

République Algérienne Démocratique et Populaire
Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou
Faculté du Génie Electrique et d'Informatique
Département d'Electronique

MEMOIRE DE MAGISTER

EN ELECTRONIQUE

Option : Télédétection

Thème:

Prédiction de l'irradiation solaire globale pour la région de Tizi-Ouzou par les réseaux de neurones artificiels.

Application pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque pour l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA.

Présenté par :

M^{elle} TRAHI Fatiha.

Devant le jury d'examen composé de :

AMEUR Soltane	Professeur à l'UMMTO	Président
LAGHROUCHE Mourad	Maitre de conférences A à l'UMMTO	Rapporteur
BENFDILA Arezki	Professeur à l'UMMTO	Examineur
LAHDIR Mourad	Maitre de conférences B à l'UMMTO	Examineur

REMERCIEMENTS

Avant tout, je remercie le bon dieu, le tout puissant de m'avoir donné la force nécessaire pour mener à terme ce travail.

Ensuite, Je voudrais exprimer ma reconnaissance à Monsieur LAGHROUCHE, Maître de conférences à l'Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou, pour son encadrement efficace, son soutien, et sa disponibilité. Qu'il trouve ici l'expression de ma profonde gratitude.

J'exprime ma profonde gratitude à Monsieur AMEUR Soltane, Professeur à UMMTO, d'avoir accepté la présidence du Jury chargé d'examiner ce mémoire.

Que Messieurs LAHDIR Mourad, Maître de conférences et BENFDILA Arezki, Professeur, à l'UMMTO, trouvent ici, l'expression de ma profonde reconnaissance d'avoir accepté de faire partie du Jury.

Mes remerciements vont également, à l'ONM d'Alger qui nous ont mis à disposition les données météorologiques.

Je tiens à remercier vivement les membres de ma famille qui m'ont toujours encouragée et soutenue et plus particulièrement, ma mère et Lynda.

Enfin, je remercie, tous ceux qui ont contribué, de près ou de loin à l'élaboration de ce mémoire, de même que ceux qui ont participé à ma formation, qu'ils trouvent ici, l'expression de ma profonde gratitude.

DEDICACES

A la mémoire de mon père et de Fares ;

Que dieu vous accueille dans son vaste paradis.

A ma mère ;

Que dieu te garde toujours près de moi.

Résumé :

Ce travail a été incité par le manque de mesure de l'irradiation solaire globale dans quelques emplacements, notamment dans la région de Tizi-Ouzou, la donnée la plus importante pour l'étude et le dimensionnement des systèmes solaires photovoltaïques.

En effet, plusieurs modèles neuronaux prédictifs de l'irradiation solaire globale moyenne mensuelle reçue sur un plan horizontal ont été développés en vue de choisir le modèle le plus performant pour son estimation. De ce fait, différents paramètres météorologiques et astronomiques mesurés par la station météorologique ou estimés par des modèles mathématiques pour la région de Tizi-Ouzou (36.42°N, 4.03°E) ont été utilisés.

Ensuite, un dimensionnement de l'installation photovoltaïque alimentant le laboratoire de recherche LAMPA de l'Université de Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou continuellement durant toute l'année par l'énergie solaire photovoltaïque, a été réalisé. Ça a exigé une étude précise du besoin électrique, une évaluation et une optimisation de l'irradiation solaire reçue sur le plan des capteurs photovoltaïques.

La qualité des résultats obtenus est très convaincante, et mène à des perspectives plus prometteuses.

Mots clés : Irradiation solaire, Réseaux de Neurones Artificiels, Prédiction, Système photovoltaïque, Dimensionnement.

Sommaire

Introduction générale.....	1
-----------------------------------	----------

Chapitre I : Notions générales et système photovoltaïque

I.1. Introduction.....	4
I.2. Rayonnement solaire.....	4
I.2.1. Rayonnement extraterrestre.....	4
I.2.2. Rayonnement solaire en atmosphère terrestre.....	5
I.3. Indice de clarté	6
I.4. Irradiation solaire	6
I.5. Durée d'insolation (Insolation)	6
I.6. Coordonnées géographiques terrestres.....	7
I.6.1. Latitude (φ).....	7
I.6.2. Longitude (L)	7
I.6.3. Altitude.....	7
I.7. Position du soleil.....	7
I.7.1. Coordonnées horaires	7
I.7.1.1. Déclinaison du soleil (δ , d).....	7
I.7.1.2. Angle horaire du soleil (ω , Ah, h)	8
I.7.2. Coordonnées horizontales	9
I.7.2.1. Hauteur du soleil (γ , H)	9
I.7.2.2. Azimut du soleil (χ , A)	10
I.7.2.3. Angle zénithal (θ_z).....	10
I.8. Energie solaire photovoltaïque.....	11
I.8.1. Effet photovoltaïque	11
I.8.2. Système photovoltaïque	11
I.8.2.1. Cellule photovoltaïque.....	12
I.8.2.2. Batteries d'accumulateurs.....	17
I.8.2.3. Régulateurs	18
I.8.2.4. Onduleurs.....	18
I.8.2.5. Charge (utilisateurs).....	18

I.9. Discussion	18
Chapitre II: Introduction aux réseaux de neurones artificiels	
II.1. Introduction	19
II.2. Neurone biologique	19
II.3. Neurone artificiel (formel).....	20
II.4. Fonctions d'activation	21
II.4.1. Fonction tout/ rien (à seuil).....	21
II.4.2. Fonction linéaire	21
II.4.3. Fonction sigmoïde.....	21
II.5. Réseaux de neurones.....	23
II.5.1. Réseaux non bouclés.....	24
II.5.2. Réseaux bouclés (ou récurrents)	24
II.6. Apprentissage des réseaux de neurones.....	25
II.6.1. Apprentissage supervisé.....	25
II.6.2. Apprentissage non supervisé.....	26
II.7. Perceptron multicouche (MLP)	26
II.7.1. Equation du réseau MLP	27
II.7.2. Algorithme d'apprentissage des réseaux de neurones multicouches	28
II.7.2.1. Algorithme d'entraînement	28
II.7.2.2. Amélioration de la vitesse de convergence de l'algorithme.....	30
II.7.2.3. Algorithme de Levenberg-Marquardt	30
II.7.2.4. Initialisation du vecteur des paramètres poids synaptiques.....	32
II.7.2.5. Amélioration de la généralisation.....	32
II.8. Discussion.....	33
Chapitre III: Application des réseaux de neurones à la prédiction	
III.1. Problématique et objectif.....	34
III.2. Procédure de construction d'un réseau de neurones	34
III.2.1. Collecte d'une base de données.....	35
III.2.2. Séparation des bases de données	35
III.2.3. Choix de l'architecture du réseau	35
III.2.4. Prétraitement des données	37
III.2.5. Phase d'apprentissage	37
III.2.6. Phase de test.....	38

III.3. Etude des paramètres de construction	38
III.4. Critères utilisés pour l'évaluation des performances des modèles	46
III.5. Résultats et discussion	47
III.6. Conclusion	Erreur ! Signet non défini.

Chapitre IV: Dimensionnement d'une installation photovoltaïque

IV.1. Introduction	51
IV.2. Méthodologie suivie pour le dimensionnement	51
IV.2.1. Calcul de l'irradiation solaire incidente sur les capteurs	51
IV.2.1.1. Calcul de l'irradiation horaire globale reçue sur un plan horizontal	53
IV.2.1.2. Calcul des irradiances horaires diffuse et directe horizontales	54
IV.2.1.3. Inclinaison et orientation optimales des capteurs photovoltaïques	56
IV.2.2. Méthodes de dimensionnement	57
IV.2.2.1. Estimation de la consommation	58
IV.2.2.2. Dimensionnement du générateur photovoltaïque	59
IV.2.2.3. Dimensionnement des batteries	60
IV.2.2.4. Dimensionnement du régulateur	61
IV.2.2.5. Dimensionnement de l'onduleur	61
IV.3. Calcul de l'énergie produite par le champ photovoltaïque installé	62
IV.4. Résultats et discussion	63
IV.4.1. Estimation de la moyenne mensuelle du rayonnement diffus horizontal	63
IV.4.2. Choix de l'inclinaison optimale pour les panneaux	65
IV.4.3. Calcul de l'irradiation solaire incidente sur les capteurs	66
IV.4.4. Dimensionnement de l'installation photovoltaïque	66
IV.4.5. Calcul de l'énergie produite par le champ photovoltaïque	70
IV.5. Conclusion	71
Conclusion générale	72

Références

Annexes

Liste des tableaux

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

Tableau (III.1) : Paramètres utilisés.

Tableau (III.2) : Différents modèles utilisés pour l'entraînement du réseau de neurone.

Tableau (III.3) : Variation des erreurs d'apprentissage et de test en fonction du nombre de neurone dans la couche cachée.

Tableau (III.4) : Meilleurs résultats obtenus sur la base de test pour chaque modèle.

Tableau (IV.1) : Jour moyen mensuel et numéro de jour correspondant de l'année.

Tableau (IV.2): Relation entre la latitude et l'inclinaison des panneaux pour une utilisation annuelle.

Tableau (IV.3): Comparaisons des différents modèles d'estimation de l'irradiation diffuse.

Tableau (IV.4) : Consommation journalière du laboratoire LAMPA.

Tableau (IV.5) : Consommation journalière totale des appareils fonctionnant en continu.

Tableau (IV.6) : Consommation journalière totale des appareils fonctionnant en alternatif.

Tableau (IV.7) : Résultats de dimensionnement de l'installation photovoltaïque.

Liste des figures

Figure (I.1) : Répartition spectrale du rayonnement solaire.

Figure (I.2) : Coordonnées horaires.

Figure (I.3) : Coordonnées horizontales.

Figure (I.4) : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque autonome.

Figure (I.5) : Structure d'une cellule photovoltaïque.

Figure (I.6) : Caractéristique courant-tension d'une cellule solaire photovoltaïque.

Figure (I.7) : (a) Influence de l'éclairement sur la caractéristique courant-tension d'une cellule photovoltaïque.

(b) Influence de la température sur la caractéristique courant-tension d'une cellule photovoltaïque.

Figure (I.8) : Influence de la température sur la caractéristique puissance-tension d'une cellule photovoltaïque.

Figure (I.9) : Influence de l'éclairement sur la caractéristique puissance-tension d'une cellule photovoltaïque.

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

Figure (II.2) : Modèle d'un neurone formel à n entrées.

Figure (II.3) : Structure d'un réseau non récurrent.

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

Figure (II.5) : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.

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

Figure (II.7) : Structure d'un perceptron multicouche.

Figure (II.8) : Illustration de l'arrêt prématuré de l'apprentissage.

Figure (III.1) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la durée d'insolation.

Figure (III.2) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la durée astronomique du jour.

Figure (III.3) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et l'irradiation extraterrestre.

Figure (III.4) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la différence de température.

Figure (III.5) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la température maximale.

Figure (III.6) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la température minimale.

Figure (III.7) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la pression atmosphérique.

Figure (III.8) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et le taux de précipitation.

Figure (III.9) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et l'humidité relative.

Figure (III.10) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la hauteur angulaire du soleil.

Figure (III.11) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la déclinaison.

Figure (III.12) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la vitesse du vent.

Figure (III.13) : Erreur d'apprentissage et de test en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée pour le modèle M8.

Figure (III.14) : Evolution de l'irradiation solaire mesurée et celle obtenues par le modèle M8 en fonction du mois pour la base d'entraînement.

Figure (III.15) : Evolution de l'irradiation solaire mesurée et celle obtenues par le modèle M8 en fonction du mois pour la base de test.

Figure (III.16) : Comparaison entre données mesurées et celles obtenues par le modèle neuronale M8, base de test.

Figure (III.17) : Comparaison entre données mesurées et celles obtenues par le modèle neuronale M8, base d'entraînement.

Figure (III.18) : Architecture du réseau de neurone retenu.

Figure (IV.1) : Composantes du rayonnement solaire incidentes sur le capteur photovoltaïque.

Figure (IV.2) : Définition des angles pour un plan incliné: inclinaison β , azimuth A et angle d'incidence θ .

Figure (IV.3) : Comparaison entre les résultats de calcul de l'irradiation solaire diffuse moyenne mensuelle reçue sur plan horizontal par les différents modèles.

Figure (IV.4) : Evolution des irradiances solaires globale et diffuse reçues sur un plan horizontal durant l'année 2005.

Figure (IV.5) : Irradiation solaire globale reçue sur des plans de différentes inclinaisons.

Figure (IV.6) : Valeurs mensuelles des irradiances solaires globales reçues sur plan incliné d'un angle de 46° par rapport à l'horizontal, et sur plan horizontal.

Figure (IV.7) : Comparaison entre l'énergie consommée par le laboratoire et l'énergie électrique produite par le champ photovoltaïque total.

Nomenclature

1. Symboles

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

h : Constante de planck (J.s).

C : Vitesse de la lumière (m /s).

λ : Longueur d'onde (m).

G_0 : Rayonnement extraterrestre ($MJ.m^{-2}.jour^{-1}$ où $Wh. m^{-2}.jour^{-1}$).

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

K_T : Indice de clarté.

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

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

S_0 : Durée du jour (h).

S : Durée d'insolation (h).

φ : Latitude ($^{\circ}$).

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

δ : Déclinaison ($^{\circ}$).

ω : Angle horaire ($^{\circ}$).

γ : Hauteur angulaire du soleil ($^{\circ}$).

γ_{max} : Hauteur angulaire maximale du soleil ($^{\circ}$).

χ : Azimut du soleil ($^{\circ}$).

θ_z : Angle zénithal ($^{\circ}$).

E_g : Largeur de la bande interdite.

I_{CC} : Courant de court circuit (A).

V_{CO} : Tension de circuit ouvert (V).

P_{mpp} : Puissance au point de puissance maximale (W).

M : Numéro du mois.

T_{moy} : Température moyenne ($^{\circ}\text{C}$).

T_{max} : Température maximale ($^{\circ}\text{C}$).

T_{min} : Température minimale ($^{\circ}\text{C}$).

H_u : Humidité relative (%).

ΔT : Ecart entre la température maximale et minimale ($^{\circ}\text{C}$).

Prec : Precipitation (mm).

R : Coefficient de corrélation.

R^2 : Coefficient de détermination.

H_{mes} : Irradiation solaire mesurée ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$).

H_{est} : Irradiation solaire estimée par le réseau de neurone ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$).

$\overline{H_{\text{mes}}}$: Valeur moyenne de l'irradiation solaire mesurée ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$).

$\overline{H_{\text{est}}}$: Valeur moyenne de l'irradiation solaire estimée par le réseau de neurone ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$).

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

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

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

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

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

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

X : Vecteur des paramètres d'entrées.

b_1 : Vecteur des seuils de la couche cachée.

b_2 : Vecteur des seuils de la couche de sortie.

I_T : Irradiation horaire totale reçue sur le plan des capteurs ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{h}^{-1}$).

I : Irradiation horaire globale reçue sur un plan horizontal pour la journée moyenne ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{h}^{-1}$).

I_D : Irradiation horaire directe reçues sur un plan horizontal ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{h}^{-1}$).

I_d : Irradiation horaire diffuse reçue sur un plan horizontal ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{h}^{-1}$).

I : Irradiation horaire globale reçue sur un plan horizontal ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{h}^{-1}$).

ρ : Albédo du sol.

θ : Angle d'incidence ($^{\circ}$).

G_h : Irradiation globale quotidienne reçue sur un plan horizontal ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$).

D_h : Irradiation diffuse quotidienne reçue sur un plan horizontal ($\text{Wh. m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$).

r_t : Rapport de la valeur horaire sur le total quotidien de l'irradiation globale.

r_b : Rapport des irradiances directes horaires reçues sur le plan des capteurs aux irradiances directes horaires reçues sur le plan horizontal.

K_D : Fraction diffuse.

E_c : Consommation totale d'une application (Wh/jour).

E_{DC} : Energie consommée par les charges DC (Wh/jour).

E_{AC} : Energie consommée par les charges AC (Wh/jour).

η_{ond} : Rendement moyen de l'onduleur.

E_p : Énergie produite (Wh).

E_C : Énergie consommée (Wh).

K : Coefficient correcteur.

P_{ch} : Puissance crête du champ photovoltaïque (W_p ou W_C).

I_r : Irradiation moyenne mensuelle reçue par le capteur photovoltaïque correspondant au mois le plus défavorable ($\text{Wh.m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$).

V_{ch} : Tension de fonctionnement de l'installation photovoltaïque (V).

P_c : Puissance crête du module photovoltaïque (W_C).

V_n : Tension nominale du module photovoltaïque (V).

N_m : Nombre total de modules.

N_s : Nombre de modules connectés en série.

N_p : Nombre de modules connectés en parallèle.

C_{Bat} : Capacité de la batterie (Ah).

V_{Bat} : Tension de la batterie (V).

η_{Bat} : Rendement de la batterie.

N : Nombre de jour d'autonomie.

I_s : Courant de sortie du régulateur (A).

P : Puissance totale consommée par les récepteurs (W).

H : Irradiation globale reçue sur le plan des capteurs ($\text{Wh.m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$).

P_d : Pertes diverses du champ photovoltaïque dû à la saleté ou à la neige, et pertes de conditionnement de l'énergie.

η_{mod} : Rendement moyen du module.

T_r : Température de référence ($^{\circ}\text{C}$).

η_r : Rendement du module à la température de référence T_r .

β_p : Coefficient de température pour le rendement du module ($\%/^{\circ}\text{C}$).

T_c : Température des cellules photovoltaïque ($^{\circ}\text{C}$).

$NOCT$: Température nominale des cellules en opération ($^{\circ}\text{C}$).

T_a : Température ambiante moyenne du mois ($^{\circ}\text{C}$).

Les autres symboles utilisés sont définis dans les chapitres correspondants

2. Abréviation

TSV : Temps solaire vrai (h).

TU : Temps Universel (h).

RMSE : Root mean square error.

MBE : Mean bias error.

MAPE : Mean absolute percentage error.

MLP : Multi layer perceptron (Perceptron multi couche).

PDD : Profondeur de décharge.

Introduction générale

Introduction générale

L'énergie est la base de toute activité humaine. De nos jours, une grande partie de la demande mondiale en énergie est assurée à partir de ressources fossiles. Cependant, les réserves de combustibles fossiles sont limitées. Certains pays développés se sont orientés vers l'énergie nucléaire, alors que cette dernière n'est pas à la portée de tous les états et surtout des pays en voie de développement et présente des risques d'accidents graves.

En effet, la croissance de la demande énergétique mondiale, l'épuisement inévitable des ressources fossiles, à plus ou moins long terme, et la détérioration de l'environnement causée par ces types d'énergies, a incité au développement de nouvelles sources d'énergies, renouvelables, assurant ainsi une durabilité et une protection de l'environnement qui est devenue un point très important.

L'utilisation de l'énergie solaire photovoltaïque semble être une nécessité pour l'avenir. En effet, le rayonnement solaire constitue la ressource énergétique la plus abondante sur terre. La quantité d'énergie libérée par le soleil (captée par la planète terre) pendant une heure pourrait suffire à couvrir les besoins énergétiques mondiaux pendant une année [1].

Afin de mieux exploiter cette énergie et d'optimiser sa collecte par les capteurs photovoltaïques, il est nécessaire de connaître la distribution de l'irradiation solaire sur le lieu de l'implantation prévu pour l'installation photovoltaïque, sous différentes orientations et inclinaisons .

Cependant, l'irradiation solaire est l'un des paramètres météorologiques les plus difficiles à estimer du fait qu'elle est fonction de plusieurs paramètres géographiques et astronomiques et est tributaire des conditions météorologiques et atmosphériques.

Ça n'a pas empêché quand même que plusieurs modèles d'estimation sur différentes échelles temporaires (heure, jour, et mois) à partir des données météorologiques les plus aisément disponibles soient développées.

D'un autre coté les réseaux de neurones artificiels ont attiré l'attention d'un grand nombre de chercheurs dans le domaine des énergies renouvelables, et en particulier pour la prédiction de données météorologiques telles que l'irradiation solaire.

En effet, beaucoup de travaux de recherche ont prouvé la capacité des réseaux de neurones à prédire les données météorologiques. Ils ont démontré qu'ils sont plus appropriés, et donnent de meilleurs résultats comparés aux méthodes d'approximation conventionnelles proposées par d'autres chercheurs, pour la prédiction de l'irradiation solaire [2,3].

L'avantage de la méthodologie proposée (modélisation par les réseaux de neurones artificiels) est qu'elle offre la possibilité d'exploiter implicitement les informations associées au problème, sans avoir une connaissance a priori de la relation reliant les différentes variables à l'irradiation solaire.

L'objectif de notre travail est d'utiliser un outil de modélisation mathématique pour prédire l'irradiation solaire. A cet effet, nous nous sommes intéressés à l'application des réseaux de neurones artificiels pour trouver le modèle le plus performant permettant de prédire l'irradiation solaire globale moyenne mensuelle quotidienne reçue sur un plan horizontal pour la région de Tizi-Ouzou, à partir des données météorologiques que nous avons pu récupérer de l'ONM d'Alger, et des données astronomiques calculées à partir de relations mathématiques déjà existantes.

Une fois le meilleur modèle est choisit, il sera capable de prédire l'irradiation solaire globale mensuelle horizontale pour la région de Tizi-Ouzou pour n'importe quel mois de n'importe quelle année en un temps vraiment très réduit, il suffit seulement de disposer des données correspondantes, utilisées comme variables d'entrées pour le modèle.

Comme application à notre étude, nous avons pensé à dimensionner une installation photovoltaïque autonome qui servira à l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA de l'Université Mouloud Mammeri de Tizi-Ouzou.

En effet, pour fournir l'énergie continuellement durant toute l'année, un système photovoltaïque doit être donc correctement dimensionné. Ce qui exige une étude précise du besoin électrique, une évaluation et une optimisation de l'irradiation solaire reçue sur le plan des capteurs photovoltaïques.

Le travail est présenté en quatre chapitres;

Dans le premier chapitre, on donne des rappels sur l'énergie solaire, on étudie les différents paramètres géographiques et astronomiques pouvant influencer l'intensité de l'irradiation solaire reçue au niveau du sol et on termine par une description sommaire du système photovoltaïque.

Dans le second chapitre, on décrit les réseaux de neurones artificiels. Une attention plus particulière sera adressée au perceptron multicouche et son algorithme d'apprentissage.

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

Le quatrième chapitre sera consacré au dimensionnement de l'installation photovoltaïque qui alimentera le laboratoire de recherche LAMPA, après l'évaluation et l'optimisation de l'irradiation solaire globale incidente sur les capteurs photovoltaïques.

Une conclusion sur les résultats obtenus et les futures perspectives de ce travail terminent cette étude.

Chapitre I

Notions générales et système photovoltaïque

I.1. Introduction

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

Ainsi, nous avons consacré ce chapitre pour donner des rappels sur l'énergie solaire, les différents paramètres qui influent sur l'intensité du flux solaire reçu au niveau du sol avant d'introduire la notion d'effet photovoltaïque, et de la cellule solaire photovoltaïque. Enfin nous citerons les différents composants constituant le système photovoltaïque.

I.2. Rayonnement solaire

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

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

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

Où h est la constante de Planck, $h = 6,62.10^{-34}$ J.s

I.2.1. Rayonnement extraterrestre

Le rayonnement solaire extraterrestre couvre un très large domaine de longueur d'ondes. Il ne dépend d'aucun paramètre météorologique, mais il est fonction de quelques paramètres astronomiques et géographique tel que: la latitude du lieu (φ), la déclinaison solaire(δ), et l'angle horaire au coucher du soleil (ω_0).

Sur une surface horizontale, et pour le jour n , le rayonnement extraterrestre G_0 ($\text{MJ.m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$) est obtenu à l'aide de l'équation suivante [5]:

$$G_0 = \frac{24 \times 60}{\pi} G_{sc} \left[1 + 0,034 \cos \left(\frac{2\pi n}{365} \right) \right] [\omega_0 \cdot \sin(\varphi) \cdot \sin(\delta) + \cos(\varphi) \cdot \cos(\delta) \cdot \sin(\omega_0)] \quad (I.2)$$

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

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

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

I.2.2. Rayonnement solaire en atmosphère terrestre

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

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

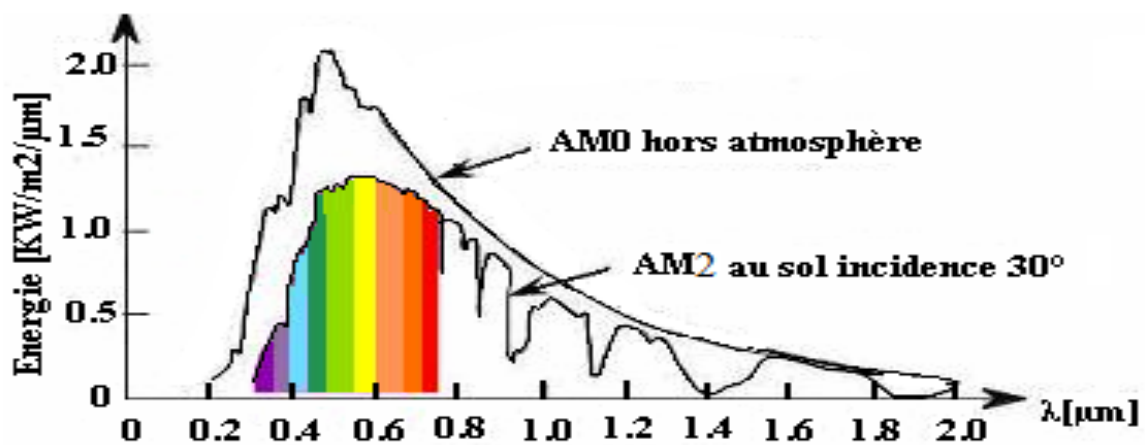


Figure (I.1) : Répartition spectrale du rayonnement solaire, d'après [6]

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

- ✓ **Rayonnement direct:** C'est le rayonnement reçu directement du soleil, sans diffusion par l'atmosphère.
- ✓ **Rayonnement diffus :** est le rayonnement diffusé par les différents gaz constituant l'atmosphère.
- ✓ **Albédo:** C'est la partie réfléchiée par le sol.

I.3. Indice de clarté

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

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

Où: G est l'irradiation solaire reçue sur un plan horizontal,

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

I.4. Irradiation solaire

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

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

La combinaison de tous ces paramètres produit la variabilité dans l'espace et dans le temps de l'irradiation solaire. Dans les régions du globe comprises entre 40° nord et sud, l'énergie globale annuelle reçue par une surface horizontale est comprise entre 1400 et 2500 kWh/m^2 [8].

I.5. Durée d'insolation (Insolation)

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

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

$$S_0 = \frac{2}{15} \omega_0 \quad (\text{I.4})$$

Avec :

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

S_0 : Durée du jour (h).

I.6. Coordonnées géographiques terrestres

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

I.6.1. Latitude (φ)

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

I.6.2. Longitude (L)

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

I.6.3. Altitude

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

I.7. Position du soleil

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

I.7.1. Coordonnées horaires

Les coordonnées horaires sont liées à l'heure de l'observation, et n'ont aucune relation avec la position de l'observateur sur la terre. Elles ont comme plan de référence le plan de l'équateur. Les coordonnées horaires sont au nombre de deux:

I.7.1.1. Déclinaison du soleil (δ , d)

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

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

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

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

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

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

I.7.1.2. Angle horaire du soleil (ω , Ah, h)

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

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

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

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

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

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

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

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

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

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

$$\omega_0 = \cos^{-1}(-\tan \varphi \tan \delta) \quad (\text{I.10})$$

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

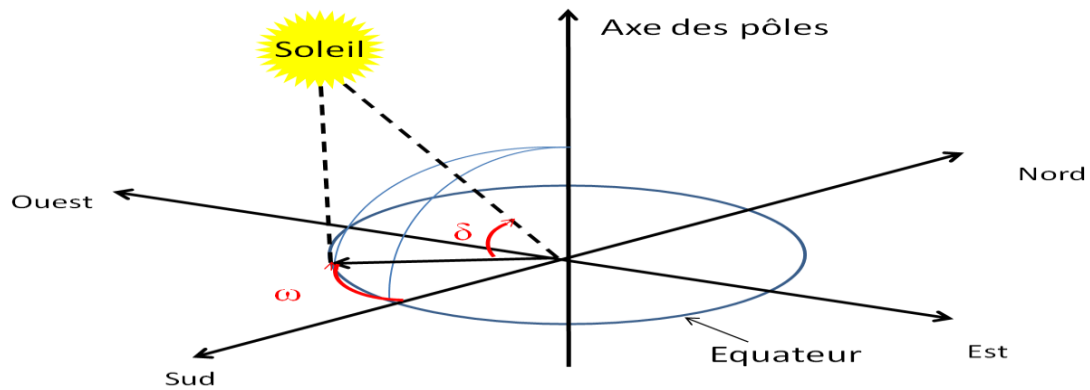


Figure (I.2) : Coordonnées horaires.

I.7.2. Coordonnées horizontales

Les coordonnées horizontales dépendent du lieu d'observation. Elles ont comme plan de référence le plan horizontal, perpendiculaire à la verticale du lieu. Un objet est repéré dans ce système de coordonnées par ces composantes:

I.7.2.1. Hauteur du soleil (γ , H)

La hauteur angulaire du soleil, communément appelée hauteur du soleil ou élévation du soleil, est l'angle compris entre la direction apparente du soleil avec sa projection sur le plan horizontal du lieu considéré. Sa valeur est nulle au lever ou au coucher du soleil et maximale lorsque le soleil est à son zénith.

Elle varie au cours de la journée en fonction de la déclinaison δ de l'angle horaire ω , et de la latitude φ . De façon telle que :

$$\sin(\gamma) = \cos(\delta) \cdot \cos(\omega) \cdot \cos(\varphi) + \sin(\delta) \cdot \sin(\varphi) \quad (\text{I.11})$$

Il s'agit de la formule fondamentale, permettant de connaître, quels que soient le jour, l'heure et le lieu, la hauteur du soleil sur l'horizon.

La hauteur maximale du soleil (à midi solaire) :

$$\gamma_{max} = \frac{\pi}{2} - \varphi + \delta \quad (\text{I.12})$$

Il faut noter que la hauteur du soleil intervient fortement sur la valeur de l'éclairement solaire.

I.7.2.2. Azimut du soleil (χ , A)

C'est l'angle compris entre la projection de la direction du soleil sur le plan horizontal et la direction sud ou nord. Il est mesuré commençant par le nord ou par le sud soit vers l'est soit vers l'ouest à travers un axe de 360° (l'azimut est compris entre $-180^\circ \leq \chi \leq 180^\circ$ [9]).

Dans l'hémisphère nord, l'origine des azimuts correspond à la direction du sud. L'angle d'azimut est compté positivement vers l'ouest et négativement vers l'est.

Dans l'Atlas Solaire de l'Algérie [11], Capderou a utilisé la formule suivante pour calculer l'azimut du soleil:

$$\sin(\chi) = \frac{\cos(\delta) \cos(\omega) \sin(\varphi) - \sin(\delta) \cos(\varphi)}{\cos(\gamma)} \quad (\text{I.13})$$

I.7.2.3. Angle zénithal (θ_z)

C'est l'angle entre le zénith local et la ligne joignant l'observateur et le soleil. Il varie de 0 à 90° .

$$\cos(\theta_z) = \cos(\delta) \cdot \cos(\omega) \cdot \cos(\varphi) + \sin(\delta) \cdot \sin(\varphi) \quad (\text{I.14})$$

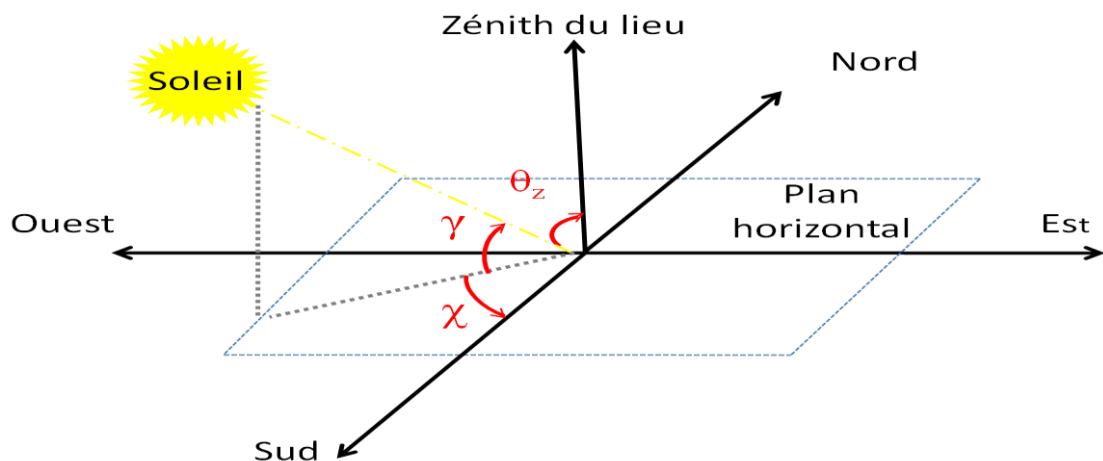


Figure (I.3) : Coordonnées horizontales.

I.8. Energie solaire photovoltaïque

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

I.8.1. Effet photovoltaïque

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

I.8.2. Système photovoltaïque

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

La figure suivante représente le schéma synoptique d'un système photovoltaïque autonome

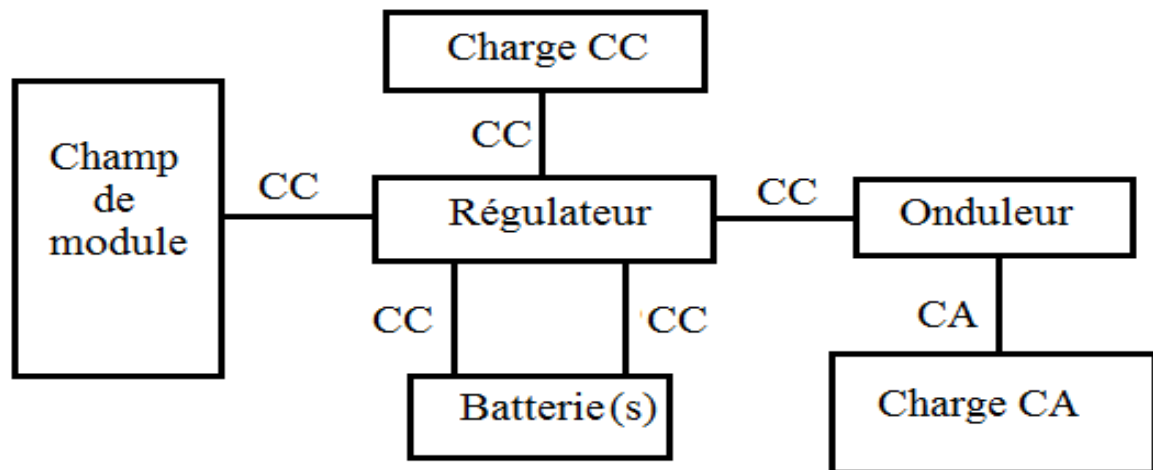


Figure (I.4) : Schéma synoptique d'un système photovoltaïque autonome.

I.8.2.1. Cellule photovoltaïque

♦ Description

La cellule photovoltaïque, est une mince couche (deux dixième de millimètres) d'un métal semi conducteur, traitée pour pouvoir convertir la lumière en courant continu.

Elle est constituée de l'empilement de deux couches de silicium que l'on a exposées au préalable à des faisceaux d'ions, l'une à des ions de phosphore(-), l'autre à des ions de bore(+). La première couche présente un excédant d'électron et l'autre un déficit, elles sont dites respectivement dopée N et dopée P. Ce procédé est appelé le « dopage » et sert à créer un champ électrique entre les deux zones où se crée une jonction dite PN, et dirigé de la zone (P) vers la zone (N).

La zone (N) est couverte par une grille métallique qui sert de cathode K tandis qu'une plaque métallique A recouvre l'autre face du cristal et joue le rôle d'anode. Un rayon lumineux qui frappe le dispositif peut pénétrer dans le cristal au travers de la grille et provoquer l'apparition d'une tension entre la cathode et l'anode.

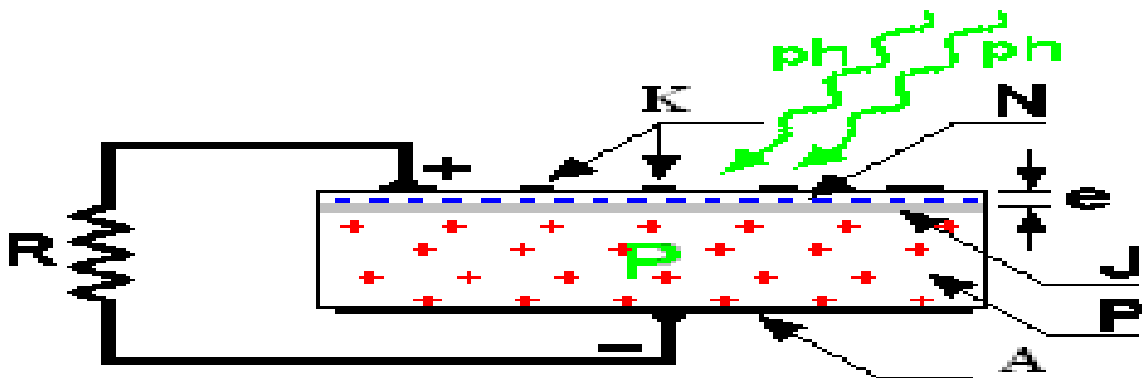


Figure (I.5) : Structure d'une cellule photovoltaïque.

♦ Fonctionnement

Lorsque les deux couches dopées sont mise en contact, les électrons en excès dans le matériau dopé N diffusent dans le matériau dopé P. La zone initialement dopée N devient chargée positivement et la zone initialement dopée P chargée négativement. Il se crée donc entre elles un champ électrique qui tend à repousser les électrons dans la zone N et les trous vers la zone P; une jonction dite PN a été formée. En ajoutant des contacts métalliques sur les zones N et P, une diode est obtenue.

Lorsque cette diode est éclairée, les photons ayant une énergie ($h\nu$) supérieure ou égale à la largeur de la bande interdite E_g , excitent les atomes de silicium et créent des charges positives et négatives, ainsi les électrons et les trous créés respectivement dans les régions P et N diffusent et atteignent la zone de charge d'espace, accélérés par le champ électrique interne, ils traversent la zone de transition. La région N reçoit des électrons et se charge négativement, la région P accepte des trous et se charge positivement.

Si une charge est placée aux bornes de la cellule, les électrons de la zone N rejoignent les trous de la zone P via la connexion extérieure, créant ainsi un courant électrique.

♦ Caractéristique d'une cellule photovoltaïque

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

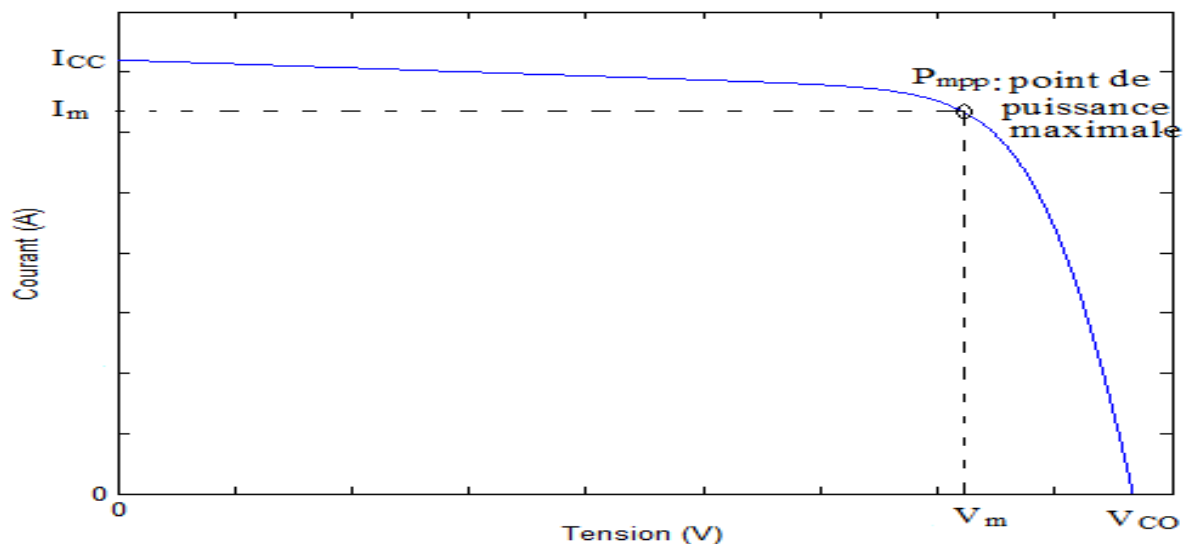


Figure (I.6) : Caractéristique courant-tension d'une cellule solaire photovoltaïque.

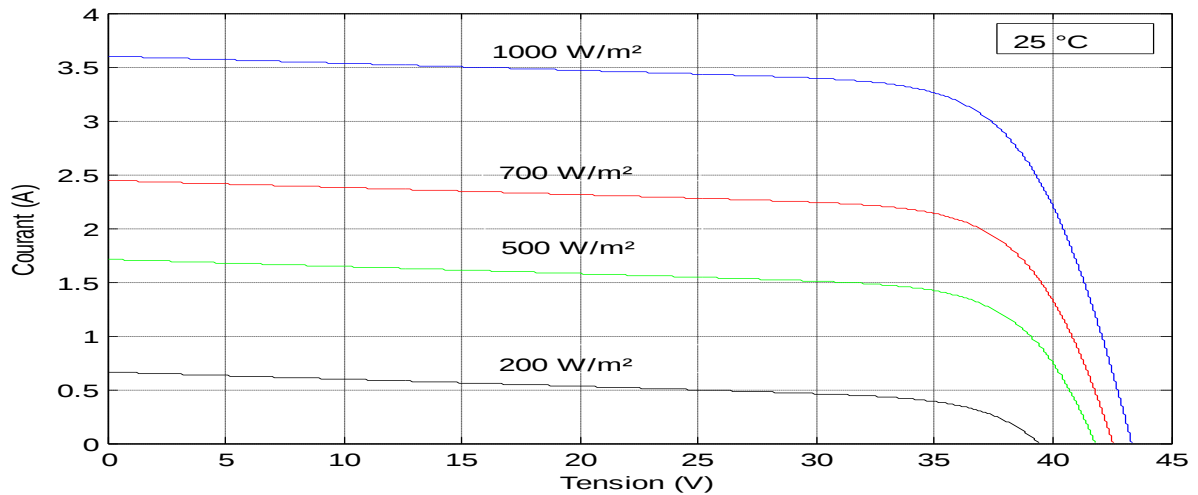
D'après la caractéristique courant-tension, il est possible de déduire les paramètres électriques de la cellule :

- le courant de court circuit (I_{CC}) correspondant au courant débité par la cellule quand la tension à ses bornes est nulle.
- la tension du circuit (V_{CO}) correspondant à la tension qui apparaît aux bornes de la cellule quand le courant débité est nul.

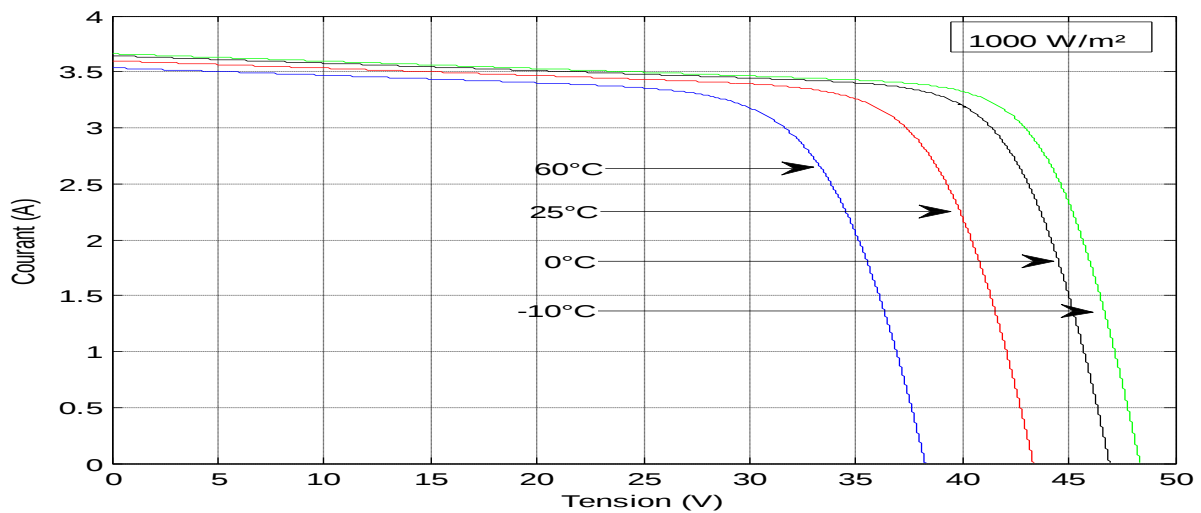
Entre ces deux valeurs, il existe un optimum, à une tension dite de tension maximale V_m et un courant maximal I_m , donnant la plus grande puissance (P_{mpp}) ou puissance crête.

♦ Influence de la température et de l'éclairement

L'allure de la caractéristique courant-tension (Figure (I.7)) varie en fonction des conditions environnementales (éclairement et température).



(a)



(b)

Figure (I.7) : (a) Influence de l' éclairement sur la caractéristique courant-tension d'une cellule photovoltaïque.

(b) Influence de la température sur la caractéristique courant-tension d'une cellule photovoltaïque.

L'influence de la température est non négligeable sur la caractéristique courant /tension. La tension en circuit ouvert diminue avec l'augmentation de la température, par contre le courant varie très peu avec la température. Par conséquent la puissance maximale (figure (I.8)) délivrée par la cellule photovoltaïque diminue.

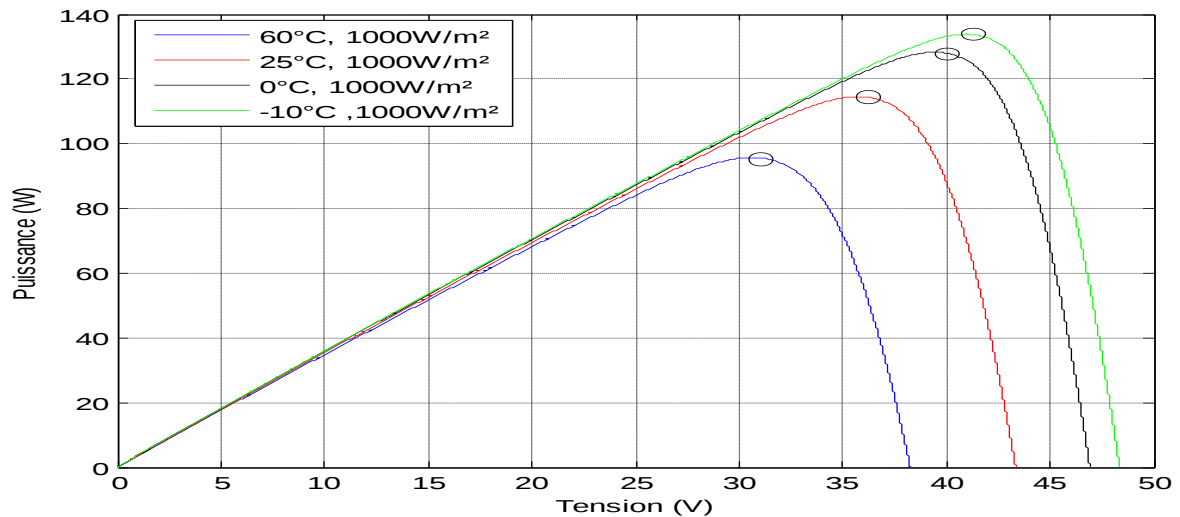


Figure (I.8) : Influence de la température sur la caractéristique puissance-tension d'une cellule photovoltaïque.

Contrairement à la variation de la température, la variation de l'éclairement influe sur le courant de court circuit qui diminue quand l'éclairement diminue. La tension de circuit ouvert est peu sensible à cette variation. Ceci implique que :

- La puissance optimale de la cellule est proportionnelle à l'éclairement;
- Les points de puissance maximale se situent à peu près à la même tension

(Figure (I.9)).

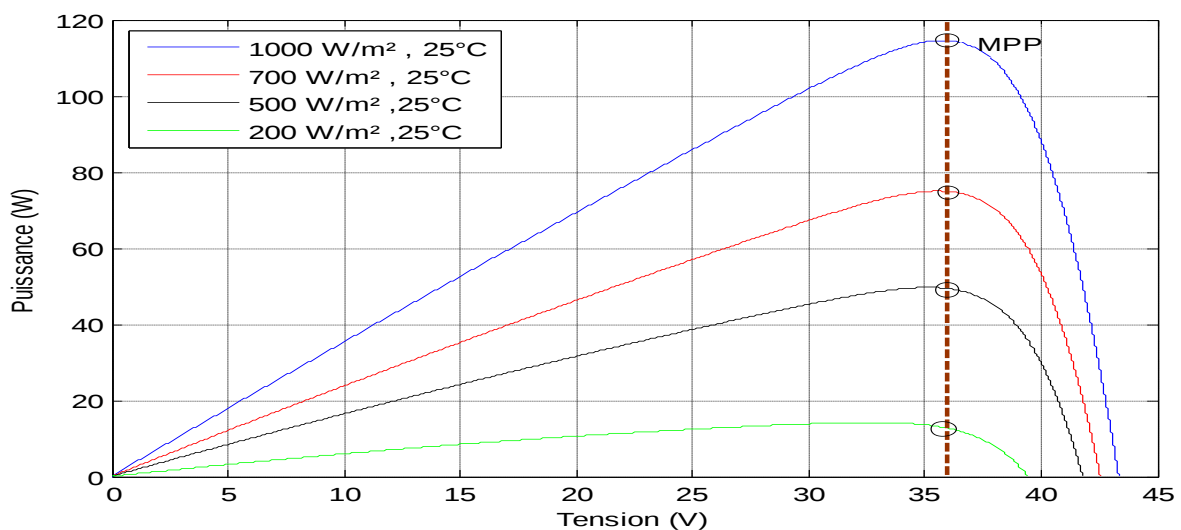


Figure (I.9) : Influence de l'éclairement sur la caractéristique puissance-tension d'une cellule photovoltaïque.

♦ Rendement

En dehors du rendement propre de chaque type de cellule (dépendant des propriétés du matériau utilisé), le rendement final dépend de l'énergie captée à la surface de la cellule. Celle-ci dépend de l'irradiation solaire arrivant sur la surface de la cellule qui, en plus des facteurs mentionnés plus haut (latitude, déclinaison, angle solaire...), dépend de l'angle d'incidence [14].

Le rendement maximal, sur un même lieu, est obtenu lorsque le rayonnement solaire est perpendiculaire à la surface de captation c'est-à-dire l'angle d'incidence du rayonnement sur la cellule est de 90° .

♦ Technologie de fabrication des cellules photovoltaïque :

Plusieurs technologies sont actuellement développées. Elles sont classées en trois catégories (générations) dont la description détaillée est largement abordée dans la littérature spécialisée [15].

- La première génération est constituée de cellules au silicium monocristallin et Poly-cristallin. Les cellules monocristallines présentent un rendement légèrement supérieur aux cellules poly -cristallines (15 à 16%). Néanmoins, elles restent assez onéreuses en raison de leurs exigences de grande pureté.
Les cellules poly-cristallines sont moins chères que les précédentes mais permettent des rendements moins élevés. Le silicium poly-cristallin est la technologie la plus répandue sur le marché mondial en raison de son bon rendement (11 à 14%) pour des coûts de fabrication maîtrisés.
- La deuxième génération: la technologie des couches minces permet d'utiliser des couches très minces de silicium qui sont appliquées sur du verre, du plastique souple ou du métal, elle est moins chère que les autres et fonctionne avec un éclairage faible (par temps couvert ou à l'intérieur d'un bâtiment), mais leur rendement est moins bon que les autres.

Les rendements sont respectivement de 6 %, 11 à 13 % et 8 à 9 % pour le silicium amorphe, le CIS/ CIGS et les CdTe [16].

- La troisième génération:

Les concepts « troisième génération » sont [16]:

- La photopile avec une ou plusieurs bandes intermédiaires,
- La conversion des photons non utilisé directement dans la cellule PV,
- Les cellules à puits quantiques,

Les développements autour de la troisième génération visent des rendements allant de 30 à 70% et des réductions de coûts considérables.

♦ Association de cellules

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

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

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

I.8.2.2. Batteries d'accumulateurs

Le fait que l'énergie solaire ne soit pas disponible sur l'ensemble d'une période de fonctionnement du système alimenté impose l'utilisation de batteries dans les installations autonomes pour stocker l'énergie.

Dans les systèmes solaires autonomes on utilise principalement:

- **Les batteries au plomb:** Elles constituent l'écrasante majorité du marché des accumulateurs. Sa bonne maîtrise technologique, son bas coût de revient, son bon rendement énergétique de charge/décharge. Ses conditions d'utilisation non difficiles à satisfaire militent en faveur de sa large utilisation.
- **Les batteries au Nickel Cadmium :** Elles sont les plus chers, mais aussi très résistant aux surcharges et aux décharges, et résistent bien aux basses températures.

I.8.2.3. Régulateurs

Dans tout système photovoltaïque autonome, on intercale un système dit de régulation, qui sert à contrôler l'intensité de courant qui passe par les accumulateurs, les protégeant ainsi contre les surcharges et les décharges profondes, afin de maximiser sa durée de vie.

Le régulateur permet aussi d'effectuer un transfert optimal d'énergie du champ photovoltaïque à l'utilisation.

I.8.2.4. Onduleurs

Pour alimenter des équipements fonctionnant en courant alternatif, un dispositif électronique statique de conversion ou convertisseur DC/AC est utilisé pour la transformation du courant continu en courant alternatif.

I.8.2.5. Charge (utilisateurs)

Il existe deux types d'appareils alimentés par le système, celles qui fonctionnent en courant continu comme des équipements de télécommunications, le pompage d'eau, et celles en courant alternatif dans les cas d'usage domestique, ce cas nécessite un onduleur.

L'utilisation de l'énergie photovoltaïque doit être pensée en termes d'économie de l'énergie. Il est donc plus avantageux de chercher des consommateurs fonctionnant en courant continu plutôt que d'ajouter un onduleur et un consommateur en 220 Vac.

I.9. Discussion

L'énergie solaire est disponible sur l'ensemble du globe terrestre à différente intensité, elle est entièrement renouvelable et inépuisable. Cependant, cette énergie reste tributaire des conditions météorologiques qui rendent son exploitation difficile, et son apport est variable, au gré des jours et des saisons.

Afin de modéliser l'énergie solaire globale, nous allons présenter dans ce qui suit l'outil utilisé.

Chapitre II

Introduction aux réseaux de neurones artificiels

II.1. Introduction

En 1948, 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 plus complexe. La structure, la taille du réseau et le mécanisme d'apprentissage utilisé dépendent du type et de la complexité de l'application en question.

Dans ce chapitre nous présenterons les réseaux de neurones d'un point de vue général ensuite nous traiterons en détails le perceptron multicouche qu'on va utiliser dans notre application, en régression non linéaire avec l'algorithme d'apprentissage de Levenberg-Marquardt qui est une variation de l'algorithme de la rétro propagation du gradient de l'erreur.

II.2. Neurone biologique

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

Les dendrites acheminent l'information de l'extérieur, ou d'autres neurones, vers le soma. Après traitement de l'information par le corps cellulaire, l'information sera transmise aux autres neurones à travers un prolongement de sortie appelé *axone*.

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

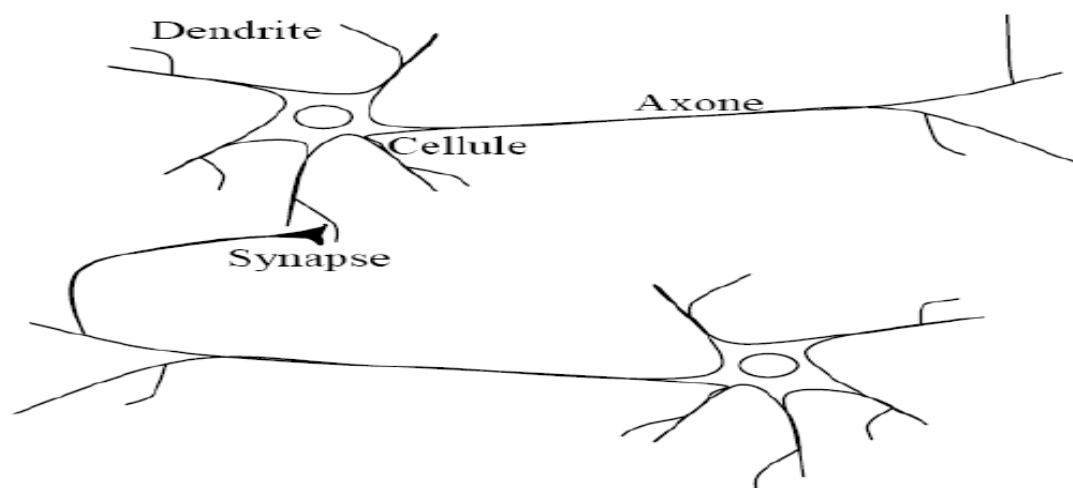


Figure (II.1) : Représentation d'un neurone biologique.

Le cerveau se compose d'environ 10^{12} (mille milliards), de cellules nerveuses appelées neurones [17]. La sortie de chaque neurone est liée à des milliers d'autres neurones. Chaque neurone effectue un traitement local. Il collecte les signaux issus des dendrites et leur fait la somme. Si l'amplitude résultante dépasse un certain seuil interne, un signal est envoyé à travers l'axone vers d'autres neurones.

II.3. Neurone artificiel (formel)

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

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

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

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

x_i : Composantes du vecteur d'entrée.

w_i : Composantes du vecteur poids synaptique.

S : Somme pondérée appelée potentiel.

Le terme ($w_0 \cdot x_0 = \theta_0$ avec $x_0 = 1$) représente la valeur du seuil interne qui doit être dépassée pour l'activation de la sortie du neurone. La non linéarité $f(.)$ est appelée *fonction d'activation*.

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

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

Conceptuellement le fonctionnement du neurone biologique peut être représenté par le modèle de la figure (II. 2).

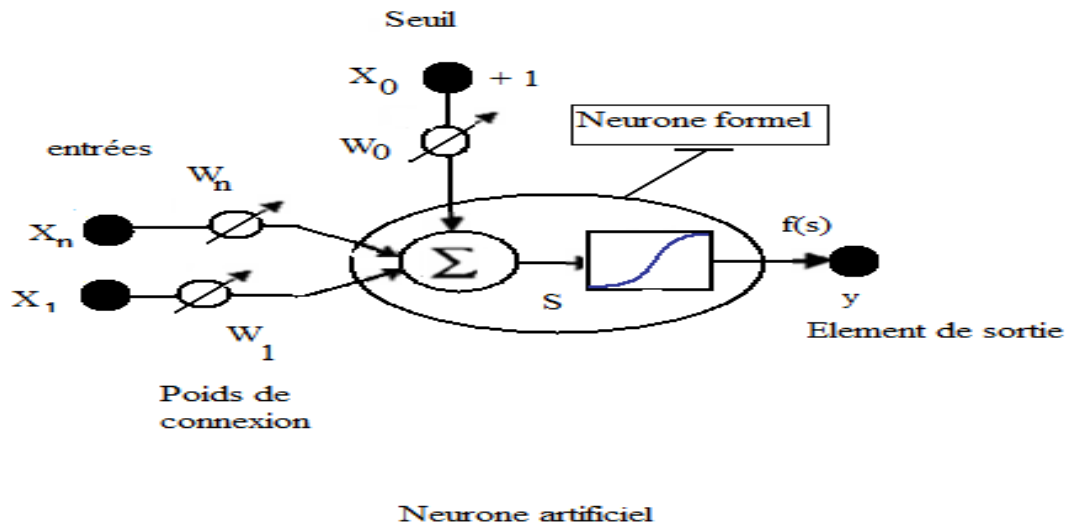


Figure (II.2) : Modèle d'un neurone formel à n entrées.

II.4. Fonctions d'activation

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

Cependant, certaines fonctions sont les plus utilisées, telles que: la fonction à seuil, la fonction linéaire, et la fonction sigmoïdale.

II.4.1. 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:

$$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ 1 & \text{si } x \geq 0 \end{cases} \quad (\text{II.4})$$

II.4.2. Fonction linéaire

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

$$f(x) = x \quad (\text{II.5})$$

II.4.3. 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.

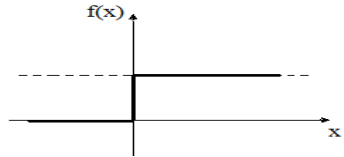
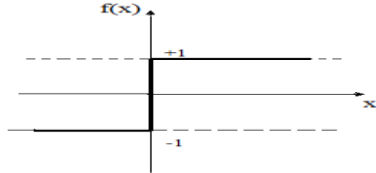
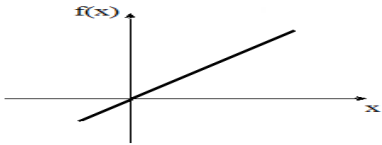
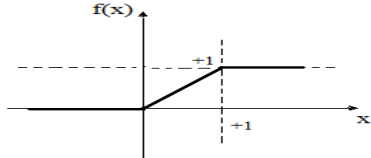
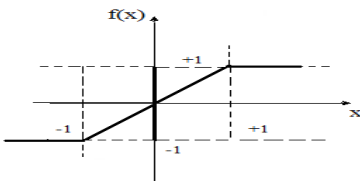
Deux formes de sigmoïdes sont utilisées:

- Sigmoides (logistique) : Ayant deux niveaux de saturation (0 et 1) est définie comme suit:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (\text{II.6})$$

- Tangente hyperbolique: Peut être exprimée par la tangente-hyperbolique suivante:

$$f(x) = \tanh(x) = \frac{1 - e^{-x}}{1 + e^{-x}} \quad (\text{II.7})$$

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

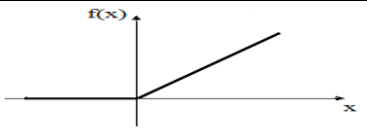
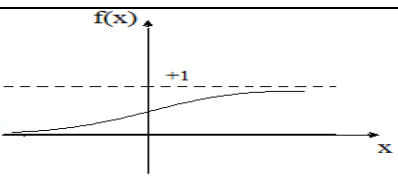
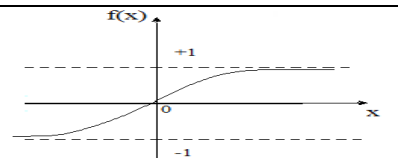
Linéaire positive	$f(x) = \begin{cases} 0 & \text{si } x < 0 \\ x & \text{si } x \geq 0 \end{cases}$	
Sigmoïde	$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$	
Tangente hyperbolique	$f(x) = \frac{e^x - e^{-x}}{e^x + e^{-x}}$	

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

II.5. Réseaux de neurones

Les capacités d'un seul neurone sont limitées. L'implantation de fonctions complexes nécessite l'intégration de plusieurs neurones, fonctionnant en parallèles, sous forme d'un réseau à topologie spécifique. Les entrées d'un neurone sont soit les entrées du réseau global, soit les sorties d'autres neurones. Les connexions entre les neurones qui composent le réseau décrivent la topologie du modèle. Elle peut être quelconque, mais le plus souvent il est possible de distinguer une certaine régularité.

Les paramètres les plus importants de ce modèle sont les coefficients synaptiques. Ce sont eux qui construisent le modèle de résolution en fonction des informations données au réseau. Il faut donc trouver un mécanisme qui permet de les calculer à partir des grandeurs que l'on peut acquérir du problème. C'est le principe fondamental de l'apprentissage [6].

Une fois que l'ajustement des poids synaptiques a été effectué, le réseau de neurones constitue un modèle statistique non linéaire [18]. L'avantage des réseaux de neurones sur les méthodes de régression classique est qu'ils nécessitent, en général, un nombre de paramètres ajustables plus faible pour obtenir un modèle non linéaire de précision donnée [19].

On peut distinguer deux types de réseaux de neurones: les réseaux non bouclés et les réseaux bouclés.

Les réseaux bouclés sont le plus souvent utilisés pour des tâches telles que le traitement du signal, la commande ou la régulation. Les non bouclés eux sont utilisés pour la reconnaissance, la classification ou la prédiction [20].

II.5.1. Réseaux non bouclés

L'information dans ces réseaux se propage des entrées vers les sorties, sans aucune rétroaction. Chaque neurone dans une couche est relié par des connexions avec tous les neurones de la couche suivante et de la couche précédente sans qu'il n'y ait de connexions entre neurone d'une même couche. Les sorties y_k sont exprimées en fonction de ses entrées x_n comme étant $y_k = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$. La figure (II.3) illustre la structure de ce type de réseau.

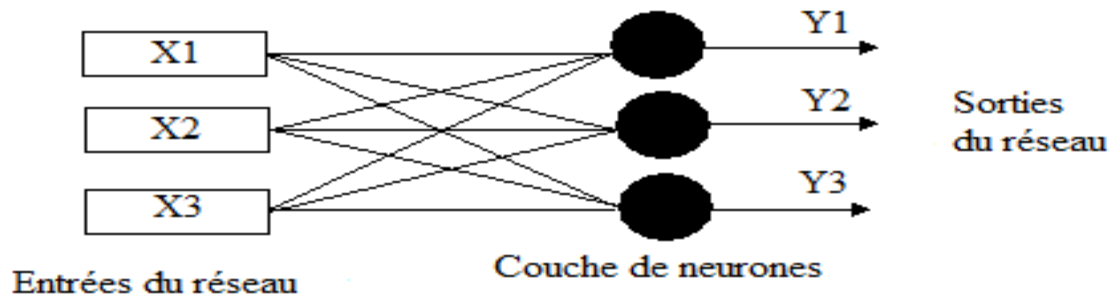


Figure (II.3) : Structure d'un réseau non récurrent.

II.5.2. Réseaux bouclés (ou récurrents)

Les réseaux bouclés (Figure (II.4)) ont des connexions récurrentes qui ramènent l'information en arrière par rapport au sens de propagation défini dans un réseau non bouclé. La sortie d'un neurone du réseau peut être donc fonction d'elle-même; cela n'est évidemment concevable que si la notion de temps est prise en considération [21].

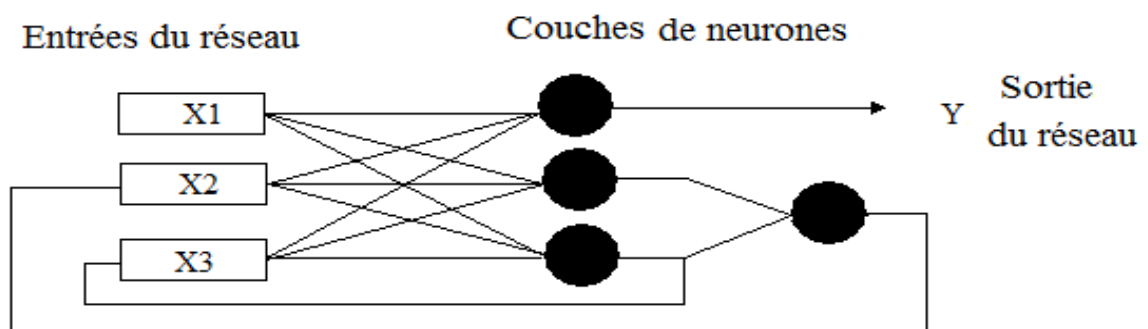


Figure (II.4) : Structure d'un réseau récurrent.

II.6. Apprentissage des réseaux de neurones

La propriété la plus importante pour un réseau de neurones, est sûrement sa capacité d'apprendre de son environnement, d'améliorer sa performance à travers un processus d'apprentissage.

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

On peut distinguer trois types d'apprentissage

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

II.6.1. Apprentissage supervisé

Dans l'apprentissage supervisé, des couples de données (entrée, sortie attendue correspondante) sont fournis au réseau; les différentes réponses possibles du réseau étant donc connues à priori.

Les paramètres du réseau sont ajustés de façon à minimiser le signal d'erreur constitué par la différence entre la sortie obtenue et la valeur désirée correspondante.

Un apprentissage est dit supervisé lorsqu'on force le réseau à converger vers un état final précis, en même temps qu'on lui présente un motif. L'apprentissage supervisé est illustré d'une manière conceptuelle par la figure (II.5).

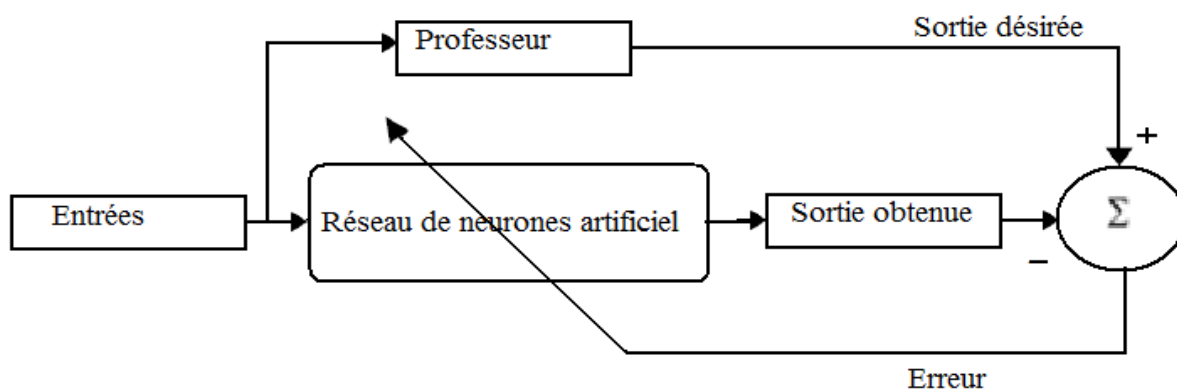


Figure (II.5) : Schéma bloc de l'apprentissage supervisé d'un réseau de neurone.

II.6.2. Apprentissage non supervisé

Dans un modèle non supervisé, on n'a pas de connaissance à priori sur l'information que l'on voudrait extraire. Le réseau est laissé libre de converger vers n'importe quel état final.

Dans ce cas, les exemples présentés à l'entrée provoquent une auto-adaptation du réseau (figure (II.6)) afin de produire des valeurs de sortie qui soient proches en réponse à des valeurs d'entrées similaires [22].

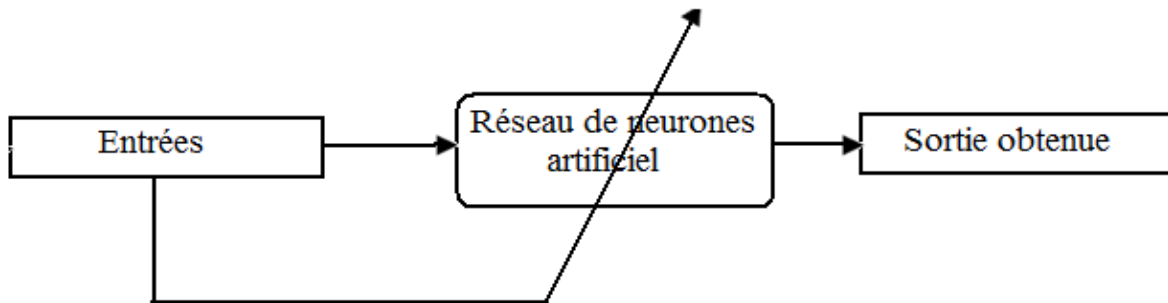


Figure (II.6) : Schéma bloc de l'apprentissage non supervisé d'un réseau de neurone.

II.6.3. Apprentissage par renforcement

L'apprentissage par renforcement est utile quand une information de retour sur la qualité de la performance est fournie. Mais la conduite souhaitée du réseau n'est pas complètement spécifiée par le professeur.

II.7. Perceptron multicouche (MLP)

Le perceptron multicouche (figure (II.7)) est sans doute le plus simple et le plus connu des réseaux de neurones; le plus utilisé pour des problèmes d'approximation, de classification et de prédiction [23]. Il est constitué de plusieurs couches de neurones totalement connectées. La fonction d'activation utilisée est principalement la fonction sigmoïde. Ce type de réseau est dans la famille générale des réseaux à propagation vers l'avant (Feedforward en anglais).

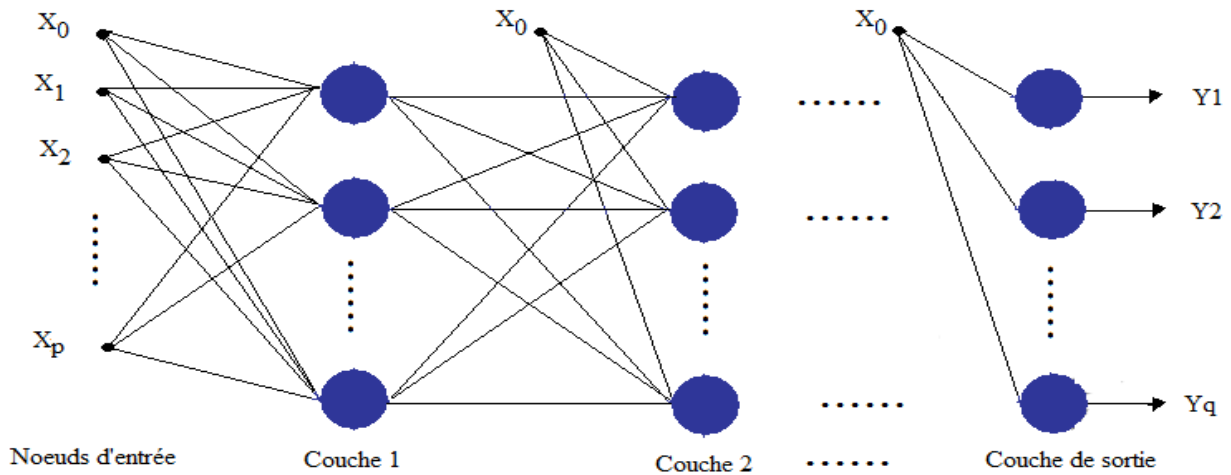


Figure (II.7) : Structure d'un perceptron multicouche.

II.7.1. Equation du réseau MLP

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

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

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

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

$$S_j^l = \sum_{i=0}^{N^{l-1}} w_{ji}^l \cdot u_i^{l-1} \quad (\text{II.8})$$

$$u_j^l = f(S_j^l) \quad (\text{II.9})$$

Où:

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

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

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

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

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

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

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

II.7.2. Algorithme d'apprentissage des réseaux de neurones multicouches

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

On commence l'entraînement par un choix aléatoire des vecteurs initiaux du poids. On présente le vecteur d'entrée, une fois on a la sortie du réseau, l'erreur correspondante et le gradient de l'erreur par rapport à tous les poids sont calculés. Les poids sont alors ajustés.

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

II.7.2.1. Algorithme d'entraînement

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

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

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

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

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

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

La sortie d'un neurone j est donnée par :

Pour $l = 1 \rightarrow L$

Pour $j = 1 \rightarrow N^l$

$$u_j^l(k) = f\left(\sum_{i=0}^{N^{l-1}} w_{ji}^l(k) * u_i^{l-1}(k)\right) \quad (\text{II.10})$$

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

Pour $j = 1 \rightarrow N^L$

$$\delta_j^L(k) = u_j^L(k) - u_j^{L,D}(k) \quad (\text{II.11})$$

Pour $l = L-1 \rightarrow 1$

Pour $j = 1 \rightarrow N^l$

$$\delta_j^l(k) = \sum_{m=1}^{N^{l+1}} \delta_m^{l+1}(k) \cdot w_{mj}^{l+1}(k) \cdot u_m^{l+1}(k) \cdot [1 - u_m^{l+1}(k)] \quad (\text{II.12})$$

6. modification des poids de connexions:

Pour $l = L \rightarrow 1$

Pour $j = 1 \rightarrow N^l$

Pour $i = 0 \rightarrow N^{l-1}$

$$\Delta w_{ji}^l(k) = \delta_j^l(k) \cdot u_i^l(k) \cdot [1 - u_i^l(k)] \cdot u_i^{l-1}(k) \quad (\text{II.13})$$

$$w_{ji}^l(k+1) = w_{ji}^l(k) - \eta \Delta w_{ji}^l(k) \quad (\text{II.14})$$

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

7. calcul de l'erreur quadratique

$$E_N(k) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{N^L} (u_j^L(k) - u_j^{d,L})^2 \quad (\text{II.15})$$

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

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

9. Calculer l'erreur totale moyenne :

$$EQM = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K E_N(k) \quad (\text{II.16})$$

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

II.7.2.2. Amélioration de la vitesse de convergence de l'algorithme

Bien que l'algorithme de la rétro-propagation soit le plus utilisé pour l'apprentissage supervisé des MLP, son implantation se heurte à plusieurs difficultés techniques. A coté du choix d'une architecture appropriée pour le réseau et les valeurs initiales satisfaisantes pour les poids synaptiques, on peut citer le problème de choix du pas d'apprentissage η qui joue un rôle capital, si sa valeur est trop petite la convergence se fait très lentement, alors que si on prend une valeur trop grande, la convergence est accélérée mais les poids oscillent et ne se stabilisent pas.

Une des solutions est de rajouter un terme d'inertie appelé momentum (moment) α dans la règle d'apprentissage de l'algorithme, dont le rôle est de filtrer les oscillations dans la trajectoire de la descente du gradient et d'éviter les problèmes liés à une stabilisation dans un minimum local [24].

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

$$w(k+1) = w(k) - \eta \Delta w(k) - \alpha \Delta w(k-1) \quad (\text{II.17})$$

Avec α un paramètre compris entre 0 et 1

Cependant, pour les problèmes complexes, les algorithmes de type rétro-propagation du gradient, convergent insuffisamment quel que soit le pas ou le *momentum*, nécessitant l'appel à des algorithmes plus puissants [25], dits algorithmes de second ordre, tel que l'algorithme de Levenberg Marquardt. Ils sont dits du second ordre parce qu'ils prennent en considération la dérivée seconde de la fonction de coût.

II.7.2.3. Algorithme de Levenberg-Marquardt

L'algorithme de Levenberg-Marquardt est très efficace pour l'entraînement des réseaux de petite et moyenne taille. Il est le plus rapide et assure la meilleure convergence vers un minimum de l'erreur quadratique pour les problèmes d'approximation de fonctions où le nombre de poids du réseau est inférieur à quelques centaines [26].

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

$$H = J^T J \quad (\text{II.18})$$

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

A l'itération n , la modification des paramètres se fait selon l'équation suivante:

$$w(n+1) = w(n) - [J^T(w(n)).J(w(n)) + \lambda.I]^{-1}J^T(w(n)).E(n) \quad (\text{II.19})$$

I : Matrice identité,

λ : Pas.

E : Vecteur des erreurs du réseau.

La matrice jacobienne contient les dérivées premières des erreurs du réseau par rapport à tous les poids et biais. Elle peut être calculée en utilisant la technique de la rétro propagation de l'erreur [27]. Elle est définie (si on garde les même notations utilisées précédemment) par:

$$J(w(n)) = \begin{bmatrix} \frac{\partial E_1(1)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_1(1)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(1)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(1)}{\partial w_{N^L,p}^L} \\ \frac{\partial E_2(1)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_2(1)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_2(1)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_2(1)}{\partial w_{N^L,p}^L} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial E_{N^L}(1)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_{N^L}(1)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_{N^L}(1)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_{N^L}(1)}{\partial w_{N^L,p}^L} \\ \frac{\partial E_1(2)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_1(2)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(2)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_1(2)}{\partial w_{N^L,p}^L} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial E_{N^L}(K)}{\partial w_{1,0}^1} & \frac{\partial E_{N^L}(K)}{\partial w_{1,1}^1} & \dots & \frac{\partial E_{N^L}(K)}{\partial w_{N^1,p}^1} & \dots & \frac{\partial E_{N^L}(K)}{\partial w_{N^L,p}^L} \end{bmatrix} \quad (\text{II.20})$$

L'algorithme de Levenberg-Marquardt s'exécute en ces étapes :

- Etape 1 : initialisation de tous les poids de connexions à de petites valeurs aléatoires, et de λ (0,01 est convenable).
- Etape 2 : Présentation de tous les exemples d'entrées et sorties désirées correspondantes.
- Etape 3 : Calcul des sorties du réseau pour tous les exemples présentés selon l'équation (II.10), le vecteur des erreurs commises sur les sorties du réseau, pour chaque exemple $E(k) = u^L(k) - u^{d,L}(k)$, et la somme des erreurs quadratiques,

E_1 , et de la matrice jacobienne (II.20) utilisant l'équation (B.14) et pour la couche de sortie en remplaçant (B.17) dans (B.14).

- Etape 4 : Calcul de Δw selon l'équation (II.19) et recalculer la somme des erreurs quadratiques, E_2 , pour le changement de poids effectuer ($w + \Delta w$).
- Etape 5 : Si $E_2 < E_1$ alors λ est divisé par ν , conserver le changement de poids et aller à l'étape 7.
- Etape 6 : sinon on multiplie λ par ν et on retourne à l'étape 4;
- Etape 7 : Si $E_2 \leq \varepsilon$ (avec $\varepsilon > 0$ donné) alors arrêter l'apprentissage sinon retourner à l'étape 2.

Le paramètre λ est augmenté ou diminué à chaque étape, si l'erreur diminue, alors ce paramètre sera divisé par un facteur ν , et les nouveaux poids seront maintenus, il sera multiplié par ν dans le cas contraire et itère encore.

II.7.2.4. Initialisation du vecteur des paramètres poids synaptiques

Au début de l'apprentissage, les valeurs des poids synaptiques doivent être initialisées par de petites valeurs aléatoires différentes de zéro. D'autre part, l'utilisation de valeurs élevées peut provoquer un phénomène de saturation prématurée qui contribue à diminuer la vitesse de convergence de l'apprentissage [28]. Il faut aussi faire attention à ce que les poids initiaux soient différents d'un nœud à l'autre sinon les unités cachées feront toutes le même travail.

Cette étape d'initialisation est très importante car elle est susceptible de déterminer en partie le résultat obtenu en fin d'apprentissage, donc les performances du modèle ainsi conçu [29].

II.7.2.5. Amélioration de la généralisation

L'objectif recherché dans la modélisation par réseaux de neurone est l'obtention d'un modèle qui peut apprendre les données, et qui assure une bonne généralisation en évitant un problème de sur-apprentissage. Ce dernier, est causé par un sur-ajustement des paramètres (poids synaptiques).

Pour pallier à ce problème de sur-ajustement, on utilise la technique de l'arrêt précoce (early stopping en anglais). Cette méthode repose sur l'utilisation de trois jeux de données distincts: un jeu d'apprentissage, un jeu de validation, et un jeu de test.

Son principe consiste à mesurer les performances pendant l'apprentissage sur les deux bases, base d'apprentissage et de validation. Aux premières itérations, les fonctions de coût sur les bases de validation et d'apprentissage diminuent ensemble.

Lorsque le modèle commence à être sur-ajusté, la fonction de coût sur la base d'apprentissage continue à diminuer, alors que la fonction de coût sur la base de validation augmente. A une itération précédant le début du sur-apprentissage, l'apprentissage doit s'arrêter.

On vérifie la capacité de généralisation du réseau de neurones avec le dernier jeu de donnée, le jeu de test. La figure (II.8) illustre cette technique.

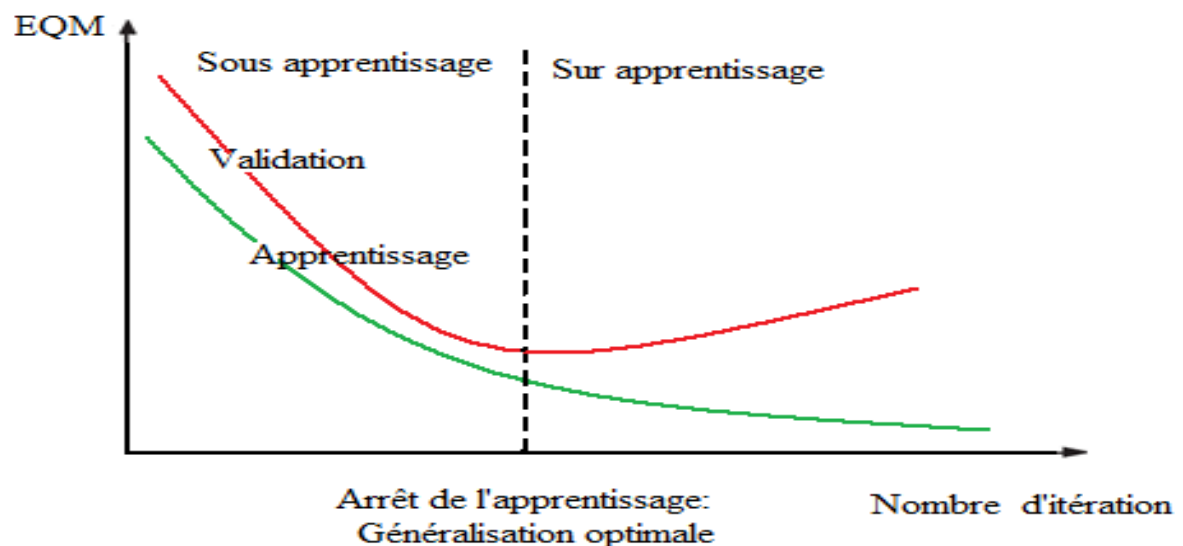


Figure (II.8) : Illustration de l'arrêt prématuré de l'apprentissage.

II.8. Discussion

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, et son algorithme d'apprentissage de la rétro-propagation du gradient qui présente plusieurs difficultés pour sa mise en œuvre.

Afin de tester les performances des réseaux de neurones dans la prédiction météorologique nous allons utiliser un perceptron MLP avec l'algorithme de Levenberg-Marquardt, qui fera l'objet du prochain chapitre.

Chapitre III

*Application des réseaux de
neurones à la prédiction*

III.1. Problématique et objectif

L'une des plus grandes applications des réseaux de neurones se situe dans le domaine de la prédiction [30]. Les caractéristiques de parcimonie, de généralisation, d'approximation (Annexe A), de simplicité d'implantation, et du temps de calcul relativement faible, des réseaux de neurones les rendent un outil très commode pour les tâches de prédiction par rapport aux outils conventionnels de calculs.

En effet, plusieurs travaux dans la littérature, ont été fait dans le but de prédire l'irradiation solaire à des échelles de temps horaire [31], journalier [32-34] ou mensuel [35,3] et pour plusieurs localités dans le monde [36-38].

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

La procédure de construction du réseau de neurones prédictif de l'irradiation solaire, et les résultats de l'application pour la région de Tizi-Ouzou seront présentés dans la suite de ce chapitre.

III.2. Procédure de construction d'un réseau de neurones

La procédure de conception d'un réseau de neurone peut être résumée en six étapes :

1. La collecte d'une base de données.
2. La séparation de la base de données en trois sous ensembles (base d'apprentissage, base de validation et base de test).
3. Le choix de l'architecture du réseau de neurones (nombre de couches cachées, nombre de neurones dans ces couches,...).
4. Prétraitement des données.
5. Entraînement du réseau de neurones sur les bases d'apprentissage et de validation.
6. Mesure des performances du réseau de neurone sur la base de test.

III.2.1. Collecte d'une base de données

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

Cette base de données constitue l'entrée du réseau de neurones, et par conséquent c'est elle qui détermine à la fois la taille du réseau (et donc le temps de simulation), et les performances du système (capacité de généralisation).

Pour notre application, nous avons utilisé les données météorologiques mensuelles fournies par l'ONM d'Alger, et la base de données de la NASA [39]. L'irradiation solaire extraterrestre, la durée théorique de jour, la déclinaison journalière, et la hauteur angulaire maximale du soleil ont été calculées selon les équations (I.2), (I.5), (I.4) et (I.12) respectivement, sur une période de cinq ans (2000 à 2005). A cet effet nous avons pu construire une base de données composées de 72 exemples.

III.2.2. Séparation des bases de données

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

Il n'y a pas de règle pour déterminer ce partage d'une manière quantitative. Toutefois, les bases de test et de validation représentent 10 à 25% (tenant compte du nombre de données dont on dispose) de la base de données totale et doivent être représentatives et distinctes. Dans notre application, la base d'apprentissage se compose de 52 mois (tous les mois des quatre premières années plus quatre mois de la cinquième année), et pour la base de test on a pris une année complète (2005). Ce qui se compose de 52 exemples pour la base d'apprentissage, de 8 exemples de validation (deux mois pour chaque saison de l'année 2004) et de 12 pour la base de test.

III.2.3. Choix de l'architecture du réseau

La définition de l'architecture du réseau est primordiale pour obtenir un système performant. Cela consiste à faire un compromis entre la complexité du réseau en réduisant le nombre d'unités cachées ainsi que le nombre de neurones pour chaque couche, et sa performance.

D'après [25, 40] un réseau de neurone à deux couches, ayant une fonction d'activation de type sigmoïde dans la première couche (couche cachée) et une fonction linéaire dans la couche de sortie permet d'approximer n'importe quelle fonction d'intérêt avec une précision arbitraire, à condition de disposer de suffisamment de neurones sur la couche cachée.

Comme nous l'avons mentionné précédemment, la structure du réseau dépend étroitement de la base de données, constituée de couples entrées /sortie(s), choisis. Le nombre de nœuds d'entrées et de sorties sont généralement imposés par la fonction à approximer. Le premier est déterminé par le nombre de variables utilisées en entrée. Dans notre cas, ce nombre est variable, car on a essayé plusieurs architectures avec différentes variables en entrée (Voir tableau III.2).

Pour la couche de sortie, le nombre de neurones est déterminé par le nombre de sorties à approximer, c.à.d. la variable qu'on veut prédire. Pour notre application, on veut prédire l'irradiation solaire, donc on n'utilisera qu'un seul neurone dans la couche de sortie.

Le cas n'est pas si facile pour le nombre de neurones dans les couches cachées. Le nombre de poids ajustables est un des facteurs fondamentaux de la réussite d'une application.

En effet, avec un nombre limité de neurones (trop petit), le réseau ne sera pas performant sur l'apprentissage, et avec un nombre de poids trop grand, le réseau risque de posséder de mauvaises propriétés de généralisation (phénomène du sur-apprentissage).

Dans la bibliographie, on a pu trouver certaines relations empiriques, qui lient le nombre de neurones de la couche cachée au nombre de nœuds d'entrée, ou au nombre de neurones de sortie et le nombre d'exemples dans la base d'apprentissage [41 ,30], mais la meilleure méthode est de construire plusieurs modèles (c.à.d: différents neurones dans la couche cachée) et de choisir le modèle le mieux convenable pour l'application considérée [2].

Nous avons adopté une démarche qui consiste à considérer d'abord l'architecture la plus simple (avec un minimum de neurones dans la couche cachée), puis à la rendre plus complexe et à retenir celle qui présente les meilleures performances.

Dans ce cas, nous partons d'une architecture à 1 neurone dans la couche cachée, et on augmente constamment ce nombre jusqu'à 10, puis on retient l'architecture qui donne le minimum de l'erreur sur la base de test, et ce afin d'éviter le problème de sur-apprentissage.

III.2.4 Prétraitement des données

De manière générale, les bases de données subissent un prétraitement, qui consiste à effectuer une normalisation appropriée tenant compte de l'amplitude des valeurs acceptées par le réseau [18], avant leur utilisation pour l'apprentissage du réseau de neurone. Et ce afin d'assurer une homogénéisation des valeurs propagées dans le réseau.

Les entrées et sorties sont normalisées linéairement entre 0 et 1, par rapport à leur valeur minimale ou maximale, en appliquant l'équation de normalisation suivante :

$$valeur_normalisée = \frac{valeur_non_normalisée - valeur_min}{valeur_max - valeur_min} \quad (III.1)$$

Avec : *valeur_min* et *valeur_max* : les valeurs minimale et maximale respectivement de la variable à normaliser.

Cette normalisation permet d'assurer qu'une entrée ne devienne pas prépondérante au détriment des autres, du fait des valeurs atteintes.

III.2.5. Phase d'apprentissage

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.

Les poids 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. L'ensemble des données d'apprentissage est donc présenté plusieurs fois au réseau avec différentes valeurs d'initialisations des poids synaptiques. Typiquement, nous avons utilisé 500 initialisations différentes.

Et comme nous disposons des valeurs de sortie (irradiation globale), nous avons choisi l'apprentissage supervisé, mettant en jeu l'algorithme de Levenberg-Marquardt qui donne de meilleurs résultats en termes de rapidité de convergence et de performance de généralisation. Ce dernier cherche à minimiser, par des méthodes d'optimisation non linéaire une fonction de coût qui constitue une mesure de l'écart entre les réponses réelles du réseau et ses réponses désirées [21].

Pour contourner le problème de sur-apprentissage nous avons utilisé la technique de validation croisée expliquée au chapitre II. Nous avons donc veillé à ce que l'erreur sur les bases d'apprentissage et de validation soit aussi faible que possible.

III.2.6. Phase de test

Une fois l'apprentissage du réseau est terminé, il faut toujours procéder à des tests pour estimer sa qualité de généralisation, et ce en lui présentant une base de données différente de celles utilisées pour l'apprentissage ou la validation croisée. Si les performances ne sont pas satisfaisantes, il faudra soit modifier l'architecture du réseau, soit de modifier la base d'apprentissage.

III.3. Etude des paramètres de construction

L'objectif de notre étude est la validation du réseau de neurone (MLP), comme outil de prédiction de l'irradiation solaire, par apprentissage supervisé. Nous avons résumé les données utilisées dans la table suivante :

Catégorie	Variable	Unité	Type
Météorologique	Température	°C	Numérique
	Pression atmosphérique	hPa	
	Humidité relative	%	
	Insolation	h	
	précipitation	mm	
	Vitesse du vent	m/s	
Astronomique	Irradiation solaire extraterrestre	kWh. M ⁻² .jour ⁻¹	Numérique
	Déclinaison	Degré (°)	
	Hauteur angulaire maximale du soleil		
	Durée astronomique du jour	h	
Calendrier	Numéro du mois	-	Numérique (0 à 12)

Tableau (III.1) : Paramètres utilisées.

Plusieurs modèles ont été testés afin de trouver les combinaisons de variables d'entrée qui aboutissent à une prédiction efficace. Les entrées utilisés pour ces modèles ont été choisis en se basant sur le calcul du coefficient de corrélation entre l'irradiation solaire et chacune des variables citées ($|r| \geq 0,7$), (figure (III.1) jusqu'à (III.12)).

Nous rapportons sur le tableau suivant les 10 modèles que nous avons jugé être les plus intéressants.

Modèles	Variables d'entrée										
	M	S	S ₀	G ₀	T _{max}	T _{min}	ΔT	δ	Prec	$\gamma_{\max}$	Hu
M1	x	x	x	x							
M2	x	x	x	x	x	x					
M3	x	x	x	x			x	x			
M4	x	x	x	x	x				x		
M5	x	x	x	x			x				x
M6	x	x	x	x	x					x	
M7	x	x	x	x			x	x	x		
M8	x	x	x	x	x	x			x	x	
M9	x	x	x	x	x	x		x	x	x	
M10	x		x	x	x	x		x	x	x	

Tableau (III.2) : Différents modèles utilisé pour l'entraînement du réseau de neurone.

Avec:

M: numéro du mois.

S : insolation (h)

S₀ : durée théorique du jour (h).

G₀ : irradiation solaire extraterrestre (wh.m⁻².jour⁻¹).

T_{moy} : température moyenne (°C).

T_{max} : température maximale (°C).

T_{min} : température minimale (°C).

$\Delta T = T_{\max} - T_{\min}$ (°C).

prec : précipitation (mm).

Hu : humidité relative (%).

δ : déclinaison (°).

$\gamma_{\max}$: hauteur angulaire maximale du soleil (°).

Les figures suivantes représentent les corrélations entre l'irradiation solaire et chacune des variables d'entrée citées ci-dessus.

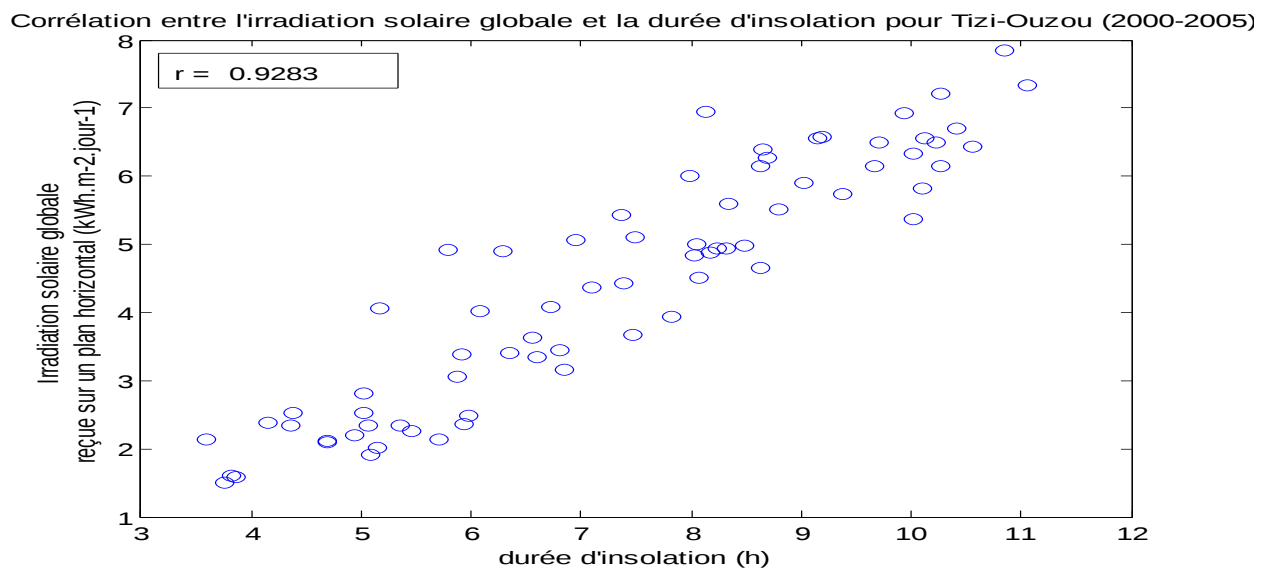


Figure (III.1) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la durée d'insolation.

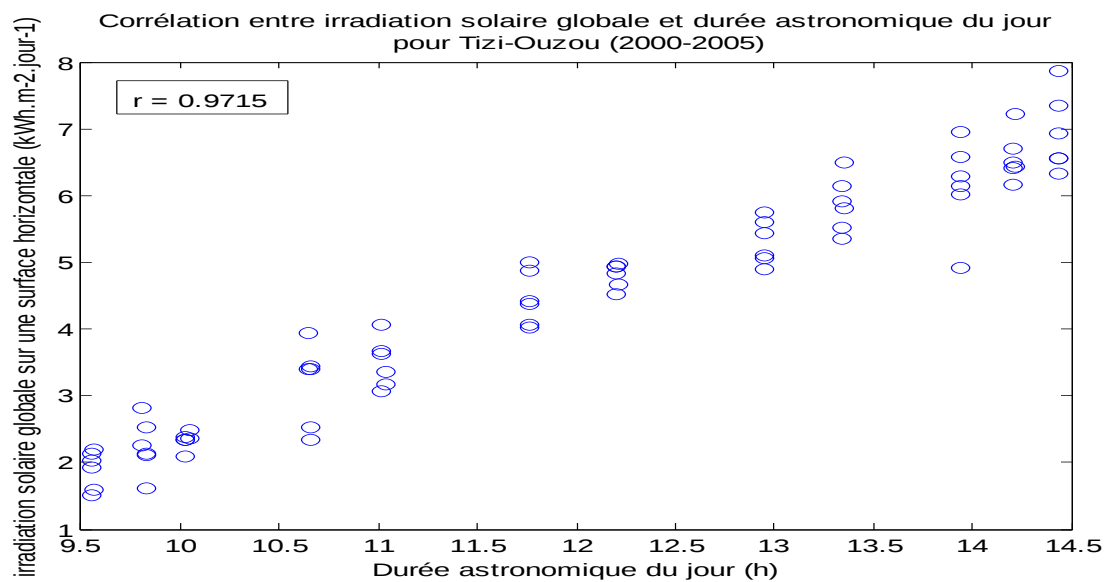


Figure (III.2) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la durée astronomique du jour.

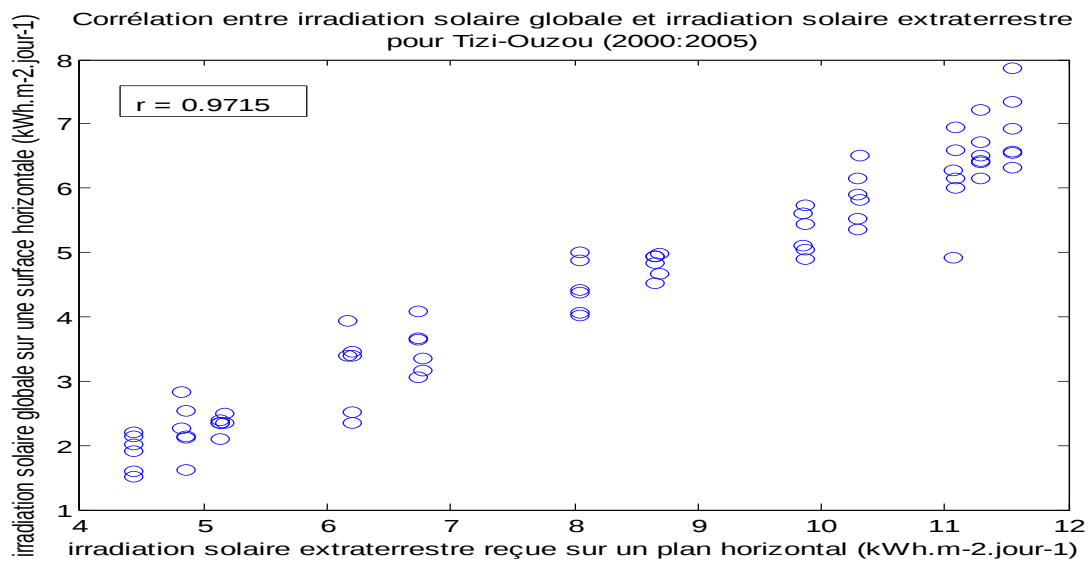


Figure (III.3) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et l'irradiation extraterrestre.

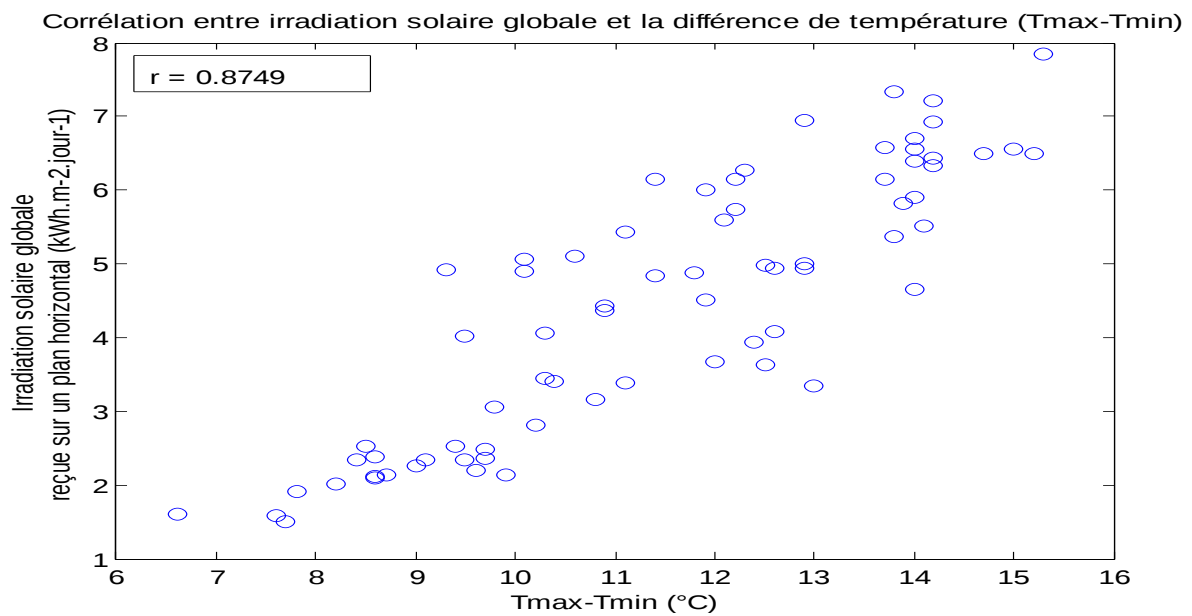


Figure (III.4) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la différence de température.

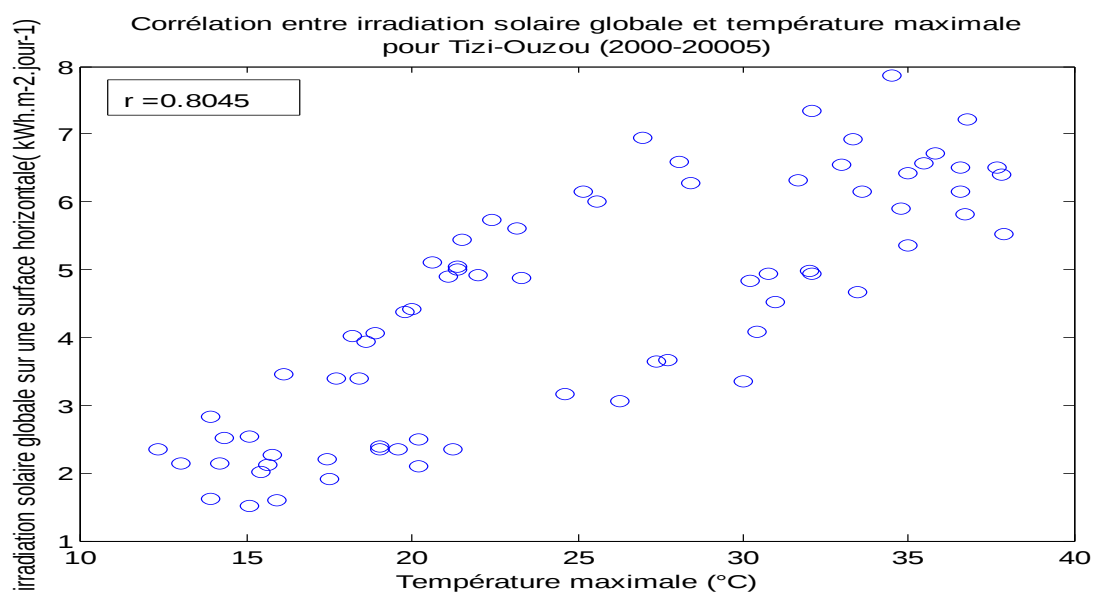


Figure (III.5) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la température maximale.

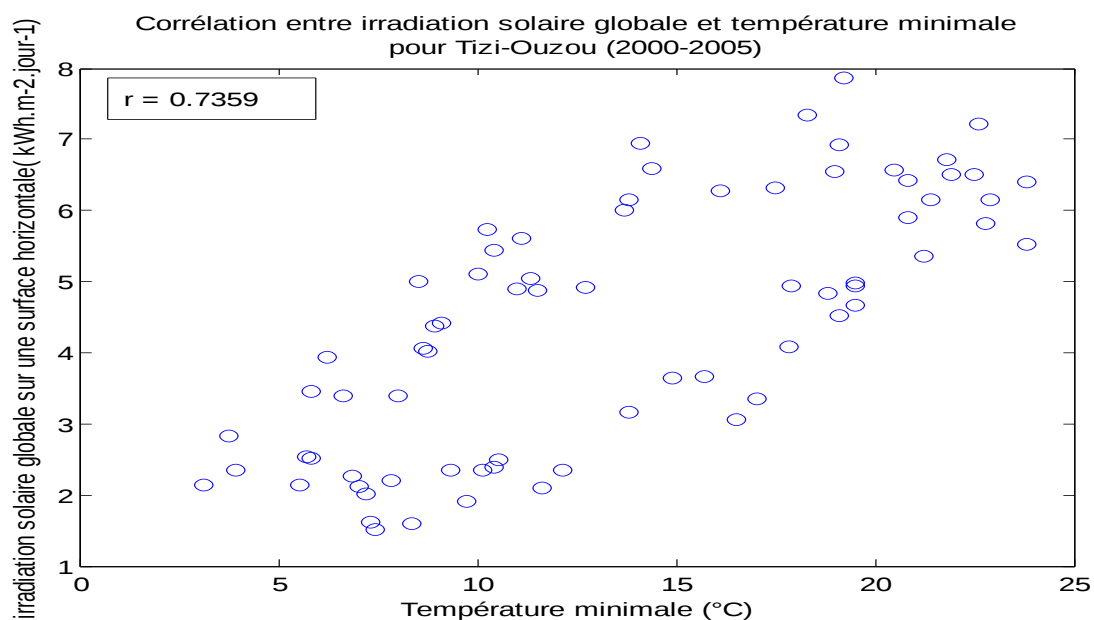


Figure (III.6) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la température minimale.

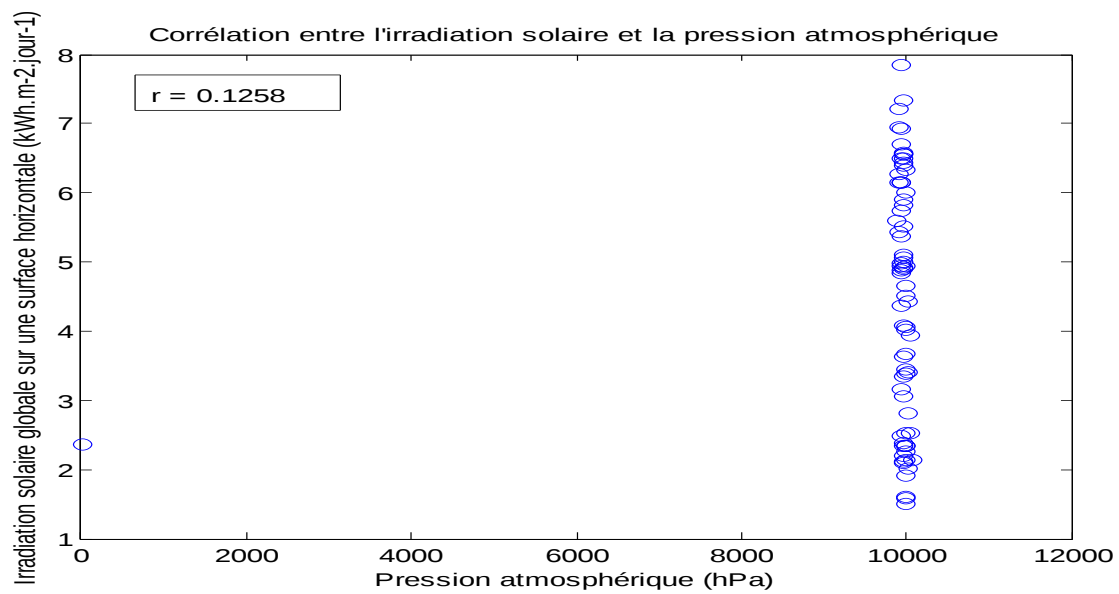


Figure (III.7) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la pression atmosphérique.

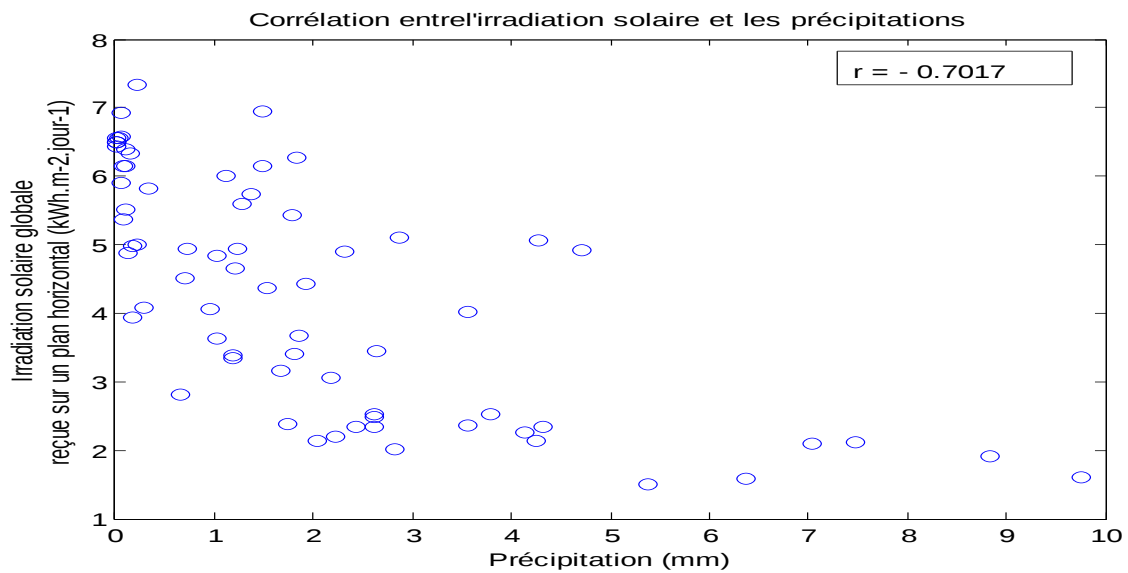


Figure (III.8) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et le taux de précipitation.

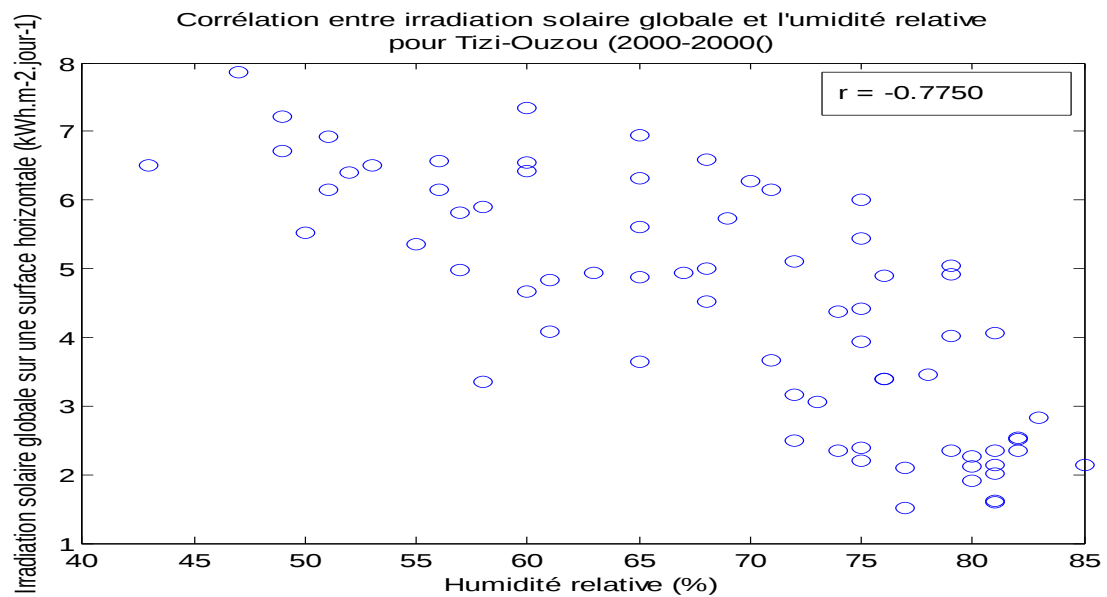


Figure (III.9) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et l'humidité relative.

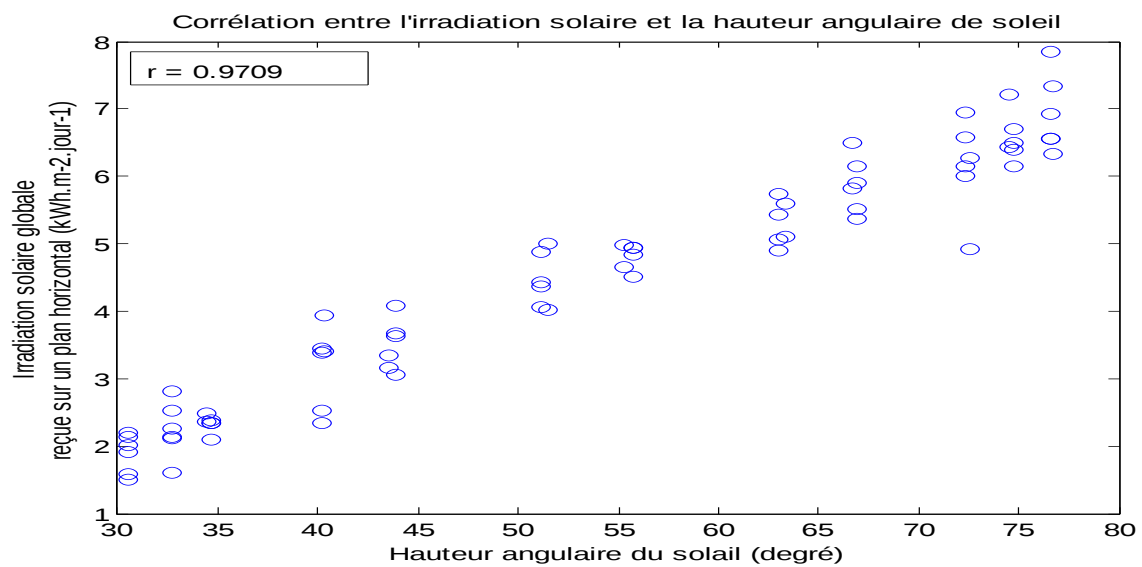


Figure (III.10) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la hauteur angulaire du soleil.

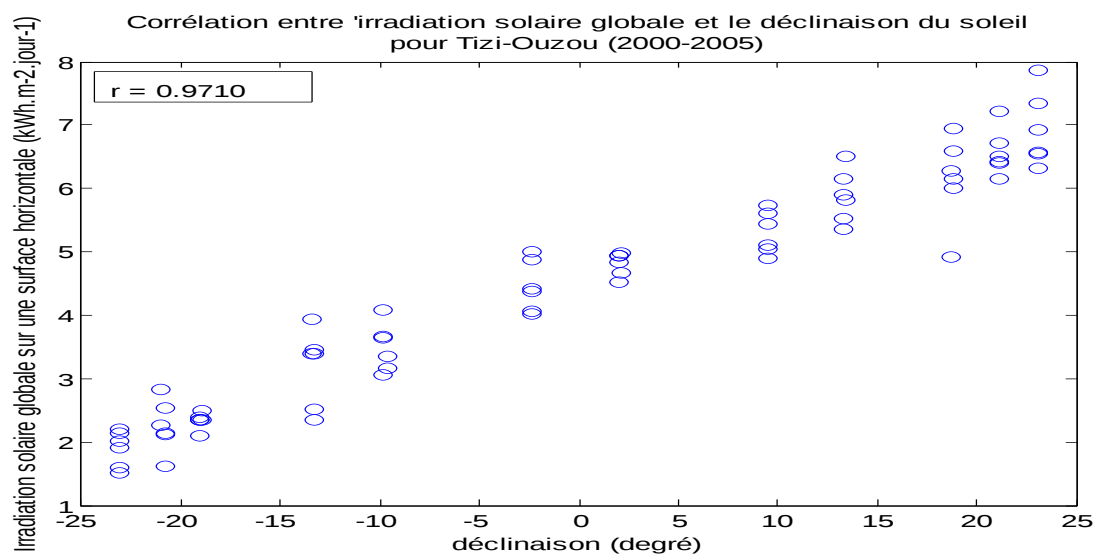


Figure (III.11) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la déclinaison.

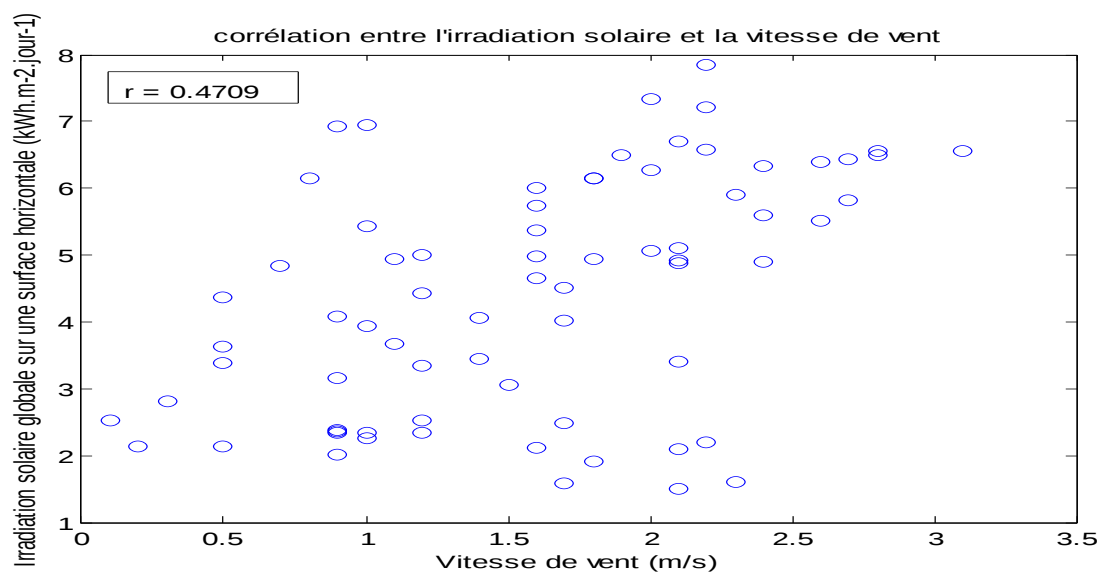


Figure (III.12) : Corrélation entre l'irradiation solaire globale et la vitesse du vent.

III.4. Critères utilisés pour l'évaluation des performances des modèles

Plusieurs indicateurs statistiques, ont été utilisés dans la littérature, pour évaluer les performances des modèles d'estimation de l'irradiation solaire

Les indicateurs les plus populaires et les plus utilisés sont :

- RMSE (root mean square error): racine carrée de l'erreur quadratique moyenne.

$$RMSE = \left[\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (H_{mes}(i) - H_{est}(i))^2 \right]^{1/2} \quad (III.1)$$

La RMSE, est une mesure de la variation des valeurs prédites autour des valeurs mesurée. Plus sa valeur est petite, plus le modèle est meilleur.

- MBE (mean bias error): erreur de biais moyen.

$$MBE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (H_{est}(i) - H_{mes}(i)) \quad (III.2)$$

La MBE donne une indication sur la déviation moyenne des valeurs prédites par rapport aux valeurs mesurées correspondantes. Une valeur positive indique une surestimation dans l'irradiation globale prédite et une valeur négative indique une sous-estimation.

- MAPE (mean absolute percentage error): Moyenne des erreurs absolues en pourcentage.

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left| \frac{H_{mes}(i) - H_{est}(i)}{H_{mes}(i)} \right| 100 \quad (III.3)$$

La MAPE est dans l'ensemble une mesure de la justesse de la prévision. Une valeur de MAPE inférieure à 10% est considérée comme acceptable [3].

- R : coefficient de corrélation.

$$R = \left[\frac{\sum_{i=1}^N (H_{mes}(i) - \overline{H_{mes}})(H_{est}(i) - \overline{H_{est}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (H_{mes}(i) - \overline{H_{mes}})^2 \sum_{i=1}^N (H_{est}(i) - \overline{H_{est}})^2}} \right] \quad (III.4)$$

Le coefficient de corrélation mesure combien les valeurs prédites se rapprochent- elles des valeurs réelles. Clairement, une valeur du coefficient de corrélation plus proche de l'unité implique une meilleure prévision.

- R^2 : coefficient de détermination.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (H_{mes}(i) - H_{est}(i))^2}{\sum_{i=1}^N (H_{mes}(i))^2} \quad (III.5)$$

Le coefficient de détermination est une mesure statistique, qui indique comment la droite de régression ajuste les données réelles. Une valeur de R^2 proche de 1 indique que la droite de régression ajuste bien les données.

Cet indicateur varie entre 0 et 1. Une valeur de 1 indique un parfait accord entre mesure et modèle, alors que la valeur 0 indique un total désaccord.

Avec:

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

H_{mes} : Irradiation solaire mesurée.

H_{est} : Irradiation solaire estimée par le réseau de neurone.

$\overline{H_{mes}}$: La valeur moyenne de l'irradiation solaire mesurée.

$\overline{H_{est}}$: La valeur moyenne de l'irradiation solaire estimée par le réseau de neurone.

Dans notre étude, nous avons utilisé tous les indicateurs cités ci-dessus, pour évaluer la performance de nos modèles sur les deux bases, d'entraînement et de test.

III.5. Résultats et discussion

Pour chaque modèle, on a fait varier le nombre de neurones dans la couche cachée de 1 à 10, et on a effectué 500 apprentissages avec à 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. Par exemple pour le modèle M8, on a obtenu les résultats du tableau (III.3)

Nombre de neurone dans la couche cachée	RMSE base d'entraînement	RMSE base de test
1	0,26162	0,23195
2	0,17769	0,212
3	0,23511	0,12319
4	0,17167	0,19675
5	0,20374	0,26547
6	0,15833	0,27774
7	0,11914	0,42795
8	0,1496	0,43026
9	0,16126	0,49437
10	0,13816	0,26587

Tableau (III.3) : Variation des erreurs d'apprentissage et de test en fonction du nombre de neurone dans la couche cachée.

On remarque d'après ce tableau, qu'à partir de 3 neurones, le phénomène de sur apprentissage commence à apparaître. L'indication de la présence de ce sur apprentissage est ici la diminution de la performance en phase de test; l'ajout successif de neurones dans la couche cachée, améliore l'erreur commise sur la base d'entraînement, mais détériore celle de la base de test.

Dans ce cas, le réseau, avec plus de neurones dans la couche cachée, possède beaucoup plus de paramètres (poids et biais), ce qui introduit une plus grande facilité d'apprentissage, mais une mauvaise capacité de généralisation.

En effet, le nombre de poids du réseau MLP à une couche cachée, est :

$$N_{poids} = N_{CC} (N_{CE} + N_{CS}) \quad (III.6)$$

Avec:

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

N_{CC} : Nombre de neurones dans la couche cachée.

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

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

Ce phénomène est illustré par la figure suivante.

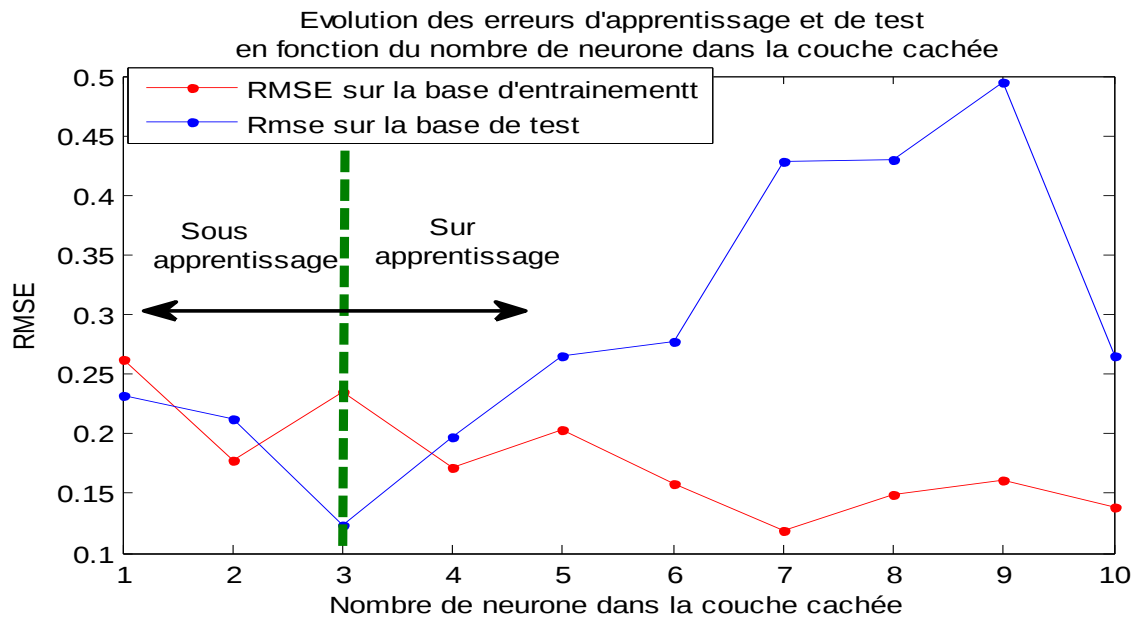


Figure (III.13) : Erreur d'apprentissage et de test en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée pour le modèle M8.

Afin d'éviter la production de ce phénomène, nous avons choisis l'architecture ayant le minimum de l'erreur sur la base de test et non sur la base d'apprentissage comme architecture optimale. Pour le modèle M8, ça correspond à l'architecture ayant 3 neurones dans la couche cachée.

La même procédure a été suivie pour déterminer l'architecture optimale pour tous les autres modèles. Pour chaque modèle on a reporté dans le tableau (III.4) les meilleurs résultats qui correspondent au minimum de l'erreur (RMSE) sur la base de test.

III.6. Conclusion

L'étude présentée a été incitée par le manque de mesure de l'irradiation solaire globale dans quelques emplacements, notamment dans la région de Tizi-Ouzou. Cette donnée est très importante pour l'étude et le dimensionnement des systèmes solaires, plus particulièrement les systèmes photovoltaïques.

Cette étude confirme la capacité des réseaux de neurone à prédire l'irradiation solaire avec précision, et les données prédites peuvent donc être utilisées en absence de mesures. Les résultats indiquent que la modélisation par les réseaux de neurones paraît prometteuse pour l'évaluation du potentiel de la ressource solaire dans les zones isolées ou dépourvues de stations de mesure radiométriques.

Des conclusions semblables ont été atteintes par beaucoup de chercheurs qui s'intéressent à plusieurs autres questions météorologiques [30, 42-44]

Le prochain chapitre sera consacré au dimensionnement du système photovoltaïque qui alimentera le laboratoire de recherche LAMPA, et ce en utilisant les données d'irradiation solaire estimées par le modèle neuronal conçu.

Chapitre IV

Dimensionnement d'une installation photovoltaïque

IV.1. Introduction

Le dimensionnement des systèmes solaires exige une analyse précise du besoin électrique et des différents facteurs pouvant influencer leurs rendements, données météorologiques, et environnements d'installation.

La connaissance du rayonnement solaire et ces composantes sur des surfaces inclinées et orientées est nécessaire, voir indispensable pour tout dimensionnement d'installations solaires. Or généralement, dans les stations météorologiques le rayonnement solaire global est mesuré sur des surfaces horizontales.

Bien qu'il soit difficile de connaître la valeur de l'irradiation solaire pour un site précis, sous une orientation et une inclinaison bien déterminées, il existe quelques modèles approximatifs pour la calculer dans le cas où au moins le rayonnement global horizontal est mesuré ou estimé.

Le dimensionnement de l'installation photovoltaïque qui servira à l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA sera l'objectif de ce chapitre.

IV.2. Méthodologie suivie pour le dimensionnement

Pour dimensionner les systèmes photovoltaïques, deux paramètres ont beaucoup d'importance : l'irradiation solaire globale incidente sur une surface collectrice et la détermination précise de la consommation.

IV.2.1. Calcul de l'irradiation solaire incidente sur les capteurs

L'évaluation de l'énergie incidente sur un plan quelconque est effectuée par des modèles qui font intervenir les composantes directe, diffuse et réfléchie, du rayonnement solaire. Il est donc nécessaire de disposer d'une évaluation de chacune de ces fractions du rayonnement global.

Ce problème n'est pas nouveau et a été traité par plusieurs auteurs et ont donné plusieurs modèles qui sont basés sur la sommation du diffus, du directe, et d'albédo reçus sur plan incliné suivant la formule:

$$H(\beta) = H_D(\beta) + H_d(\beta) + H_R(\beta) \quad (\text{IV.1})$$

Avec $H(\beta)$, $H_D(\beta)$, $H_d(\beta)$, et $H_R(\beta)$ les irradiances globale, diffuse, directe et albédo respectivement reçues sur un plan d'inclinaison β .

Il faut donc trouver des modèles, pour le calcul des irradiances diffuse, directe et d'albédo reçues sous une inclinaison et une orientation, qui permettent une optimisation de la captation par les cellules photovoltaïques.

Plusieurs modèles ont été testés dans [45] et [46] pour l'estimation de l'irradiation solaire et il a été démontré que tous ces modèles convenaient bien au calcul de l'irradiation solaire globale reçue sur un plan incliné pour l'Algérie.

Vu sa simplicité, le modèle de Liu et Jordan [47], est utilisé dans ce chapitre pour le calcul de l'irradiation solaire globale inclinée.

L'irradiation solaire dans le plan du champ photovoltaïque, I_T , est obtenue en utilisant le modèle de Liu et Jordan suivant:

$$I_T = I_D r_b + I_d \left(\frac{1 + \cos \beta}{2} \right) + I \rho \left(\frac{1 - \cos \beta}{2} \right) \quad (\text{IV.2})$$

Avec:

I_T : Irradiation horaire totale reçue sur le plan des capteurs.

I_D : Irradiation horaire directe reçues sur un plan horizontal.

I_d : Irradiation horaire diffuse reçue sur un plan horizontal.

I : Irradiation horaire globale reçue sur un plan horizontal.

ρ : Albédo du sol.

L'albédo a été fixé à 0,2 si la température moyenne mensuelle est supérieure à 0 °C, et une valeur de 0,7 si elle est inférieure à -5 °C [39].

r_b : est le rapport des irradiances directes horaires reçues sur le plan des capteurs aux irradiances directes horaires reçues sur le plan horizontal.

$$r_b = \frac{\cos \theta}{\cos \theta_z} \quad (\text{IV.3})$$

θ est l'angle d'incidence du rayonnement direct reçu sur le plan incliné et θ_z est l'angle zénithal du soleil.

$$\cos \theta = \cos(\varphi - \beta) \cos(\delta) \cos(\omega) + \sin(\delta) \sin(\varphi - \beta) \quad (\text{IV.4})$$

L'irradiation globale quotidienne reçue sur le plan incliné est alors obtenu par la sommation des valeurs horaires.

Le seul problème qui se pose est que ce modèle utilise les valeurs horaires des irradiances solaires globale, diffuse et directe pour l'estimation de l'irradiation globale horaire, alors que nous ne disposons que des irradiances moyennes mensuelles journalières.

On a utilisé l'algorithme décrit dans [48] comme suit:

- Calcul des irradiances horaires globale et diffuse reçues sur une surface horizontale pour le « jour moyen mensuel ».
- Calcul des valeurs horaires de l'irradiation globale reçue sur une surface inclinée pour cette journée.
- et enfin, sommation des valeurs horaires calculées sur la surface inclinée pour obtenir l'irradiation moyenne quotidienne incidente sur les capteurs.

IV.2.1.1. Calcul de l'irradiation horaire globale reçue sur un plan horizontal

Avant de passer au calcul de l'irradiation horaire globale horizontale, il faut définir la notion de jour moyen mensuel.

Le jour moyen mensuel est le jour où la déclinaison est proche de la déclinaison moyenne du mois considéré. A ce jour moyen, l'irradiation globale quotidienne est égale à la moyenne mensuelle quotidienne.

Le jour moyen recommandé par [48] pour chaque mois et le numéro du jour correspondant de l'année sont donnés dans le tableau suivant:

Mois	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
Date	17	16	16	15	15	11	17	16	15	15	14	10
Numéro du jour	17	47	75	105	135	162	198	228	258	288	318	344

Tableau (IV.1) : Jour moyen mensuel et numéro du jour de l'année correspondant.

Pour chaque heure de la « journée moyenne », l'irradiation globale quotidienne moyenne (G_h) est répartie en valeurs horaires (I) grâce à la formule de Collares-Pereira et Rabl [48]:

$$I = r_t G_h \quad (IV.5)$$

Le rapport de la valeur horaire sur le total quotidien de l'irradiation global, r_t est exprimé par:

$$r_t = \frac{\pi}{24} (a + b \cos \omega) \left[\frac{\cos \omega - \cos \omega_0}{\sin \omega_0 - \cos \omega_0} \right] \quad (IV.6)$$

$$a = 0,409 + 0,5016 \sin \left(\omega_0 - \frac{\pi}{3} \right) \quad (IV.7)$$

$$b = 0,660 - 0,4767 \sin \left(\omega_0 - \frac{\pi}{3} \right) \quad (IV.8)$$

ω_0 : Est l'angle horaire du soleil à son coucher exprimé en radians (voir équation (I.10))

et ω est l'angle horaire du soleil pour le milieu de l'heure pour laquelle le calcul est fait, exprimé aussi en radians (voir équation (I.6)).

IV.2.1.2. Calcul des irradiances horaires diffuse et directe horizontales

Pour calculer le diffus horaire, il faut d'abord calculer la moyenne mensuelle de l'irradiation diffuse à partir de la moyenne mensuelle de l'irradiation globale en utilisant des modèles trouvés dans la littérature.

Ensuite, l'irradiation diffuse (D_h) est répartie en valeurs horaires (I_d) avec la formule de Liu et Jordan suivante [48]:

$$I_d = r_d D_h \quad (IV.9)$$

Le rapport de la valeur horaire sur le total quotidien de l'irradiation diffuse r_d se calcul par :

$$r_d = \frac{\pi}{24} \left[\frac{\cos \omega - \cos \omega_0}{\sin \omega_0 - \cos \omega_0} \right] \quad (IV.10)$$

Une fois les rayonnements horaires global et diffus reçus sur un plan horizontal sont calculés, on pourra calculer le rayonnement direct horaire horizontal par simple soustraction:

$$I_D = I - I_d \quad (IV.11)$$

♦ Estimation de la moyenne mensuelle du rayonnement diffus horizontal

Puisque seul le rayonnement global mensuel horizontal est estimé par le modèle neuronal dans le chapitre précédent, nous avons cherché dans la littérature à trouver des modèles pour estimer la fraction ou la composante du global qui est le diffus mensuel horizontal, et on a pu trouver plusieurs modèles.

✓ Modèle d'Iqbal

Iqbal [49] a proposé deux corrélations, la première a une forme linéaire et exige la connaissance de l'irradiation globale mesurée sur le plan horizontal et les durées d'insolation. La seconde corrélation a une forme quadratique et exige seulement la connaissance des durées d'insolation et du rayonnement extraterrestre. Les deux relations proposées sont données par:

$$\frac{D_h}{G_h} = 0,791 + 0,635 \frac{DI}{S_0} \quad (IV.12)$$

$$\frac{D_h}{G_0} = 0.163 + 0.478 \frac{DI}{S_0} - 0.655 \left(\frac{DI}{S_0} \right)^2 \quad (IV.13)$$

✓ Modèle de Liu et Jordan

Liu et Jordan [50] ont établi une corrélation entre la moyenne mensuelle de la fraction diffuse K_D (rapport entre l'irradiation solaire diffuse et l'irradiation solaire extraterrestre) et la moyenne mensuelle de l'indice de clarté K_T :

$$K_D = 1,39 - 4,027 K_T + 5,531 (K_T)^2 - 3,108 (K_T)^3 \quad (IV.14)$$

Pour $0,3 < K_T \leq 0,7$

✓ Modèle de Page

Page [51] a utilisé des données de 10 sites largement étendus entre la latitude 40° Nord à 40° Sud, et a proposé cette expression générale:

$$K_D = 1 - 1,13 K_T \quad (IV.15)$$

✓ Modèle d'Erbs

Erbs [52] a utilisé les données issues de quatre stations des Etats Unis pour développer un modèle polynomial saisonnier donnant la fraction diffuse mensuelle en fonction de l'indice de clarté:

-Pour $\omega_0 > 81,4^\circ$ et $0,3 < K_T \leq 0,8$:

$$K_D = 1,391 - 3,560K_T + 4,189(K_T)^2 - 2,137(K_T)^3 \quad (\text{IV.16})$$

-Pour $\omega_0 \leq 81,4^\circ$ et $0,3 < K_T \leq 0,8$

$$K_D = 1,311 - 3,022K_T + 3,427(K_T)^2 - 1,821(K_T)^3 \quad (\text{IV.17})$$

IV.2.1.3. Inclinaison et orientation optimales des capteurs photovoltaïques

L'énergie fournie par les capteurs photovoltaïques est directement proportionnelle à l'ensoleillement. Afin d'optimiser au mieux l'installation solaire il faut donc tenir compte de ce facteur, qui dépend à son tour du lieu de l'installation, d'orientation et d'inclinaison de ces capteurs.

Idéalement, Ils doivent être orientés en plein Sud dans l'hémisphère Nord et en plein Nord dans l'hémisphère Sud, à l'écart des zones ombragées, et incliné d'un angle qui permet l'optimisation de l'énergie récupérée.

Un plan incliné est caractérisé par son inclinaison β (par rapport à l'horizontale), et son orientation ou azimut χ par rapport au sud.

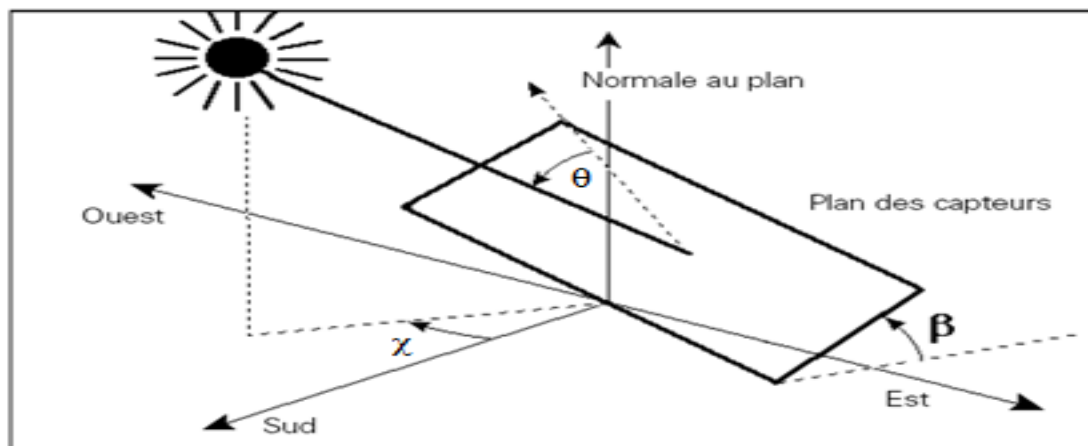


Figure (IV.2) : Définition des angles pour un plan incliné: inclinaison β , azimut χ et l'angle d'incidence θ [53]

Plus les rayons sont proches de la perpendiculaire au plan des panneaux ($\cos \theta \approx 1$), plus la quantité d'énergie disponible est importante.

- en moyenne, sur l'année, l'inclinaison optimale pour maximiser l'énergie annuelle produite est égale à la latitude du lieu.
- Une inclinaison plus forte que la latitude peut augmenter l'énergie récupérée en hiver, au détriment de celle récupérée en été, la trajectoire du soleil est basse dans le ciel. L'inverse est réalisé pour une inclinaison plus faible que la latitude.

Ces considérations sont prises en compte lors du dimensionnement d'un système photovoltaïque.

Pour ce qui est de notre application, qui consomme une énergie constante tout au long de l'année, on utilisera une inclinaison qui optimisera l'énergie récupérée en hiver, la période dont l'ensoleillement est plus faible.

Le tableau suivant donne les valeurs de l'inclinaison idéale des capteurs photovoltaïque pour une utilisation annuelle constante en fonction de la latitude.

Latitude φ (°)	Inclinaison β (°)
$\varphi < 10^\circ$	10°
$10^\circ < \varphi < 30^\circ$	φ
$30^\circ < \varphi < 40^\circ$	$\varphi + 10^\circ$
$\varphi > 40^\circ$	$\varphi + 15^\circ$

Tableau (IV.2) : Relation entre la latitude et l'inclinaison des panneaux pour une utilisation annuelle [54].

IV.2.2. Méthodes de dimensionnement

Plusieurs études ont été élaborées dans le but de réaliser un dimensionnement optimal des systèmes photovoltaïques [55,56]. Ces méthodes sont basées sur l'équilibre énergétique pour déterminer la capacité de stockage et la production des panneaux photovoltaïques. Des méthodes plus récentes [57-59] estiment la performance des systèmes photovoltaïques en se basant sur le concept de la probabilité d'erreur dans la consommation, définie comme le ratio entre le déficit et la demande d'énergie, sur la charge.

Cette dernière méthode consiste en la réalisation des bilans énergétiques chaque jour durant quelques années, pour calculer les dimensions des modules et batteries qui garantiront

une fiabilité donnée du point de vue de la consommation. Son avantage est qu'elle optimise énergétiquement l'installation et introduit le concept de fiabilité énergétique. Son principal inconvénient est qu'il faut connaître les données horaires d'irradiations sur le site d'installation pour un nombre d'années trop grand (10 à 20 ans) [60] et ces données ne sont pas souvent disponibles.

Dans ce présent chapitre, on s'intéresse à une méthode dite « la méthode du mois le plus défavorable » vu qu'on ne dispose que de valeurs mensuelles de l'irradiation solaire. Son principe est de réaliser un bilan énergétique sous les conditions les plus défavorables [61] pour le système. C'est-à-dire, si le système fonctionne durant ce mois, il fonctionnera les autres mois, donc il nous garantit un fonctionnement annuel.

IV.2.2.1. Estimation de la consommation

La première étape à suivre lors du dimensionnement d'une installation photovoltaïque est l'estimation de la consommation d'électricité, et la connaissance de la périodicité de ses besoins.

La périodicité est en fait le rythme de la consommation d'électricité, elle peut être continue (tous les jours de l'année), ou périodique (week-end, vacance,...).

L'évaluation précise des besoins en électricité consommée est primordiale pour un bon dimensionnement. Il faut alors se renseigner sur la consommation de chaque appareil utilisé et choisir les appareils dont la consommation est la plus faible possible afin de réduire ses dépenses en électricité tout en gardant un bon niveau de confort.

Pour calculer l'énergie consommée nécessaire par jour (Wh/jour), on multiplie la puissance (W) de chaque équipement (lampes, PC,...) par le nombre d'heures de fonctionnement respectivement (h/jour), puis on somme les valeurs trouvées.

La consommation totale d'une application, est calculée en tenant compte du rendement de l'onduleur s'il y a des charges alternatives

$$E_c = E_{DC} + \frac{E_{AC}}{\eta_{ond}} \quad (IV.18)$$

Avec :

E_c : Consommation totale d'une application (Wh/jour).

E_{DC} : Energie consommée par les charges DC (Wh/jour).

E_{AC} : Energie consommée par les charges AC (Wh/jour).

η_{ond} : Rendement moyen de l'onduleur : 0,95.

IV.2.2.2. Dimensionnement du générateur photovoltaïque

Cette étape consiste à calculer la quantité de modules photovoltaïques que l'on devra posséder pour couvrir ces besoins en électricité, il faut pour cela :

♦ Estimer la puissance crête du champ photovoltaïque

La puissance crête du champ photovoltaïque à installer dépend de l'irradiation du lieu. On la calcule de façon à satisfaire les besoins pendant la période la plus défavorable en appliquant la formule suivante [62]:

$$P_{ch} = \frac{E_C}{k \cdot I_r} \quad (IV.19)$$

P_{ch} : Puissance crête du champ photovoltaïque (W_C).

I_r : Irradiation moyenne mensuelle reçue par le capteur photovoltaïque correspondant au mois le plus défavorable (Wh.m⁻².jour⁻¹).

E_C : Énergie consommée (Wh).

K : Coefficient correcteur, ce coefficient tient compte :

- De l'incertitude météorologique.
- De l'inclinaison non corrigée des modules suivant la saison.
- Du point de fonctionnement des modules.
- Du rendement moyen charge/décharge de la batterie (90%).
- Du rendement de régulateur (95%).
- Des pertes dans les câbles et connexions pour les systèmes avec batterie.

k est en générale compris entre 0,55 et 0,75. La valeur souvent utilisée dans les calculs du système avec batterie est k=0,65 [63].

♦ Choisir la tension de fonctionnement du champ photovoltaïque

On choisit la tension de fonctionnement en fonction de la puissance crête du champ photovoltaïque en watt. De façon générale [62] :

- ❖ Moins de 500 watts crête : elle est de 12V.
- ❖ De 501 à 2000 watts crête : elle est de 24 V.
- ❖ De 2001 à 10000 watts crête : elle est de 48 V.
- ❖ Plus de 10000 watts crête : elle est supérieure à 48 V

♦ Déterminer le nombre de modules photovoltaïques

Soit une installation fonctionnant sous une tension V_{ch} , la puissance crête nécessaire est égale à P_{ch} , les modules disponibles sont de puissances crête P_c et de tension nominale V_n .

Le nombre total de modules à installer se calcule par :

$$N_m = \frac{P_{ch}}{P_c} \quad (IV.20)$$

- Le nombre de modules connectés en série sera égale à :

$$N_s = \frac{V_{ch}}{V_n} \quad (IV.21)$$

- Le nombre de modules connectés en parallèles sera égale à :

$$N_p = \frac{N_m}{N_s} \quad (IV.22)$$

IV.2.2.3. Dimensionnement des batteries

Pour assurer la continuité de l'alimentation pendant les jours de mauvais temps, on prévoit un système de stockage qui se compose généralement de batteries .La capacité qui doit être installé dépend, de la tension (V_{Bat}), du rendement de la batterie (η_{Bat}) et de la profondeur de décharge (PDD = 0,8) de la batterie, ainsi que l'énergie demandée par la charge (E_c) et le nombre de jours d'autonomie (N) pendant lesquels les batteries initialement chargées peuvent assurer les besoins en électricité sans que les modules ne fonctionnent.

La capacité de la batterie est donnée en (Ah) par :

$$C_{Bat} = \frac{E_c N}{PDD V_{Bat} \eta_{Bat}} \quad (IV.23)$$

IV.2.2.4. Dimensionnement du régulateur

Le régulateur sera dimensionné d'après les paramètres suivants : tension, courant d'entrée et courant de sortie :

- ✓ **Tension nominale:** Elle doit être celle du champ photovoltaïque.
- ✓ **Courant d'entrée :** C'est le courant de charge maximal que les modules sont susceptibles de débiter. Il doit être supporté sans problème par le régulateur. Pour estimer ce courant, le plus sûr est de prendre 1,5 fois le courant maximal [64].
- ✓ **Courant de sortie (I_s):** L'intensité du courant de sortie du régulateur doit être supérieure à la valeur maximale que peuvent tirer les récepteurs simultanément. Elle peut être déterminée par la formule [62] :

$$I_s = 1,5 \frac{P}{V_{ch}} \quad (IV.24)$$

Avec :

P : Puissance totale des récepteurs lorsqu'ils fonctionnent tous au maximum de leur puissance de fonctionnement (W), donc la puissance d'un appareil fois le nombre d'appareils.

IV.2.2.5. Dimensionnement de l'onduleur

Lorsque l'application contient d'appareils fonctionnant en alternatif (AC), il faut convertir l'électricité continue que produisent les capteurs photovoltaïques en électricité alternative utilisable par ces appareils.

Le dimensionnement d'un onduleur se base sur la somme des puissances maximales de chaque équipement à connecter au courant alternatif, et se fait en fonction de plusieurs critères:

- ✓ **Tension d'entrée :** elle est égale à celle de la batterie ou du régulateur.
- ✓ **Tension de sortie:** en Algérie nous utilisons du 220 VAC, 50Hz

- ✓ **Puissance nominale** : Puissance nominale de l'onduleur (VA), définie d'après les besoins exprimés .Elle tient compte du nombre d'équipements, et de leurs puissances.

IV.3. Calcul de l'énergie produite par le champ photovoltaïque installé

L'énergie réellement produite par un générateur photovoltaïque est calculée en connaissant l'irradiation globale incidente sur les capteurs, et la température des cellules photovoltaïques, suivant cette formule [65]:

$$E_p = S \cdot \eta_{mod} \cdot H \cdot (1 - P_d)(1 - P_c) \quad (IV.25)$$

S : Surface du champ photovoltaïque installé (m²).

H : Irradiation globale reçue sur le plan des capteurs (Wh.m⁻².jour⁻¹).

P_d : Pertes diverses du champ photovoltaïque dû à la saleté ou à la neige.

P_c : Pertes de conditionnement de l'énergie.

η_{mod} : Rendement moyen du champ qui est fonction du rendement nominal mesuré à la température de référence ($T_r = 25^\circ\text{C}$). Il est donné par [65]:

$$\eta_{mod} = \eta_r (1 - \beta_p)(T_c - T_r) \quad (IV.26)$$

Où

η_r : Rendement du module à la température de référence T_r .

β_p : Coefficient de température pour le rendement du module (%/°C), dépendent du type de module photovoltaïque utilisé.

T_c : Température des cellules photovoltaïques (°C). Elle se calcul par cette formule [65]

$$T_c = (219 + 832 K_T) \left(\frac{NOCT - 20}{800} \right) + T_a \quad (IV.27)$$

K_T : Indice de clarté mensuel.

$NOCT$: Température nominale des cellules en opération, donnée par le constructeur (°C).

T_a : Température ambiante moyenne du mois (°C).

IV.4. Résultats et discussion

IV.4.1. Estimation de la moyenne mensuelle du rayonnement diffus horizontal

Afin de tester les performances des modèles cités ci-dessus pour l'estimation du rayonnement diffus mensuel reçu sur un plan horizontal, on a visité le site de la NASA [39] encore une fois pour voir si on peut trouver cette donnée que la station de Tizi-Ouzou malheureusement ne mesure pas, et appliquer chacun de ces modèles pour son estimation, puis faire une comparaison pour enfin déterminer le modèle qui donne les meilleurs résultats.

Malheureusement, même dans le site de la NASA on n'a pas pu trouver une base de données très large. La NASA ne fournit que les valeurs mensuelles du diffus horizontal moyenné sur une période de 22 ans.

En appliquant les modèles cités ci-dessus à l'irradiation globale horizontale moyennée sur cette période (donnée fournie par le site NASA), on obtient la valeur du diffus horizontal moyen mensuel sur cette période, puis en la comparant à celle donnée par la NASA on détermine le modèle le plus performant. Une fois le meilleur modèle est choisit, on l'applique à l'irradiation globale, estimée par le modèle neuronal, de l'année 2005 pour obtenir la moyenne mensuelle du rayonnement diffus horizontal de cette même année.

La figure suivante montre l'irradiation solaire diffuse mensuelle reçue sur plan horizontal calculée par les modèles cités auparavant.

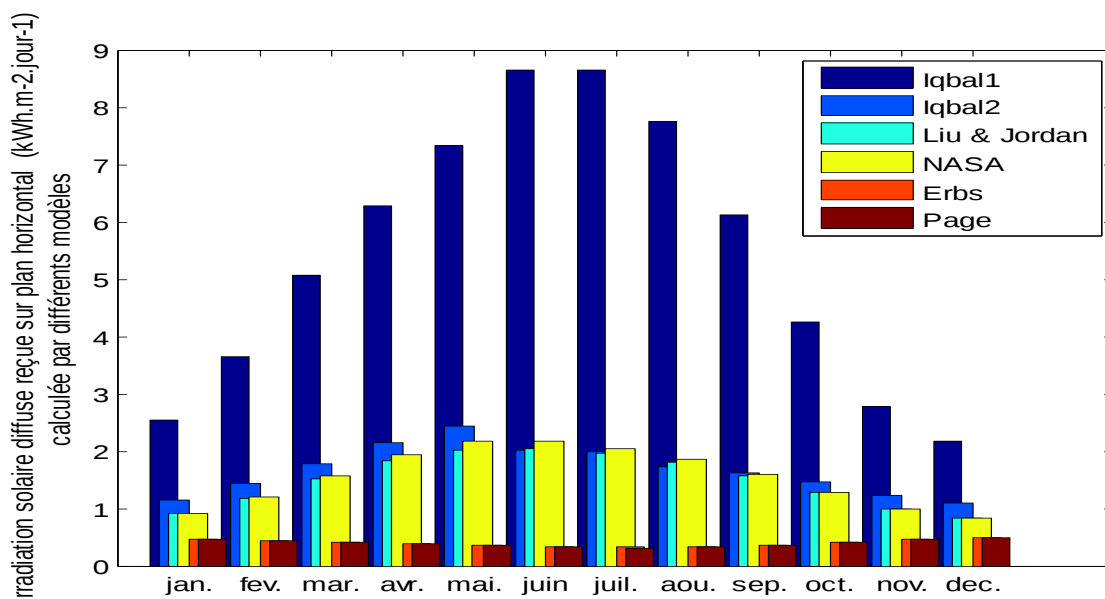


Figure (IV.3) : Comparaison entre les résultats de calcul de l'irradiation solaire diffuse moyenne mensuelle reçue sur plan horizontal calculée par les différents modèles.

Pour plus de clarté dans les résultats, nous avons calculé les erreurs (RMSE, MBE, MAPE) et les coefficients de corrélation et de détermination entre les valeurs estimée et donnée par la NASA. Nous avons rapporté ces résultats sur le tableau suivant

Modèles	Iqbal 1	Iqbal 2	Liu & Jordan	Erbs	Page
RMSE	4,2897	0,1992	0,0822	1,2651	1,2720
R ²	-6,0245	0,9848	0,9974	0,3891	0,3824
R	0,9673	0,9492	0,9979	-0,9174	-0,9148
MAPE	238,4160	11,1053	3,3421	70,4740	70,4514
MBE	3,8890	0,1244	-0,0609	-1,1533	-1,1563

Tableau (IV.3) : Comparaisons des différents modèles d'estimation de l'irradiation diffuse.

D'après ces résultats, on peut dire que le modèle de Liu & Jordan présente les meilleurs résultats en termes de coefficients de corrélation et de détermination ainsi que d'erreur RMSE et de MBE. Les autres modèles soit surestiment (Iqbal1, Iqbal2) ou sous estiment cette composante (Erbs, Page).

On peut conclure, que le modèle de Liu & Jordan donne les meilleures performances, il estime l'irradiation solaire diffuse de l'année 2005 avec une erreur de précision de 3,3421 %, et c'est dans l'intervalle d'exactitude acceptable. C'est le modèle retenu pour la suite des calculs.

La figure suivante représente l'évolution des irradiances solaires globale et diffuse reçues sur plan horizontal calculées par le modèle de Liu & Jordan pour l'année 2005.

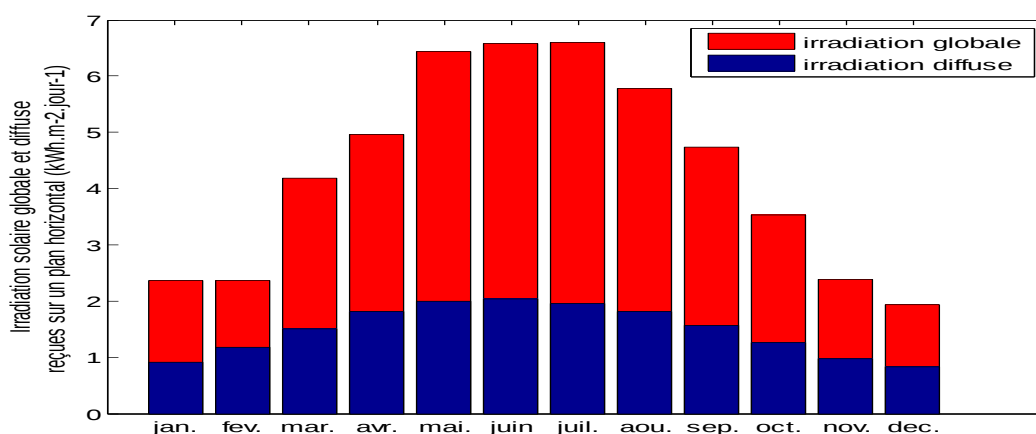


Figure (IV.4) : Evolution des irradiances solaires globale et diffuse reçues sur un plan horizontal durant l'année 2005.

IV.4.2. Choix de l'inclinaison optimale pour les panneaux

Pour choisir l'inclinaison idéale pour les panneaux photovoltaïques, on a tracé pour différentes inclinaisons les courbes représentatives de l'irradiation solaire globale incidente sur les capteurs.

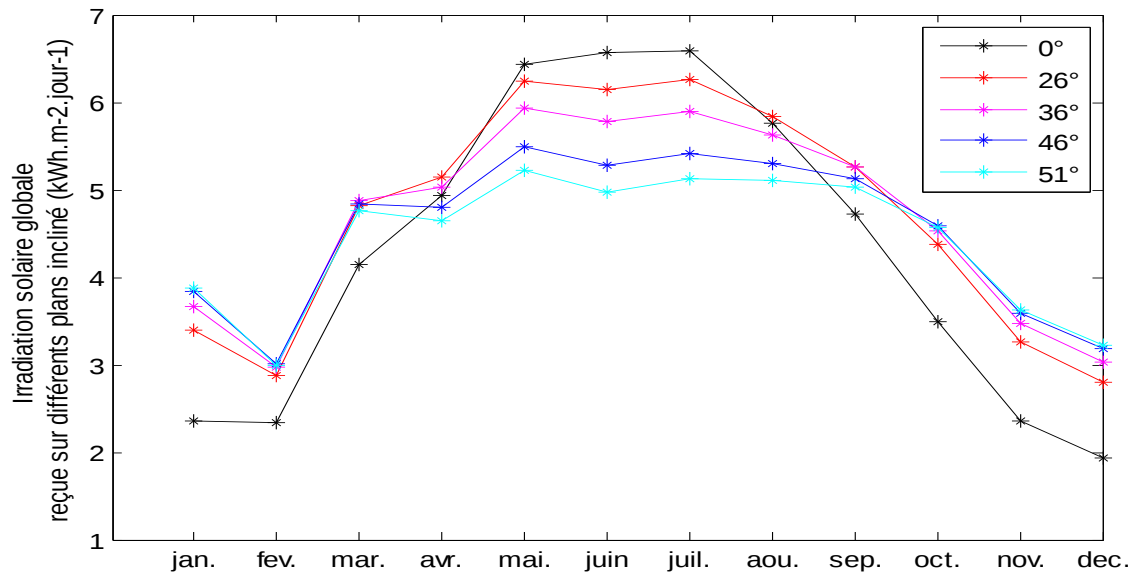


Figure (IV.5) : Irradiation solaire globale reçue sur des plans de différentes inclinaisons.

En analysant cette figure, on peut conclure que l'inclinaison de 46° est l'inclinaison optimale ; c'est à cette inclinaison qu'on obtient les valeurs les plus élevées de l'irradiation pour la saison d'hiver.

L'inclinaison 51° nous donne aussi les mêmes valeurs en hiver mais en été on obtient des valeurs moins élevées par rapport à celles obtenues avec l'inclinaison 46°. L'inclinaison 46° est donc préférable à l'inclinaison 51°.

IV.4.3. Calcul de l'irradiation solaire incidente sur les capteurs

La figure suivante représente l'évolution de l'irradiation solaire globale reçue sur le plan des capteurs incliné d'un angle de 46° par rapport à l'horizontal.

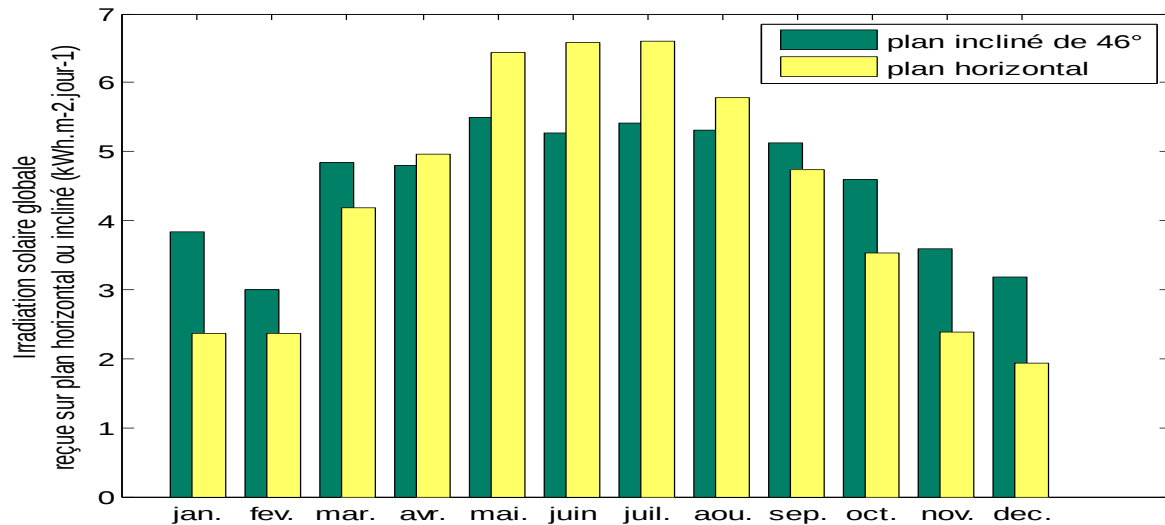


Figure (IV.6) : Valeurs mensuelles des irradiances solaires globales reçues sur un plan incliné d'un angle de 46° par rapport à l'horizontal, et sur un plan horizontal.

D'après la figure on peut déduire que le mois le plus défavorable est le mois de février avec une irradiation égale à $3,0076 \text{ kWh.m}^{-2}.\text{jour}^{-1}$.

IV.4.4. Dimensionnement de l'installation photovoltaïque

La première règle lorsque l'on souhaite se convertir aux énergies renouvelables est de réduire ses dépenses d'électricité au maximum. Il faut donc penser à choisir ces appareils électriques avant l'achat, et/ou changer les appareils qu'on possède déjà par des appareils plus économes en termes d'énergie consommée.

On a utilisé des lampes basses consommations fonctionnant en 24 VDC et ayant, pour une même luminosité, des puissances inférieures comparées aux lampes classiques à incandescences.

Le réfrigérateur utilisé est de classe A fonctionne aussi en 24 VDC. Ce type de réfrigérateur est beaucoup plus économe en énergie consommée par rapport au réfrigérateur AC classique. Le seul inconvénient qu'on peut signaler est son prix élevé à l'achat.

Quant à l'imprimante et la photocopieuse on a choisies celles à jet d'encre, elles fonctionnent en 220 VAC, et elles contribuent largement à la réduction de la consommation par rapport aux types laser.

Appareils à alimenter		Nombre de charge	Puissance nominale (W)	Heures d'utilisation (h)	Energie (Wh/jour)	Rendement de conversion	Energie corrigée du rendement (Wh/jour)
Lampe	Salle	36	10	5	1800	-	1800
	Salle	14	10	2	280	-	280
	Couloir	4	9	2	72	-	72
	WC	2	7	1	14	-	14
Ordinateur		45	400	4	72 000	0,95	75789,47
Imprimante		10	44	0,5	220	0,95	231,58
photocopieuse		5	33	0,5	82,5	0,95	86,84
Réfrigérateur (A)		1	70	En continu	500	-	500
Total			19 655				78 773,89

Tableau (IV.4) : Consommation journalière du laboratoire LAMPA.

A première vue de l'énergie totale consommée, la puissance crête qu'on devra installer sera très élevée, supérieure à 10 kW_C. Pour une telle puissance, l'installation nécessitera une tension de fonctionnement supérieure à 48 V.

Les appareils (Lampes et réfrigérateur) disponibles sur le marché fonctionnent soit en alternatif, soit en continu mais avec des tensions précises ($\leq 24V$).

Afin d'éviter d'ajouter des convertisseurs qui augmenteront la consommation, et donc les coûts de l'installation, on a pensé à diviser les consommateurs sur deux, ceux fonctionnant en continu et ceux fonctionnant en alternatif.

Ensuite, faire un dimensionnement pour chacun des deux systèmes qui vont servir à l'alimentation des charges alternatives et continues séparément.

Appareils à alimenter	Nombre de charge		Puissance nominale (W)	Heures d'utilisation(h)	Energie (Wh/jour)
Lampes	Salle	36	10	5	1800
	Salle	14	10	2	280
	Couloir	4	9	2	72
	WC	2	7	1	14
Réfrigérateur (A)		1	70	En continu	500
Total			620		2 666

Tableau (IV.5) : Consommation journalière totale des appareils fonctionnant en courant continu.

Appareils à alimenter	Nombre de charge	Puissance nominale (W)	Heures d'utilisation (h)	Energie consommée (Wh/jour)	Rendement de conversion	Energie corrigée du rendement
Ordinateur	45	400	4	72 000	0,95	75789,47
Imprimante	10	44	0,5	220	0,95	231,58
photocopieuse	5	33	0,5	82,5	0,95	86,84
Total		18 605				76 107,9

Tableau (IV.6) : Consommation journalière totale des appareils fonctionnant en courant alternatif.

Les chercheurs utilisent le laboratoire LAMPA cinq jours sur sept dans la semaine. La consommation moyenne journalière sera donc égale à:

- $2666 \times (5/7) = 1904,28 \text{ Wh/jour.}$
- $76\ 107,9 \times (5/7) = 54\ 362,78 \text{ Wh/jour.}$
- Si on utilise des modules ayants les caractéristiques suivantes (voir annexe C):
- Pour la première installation:
 - ▶ Puissance crête $P_C=170 \text{ W}_C$.
 - ▶ Tension nominale $V_n=35,5 \text{ V}$.
 - ▶ Le courant maximal $I_{\max}=4,8\text{A}$.
- et des accumulateurs de 219 Ah de 12 V chacun.

- Pour la deuxième installation:
 - ▶ Puissance crête $P_C=180 \text{ W}_C$.
 - ▶ Tension nominale $V_n=36,2 \text{ V}$.
 - ▶ Le courant maximal $I_{\max}=5\text{A}$.
- et des accumulateurs de 236 Ah de 12 V chacun.

Les résultats du dimensionnement pour les deux systèmes sont résumés sur le tableau (IV.7)

Dimensionnement		système 1 (DC)	système 2 (AC)
Puissance crête à installé (kW_C)		0.97	27,81
Tension de l'installation (V)		24	96
Nombre de modules	Total	6	156
	En série	1	3
	En parallèle	6	52
Batteries	Capacité Total (Ah)	330.6	2359.5
	Nombre total	4	80
	Eléments en série	2	8
	Eléments en parallèle	2	10
Régulateur	Courant d'entrée (A)	60	465
	Courant de sortie(A)	40	306
Puissance de l'onduleur (kVA)		Pas d'onduleur	20

Tableau(IV.7) : Résultats de dimensionnement de l'installation photovoltaïque.

IV.4.5. Calcul de l'énergie produite par le champ photovoltaïque

Afin de valider le dimensionnement fait, nous avons calculé l'énergie produite par le champ photovoltaïque et nous l'avons comparée au besoin évalué du laboratoire.

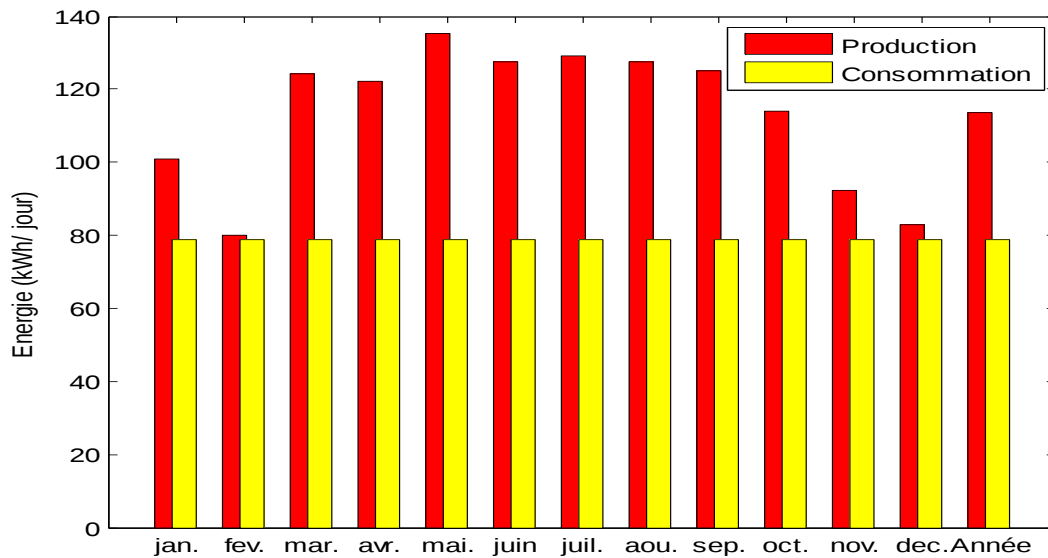


Figure (IV.7) : Comparaison entre l'énergie consommée par le laboratoire et l'énergie électrique produite par le champ photovoltaïque total.

Les résultats trouvés sont très satisfaisants. Les systèmes photovoltaïques proposés sont capable d'alimenter le laboratoire LAMPA sans risque de pénurie, pendant le mois le plus défavorable et tous les autre mois par conséquent, à condition de ne pas dépasser la consommation fixée au départ.

Pour les mois où la production du champ est nettement supérieure au besoin du laboratoire, on peut penser à en profiter et utiliser d'autres appareils (appareils de ventilation par exemple en été), tout dépend de sa consommation bien entendu.

IV.5. Conclusion

Les installations photovoltaïques par leur caractère d'autonomie doivent être dimensionnées pour qu'elles fournissent de l'énergie dans les conditions les plus défavorables, afin d'aboutir à une meilleure optimisation des installations photovoltaïques qui demeure l'objectif principale de tout installateur de systèmes photovoltaïques.

Dans ce chapitre nous avons utilisé la méthode du mois le plus défavorable pour dimensionner le système photovoltaïque qui alimentera le laboratoire de recherche LAMPA.

Pour ce faire, nous avons eu besoins de calculer la valeur de l'irradiation solaire globale incidente sur le plan des capteurs, qui elle-même a nécessité le calcul de l'irradiation diffuse reçue sur le plan horizontal par différent modèles trouvés dans la littérature.

Il est à signaler que les résultats de ce dimensionnement sont conditionnés par les paramètres de base (météorologiques et profil de consommation). S'il est indispensable de continuer à améliorer les rendements des éléments photovoltaïques, il ne faut pas seulement raisonner en puissance produite, mais aussi en puissance consommée.

Pratiquement, on favorisera l'utilisation d'appareils électriques consommant faiblement, et un fonctionnement rationnel dans le temps.

Conclusion générale

Conclusion générale

Tizi-Ouzou dispose naturellement d'un potentiel solaire non négligeable. Le nombre d'heures d'ensoleillement dépasse 2500 h/an. Ce constat qualitatif favorise l'exploitation et l'épanouissement de cette ressource énergétique.

Cependant, l'utilisation de cette énergie exige la connaissance du potentiel de l'irradiation solaire sur des plans horizontaux et inclinés. Malheureusement, la station météorologique de Tizi-Ouzou ne dispose pas d'instrument de mesure de ce paramètre météorologique fondamental dans notre application.

En fait, l'objectif de cette étude est de développer un modèle neuronal qui pourra être utilisé pour prédire la moyenne mensuelle journalière de l'irradiation solaire globale reçue sur un plan horizontal. Les données prédites peuvent être utilisées pour le dimensionnement d'une installation photovoltaïque qui servira à l'alimentation du laboratoire de recherche LAMPA.

Plusieurs modèles utilisant différents paramètres ont été étudiés en vue de choisir le plus performant, et ce en comparant l'irradiation solaire globale prédite par chacun des modèles développés avec l'irradiation solaire mesurée. L'évaluation de la performance de ces modèles a été basée sur plusieurs indicateurs statistiques.

Les résultats obtenus indiquent que le huitième modèle utilisant comme variables d'entrée : mois, insolation, durée du jour, irradiation extraterrestre, températures maximale et minimale, précipitation, et hauteur angulaire maximale du soleil, est le plus performant parmi tous les modèles étudiés. Le réseau de neurone ainsi proposé, pourra être utilisé pour l'estimation de l'irradiation solaire moyenne mensuelle journalière reçue sur une surface horizontale dans la région de Tizi-Ouzou et toutes autres régions qui ont les mêmes conditions climatiques, en l'absence de mesures réelles au sol.

Il est à noter que la durée d'insolation joue un rôle très important pour l'obtention de résultats de haute précision.

Les résultats de cette étude et d'autres études similaires confirment la capacité des réseaux de neurones artificiels à prédire la valeur de l'irradiation solaire avec précision.

Pour pouvoir dimensionner l'installation photovoltaïque qui alimentera le laboratoire LAMPA, nous avons eu recours à l'utilisation du modèle de Liu et Jordan pour estimer l'irradiation solaire globale reçue sur un plan incliné.

Cependant, pour pouvoir appliquer ce modèle il nous a fallu d'abord estimer la valeur de l'irradiation solaire diffuse horizontale, plusieurs modèles ont été étudiés et comparés pour déterminer le plus convenable et le plus performant pour son estimation.

Les résultats trouvés en appliquant le modèle de Liu et Jordan sont très proches des valeurs données par la NASA. C'est donc le modèle le plus convenable pour l'estimation de l'irradiation solaire diffuse pour la région de Tizi-Ouzou.

Ensuite, après avoir choisis l'inclinaison optimale pour le champ photovoltaïque, nous avons utilisé la méthode de mois le plus défavorable, pour dimensionner notre installation photovoltaïque.

Et afin de valider le dimensionnement fait, nous avons calculé l'énergie produite par le champ photovoltaïque et nous l'avons comparée au besoin énergétique du laboratoire. Les résultats trouvés indiquent que la méthode appliquée pour le dimensionnement est très efficace.

Comme perspective à notre étude nous envisageons :

- D'utiliser d'autres types de réseaux de neurone pour la prédiction de l'irradiation solaire globale, ou des méthodes hybrides par exemple entre les algorithmes génétiques, les réseaux d'ondelettes, ou la logique floue avec les réseaux de neurones.
- De prédire l'irradiation solaire à des échelles temporaires plus réduits (jour, heure, minute) si une base de données appropriée sera disponible, et à des échelles spatiales plus larges, par exemple pour établir des cartes de rayonnement pour l'Algérie.
- D'étendre cette étude à la prédiction d'autres paramètres météorologique, par exemple la durée d'insolation qui est un paramètre très important comme nous l'avons vu pour la prédiction de l'irradiation solaire.
- D'élaborer un modèle neuronal pour la prédiction des irradiances solaire diffuse et directe reçues sur des plans horizontaux ou inclinés pour la région de Tizi-Ouzou ou même pour d'autres régions.

- D'utiliser les réseaux de neurones pour le dimensionnement des installations photovoltaïques. C'est intéressant de l'utiliser afin de faire une comparaison avec celle qu'on a utilisé dans la présente étude.

Références

Références

- [1] B. Flèche, D. Delagnes, «Production d'énergie électrique: énergie solaire photovoltaïque», STI ELT, juin 07.
- [2] F.S. Tymvios, C.P. Jacovides, S.C. Michaelides, C. Scouteli, « Comparative study of Angströms and artificial neural networks methodologies in estimating global solar radiation », Solar Energy 78 ,752–762, 2005.
- [3] Yingni Jiang, « Computation of monthly mean daily global solar radiation in China using artificial neural networks and comparison with other empirical models », Energy 34, 1276–1283, 2009.
- [4] P. Bessemoulin, J. Oliuéri, « Le rayonnement solaire et sa composante ultraviolette », La Météorologie 8^e série, n° 3, Septembre 2000.
- [5] N. Varado, « Contribution au développement d'une modélisation hydrologique distribuée. Application au bassin versant de la Donga, au Benin », thèse de Doctorat en Mécanique des Milieux Géophysiques et Environnement, à l'INPG, soutenue le 28 septembre 2004.
- [6] S. M. Ait cheikh, « Etude, Investigation et conception d'algorithmes de commande appliqués aux systèmes photovoltaïques », thèse de Doctorat d'Etat en électronique, Ecole Nationale Polytechnique, soutenue en Décembre 2007.
- [7] Document, RETScreen International Centre d'aide à la décision sur les énergies propres, « Analyse de projets d'installation photovoltaïque », Ministère de Ressources Naturelles, Canada 2001-2004.
- [8] J.R. Vaillant, « Des recours immédiats à l'énergie solaire contre la pénurie d'énergie et la hausse des prix », Ed. Eyrolles, France, 1980.
- [9] J.M. Chasseriau, « Conversion Thermique du Rayonnement Solaire », Ed. Dunod, France, 1984.
- [10] R. Bernard, G. Menguy et M. Schwartz, « Le Rayonnement Solaire, Conversion Thermique et applications », Technique & Documentation, Ed. Lavoisier, France, 1983.

- [11] M. Capderou, « Atlas Solaire de l'Algérie, modèles théoriques et expérimentaux », Vol. 1, T1, Office des Publications Universitaires, Algérie, 1987.
- [12] K. MAHDI, « Conception et réalisation d'un concentrateur sphérique », mémoire de Magister en physique, Université Mentouri Constantine, soutenue le 08 mars 2008.
- [13] K. Danel, L. Gautret, « Génération du disque solaire des communes de l'Ouest », ARER, Mars - Août 2008.
- [14] A. Catana, L. de Schoulepnikoff, « Quelle source d'énergie pour les vingt prochaines années ? Le solaire une solution ». Gymnase Auguste Piccard, Novembre 2009.
- [15] Centrale photovoltaïque, « guide pour le dimensionnement et la réalisation de projets ». A l'usage des bureaux d'ingénieurs. PACER, 1996.
- [16] H. Bayem, « apport des méthodes probabilistes aux études d'insertion des énergies renouvelables dans les systèmes électriques », thèse de Doctorat en physique, Université Paris-sud 11, soutenue le 23 Novembre 2009.
- [17] F. Junod, M. Bornoz, « A la découverte des réseaux de neurones », Yverdon, le 7 juin 2002.
- [18] F. Elie, « Conception et réalisation d'un système utilisant des réseaux de neurones pour l'identification et la caractérisation, à bord de satellites, de signaux transitoires de type sifflement », thèse de Doctorat en électronique, Université d'Orléans soutenue le 23 Septembre 1997.
- [19] G. Dreyfus, « les réseaux de neurones », mécanique Industrielle et Matériaux, n°51, Septembre 1998.
- [20] F. Vincent, « Panorama des outils de prédiction en vue de leur application aux énergies renouvelables », rapport de stage de la 1^{ère} année Master, Physique & Ingénierie Conversion des Energies, 3 Mai– 1^{er} Juin 2007.
- [21] G. Dreyfus, M. Martinez, M. Samueldies, M.B. Gordon, F. Badron, S. Thiria, L. Hérault, « réseaux de neurones méthodologie et application », Ed Eyrolles, 2002.
- [22] O. Benzaim, « Techniques multi-port pour la conception et la réalisation de systèmes micro-ondes dédiées à l'évaluation non destructive de matériaux », thèse de Doctorat en micro et nano technologies, acoustique et télécommunications, Université Lille 1 sciences & technologies, soutenue le 7 Juillet 2009.

- [23] M. Parrizeau, « Réseaux de neurones », presse de l'université de Laval, Automne 2004.
- [24] M.T. Hagan, H.B. Demuth, M. Beale, « Neural network design», PWS Publishing, Boston, 1996.
- [25] G. Foggia, « Pilotage optimal de système multi-sources pour le bâtiment », thèse de Doctorat en Génie Electrique, Institut polytechnique de Grenoble, soutenue le 17 Juillet 2009.
- [26] M.T. Hagan, H.B. Demuth, M. Beale, « Neural Network Toolbox™ 6, User's Guide», Copyright, The MathWorks, Inc, 1992–2009.
- [27] A. Mellit, «sizing of a stand-alone photovoltaic system based on neural networks and genetic algorithms: application for remote areas», journal of electrical & electronics engineering, 2007.
- [28] Y Lee, S.H Oh, M W Kim, « The Effect of Initial Weights on Premature Saturation in Back-Propagation Learning », International Joint Conference on Neural Networks, 1, 765-770, 1991
- [29] Y. OUSSAR, « Réseaux d'ondelettes et réseaux de neurones pour la modélisation statique et dynamique de processus », thèse de Doctorat en robotique, Université Paris VI, soutenue le 06 Juillet 1998.
- [30] V. Andronova, « Utilisation de données météo et des réseaux de neurones pour la prédiction de vitesses de vent », Projet de fin d'étude Master 2nd année, Université technique de Sofia, Pasquale Paoli, Corse, soutenu le 18 juillet 2006.
- [31] A. Mellit , A. M. Pavan, « A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy », Solar Energy 84, 807–821, 2010.
- [32] S. Seme, G. Štumberger, J. Pihler, « Predicting daily distribution of solar irradiation by neural networks », International Conference on Renewable Energies and Power Quality , Valencia (Spain), 15th to 17th April, 2009.
- [33] P.L. Zervas, H. Sarimveis, J.A. Palyvos, N.C.G. Markatos, « Prediction of daily global solar irradiance on horizontal surfaces based on neural-network techniques », Renewable Energy 33, 1796–1803, 2008.

- [34] M. Benghanem, A. Mellit, S. N. Alamri, « ANN-based modelling and estimation of daily global solar radiation data: A case study », *Energy Conversion and Management* 50, 1644–1655, 2009.
- [35] J. Mubiru and E.J.K.B. Banda, « Estimation of monthly average daily global solar irradiation using artificial neural networks », *Solar Energy*, 82, 181–187, 2008.
- [36] J.C. Lam, K. K.W. Wan, L. Yang « Solar radiation modelling using ANNs for different climates in China », *Energy Conversion and Management* 49, 1080–1090, 2008.
- [37] J.L. Bosch, G. Lopez, F.J. Batlles, « Daily solar irradiation estimation over a mountainous area using artificial neural networks », *Renewable Energy* 33, 1622–1628, 2008.
- [38] A. Sözen , E.Arcaklioglu, M.Özalp, « Estimation of solar potential in Turkey by artificial neural networks using meteorological and geographical data », *Energy Conversion and Management* 45, 3033–3052, 2004.
- [39] Site de la NASA: <http://eosweb.larc.nasa.gov/sse/>
- [40] K. Hornik, « Approximation capabilities of multilayer feedforward networks », *neural networks*, 4, 251-257, 1991.
- [41] Y. Jiang, « Prediction of monthly mean daily diffuse solar radiation using artificial neural networks and comparison with other empirical models», *Energy Policy* 36, 3833–3837, 2008.
- [42] W. Wanga, W. Lub, X. Wangc, A.Y.T. Leung, « Prediction of maximum daily ozone level using combined neural network and statistical characteristics », *Environment International* 29, 555– 562, 2003.
- [43] B. Li, R. W. M. Clendon, « Spatial interpolation of weather variables using artificial neural networks », thèse de master en science, Université de Athènes, soutenue en 2002.
- [44] Ö. A. Dombaycı, Ö. Çivril, « Estimation of hourly mean ambient temperatures with artificial neural networks », *Mathematical and Computational Applications*, 11, 215-224, 2006.
- [45] A. Mefti, M.Y. Bouroubi, A. Adane, « Generation of hourly solar radiation for inclined surfaces using monthly mean sunshine duration in Algeria », *Energy Conversion and Management* 44, 3125–3141, 2003.

- [46] S. Benkaciali, K. Gairaa, « Modèles d'estimations du rayonnement global incident sur un plan incliné », International Renewable Energy Congress, Sousse Tunisie, 5-7 Novembre 2009.
- [47] B.Y.H. Liu, R.C. Jordan, « Daily insolation on surfaces tilted toward equator », ASHRAEJ 3, 53-59, 1961.
- [48] J.A. Duffie, W.A. Beckman, « Solar Engineering of Thermal Processes», 2nd edition, John Wiley & Sons, 1991.
- [49] M. Iqbal, « Correlation of average diffuse and beam radiation with hours bright sunshine», Solar Energy 23, 169–173, 1979.
- [50] B.Y.H. Liu and R.C. Jordan, « The interrelationship and characteristic distribution of direct, diffuse and total solar radiation», Solar Energy 4, 1–19, 1960.
- [51] JK. Page, « The estimation of monthly mean values of daily total short wave radiation on vertical and inclined surfaces from Sunshine records for latitudes 40°N–40°S», In: Proceeding UN conference of new source of energy, 4, 378–90, 1961.
- [52] D.G. Erbs, S.A. Klein and J.A. Duffie, « Estimation of the diffuse radiation fraction for hourly, daily and monthly-average global radiation», Solar Energy, 28, 293–302, 1982.
- [53] R. Rezoug, A. Zaatri, « Optimisation du rendement d'un système photovoltaïque par poursuite du soleil », Revue des Energies Renouvelables 12, 299 – 306, 2009.
- [54] S. Brigand, « Les principes de l'énergie solaire photovoltaïque », complément technique, Techniques de construction, Mars-Avril 2008.
- [55] D.L.Evans, « Simplified method for predicting array output», Solar Energy, 27, 555-560, 1981.
- [56] D.R Clark, S.A. Klein and W.A.Backman, « A method for estimating the performance of photovoltaic system », Solar Energy, 43, 551–555, 1984.
- [57] S.A. Klein and W.A.Bckman, « Loss of load probabilities for stand-alone PV. Solar Energy, 39, 499-505, 1987.
- [58] L.L.Jr. Bucciarelli, « Estimating loss of load probabilities of standalone photovoltaic, solar energy system », Solar Energy, 32, 205-211, 1984.

- [59] A.H. Arab, B.A. driss, R.Amimour and E.Lorenzo, « Photovoltaic systems for Algeria», Solar Energy 54, 99-104, 1995.
- [60] M. Cheikh, « Etude analytique conceptuelle des systèmes photovoltaïques de puissance adaptés aux sites isolés de l'Algérie », thèse de Magister en énergies renouvelables, Centre de Développement des Energies Renouvelables (CDER), soutenue en Décembre 1994.
- [61] F. Sick, T. Erge, « Photovoltaics in buildings, a design handbook for architects and engineers», International Energy Agency, XYZ Publishing Company, Paris, France.
- [62] A. Labouret, M. Viloz, « Energie solaire photovoltaïque », 3^e édition, Edition Dunod.
- [63] A. Ricaud, « Modules et systèmes photovoltaïques », Septembre 2008.
- [64] M. J. T. Nkouimi, « Outil d'aide au dimensionnement des systèmes photovoltaïques domestiques », Mémoire de fin d'étude pour l'obtention du diplôme d'ingénieur de conception, Ecole Nationale Supérieure Polytechnique de Yaoundé, © Memoire Online 2000-2010.
- [65] D. Thevenard, G. Leng, S. Martel, « The RETScreen model for assessing potential PV projects», PV Horizon: Workshop on photovoltaic hybrid systems, Montreal, 10 Septembre 2001.
- [66] L.T.Grujic, « Réseaux de neurones et systèmes flous. Notes de cours», Belfort.1995
- [67] K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White, P. Auer, « Degree of approximation results for feed forward networks approximating unknown mappings and their derivatives», Neural Computation, 6, 1262-1275, 1994.

Annexes

ANNEXE A

Propriétés fondamentales des réseaux de neurones formels :

Les principales propriétés des réseaux de neurones artificiels sont :

- ♦ **Le parallélisme** : Ce concept qui est lié à la conception même des réseaux de neurones permet d'accroître la rapidité de calcul. [66]
- ♦ **La capacité d'adaptation** : A partir d'une série d'exemples, un réseau de neurones devra apprendre à retrouver ou à deviner les comportements permettant de résoudre un problème donné. [66]
- ♦ **La capacité de généralisation** : Celle-ci se traduit par la capacité d'apprentissage du réseau. Ceci permet aux réseaux de neurones de tenir compte de nouvelles contraintes de données en provenance du monde extérieur. [66]
- ♦ **Approximation universelle** : Les réseaux de neurones formels possèdent une propriété remarquable qui est à l'origine de leur intérêt pratique dans des domaines très divers. Cette propriété peut s'énoncer comme suit [21]:

<< Toute fonction bornée suffisamment régulière peut être approchée uniformément, avec une précision arbitraire, dans un domaine fini de l'espace de ses variables, par un réseau de neurones comportant une couche de neurones cachés en nombre fini, possédant tous la même fonction d'activation, et un neurone de sortie linéaire.>>.

Cette propriété justifie l'utilisation de l'architecture présentée dans le chapitre III

- ♦ **La parcimonie** : La spécificité des réseaux de neurones réside dans le caractère parcimonieux de l'approximation, Par rapport à d'autres outils de modélisation non-linéaire, les réseaux de neurones atteints l'efficacité la plus grande, avec le minimum de coefficients ajustables.

Dans cette optique, [67] ont montré que :

<<Si le résultat de l'approximation (c'est-à-dire la sortie du réseau de neurones) est une fonction non linéaire des paramètres ajustables, elle est plus parcimonieuse que si elle est une fonction linéaire de ces paramètres. De plus, pour des réseaux de neurones à fonction d'activation sigmoïdale, l'erreur commise dans l'approximation varie comme l'inverse du nombre de neurones cachés, et elle est indépendante du nombre de variables de la fonction à approcher. Par conséquent, pour une précision donnée, donc pour un nombre de neurones

cachés donné, le nombre de paramètres du réseau est proportionnel au nombre de variables de la fonction à approcher>>.

Ce résultat s'applique aux réseaux de neurones à fonction d'activation sigmoïdale puisque la sortie de ces neurones n'est pas linéaire par rapport aux poids synaptiques.

ANNEXE B

B.1. Algorithme d'apprentissage de la rétro-propagation du gradient de l'erreur:

L'algorithme de rétro-propagation repose sur la minimisation de l'erreur quadratique entre les sorties calculées et celles désirées. Le critère de performance à minimiser peut être alors exprimé par :

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

$E_N(k)$: Valeur du critère d'erreur.

$u_j^L(k)$: Valeur du $j^{\text{ème}}$ sortie du réseau.

$u_j^{d,L}$: Valeur désirée correspondante à $u_j^L(k)$.

L'adaptation des poids se fait par la méthode du gradient basée sur la formule itérative suivante :

$$w_{ji}^l(k+1) = w_{ji}^l(k) - \eta \Delta w_{ji}^l(k) \quad (\text{B.2})$$

$$\Delta w_{ji}^l(k) = \frac{\partial E_N(k)}{\partial w_{ji}^l(k)} \quad (\text{B.3})$$

Où η est le taux d'apprentissage.

Pour un poids arbitraire dans la couche l, le gradient $\frac{\partial E_N(k)}{\partial w_{ji}^l(k)}$ Peut être calculé par la règle de chaînage :

$$\frac{\partial E_N(k)}{\partial w_{ji}^l(k)} = \frac{\partial E_N(k)}{\partial u_j^l(k)} \frac{\partial u_j^l(k)}{\partial w_{ji}^l(k)} \quad (\text{B.4})$$

Le deuxième terme de l'expression (B.4) peut être exprimé par :

$$\frac{\partial u_j^l(k)}{\partial w_{ji}^l(k)} = \frac{\partial f(S_j^l(k))}{\partial S_j^l(k)} \frac{\partial S_j^l(k)}{\partial w_{ji}^l(k)} \quad (\text{B.5})$$

- Le premier terme dans (B.5) correspond à la dérivée de la fonction d'activation. Si on utilise la fonction sigmoïde donnée par l'expression (II.6), sa fonction dérivée est exprimée par :

$$f'(S_j^l) = f(S_j^l)(1 - f(S_j^l)) = u_j^l(1 - u_j^l) \quad (\text{B.6})$$

- Le deuxième terme dans (B.5) peut être facilement calculé, si on utilise l'expression (II.8)

$$\frac{\partial S_j^l(k)}{\partial w_{ji}^l(k)} = u_i^{l-1} \quad (\text{B.7})$$

L'expression (B.5) sera :

$$\frac{\partial u_j^l(k)}{\partial w_{ji}^l(k)} = u_j^l(1 - u_j^l)u_i^{l-1} \quad (\text{B.8})$$

Calcul du premier terme de (B.4) :

- Pour la couche de sortie on a :

$$\frac{\partial E_N(k)}{\partial u_j^L(k)} = u_j^L(k) - u_j^{d,L}(k) = \delta_j^L(k) \quad (\text{B.9})$$

Où $\delta_j^L(k)$ est l'erreur sur la sortie du $j^{\text{ème}}$ neurone dans la couche de sortie L.

- Pour les couches cachées :

$$\frac{\partial E_N(k)}{\partial u_j^l(k)} = \sum_{m=1}^{N^{l+1}} \frac{\partial E_N(k)}{\partial u_m^{l+1}} \frac{\partial u_m^{l+1}}{\partial u_j^l(k)} \quad (\text{B.10})$$

Le terme $\frac{\partial u_m^{l+1}}{\partial u_j^l(k)}$ peut s'écrire comme suit :

$$\frac{\partial u_m^{l+1}}{\partial u_j^l(k)} = \frac{\partial f(S_m^{l+1}(k))}{\partial S_{jm}^{l+1}(k)} \frac{\partial S_{jm}^{l+1}(k)}{\partial u_j^l(k)} = u_m^{l+1}(k)[1 - u_m^{l+1}(k)]w_{mj}^{l+1}(k) \quad (\text{B.11})$$

En substituant (B.11) dans (B.10), on écrit :

$$\frac{\partial E_N(k)}{\partial u_j^l(k)} = \sum_{m=1}^{N^{l+1}} \delta_m^{l+1}(k) \cdot w_{mj}^{l+1}(k) \cdot u_m^{l+1}(k) [1 - u_m^{l+1}(k)] \quad (\text{B.12})$$

Cette expression nous permet de calculer les erreurs, de la sortie vers l'entrée, couche par couche. D'où l'appellation algorithme de la **rétro-propagation** du gradient.

En remplaçant (B.8) et (B.12) dans (B.4), et en posant

$$\frac{\partial E_N(k)}{\partial u_j^l(k)} = \delta_j^l(k) \quad (\text{B.13})$$

On obtient la valeur du gradient $\frac{\partial E_N}{\partial w_{ji}^l}$ correspondant à chaque poids synaptique w_{ji}^l .

$$\frac{\partial E_N(k)}{\partial w_{ji}^l(k)} = \delta_j^l(k) * u_j^l(k) [1 - u_j^l(k)] u_i^{l-1}(k) \quad (\text{B.14})$$

En remplaçant (B.14) dans (B.3)

$$\Delta w_{ji}^l(k) = \delta_j^l(k) * u_j^l(k) [1 - u_j^l(k)] u_i^{l-1}(k) \quad (\text{B.15})$$

Les poids seront adaptés suivant l'expression :

$$w_{ji}^l(k+1) = w_{ji}^l(k) - \eta \Delta w_{ji}^l(k) \quad (\text{B.16})$$

B.2. Calcul de la matrice Jacobienne :

Pour les réseaux de neurones MLP, les éléments de la matrice Jacobienne peuvent être calculés par une simple modification de l'algorithme de la rétro-propagation du gradient de l'erreur.

Pour créer la matrice jacobienne, on a besoin de calculer les dérivées premières des erreurs au lieu des erreurs quadratiques comme c'est le cas pour la rétro-propagation.

Il faut noter que, pour chaque entrée appliquée au réseau il y'aura N^L erreurs à la sortie; un pour chaque neurone de sortie du réseau, et à chaque erreur correspondra une ligne dans la matrice jacobienne.

Le processus de la rétro-propagation permet de calculer les erreurs, de la sortie vers l'entrée, couche par couche selon une relation de récurrence, on peut utiliser le même concept pour calculer les éléments de la matrice jacobienne.

La seule différence est dans le calcul du gradient $\frac{\partial E(k)}{\partial w_{ji}^L(k)}$ pour la couche de sortie.

Dans ce cas l'équation (B.9) sera égale à:

$$\frac{\partial E(k)}{\partial u_j^L(k)} = \delta_j^L(k) = 1 \quad (\text{B.17})$$

On utilise simplement l'équation (B.14) pour le calcul des éléments de la matrice jacobienne.

ANNEXE C

Les poids et les seuils retenus pour les différents modèles sont donnés ci-dessus :

■ Modèle M1 :

$$IW = \begin{bmatrix} -1,7158 & 0,7895 & -0,4717 & -0,8303 \\ 1,4906 & -0,4587 & 1,2974 & 0,3536 \end{bmatrix};$$

$$LW = [12,9232 \quad 13,4510];$$

$$b1 = \begin{bmatrix} 0,0637 \\ -0,4090 \end{bmatrix}; \quad b2 = -13,0243;$$

■ Modèle M2:

$$IW = \begin{bmatrix} -0,0783 & 0,0473 & 1,2863 & -1,9571 & -2,9139 & 2,2314 \\ -1,2940 & 0,8457 & -1,4612 & 3,3062 & 0,3610 & -0,1777 \end{bmatrix};$$

$$LW = [-3,5445 \quad 4,8921];$$

$$b1 = \begin{bmatrix} -0,6129 \\ -3,7354 \end{bmatrix}; \quad b2 = 0,3295;$$

■ Modèle M3:

$$IW = \begin{bmatrix} 1,0581 & -1,2562 & 18,3711 & -17,2778 & -1,2012 & -6,5778 \\ -1,5642 & 2,4096 & 0,3696 & 2,4119 & 4,8496 & 6,6895 \\ -0,0971 & 0,1471 & 0,4320 & 0,3584 & 2,3658 & 1,0874 \end{bmatrix};$$

$$LW = [-10,3383 \quad 0,4818 \quad 2,8082];$$

$$b1 = \begin{bmatrix} 9,7989 \\ -5,8094 \\ 1,3329 \end{bmatrix}; \quad b2 = 7,0783;$$

■ Modèle M4:

$$IW = \begin{bmatrix} 28,1823 & 41,9704 & 55,6461 & -153,4656 & 17,7300 & 10,6589 \\ -71,0999 & 11,0115 & -43,9769 & 71,1043 & -2,0747 & -3,2487 \\ 0,0459 & 0,3308 & 0,7530 & 0,0744 & 0,5484 & -0,2555 \end{bmatrix}$$

$$LW = [-0,0393 \quad 0,3535 \quad 4,8716]$$

$$b1 = \begin{bmatrix} -3,6240 \\ -3,4305 \\ -1,9078 \end{bmatrix}; \quad b2 = -1,4752;$$

■ Modèle M5 :

$$IW = \begin{bmatrix} -0,0207 & 0,1482 & -9,4680 & 9,0894 & 0,3907 & -0,1554 \\ 1,9977 & -0,6269 & -0,3211 & -10,5236 & 0,4454 & 0,9106 \end{bmatrix};$$

$$LW = [9,2358 \quad -2,1021]$$

$$b1 = \begin{bmatrix} 1,2652 \\ 9,1374 \end{bmatrix}; \quad b2 = -5,8577;$$

■ Modèle M6 :

$$IW = \begin{bmatrix} 4,2980 & -0,7218 & 8,6314 & -6,7988 & -0,8646 & 0,7904 \\ -3,3439 & 0,8433 & 0,2195 & 5,6503 & 0,9197 & -7,0272 \end{bmatrix};$$

$$LW = [6,1906 \quad 8,0245];$$

$$b1 = \begin{bmatrix} -1,3925 \\ 0,4252 \end{bmatrix}; \quad b2 = -7,1805;$$

■ Modèle 7 :

$$IW = \begin{bmatrix} -0,1078 & 0,4468 & -4,5001 & -3,7253 & 1,1208 & 11,0923 & -0,6946 \\ -1,9812 & 1,5347 & -2,6562 & 2,3588 & 1,3938 & 2,3531 & 1,1341 \end{bmatrix}$$

$$LW = [1,5261 \quad 5,7860];$$

$$b1 = \begin{bmatrix} -0,9927 \\ -6,0882 \end{bmatrix}; \quad b2 = -1,2449;$$

■ Modèle M8:

$$IW = \begin{bmatrix} -2,4900 & -0,4161 & 0,5065 & 0,6131 & 0,0660 & -0,0918 & -3,7226 & 1,0388 \\ 2,5409 & -0,4408 & 0,5915 & 1,4435 & -0,6980 & -0,0653 & -0,8813 & 1,4623 \\ -1,2758 & 1,2377 & 0,0110 & 2,7832 & -2,2525 & -0,4702 & 2,1510 & 1,0733 \end{bmatrix};$$

$$LW = [1,0650 \quad 1,2679 \quad 3,6854];$$

$$b1 = \begin{bmatrix} 1,7329 \\ -0,7401 \\ -3,1456 \end{bmatrix}; \quad b2 = -2,1420;$$

■ Modèle M9 :

IW=

$$\begin{bmatrix} 0,4959 & -1,1502 & 11,3896 & -5,2710 & -2,7547 & 2,1465 & -4,7086 & 1,9662 & -4,7250 \\ -4,4515 & 2,6025 & -39,3480 & 21,4817 & 9,1629 & -5,9580 & 13,0556 & 3,2262 & 13,1882 \end{bmatrix};$$

$$LW = [-1,1770 \quad 0,9896];$$

$$b1 = \begin{bmatrix} 1,0626 \\ -11,5517 \end{bmatrix}; \quad b2 = 0,2177;$$

■ Modèle M10:

$$IW = [-0,0371 \quad 1,0629 \quad 2,0456 \quad 1,8134 \quad -1,6899 \quad -0,2175 \quad -1,7960];$$

$$LW = [4,4523];$$

$$b1 = -1,3848; \quad b2 = -1,6025;$$

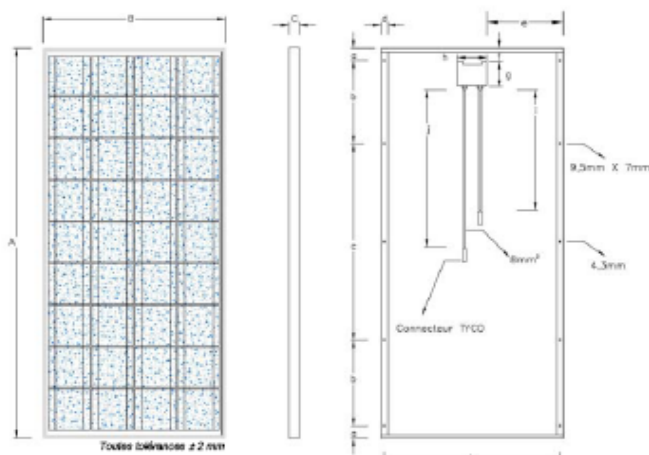
ANNEXE D



Modules photovoltaïques

TE 1300, TE 1700

Dimensions



TE1300 TE1700

A	1510	1240
B	676	1086
C	38	38
a	46,5	25
b	327,5	215,5
c	759	759
d	25	25
e	284,5	489,5
f	50	50
q	99	99
h	107	107
i	840	840
j	1030	1030
k	638	1048

Caractéristiques

Caractéristiques Electriques	TE1300						TE1700					
Tension nominale	12 V						24 V					
Puissance typique	115	120	125	130	135	140	140	150	160	170	180	
Puissance minimale	112,5	117,5	122,5	127,5	132,5	137,5	135	145	155	165	175	175
Puissance maximale	117,5	122,5	127,5	132,5	137,5	142,5	145	155	165	175	185	185
Tolérance (Wc)	± 2,5 Wc						± 5 Wc					
Tolérance (%)	± 3 %						± 3 %					
Tension à puissance max. Vpm (V)	17,5	17,6	17,7	17,8	17,9	18	33,2	33,9	34,7	35,5	36,2	
Intensité à puissance max. Ipm (A)	6,7	6,9	7,15	7,4	7,6	7,8	4,2	4,4	4,6	4,8	5	
Tension circuit ouvert Voc (V)	21,6	21,8	21,9	22	22,1	22,2	42	42,6	43,2	43,8	44,4	
Courant de court circuit Isc (A)	7,7	7,8	7,9	8	8,1	8,2	4,5	4,7	5	5,2	5,4	
Influence de la température												
Temp. Coeff. Tension	- 77,4 mV/°C						- 152,64 mV/°C					
Temp. Coeff. Courant	+4,4 mA/°C						+ 1,53 mA/°C					
Temp. Coeff. Puissance	- 0,46 %/°C						- 0,43 %/°C					
NOCT (°C)	45						45					
Cellules												
Taille	6'						5'					
	156 x 156 mm						125 x 125 mm					
Disposition	36 cellules / 4 x 9						72 cells / 8 x 9					
Type	Multicristallin						Multicristallin					
Informations générales												
Tension maximale du système (V)	715 V						715 V					
Diodes	2 by-pass						4 by-pass					
Connectique	Connecteurs Tyco						Connecteurs Tyco					
Poids (kg)	12						16					
Certifications												
							IEC61215 + TUV class II					
Garantie												
Garantie produit							2 ans					
Garantie de production							25 ans - 80% de la puissance nominale / 10 ans en milieu marin et tropical					

Tests réalisés dans les conditions standards STC : Ensoleillement 1000 W/m²; Am 1,5; Température 25°C

