiliser les réseau multicouches en apprentissage, deux choses sont indispensables :

- Une méthode indiquant comment choisir une architecture de réseau pour résoudre un problème donné. C'est-t-à-dire, pouvoir répondre aux questions suivantes : combien de couches cachées ? combien de neurones par couches cachées ?
- Une fois l'architecture choisie, un algorithme d'apprentissage qui calcule, à partir de l'échantillon d'apprentissage, les valeurs des coefficients synaptique pour construire un réseau adapté au problème.

Le premier point est encore un sujet de recherche actif parce que aucune règle exacte n'existe seul quelques formules empiriques approximatives. Quelques algorithmes d'apprentissage auto-constructifs ont été proposés, leur rôle est double :

- Apprentissage de l'échantillon avec un réseau courant.
- Modification du réseau courant, en ajoutant de nouvelles couches, en cas d'échec de l'apprentissage .

2.5. La mise en forme des données.

2.6. L'apprentissage:

Pendant le processus de formation, les poids sont ajustés afin de rendre les sorties réelles (prédicatives) proches des sorties cibles (mesurées) du réseau qui sont initialisés aléatoirement avant l'apprentissage, puis modifiés itérativement afin d'éviter que l'apprentissage ne s'arrête sur un minimum local de la fonction d'erreur [8].

L'ensemble des données d'apprentissage est donc présenté plusieurs fois au réseau avec différent valeurs d'initialisation des poids synaptique. Une fois on a choisi l'architecture du réseau de neurone, elle doit subir une phase d'apprentissage. Cette dernière consiste à calculer les pondérations optimales des différentes liaisons, en utilisant la base d'apprentissage [6].

2.7. La validation:

Une fois l'apprentissage du réseau est termine, il faut toujours procéder a de tests pour estimer sa qualité de généralisation et ce en lui présentant une base de données différente de celles utilisées pour l'apprentissage la validation croisee.si les performances ne sont pas Satisfaisants, il faudra sont modifier l'architecture du réseau, soit de modifier la base d'apprentissage .

3.Choix de la technique de rayonnement solaire:

Les méthodes d'apprentissage statistique étudiées dans ce cadre (ANFIS) peuvent être appliquées en entrainement de données .Fondées sur l'analyse de données expérimentales. Ces méthodes sont utilisées pour les systèmes de décision de haut niveau.

4.Utilisation la Méthodologie de l'ANFIS :

Le système ANFIS est une classe de réseau adaptatif proposé par Jang [JAN. 92]. Il peut être vu comme un réseau de neurones non bouclé pour lequel chaque couche est un composant d'un système neuro-flou. Le modèle ANFIS est le modèle le plus utilisé en pratique, utilisé en poursuite de trajectoire, en approximation non linéaire, la commande dynamique et le traitement du signal [17].

5. Architecture d'un ANFIS:

Dans un ANFIS, les connexions entre neurones sont seulement utilisées pour spécifier le sens de la propagation des stimulations provenant des autres neurones. Pour la structure d'ANFIS est composée de cinq couches, et les règle de type si prémisse alors conséquent. ANFIS est l'un de tous premiers systèmes neuro-flou qui existent. Il est très cité dans la littérature car il a prouvé son efficacité avec son algorithme d'apprentissage simplifié : la méthode de descente de gradient et la méthode des moindres carrés [16].

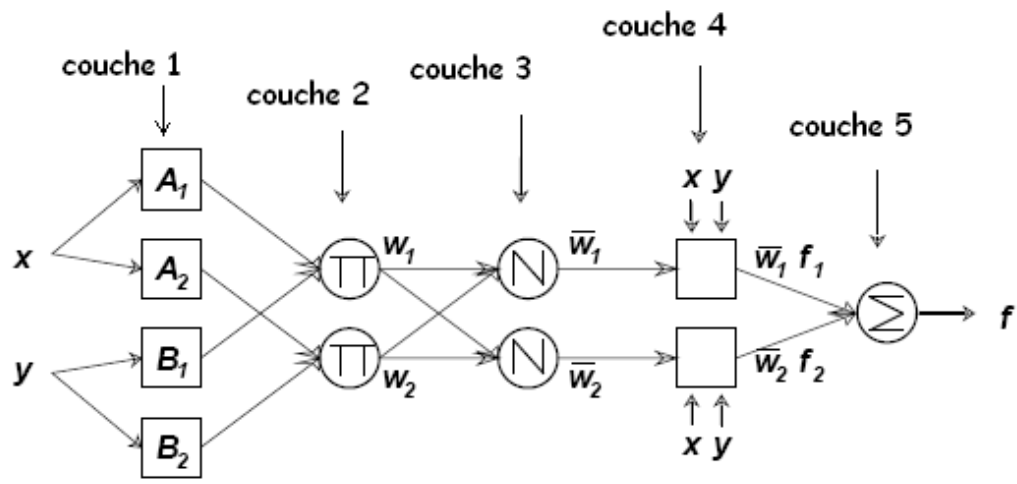


Figure 3.2 : Architecture d'un ANFIS .

Première Couche (fuzzification):

passage du monde réel (une tension, un nombre, ...) à la représentation floue.

d'une architecture de type ANFIS comporte autant de neurones qu'il y'a de sous ensembles flous dans le système d'inférence représenté. Chaque neurone calcule le degré de vérité d'un sous ensemble flou particulier par sa fonction de transfert. La seule restriction sur le choix de cette fonction concerne sa dérivabilité. En retrouve dans la littérature, l'utilisation, de fonctions gaussiennes et les paramètres modifiables sont le centre et la pente de la gaussienne (variance).

La fonction d'activation des neurones i de la première couche :

$$f_i^1 = U A_i(x) \tag{3.1}$$

Tel que x est l'entrée au neurone i , et A_i est un sous ensemble floue correspondant au variable x . En d'autres termes, f_i est la fonction d'appartenance du A_i et il indique le degré auquel donné x satisfait le quantifier A_i . Nous choisissons $\mu_{A_i}(x)$ pour être en forme de (Gaussien, triangle, trapézoïdal) avec le maximum égal à 1 et le minimum égal à 0.

La deuxième couche cachée (Règles floue):

déroulement de toutes les règles de description du processus. Sert à calculer le degré d'activation des prémisses. Les neurones de la cet couche représentent chacun la prémisse d'une règle. Ils reçoivent en entrée le degré de vérité des différents sous-ensembles flous composant cette prémisse et ont en charge le calcul de son propre degré de vérité. Les fonctions d'activation utilisées pour ces neurones dépendant des opérateurs présents dans les règles (ET ou OU).

La fonction d'activation des neurones i de la première couche :

$$w_k = UA_i(x) * UB_i(x) \tag{3.2}$$

La troisième couche cache (normalisation):

Les neurones N sont des neurones fixes, ils effectuent la normalisation de la valeur de vérité de la règle (poids).

$$\bar{w}_k = \frac{w_i}{w_1+w_2}, i = 1,2 \tag{3.3}$$

La quatrième couche cachée (defuzzification):

passage de la représentation floue à la représentation réelle. Sert à déterminer les paramètres la partie conséquence des règles (p, q, r). La fonction de chaque neurone dans cette couche est la suivante :

$$f_k^4 = \bar{w}_k * f_k = \bar{w}_k * (p_k x + q_k y + r_k) \tag{3.4}$$

Où \bar{w}_k est la sortie de la troisième couche Les paramètres $\{ p_i, q_i, r_i \}$ sont appelés paramètres de la conséquence.

La couche de sortie:

Le neurone de la couche 5 est un neurone fixe, à une entrée donnée, il délivre la réponse du réseau donnée par:

$$f_i^5 = \sum_i \bar{w}_k f_k^4 \tag{3.5}$$

6. Avantages méthode ANFIS[17]:

- ✓ Elles peuvent profiter de l'expertise humaine,
- ✓ En l'absence de l'expertise humaine, leur conception peut se baser sur la réponse du système,
- ✓ elles tiennent compte des changements qui surviennent dans le processus,

- ✓ certaines architectures sont moins coûteuses que d'autres en termes d'implémentation matérielle,
- ✓ la plupart de ces architectures sont évolutives,

7. Etude des paramètres de construction:

L'objectif de cette étude est la validation du ANFIS, comme outil de prédiction de l'irradiation solaire. Nous avons résumé les données utilisées dans la table suivante :

variables d'entrée	Abréviation	Unité	Type
Température	T _{amb}	K	Numérique
Relative Humidity	RH	%	
Pressure	P	H pa	
Wind speed	WS	M/s	
Wind direction	WD	Deg	
Déclinaison	DECL	Degré (°)	
Hauteur angulaire maximale du soleil	AngleH	Degré (°)	

Tableau 3.1 : paramètres utilisés .

On a testé plusieurs modèles des paramètres d'entrée afin de trouver les combinaisons de variables d'entrée qui aboutissent à une prédiction efficace.

En résumé tableau suivant les modèle qui nous avons jugé être le plus intéressant :

Paramètre d'entrer	Variable d'entrée						
	T _{amb}	RH	P	WS	WD	DECL	AngleH
P1	X						
P2	X	X					
P3	X	X	X				
P4	X	X	X	X			
P5	X	X	X	X	X		
P6	X	X	X	X	X	X	
P7	X	X	X	X	X	X	X

Tableau 3.2 : Différents modèles utilisé pour l'entraînement d'un ANFIS.

8. Critère utiliser pour l'évaluation des performances des modèles :

Afin d'évaluer quantitativement la performance des modèles ANFIS développés et de vérifier s'il existe une tendance sous-jacente de la performance des modèles ANFIS, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE), Les expressions pour les paramètres statistiques susmentionnés c'est les plus populaire et plus utilisés sont [8] :

- **RMSE [6] (Root Mean Square Error)**, la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne, RMSE fournit des informations sur la performance à court terme qui est une mesure de la variation des valeurs prédictives autour des données mesurées. Plus le RMSE est bas, plus l'estimation est précise et classée de type.

$$RMSE = \sqrt{1/N \sum_{i=1}^n (G_{ie} - G_{im}(i))^2} \quad (3.6)$$

- **MBE ((Mean Bias Error) [6]**, erreur de biais moyen, MBE est une indication de l'écart moyen des valeurs prédites à partir des données mesurées correspondantes et peut fournir des informations sur la performance à long terme des modèles, plus la MBE est basse, meilleure est la prédiction du modèle à long terme. Une valeur MBE positive indique la quantité de surestimation dans l'irradiation solaire direct prédiqué et vice versa.

- $MBE = 1/N \sum_{i=1}^n (G_{ie} - G_{im}) \quad (3.7)$

R(Le coefficient de corrélation): est un coefficient statistique permettant de mettre en évidence, une liaison entre deux types de séries de données statistiques. Le coefficient de corrélation est compris entre 1 et -1 et on considère généralement que si sa valeur absolue est supérieure à 0,95, il y a une liaison forte entre les deux séries.

- $$R = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (G_{im}(i) - \overline{G_{im}})(G(i) - \overline{G(i)})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (G_{im}(i) - \overline{G_{im}})^2 \sum_{i=1}^N (G_{ie}(i) - \overline{G_{ie}})^2}} \right]$$

(3.8)

Avec :

N : Nombre d'exemple utilisé dans la base d'entraînement ou de test.

Tel que:

G_{im} : Irradiation solaire mesurée .

G_{ie} : Irradiation solaire estimée par le réseau de neurone.

On a les figures suivantes représentent la corrélation entre l'irradiation solaire global et les variables d'entrées:

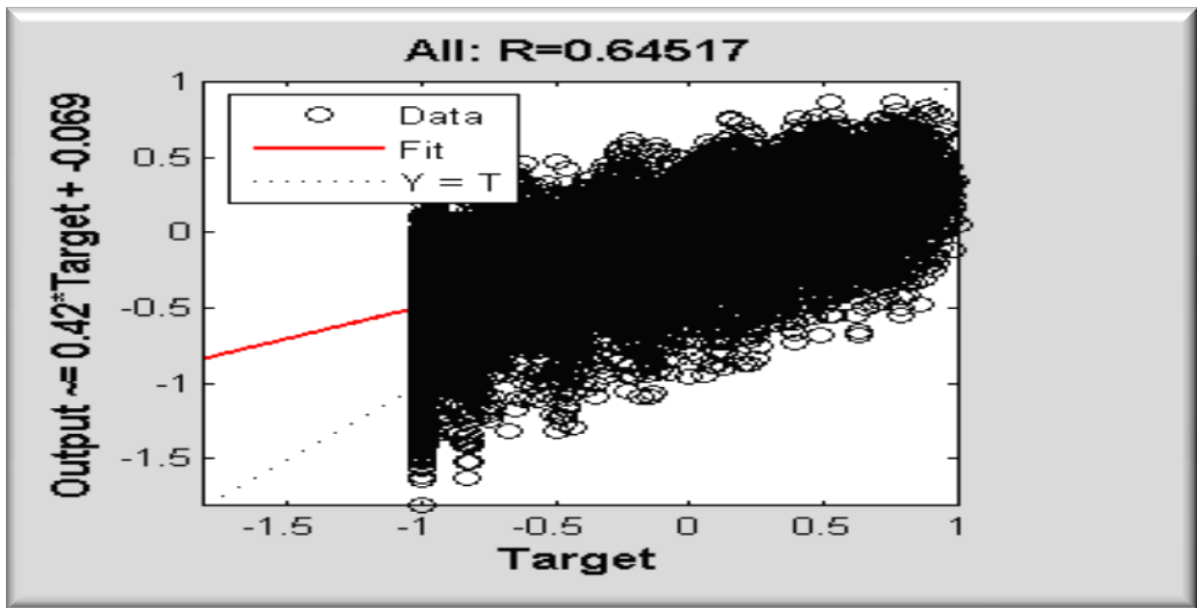


Figure 3.3 : la coefficient de corrélation de P1.

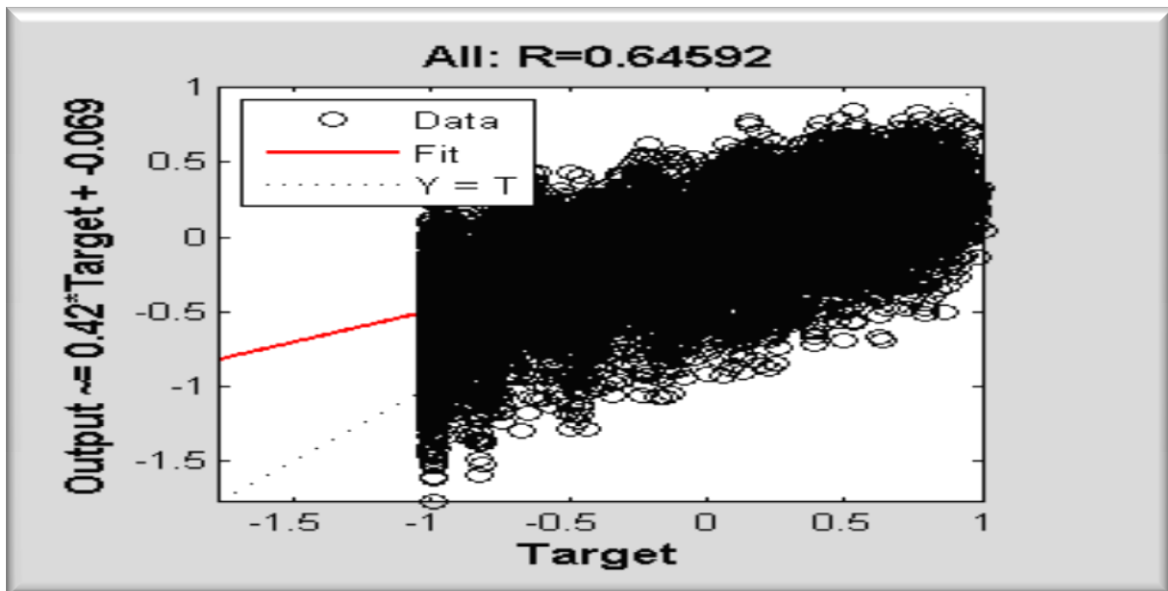


Figure 3.4: la coefficient de corrélation de P2.

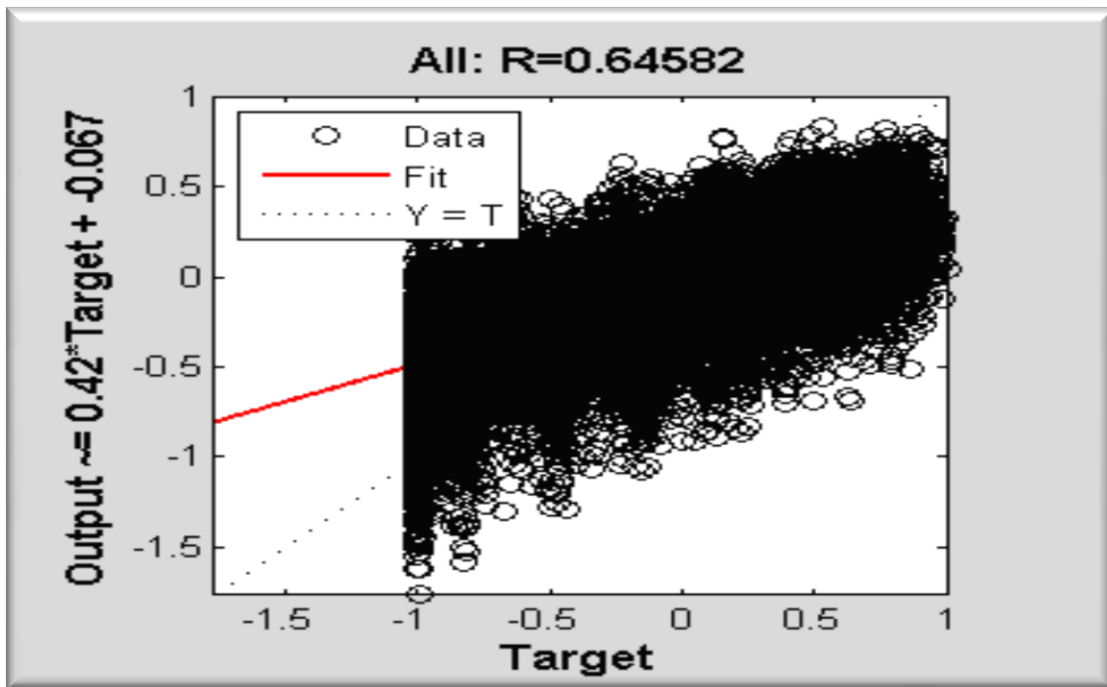


Figure 3.5 : la coefficient de corrélation de P3.

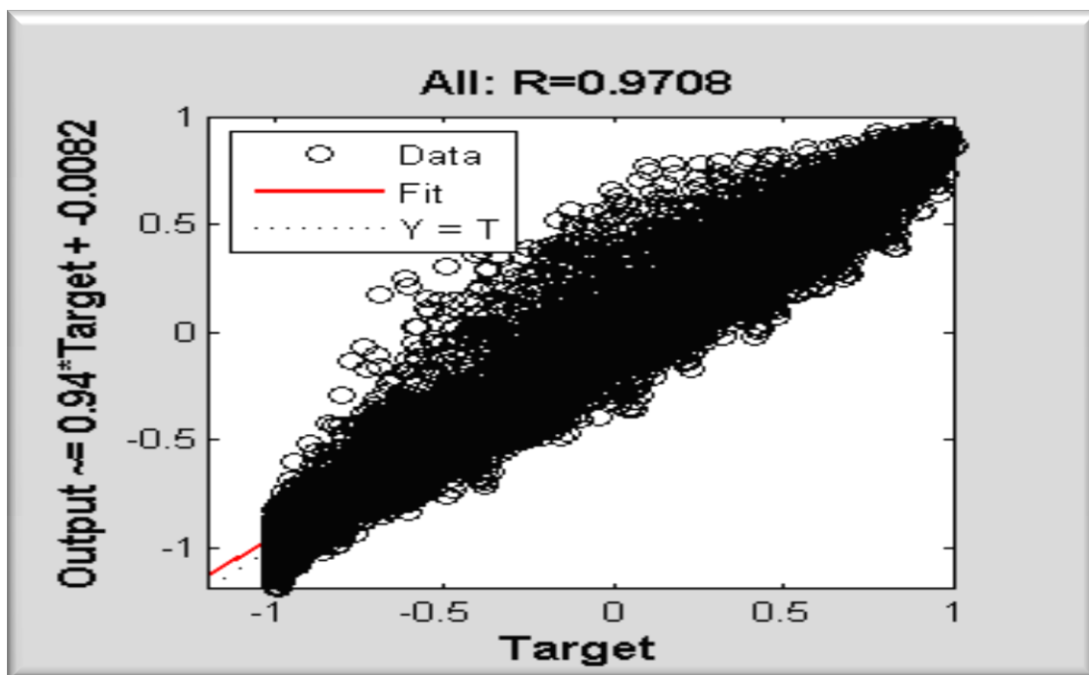


Figure 3.6: la coefficient de corrélation de P4.

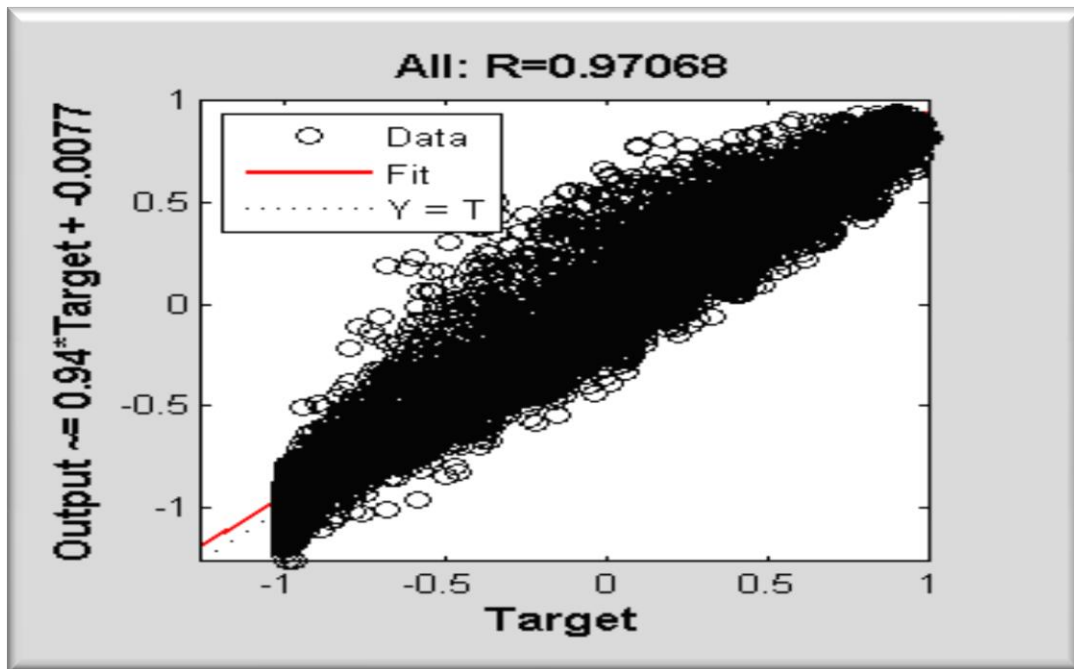


Figure 3.7: la coefficient de corrélation de P5.

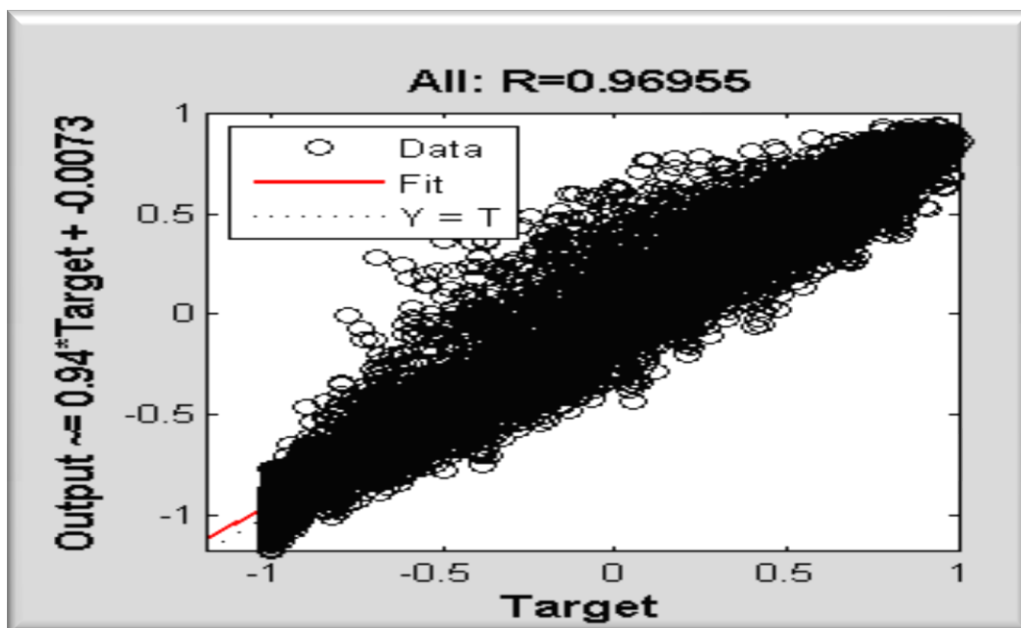


Figure 3.8: la coefficient de corrélation de P6.

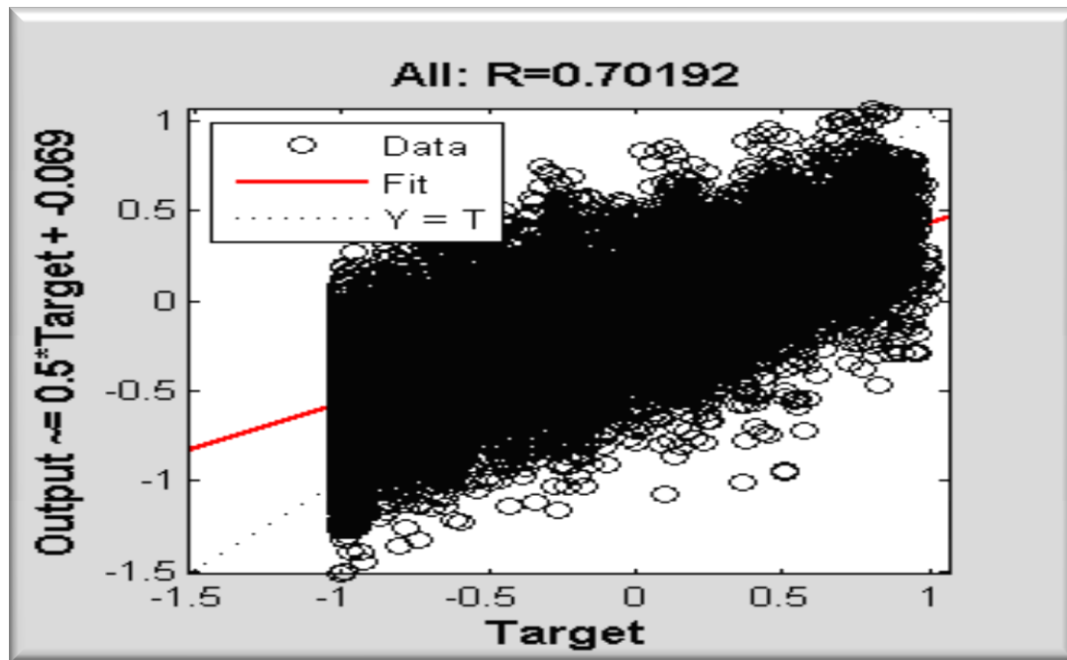


Figure 3.9: la coefficient de corrélation de P7.

Paramètre d'entrer	Coefficient de corrélation	Rang
P1	0.6452	7
P2	0.6459	5
P3	0.6458	6
P4	0.9708	1
P5	0.9707	2
P6	0.9696	3
P7	0.7019	4

Tableau 3.3 : Différents Coefficient de corrélation des modèles utilisé pour l'entraînement d'un ANFIS.

9. Résultat et discussion :

9.1. Phase d'apprentissage :

Dans la couche cachée, On peut travailler une comparaison entre les trois modèles des paramètres dans le tableau 3.3.

Les 3 modèles des fonctions (fuzzification, règle floue, Defuzzification) à cet exemple qui on a choisi le nombre des neurones dans la couche cachée de 1 à 5 et on a effectué 1000 apprentissages avec chaque fois une initialisation différente pour chaque une de ces

architectures, puis on a sauvegardé la valeur des poids synaptiques qui donne le minimum de RMSE sur la base d'entraînement.

.Exemple d'interface MLP entrainement d'un ANFIS :

Fuzzification:

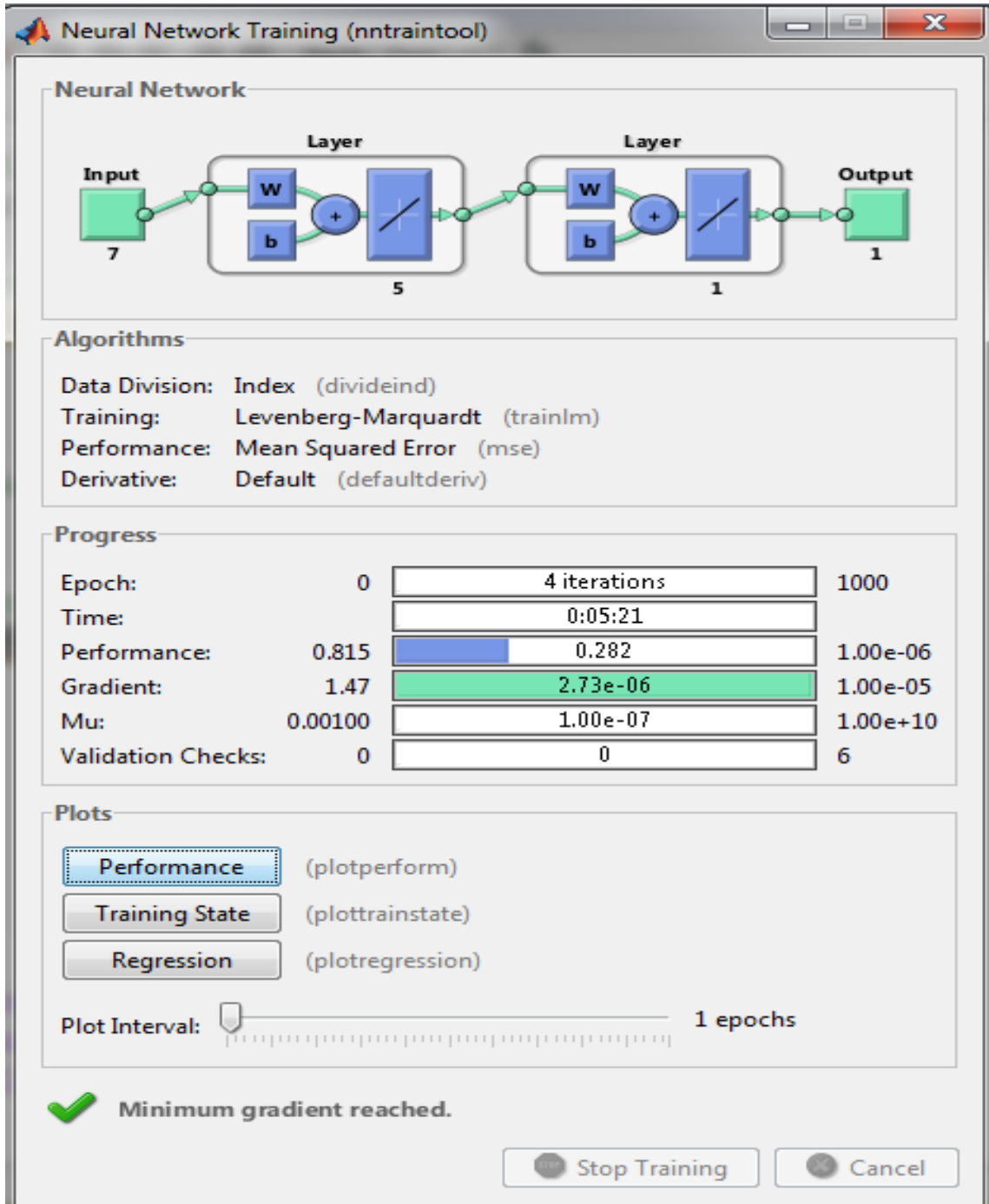


Figure 3.10: Interface de l'entrainement d'un ANFIS de modèle 1.

Règles floues:

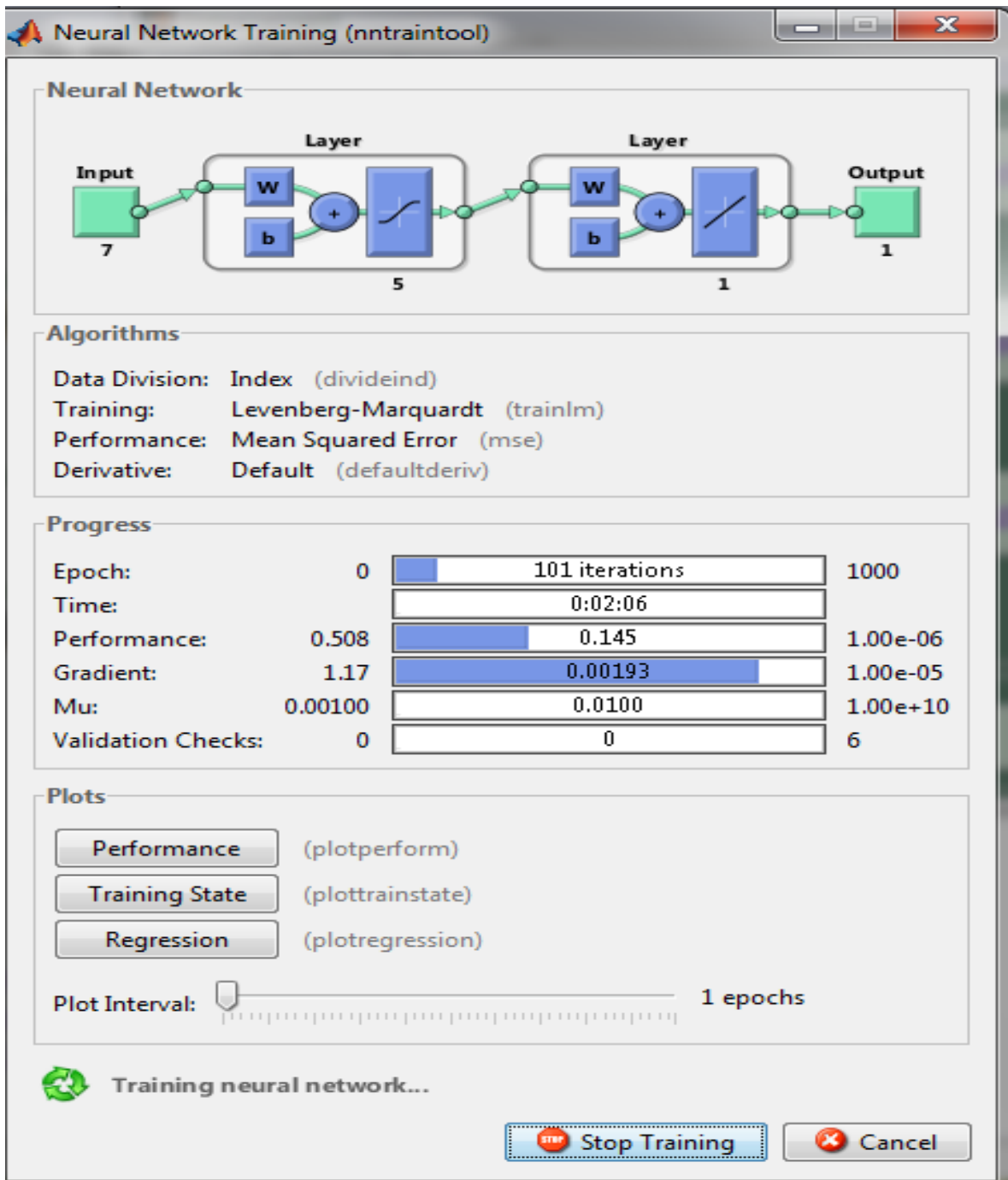


Figure 3.11: Interface de l'entrainement d'un ANFIS de modèle 2.

Defuzzification:

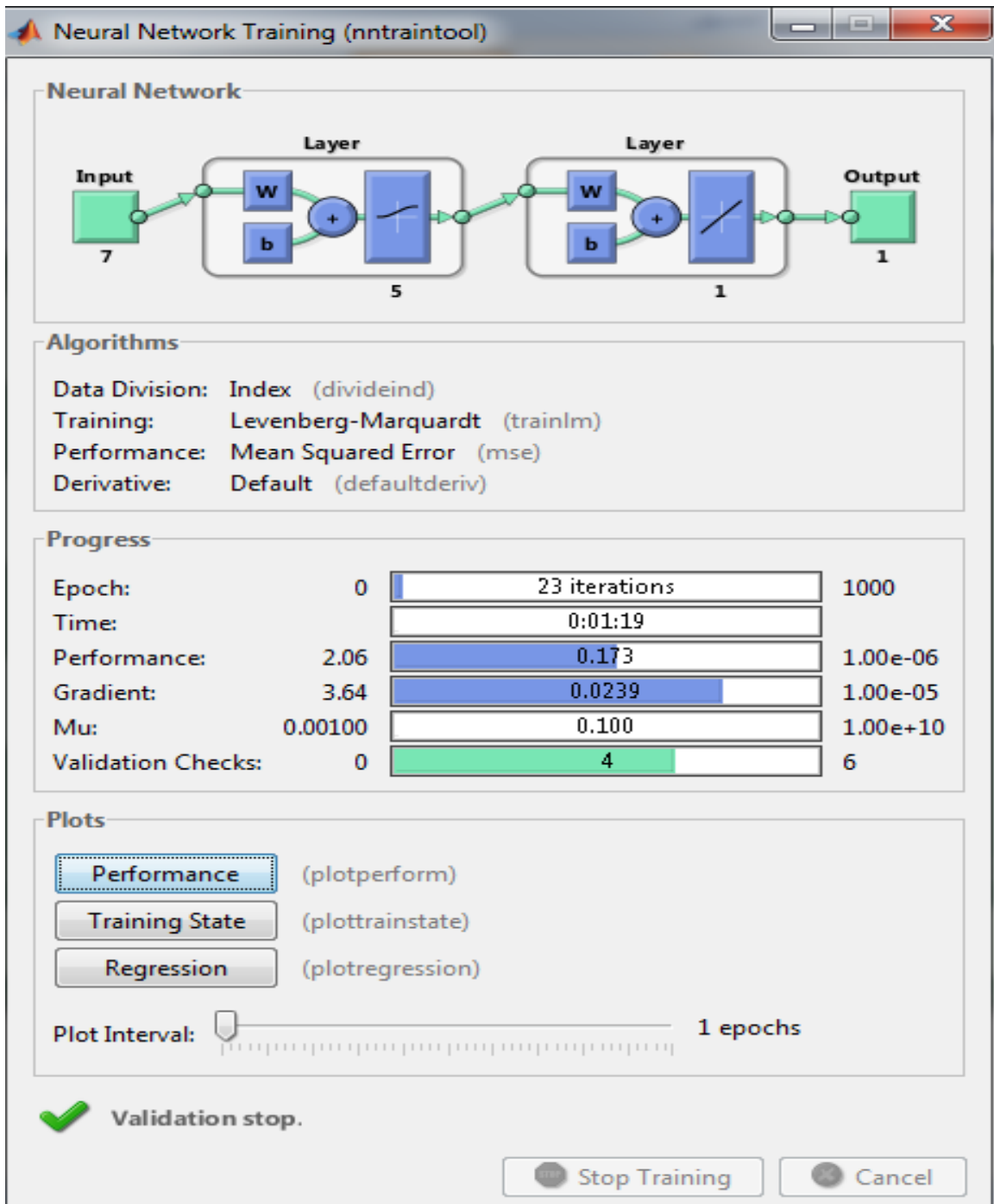


Figure 3.12: Interface de l'entrainement d'un ANFIS de modèle 3.

Modèle 1 : fuzzification

✓ Paramètre d'entrée P4 :

Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
1	0.6075	259.571	- 1.524
2	0.6075	259.565	0.5883
3	0.6075	259.568	1.1320
4	0.6075	259.557	-0.5900
5	0.6075	259.573	0.436

Tableau 3.4 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.

✓ Paramètre d'entrée P5 :

Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
1	0.6121	258.387	0.0193
2	0.6122	258.382	-0.2673
3	0.6122	258.389	- 0.0677
4	0.6122	258.384	-1.3593
5	0.6122	258.397	-0.8909

Tableau 3.5 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.

✓ Paramètre d'entrée P6 :

Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
1	0.6122	326.808	- 3.3778
2	0.6122	326.78	- 0.7845
3	0.6122	326.789	- 3.4272
4	0.6122	326.776	- 3.2298
5	0.6121	326.808	- 2.7225

Tableau 3.6 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.

À partir des tableau 3.4, 3.5 et 3.6 on a choisi le mieux paramètre d'entrées en fonction des indicateurs statistique (plus la MBE est basse, Plus le RMSE est bas, et le pré de 1 pour R) a résumé les résultats de comparaison entre les paramètres d'entrée de modèle linéaire à chaque nombre des a couche cachée au tableau suivant :

Paramètres d'entrées	Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
4	4	0.6075	259.557	-0.5900
5	2	0.6122	258.382	-0.2673
6	2	0.6122	326.78	- 0.7845

Tableau 3.7 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone et paramètre d'entrées dans la couche cachée.

Modèle 2 : Règle floue

✓ **Paramètre d'entrée P4 :**

Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
1	0.6014	260.815	3.2258
2	0.6331	252.464	-0.8169
3	0.6340	252.416	0.1610
4	0.6439	249.755	2.6009
5	0.6482	248.558	-0.0552

Tableau 3.8 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.

✓ **Paramètre d'entrée P5 :**

Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
1	0.6063	259.585	1.5760
2	0.6093	258.840	1.3230
3	0.6487	248.425	-0.233
4	0.6531	247.165	-0.498
5	0.6529	247.253	-2.085

Tableau 3.9 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.

✓ Paramètre d'entrée P6

Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
1	0.6056	257.85	1.6577
2	0.6210	254.014	4.1269
3	0.6260	252.696	- 1.8691
4	0.6256	252.787	0.6118
5	0.6290	251.905	-0.5236

Tableau 3.10 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone et paramètre d'entrées

dans la couche cachée À partir des tableau 3.8, tableau 3.9 et tableau 3.10 on a choisi le mieux paramètre d'entrée en fonction des indicateurs statistique (plus la MBE est basse, Plus le RMSE est bas, et le pré de 1 pour R) a résumé les résultats de comparaison entre les paramètre d'entrées de modèle linéaire à chaque nombre des a couche cacher au tableau suivant :

Paramètres d'entrées	Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
4	5	0.6482	248.558	-0.0552
5	4	0.6531	247.165	-0.498
6	2	0.6290	251.905	-0.5236

Tableau 3.11 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone et paramètre d'entrées dans la couche cachée

Modèle 1 : Defuzzification

✓ Paramètre d'entrée P4 :

Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
1	0.6056	257.85	1.6577
2	0.6210	254.014	4.1269
3	0.6260	252.696	-1.8691
4	0.6256	252.787	0.6118
5	0.6290	251.905	-0.5236

Tableau 3.12 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.

✓ Paramètre d'entrée P5 :

Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
1	0.6094	256.904	1.3102
2	0.6223	253.836	- 1.7228
3	0.6363	249.97	1.8392
4	0.6314	251.256	0.1771
5	0.6350	247.621	- 2.0085

Tableau 3.13 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.

✓ Paramètre d'entrée P6 :

Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
1	0.1130	323.653	1.1407
2	0.1129	321.941	-1.2917
3	0.1129	321.954	- 2.6823
4	0.1131	321.941	0.4819
5	0.1130	321.943	2.0800

Tableau 3.14 : Variation des erreurs en fonction du nombres de neurone dans la couche cachée.

- À partir des tableau 3.12, tableau 3.13 et tableau 3.14 on a choisi le mieux paramètre d'entrée en fonction des indicateurs statistique (plus la MBE est basse, Plus le RMSE est bas, et le pré de 1 pour R) a résumé les résultats de comparaison entre les paramètre

Paramètres d'entrées	Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
4	5	0.6290	251.905	-0.5236
5	5	0.6350	247.621	- 2.0085
6	4	0.1131	321.941	0.4819

Tableau 3.15 : Variation des erreurs en fonction du nombre des neurone et paramètre d'entrées dans la couche cachée

Après comparaison on remarque d'après chaque tableau le nombre de neurone le modèle meilleur, le résultat présenter au tableau suivant :

Modèle	Paramètres d'entrées	Nombre de neurone	R	RMSE(W/m ²)	MBE(W/m ²)
Modèle 1	5	2	0.6122	258.382	-0.2673
Modèle 2	5	4	0.6531	247.165	-0.498
Modèle 3	6	5	0.6350	247.621	- 2.0085

Tableau 3.16 : Résultat de comparaison les modèles.

Résultat:

Le modèle 2 (Règles floue) c'est le meilleur d'un des autres modèles, donc on a fixé les paramètres d'entrée a 7 qui sont :Température, Relative Humidity, Pressure, Wind speed, Wind direction ,Déclinaison et Hauteur angulaire maximale du soleil.

Irradiation globale et le modèle 1qui donner indicateurs statistique efficace, pendant le RMSE, MBE et R.

9.2.Phase de test :

A cette phase nous avons adopté sur le tableau 3.3 pour fait le test, les graphes suivants présenter les résultats :

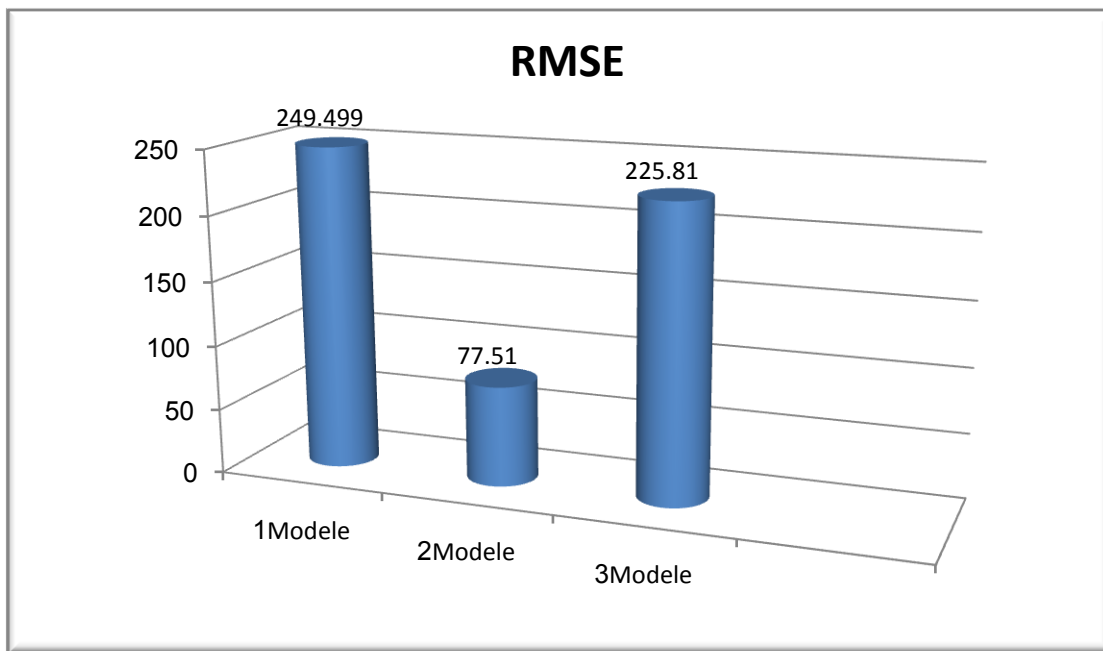


Figure 3.13: Courbe d'indicateur RMSE.

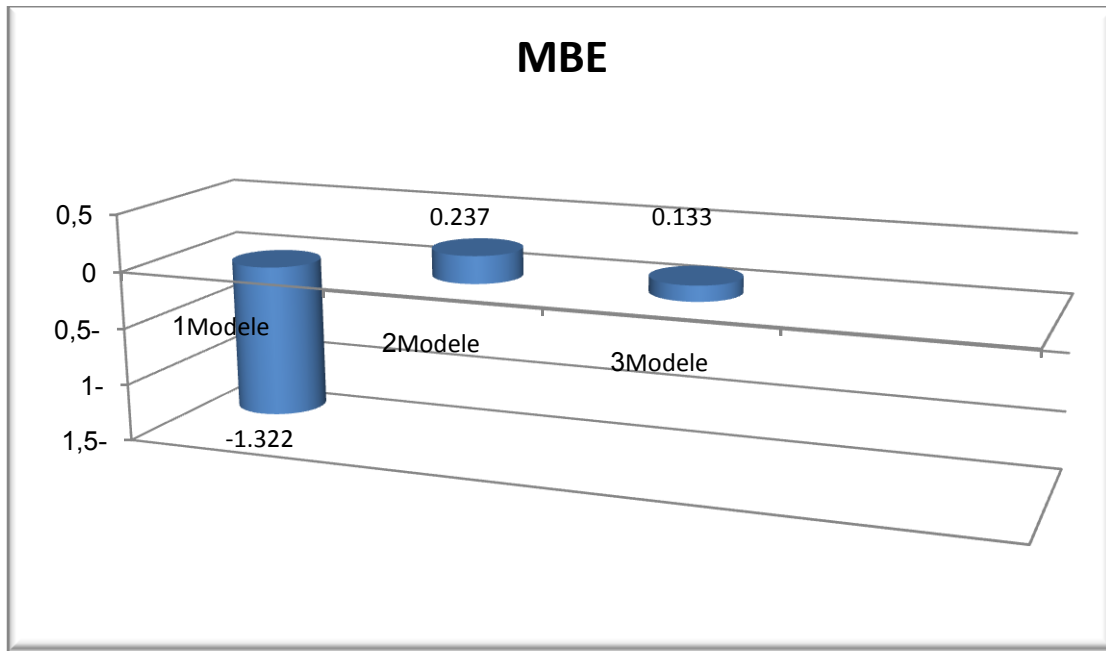


Figure 3.14: Courbe d'indicateur MBE.

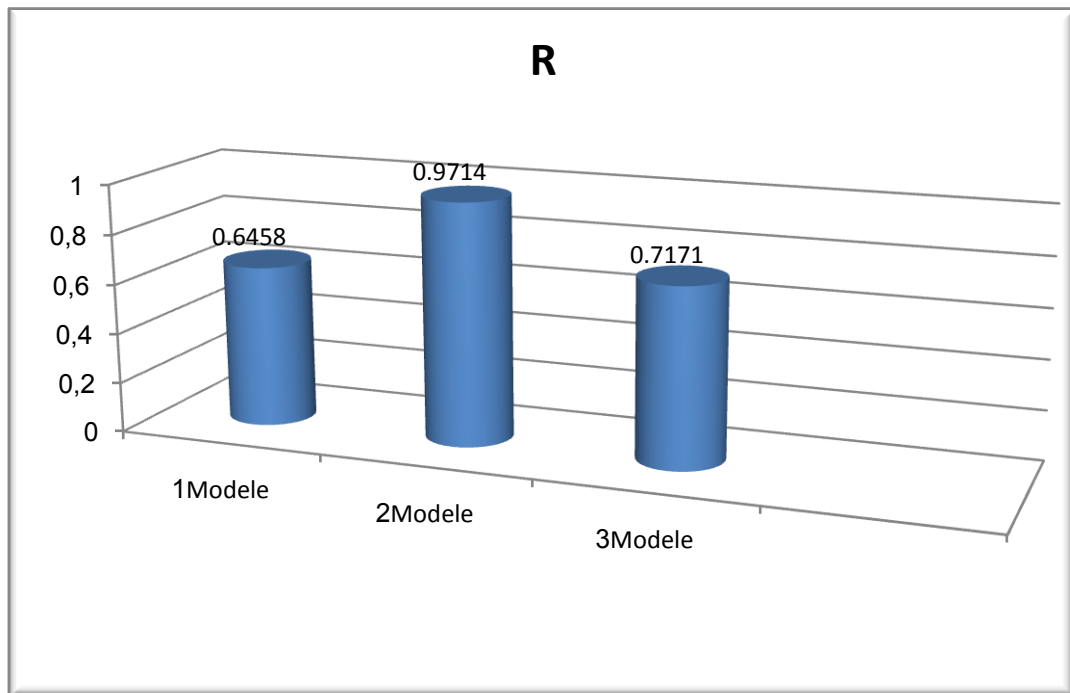


Figure 3.15: Courbe d'indicateur R.

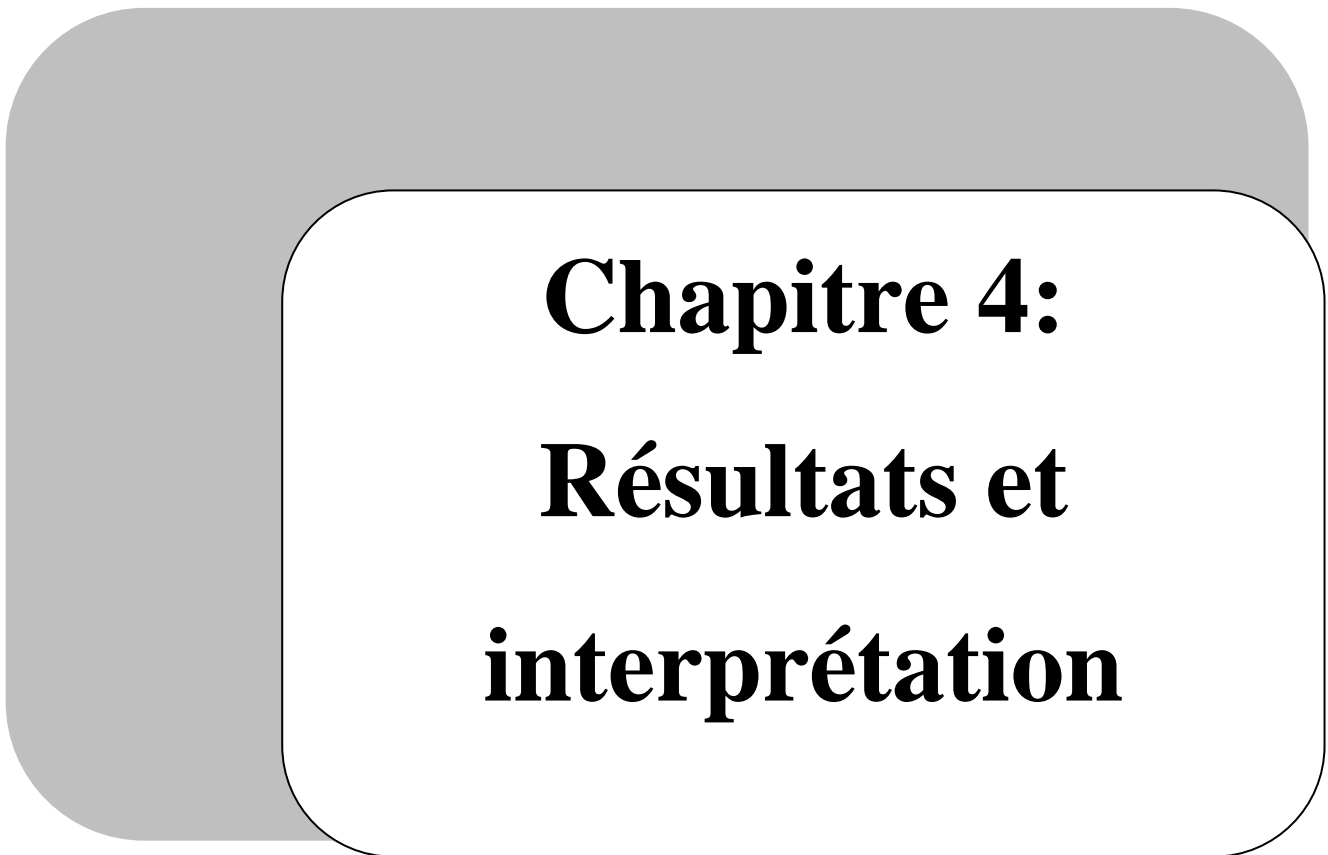
A partir des figures 3.12, 3.13, 3.14 et la comparaison de chaque indicateur statistique dans chaque modèle, on a remarqué que le modèle 2 (règles floue) c'est mieux à d'autre à cause de plus pas de MBE (-0.3384), plus bas de RMSE (77.101 w/m²), et R (0.9711).

Donc on a trouvé le modèle 2 (règles floue) c'est mieux dans la phase l'apprentissage et dans la phase de test .

10. Conclusion:

Dans ce chapitre on va travailler au méthode du ANFIS que considère comme réseau de neurones no boucle ,ils contient sue sept construction(la collecte des données, l'analyse des données, la séparation des bases de données, le choix d'un réseau de neurones, la mise en forme des données, l'apprentissage ,la validation).

Nous avons choisi 03 cas d'éléments, à chaque modèle (fuzzification, règle floue, Defuzzification) nous sommes appuyés sur le test dans chaque modèle afin de savoir les quels sont les meilleurs, Selon les indicateurs statistique afin d'adopter le meilleur modèle dans le phase d'apprentissage et la phase de test.



Chapitre 4:
Résultats et
interprétation

1.Introduction:

Dans le dernière chapitre nous avons consacré à l'application pour but de tester, simuler et valider les information données. L'étude des performances de ces techniques par simulation dans l'environnement MATLAB/Simulink sont présentés dans les mêmes conditions de fonctionnement pour la réalisation des programmes et des interfaces utilisateurs graphiques (GUIs) pour l' ANFIS.

2.Région d'étude :

Dans notre étude, un site Algérien, de la région d'Adrar a été choisis.

Adrar: est une commune de la wilaya d'Adrar, dont elle est le chef-lieu, située à 1 400 km au sud-ouest d'Alger.

Ce choix s'est porté sur la disponibilité des données radiométriques recherchées de la wilaya d'Adrar qui se caractérise par sa grande superficie, le tableau suivant présenter situation géographique notre sites étudiés.

Station	Adrar
Latitude (°)	27.97
Longitude (°)	-0.28
Altitude(m)	269

Tableau 4.1 : Situation géographique le site étudié .



Figure 4.2 : Appareil de mesure de l'irradiation global Pyrhéliomètre.

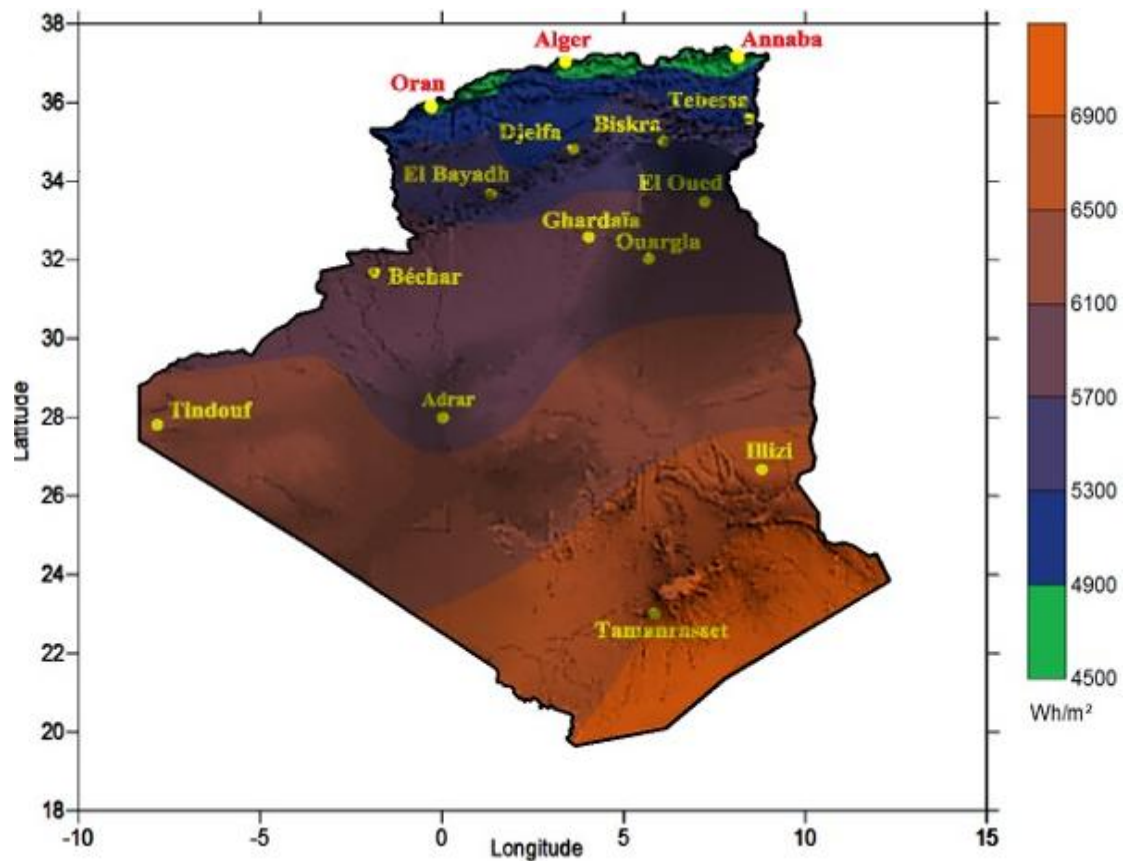


Figure 4.2 : Carte de l'irradiation solaire de l'Algérie .

3. Ressources matérielles et logicielles [6]:

Avant de commencer l'implémentation de l'application, il y a lieu d'abord de spécifier les outils utilisés, qu'on a suggéré être le bon choix vu les avantages qu'ils offrent.

3.1. Ressources matérielles :

Nous avons développé notre application sur une machine Intel ® celeron ® CPUN2820, avec une vitesse de 2.13 GHz, doté d'une capacité mémoire de 2.00 GO de RAM.

3.2. Ressources logicielles :

Concernant les ressources logicielles un Microsoft Windows 7 professionnel 32 bit est installée sur cet ordinateur, avec Matlab R2010a qui est utilisée pour l'implémentation .

4. Le logiciel utilisé:

nous avons choisie dans l'application de langage "Matlab".

4.1 Définition "Matlab":

est un logiciel commercial de calcul interactif. Il permet de réaliser des simulations numérique basées sur des algorithmes d'analyse numérique.

4.2 Les caractéristiques principales:

MATLAB qui est l'abréviation de MATrix LABoratory est un langage dont l'élément de base est la matrice .

- C'est un langage interprète
- Il n'est pas nécessaire de faire des déclarations de variables, ni de préciser la taille des matrices utilisées.

5. Les interfaces Graphiques :

On va créer dans l'application pour traitement sujet deux interfaces graphiques, la première interface (principale) c'est pour faire l'entraînement de réseaux à pour chaque modèle (fuzzification, Règles floues ainsi que defuzzification), après la deuxième interface c'est pour tester et estimer la valeur d'irradiation globale à chaque modèle, et aussi donner les résultats et comparer entre l'irradiation globale estimée et mesurée.

5.1. L'interface principale de différents modèles d'entraînement :



Figure 4.3: L'interface principale de projet .

5.2.L'interface de test et simulation:

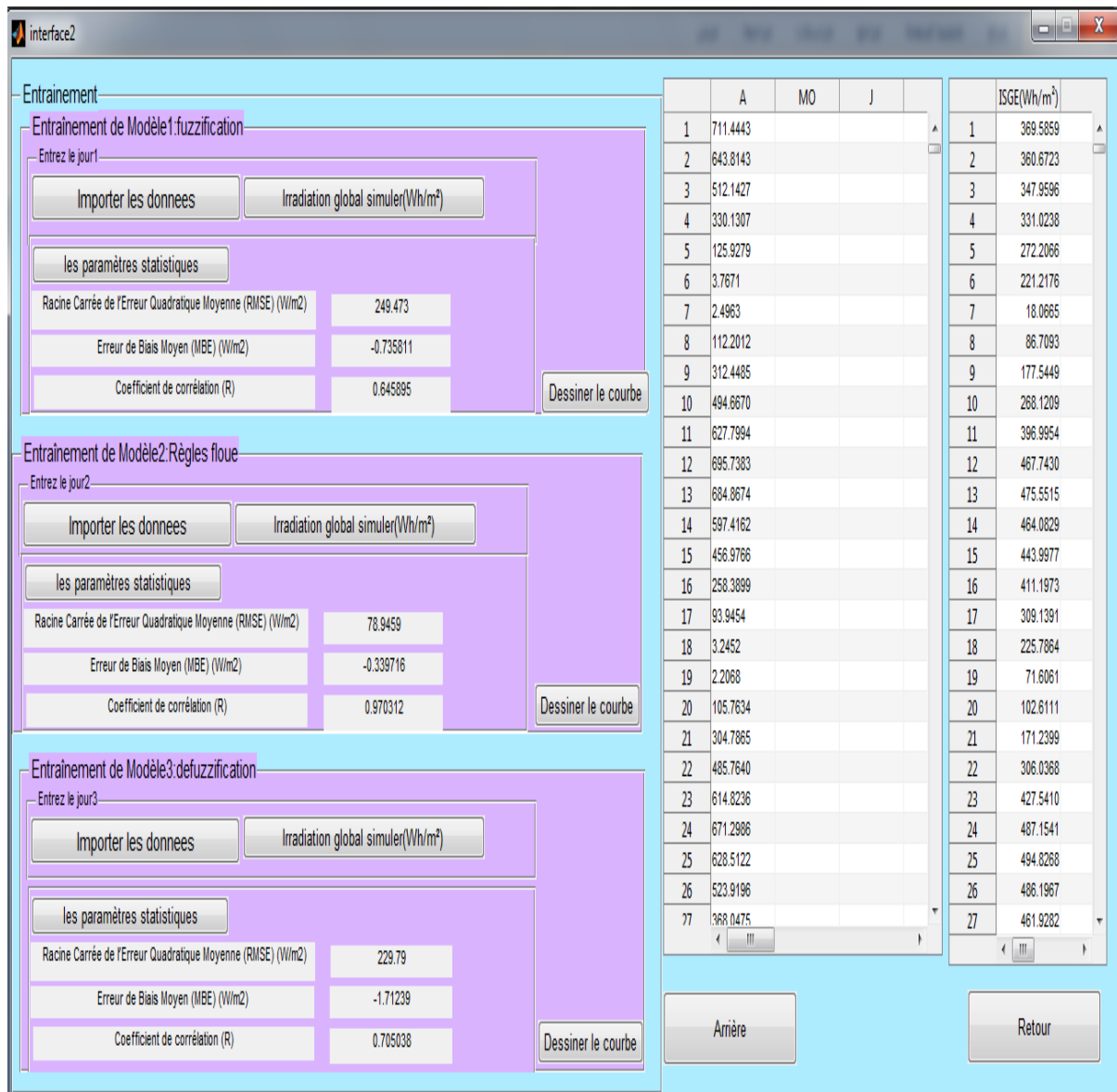


Figure 4.4 : L'interface de simulation et test.

Dans notre logiciel on a utilisée les paramètres suivants: Température, Relative Humidity, Pressure, Wind speed, Wind direction et Déclinaison, Hauteur angulaire maximale du soleil) à partir des fichiers Excel pour estimer la valeur d'irradiation global après appliquer sur elle les paramètres statistiques (RMSE,MBE,R), ce travail pour voir l'efficacité de programme.

6. Les résultats des paramètres statistiques RMSE,MBE,R:

De test on a remarque les valeurs des paramètres statistiques dans chaque modèle sont : le modèle 1 (fuzzification) :RMSE(249.473);MBE(-0.7358);R(0.6459), le modèle 2 (règles floue.:RMSE(78.94);MBE(-0.3397);R(0.9703),

Le modèle 3 (defuzzification):RMSE(229.77);MBE(-0.7124);R(0.7050).

Donc à partir les trois modèle on peut dire que le meilleur modèle

c'est le modèle 1(Règles floue). A cause de la discussion précédent, R très proche a 1, MBE est plus bass, RMSE est plus bas.

6.1. Courbes d'irradiation solaire estimé et mesuré:

Pour présenter les courbes, ont donné un exemple de courbe de jour test par exemple jour de test à chaque modèle et ont remarqué la différence du courbe de modèle par rapport les autres modèles.

Modèle 1:fuzzification

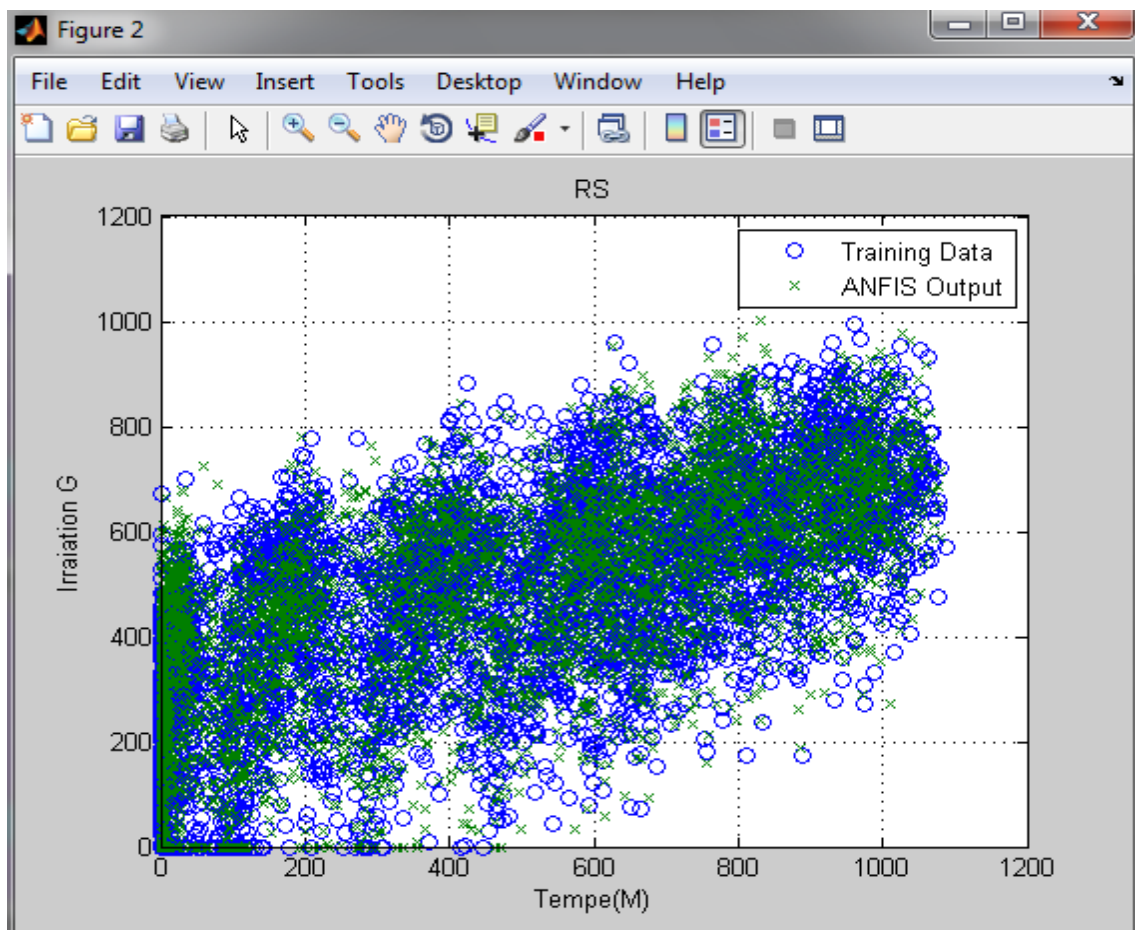


Figure 4.5 : Courbe d'irradiation solaire global simulé et mesuré de la jour du test.

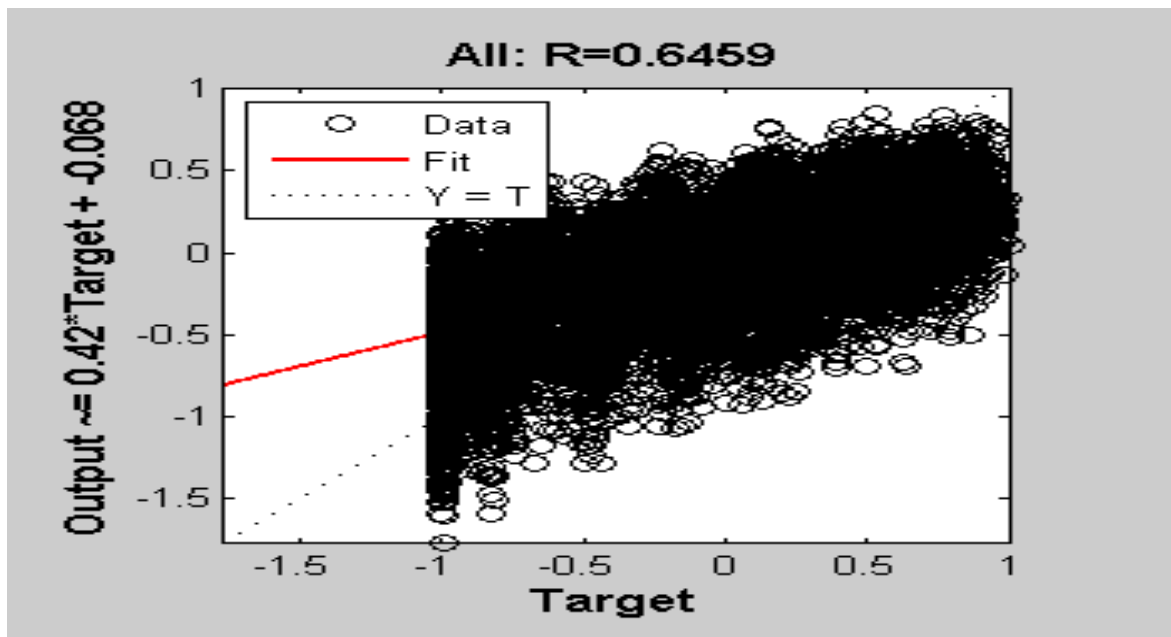


Figure 4.6 : Courbe de régression de la jour du test .

Modèle 2: règles floue

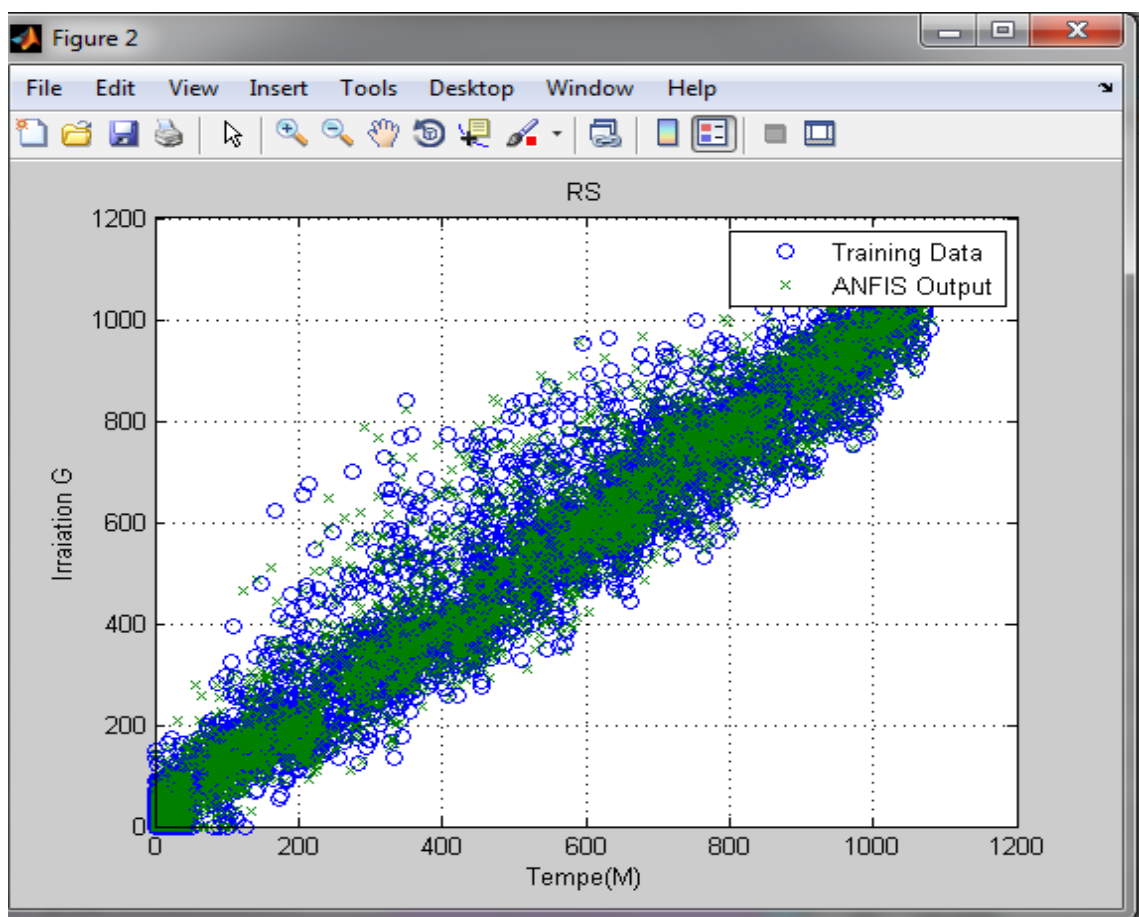


Figure 4.7 : Courbe d'irradiation solaire global simulé et mesuré de la jour du test.

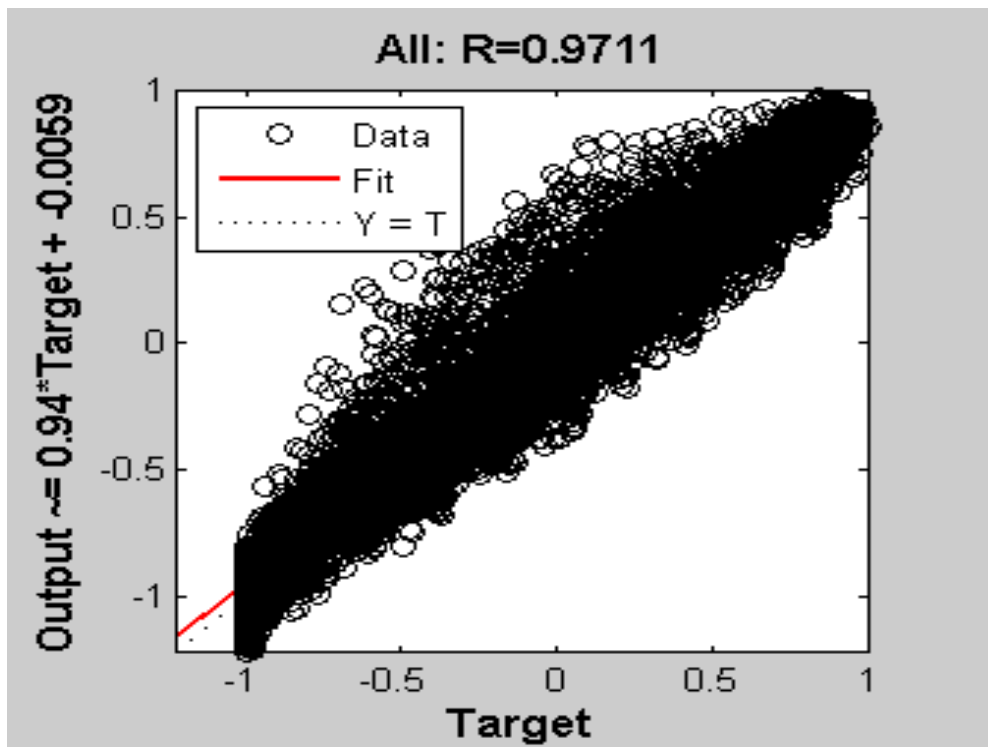


Figure 4.8 : Courbe de régression de la jour du test .

Modèle 3: defuzzification

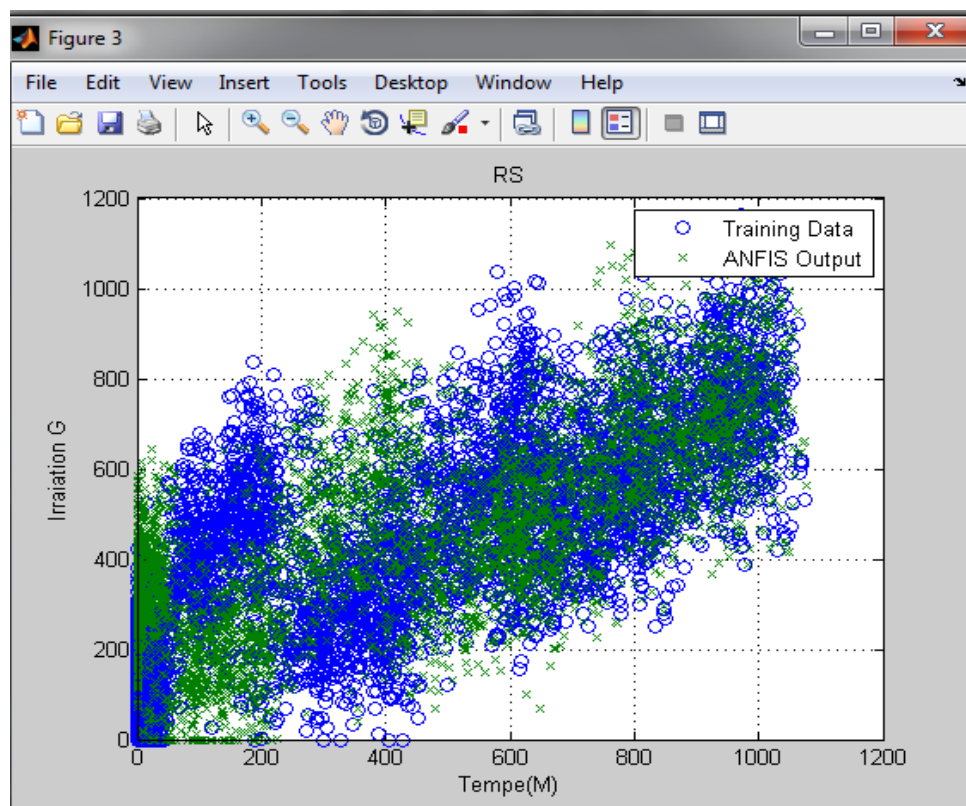


Figure 4.9 : Courbe d'irradiation solaire global simulé et mesuré de la jour du test.

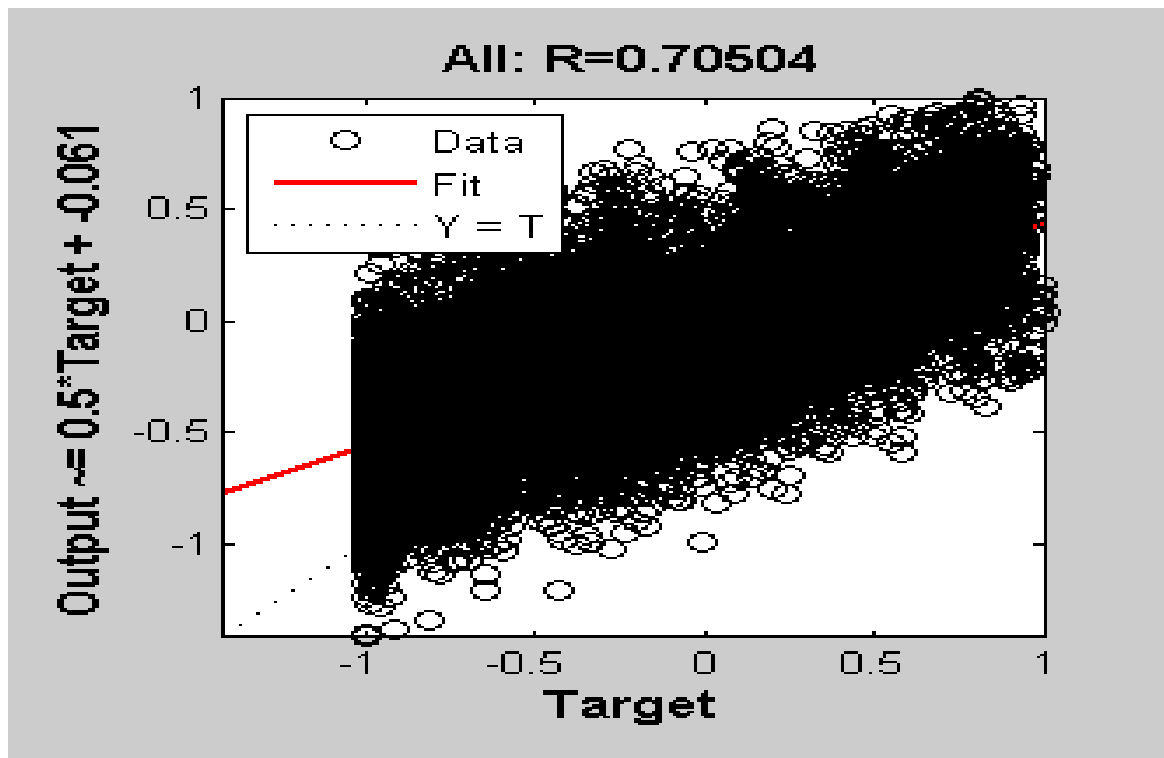


Figure 4.10: Courbe de régression de la jour du test .

A partir des courbes d'irradiation solaire estimé et mesuré (Figure 4.5 jusqu'à 4.10) de chaque modèle pour le jour du test qui on a présenté, on a remarqué que la courbe d'irradiation global estimé est proche à courbe d'irradiation global mesuré et nous notons que la courbe estimée est plus proche de courbe mesurée du modèle règles floue à la modèle fuzzification et modèle defuzzification.

La régression jour du test proche de 1 du modèle fuzzification ($R= 0,6459$), modèle règles floue($R=0.9703$), et modèle defuzzification ($R=0.7050$).

Les résultats et analyses précédentes montrent que le modèle optimal c'est le modèle 2, modèle Règle floue.

7. Conclusion :

Nous avons présenté dans ce chapitre deux interfaces l'une d'entraînement et l'autre de test et présenter le résultat de la courbe d'irradiation globale simulée par rapport à la courbe d'irradiation globale mesurée. Après avoir donné la discussion des valeurs de résultats.

Ces résultats obtenus sont appliqués dans notre travail.

conclusion générale

Conclusion générale

L'approche que nous avons développée dans ce mémoire est conçue pour l'estimation du rayonnement solaire atteignant le sol sur plan horizontal à l'échelle de l'heure et de la journée, en utilisant les informations extraites de SODA (Services Oriented Development of Application).

La centrale solaire en milieu désertique a été créée à Adrar. Cette centrale est chargée de mener des activités de recherche dans le domaine de l'énergie solaire et éolienne.

Ses activités comprennent également l'exploitation et le traitement de données radiologiques pour l'évaluation des sédiments solaires et solaires, ainsi que des travaux scientifiques et technologiques dans la conception et la production d'énergie solaire. La fourniture d'équipements solaires s'adapte au climat désertique, ainsi que l'endurance et la fiabilité des équipements.

L'objectif de notre étude est de développer un modèle neuronal qui pourra être utilisé pour prédire l'irradiation solaire global .

On a utilisé différents paramètres d'entrées ont que étudié en vue de choisir le plus performant, et utilisée 03 modèle pour estimer l'irradiations solaire global et ce en comparant l'irradiation solaire global prédite par chacun des modèles développés avec l'irradiation solaire mesurée. Nous basant pour l'évaluation de la performance de ces modèles sur plusieurs critères des indicateurs statistiques.

On va utilisée sept paramètre d'entrée le température, Relative humidity ,Pressur,wind speede,wind direction, déclinaison, hauteur angulaire maximale du soleil pour obtenir sur les résultat Désiré .

Afin de testé le logiciel utilisée qui calculer l'irradiation solaire global à chaque heure et nous l'avons comparée a l'irradiation solaire global mesurée avec simule pour chaque modèle, on peut dire que notre programme a donné des très bons résultats et les résultats trouvés indiquent que la méthode appliquée (ANFIS) pour l'estimation est très efficace. En perspectives, on propose quelques tâches à traiter ultérieurement, comme :

- 1.Réalisation pratique des commandes proposées.
- 2.L'estimation du rayonnement global à partir des 07 paramètres d'entrée peut être n'est pas suffisante ou efficace d'autre région d'Adrar .
- 3.Fait l'estimation par d'autre paramètres d'entrée par exemple l'indice de clarté, jour de l'année, duré du jour.
- 4.Utilise d'autre technique pour l'estimation comme algorithme génétique.
- 5.Prolongation de l'étude sur de l'Algérie.



Bibliographies

Reference bibliographique

- [1] **Hadj Belkademi Mohammed** :Modélisation et Etude Expérimentation d'un Capteur Solaire non Vitré et Perforé; thèse de master, Université Abou Bekr Belkaid de Tlemcen.
- [2] **Bouden Abdelmalek** Analyse optimisée de système de pompage photovoltaïque ;thèse de magister,Université Mentouri de Constantine .
- [3] **NIA Mohamed** : Etude comparative des méthodes d'estimation du rayonnement solaire; thèse de magister; et Etude Expérimentation d'un Capteur Solaire non Vitré et Perforé; thèse de master, Université Ferhat Abbas– Setif.
- [4] **Helali Kamelia**: Modélisation d'un cellule photovoltaïque étude comparative ; thèse de magister
Université Mouloud Memmeri du Tizi-Ouzou.
- [5] **Pierre Henri Communay**: Héliothermiques; Le gisement solaire Méthodes et calculs.Grope de Recherche et d'Édition-2002.
- [6] **Belouafi Lalla Moulati & Saidi Karima** :Estimation de l'énergie d'un capteur solaire à partir de réseau de neurones artificiels; thèse de master; Université Ahmed Draia de Adrar.
- [7] **Harendi Amine & Arbaoui Ali**: Calcul de l'MPPT par réseaux de neurone pour un système photovoltaïque; thèse de master; Université Kasdi Merbah Ouargla.
- [8] **Trahi Fatiha**: prédiction de l'irradiation solaire globale pour la region de tizi-ouzou par les réseau de neurones artificiels.
Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA; ;thèse Magister ;université Moloud Mammeri de tizi-ouzou.
- [9] **Hadjab Moufdi** :: Développement des performances d'un système photovoltaïque; thèse magister université djillali liabes sidi bel abbes.
- [10] **Hicham Chaoui**: Conception et Comparaison de lois de Commande adaptative à base de réseaux de neurones pour une articulation flexible avec non-linéarité dure; thèse de Magister ;université du Québec à Trois-Rivières..
- [11] **Zahir Asradj**: Identification des systèmes non linéaires par les réseaux de neurones; thèse de Magister ;Université Abderahmane Mira -Bejaia
- [12] **BAISSI Mohamed Tahar**: Etude théorique et expérimentale des paramètres de fonctionnement d'un capteur solaire plan; thèse de Magister; Université Mohamed Khider – Biskra.
- [13] **Claude Delorme**, « Gisement solaire » G.D.T.A (1987), texte imprimé à partir du site : <http://catalogue-bibliothèque.upmc.fr> (Sorbonne Université).

Reference bibliographique

- [14] **Chiba Younes**, « Etude de l'utilisation d'un bassin d'eau comme capteur solaire», thèse magister , université M'entouré Constantine .
- [15] **Benabadji Ismahan**, «Optimisation d'une Base de Règles Floues : Application à la commande d'un drone»; thèse magister ; Université Des Sciences Et De La Technologie D'oran Mohamed Boudiaf .
- [16] **MIMOUNE Radhwane & ABASSI Abdallah** : Amélioration des performances de techniques intelligentes utilisées en fusion multi sensorielle dans les systèmes de surveillance des eaux propres; thèse master ; Université Mohamed Boudiaf - M'sila.
- [17] **KHAMMAR Fatma**: Contribution à l'Etude de la Commande d'une Machine Asynchrone : Approches Intelligentes; thèse Doctorat.; Université Badji Mokhtar-Annaba.
- [18] M^{elle} **MEZIANI Fariza** :Détermination du gisement solaire par traitement d'images MSG; Thèse Magister; Université Mouloud Mammeri De Tizi Ouzou .
- [19] www.soda-pro.com/web-services#meteo-data.