



Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique
UNIVERSITÉ SAÂD DAHLAB BLIDA-1
FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT DES ENERGIES RENOUVELABLES

Mémoire présenté pour l'obtention du diplôme :

MASTER en Energies Renouvelables

Option : Conversion Photovoltaïque

Par : **AOUCHICHE Imen**

Thème :

***Prédiction de la température d'un module
photovoltaïque installé en conditions réelles.***

Soutenu le : 04 juillet 2022

Devant le jury composé de :

HAMID Abdelkader, Professeur Président
BOUKANOUIE Rachid, MCB..... Examineur
AMROUCHE Badia, MCA.....Examineur
MEFLAH Aïssa, MRBPromoteur
MAZOUZ Halima, MCA Co-Promoteur

2021/2022

Remerciement

Ce travail a été réalisé dans le cadre de la préparation d'un mémoire de master en Energie Renouvelable, option Conversion Photovoltaïque, au Département des Energies Renouvelables de l'université Saad Dahleb de blida 1 en collaboration avec l'unité de recherche des équipements solaires UDES. Sous la direction du Dr. MAFLAH Aïssa, que je remercie vivement pour toute l'aide qu'il m'a apportée durant toute la durée de préparation du présent mémoire.

Je tiens également à remercier Dr. MAZOUZ Halima pour l'aide et les conseils qu'elle m'a apportés en sa qualité de Co-promoteur du présent travail.

Tout comme je remercie Mr. BERKANE Smail pour son aide et ses conseils qu'il m'a apportés. Mes remerciements vont également à toute l'équipe de l'UDES, qui m'ont ouvert les portes des structures dont ils avaient la responsabilité et qui ont tout mis à ma disposition pour me permettre de travailler dans les meilleures conditions.

Mes plus vifs remerciements vont à Pr. HAMID Abdelkader ; pour m'avoir fait l'honneur de présider le jury de soutenance du présent mémoire.

Je remercie vivement Dr. BOUKANOUIE Rachid et Dr. AMROUCHE Badia ; pour l'honneur qu'ils m'ont fait en participant au jury en qualité d'examineurs.

Enfin, je souhaite exprimer toute ma gratitude à l'ensemble des enseignements et personnes qui ont largement contribué à son aboutissement.

Dédicaces

*Je dédie ce travail en premier lieu
À mes très chers parents Abdel Karim et Lila qui
m'ont soutenu pour me permettre de réaliser tous
mes objectifs et qu'ils trouvent ici toute ma
reconnaissance et ma gratitude.*

A mon frère Nabil et à mon fiancé Aimen

*Vous avez toujours été à mes côtés pour me soutenir
et m'encourager.*

*A tous mes enseignants du département des énergies
renouvelables*

*A tous mes camarades et mes amies en particulier
Ferial.*

A tout le personnel de l'UDES.

Sans oublier toute la promotion de master 2

Photovoltaïque de

L'année 2021-2022

Sommaire :

Remerciement.....	I
Dédicace.....	II
Sommaire.....	III
Liste des figures :.....	V
Liste des tableaux:.....	VII
Liste des abréviations:.....	VIII
Résumé:.....	X
Introduction générale:.....	1
Chapitr I : Généralités et état de l’art.	
1.1. Introduction	3
1.2. Photovoltaïque en Algérie :	3
1.3. Le gisement solaire :	3
1.3.1. Potentiel solaire algérien :	4
1.4. Effet photovoltaïque :.....	5
1.5. Le module photovoltaïque.....	6
1.6. Type des modules photovoltaïques :.....	7
1.6.1. Modules PV en silicium polycristallin :	7
1.7. La caractérisation électrique de la cellule PV :	8
1.8. Modèles électriques de module photovoltaïque :	12
1.8.1. Model à une diode :.....	12
1.8.2 Model à deux diodes :	14
1.9. Etat de l’art sur la prédiction de l’Energie photovoltaïque :	16
1.10. Réseaux de neurones :	18

1.10.1. Définition :	18
1.10.2. Modèle d'un neurone artificiel :	18
1.10.3. Les fonctions de transfert :	19
1.11.4. Architecture de réseau :	20
1.10.5. Perceptron multicouche :	20
1.11 Conclusion :	21
Chapitre II : Méthodologie et expérimentale.	
2.1. Introduction :	22
2.2. La base de données :	22
2.2.1. Site d'installation :	22
2.2.2. Banc de mesure :	22
2.3. Procédure de traitement :	23
2.3.1. Présentation de la base de données expérimentale :	24
2.4. Les Modèles utilisés pour prédire la température de module :	27
2.4.1. La NOCT :	28
2.4.2. Modèle linéaire (Modèle de Ross) :	28
2.4.3. Modèle Fitting :	30
2.4.4. Modèle avec réseaux de neurones :	30
2.5. Conclusion :	32
Chapitre III: Résultats et discussion.	
3.1. Introduction :	33
3.2. Évaluation statistique	33
3.3. Résultats et discussions :	33
3.4. Conclusion :	43
Conclusion générale	44
Bibliographie	45

Liste des figures :

Chapitre I :

Figure I.01 : Carte de l'irradiation solaire en Algérie .	4
Figure I.02 : Raccordement des cellules solaires .	6
Figure I.03 : Encapsulation des cellules solaires .	6
Figure I.04 : Composants du module photovoltaïque.	7
Figure I.05 : Exemple de module PV polycristallin .	8
Figure I.06 : Courbe I(V) représentante des points caractéristiques I_{cc} V_{oc} I_{pm} et V_{pm} .	9
Figure I.07 : Influence de l'éclairement sur la caractéristique I-V .	10
Figure I.08 : Influence de l'éclairement sur la caractéristique P-V .	10
Figure I.09 : Influence de la température sur la caractéristique I-V .	11
Figure I.10 : Influence de la température sur la caractéristique P-V .	11
Figure I.11 : Schéma équivalent au modèle à une diode.	13
Figure I.12 : Schéma équivalent au modèle à deux diodes (07 Paramètres).	14
Figure I.13 : Modèle d'un neurone artificiel .	19
Figure I.14 : Fonctions de transfert (a) neurone seuil, (b) neurone linéaire et (c) neurone sigmoïde .	19
Figure I.15 : Couche de S neurones .	20

Chapitre II :

Figure II.01 : Banc de caractérisation des modules PV en condition outdoor. (a), charge électronique et ordinateur pour l'acquisition des données (b) Banc de caractérisation des modules photovoltaïques à l'UDES.	23
Figure II.02 : Eclairement (G) et Température ambiante (T_a) enregistrés pour l'année 2016, mois : Janvier, Juillet et Novembre.	24
Figure II.03 : Vitesse du vent (Ws) mesurée pour l'année 2016, mois : Janvier, Juillet et novembre.	25
Figure II.04 : Température de module PV (T_m), Température ambiante (T_a) et vitesse du vent (Ws) en fonction de l'éclairement (G), pour les mois : Jan, Juil et Nov 2016.	26
Figure II.05 : $T_m = f(G, T_a)$ Température de module PV (T_m) en fonction de la Température ambiante (T_a) et de l'éclairement (G), pour les mois : Jan, Juil et Nov 2016.	26
Figure II.06 : Température de module PV (T_m) en fonction de la température ambiante (T_a) et de l'éclairement (G) : (a) $T_m = f(T_a)$ (b) $T_m = f(G)$.	27
Figure II.07 : Schémas modèles utilisés pour la prédiction de la température du module PV.	28
Figure II.08 : Variation de ΔT , en fonction de l'éclairement solaire et l'approximation linéaire des données pour les trois mois janvier, juillet, novembre.	29
Figure II.09 : Model obtenu par l'application Curve fit sous l'environnement Matlab.	30
Figure II.10 : Architecture du réseau de neurone RNA (générale).	31
Figure II.11 : Architecture du réseau de neurone RNA(hiver).	31
Figure II.12 : Architecture du réseau de neurone RNA (été).	32
Figure II.13 : Architecture du réseau de neurone RNA (printemps).	32

Chapitre III :

Figure III.01 : Validation d'une journée claire du mois de février.	34
Figure III.02 : Validation d'une journée nuageuse pour le mois de Février.	35

Figure III.03 : RMSE des deux journée claire et nuageuse du mois de février.-----	35
Figure III.04 : Coefficient de détermination des deux journées claire et nuageuse du mois de février. -----	36
Figure III.05 : Validation d'une journée claire du mois d'aout.-----	37
Figure III.06 : Validation d'une journée nuageuse du mois d'aout. -----	38
Figure III. 07 : RMSE des deux journées claire et nuageuse du mois d'aout. -----	39
Figure III.08 : Coefficient de détermination des deux journées claire et nuageuse du mois d'aout. -----	39
Figure III.09 : Validation d'une journée claire du mois d'octobre.-----	41
Figure III.10 : Validation d'une journée nuageuse du mois d'octobre. -----	41
Figure III.11 : RMSE des journées claire et nuageuse du mois d'octobre. -----	42
Figure III.12 : coefficient de détermination des deux journées claire et nuageuse du mois d'octobre. -----	42

Liste des tableaux :

Chapitre I :

Tableau I.01 : Répartition du potentiel solaire par région climatique [2].-----	5
--	---

Chapitre II :

Tableau II. 01: Caractéristiques électriques de module PV type poly-cristallin en STC -----	23
Tableau II.02 : Modes d'installation et leur coefficient de Ross (k) correspondant [29].-----	29

Chapitre III :

Tableau III.01: Evaluation statistique des cinq modèles étudiés dans le mois février. -----	36
Tableau III.02 : Evaluation statistique des cinq modèles étudiés dans le mois Aout. -----	40
Tableau III.03 : Evaluation statistique des cinq modèles étudiés du mois d'octobre. -----	43

Liste des abréviations :

ASA : agence spatiale allemande.

EVA : Acétate de Vinyle-Ethylène.

ERP : Erreur relative de la puissance.

FF : facteur de forme.

G : Éclairement (W/m^2).

G_{incl} : Eclairement incliner (W/m^2).

G_{ref}, T_{jref} : l'éclairement (W/m^2) et la température ($^{\circ}C$) de jonction sous condition STC.

I : Intensité du courant de sortie du module (A).

I_{CC} : courant court-circuit (A).

I_d : courant de la diode (A).

I_{ph} : Courant produit par la lumière incidente (A).

I_{pv} : courant générer par le générateur (A).

I_m : tension maximale (A).

I_{rsh} : courant de la résistance shunt (A).

I₀ : courant de saturation (A).

K : constante de Boltzmann.

K_{voc} : Coefficient de température de tension de circuit ouvert.

K_{isc} : Coefficient de température de courant de court-circuit.

L_N, L_P : longueur de diffusion.

Max : Maximal.

Min : Minimal.

Moy : Moyen.

NOCT: Nominal operating cell temperature.

N_s : nombre de cellules en série dans un module.

P_m : puissance maximale (Wc).

P : Puissance délivrée par le module (Wc).

P₁, P₂, P₃ : paramètres constants.

Q : Charge de l'électron (C).

R_s : Résistance série (Ω).

R_{SH} : résistance shunt (Ω).

R² : coefficient de détermination.

RMSE: l'erreur quadratique (root mean square error).

η: Rendement.

STC : Conditions de teste standard (standard test conditions).

T_{amb} : température ambiante (°C).

T_j : température de jonction dans les conditions de fonctionnement (°C).

T_m : température du module(°C) .

T_{ros} : température du module avec le modèle Ross (°C).

T_{noct} : température du module avec le modèle de la NOCT (°C).

T_{RN} : température du module avec le modèle réseau de neurone générale (°C).

T_{RN hiv} : température du module avec le modèle réseau de neurone saison hiver (°C).

T_{RN été} : température du module avec le modèle réseau de neurone saison été (°C).

T_{RN print} : température du module avec le modèle réseau de neurone saison printemps (°C).

U : Tension de sortie du module (V).

UDES : Unité de Développement des Équipements Solaires.

V : Tension (V).

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

V_m : tension maximale (V).

Ws : vitesse du vent (m/s).

(A): Ampère.

(V): Volt.

(W): Watt.

(m²) : Mètre carré. **(%)** : Pourcentage. **(s)** : Seconde.

ملخص :

تؤثر العديد من العوامل على أداء الوحدات الكهروضوئية الإشعاع الشمسي ودرجة الحرارة المحيطة وسرعة الرياح وميل الوحدة ودرجة حرارة الوحدة الكهروضوئية (الخلية الكهروضوئية) التي تحتاج إلى التحكم لتشغيل الألواح الشمسية بكفاءة مثالية. لذلك، من الضروري معرفة تأثير درجة حرارة الوحدة الكهروضوئية على أداء النظام واستخدامها في التنبؤ بقدرة المصفوفة الكهروضوئية. في هذه الدراسة، تم تقديم نمذجة التنبؤ بدرجة حرارة الوحدة الكهروضوئية، باستخدام النماذج الأربعة المطورة التالية: نموذجان يعتمدان على الشبكات العصبية الاصطناعية (RN)، نموذج يعتمد على طريقة خطية اقترحها روس ونموذج بطريقة التركيب. وفقاً للنتائج المقدمة، لوحظ أن هناك اتفاقاً مرضياً بين درجة حرارة الوحدة المقاسة وتلك المحسوبة من خلال النماذج الأربعة (Ross)، (Fitting، RNA العام وRNA الموسمي) أو $R^2 < 0.91$ للأيام الصافية و $R^2 < 0.58$ للأيام الملبدة بالغيوم و $RMSE > 3.74$ للأيام الصافية و $RMSE > 4.1$ للأيام الملبدة بالغيوم. يمكن استخدام النماذج الأربعة لحساب درجة حرارة الوحدة الكهروضوئية بدرجة جيدة من الدقة، لا سيما بالنسبة للنموذجين اللذين يعتمدان على الشبكات العصبية RNA وهما أكثر فعالية من الطرق الأخرى للتنبؤ بدرجة حرارة الوحدات الكهروضوئية متعددة البلورات وللظروف المناخية المختلفة.

RESUME :

Plusieurs paramètres affectent le rendement des modules photovoltaïques ; l'irradiation solaire, la température ambiante, la vitesse du vent, l'inclinaison des modules et la température du module PV (cellule PV) qui nécessite d'être contrôlée pour faire fonctionner les panneaux solaires avec une efficacité optimale. Par conséquent, il est nécessaire de connaître l'effet de la température du module PV sur les performances du système et l'utiliser dans la prédiction de la puissance du champs PV. Dans cette étude, la modélisation de prédiction de la température du module photovoltaïque est présentée, en utilisant les quatre modèles développés suivants : deux modèles basés sur les Réseaux de Neurons Artificiel (RNA), un modèle basé sur une méthode linéaire proposé par Ross et un modèle par la méthode de Fitting. D'après les résultats présentés, on a observé qu'il existe un accord satisfaisant entre la température du module mesurée et celle calculée par les quatre modèles (Ross, Fitting, RNA générale et RNA saisonnier) ou $R^2 > 0.91$ pour les journées claires et $R^2 > 0.58$ pour les journées nuageuses et $RMSE < 3.74$ pour les journées claires et $RMSE < 4.1$ pour les journées nuageuses. Les quatre modèles peuvent être utilisés pour calculer la température du module PV avec un bon degré de précision, notamment pour les deux modèles basés sur les réseaux de neurone RNA et qui sont plus efficaces que les autres méthodes pour prédire la température de module photovoltaïques de type polycristallin et pour différentes conditions climatiques.

ABSTRACT:

Several parameters affect the performance of photovoltaic modules; solar irradiance, ambient temperature, wind speed, module inclination and PV module (PV cell) temperature which needs to be controlled to operate the solar panels at optimum efficiency. Therefore, it is necessary to know the effect of PV module temperature on system performance and use it in the prediction of PV array power. In this study, the photovoltaic module temperature prediction modeling is presented, using the following four developed models: two models based on Artificial Neural Networks (ARN), a model based on a linear method proposed by Ross and a model by the method of Fitting. According to the results presented, it was observed that there is a satisfactory agreement between the temperature of the module measured and that calculated by the four models (Ross, Fitting, general ARN and seasonal ARN) or $R^2 > 0.91$ for clear days and $R^2 > 0.58$ for cloudy days and $RMSE < 3.74$ for clear days and $RMSE < 4.1$ for cloudy days. The four models can be used to calculate the temperature of the PV module with a good degree of precision, in particular for the two models based on ARN neural networks and which are more effective than the other methods for predicting the temperature of photovoltaic modules of the type polycrystalline and for different climatic conditions.

Introduction Générale

Introduction générale

L'énergie photovoltaïque est actuellement considérée comme la source d'énergie renouvelable la plus prometteuse en raison de sa capacité à générer de l'énergie propre à de nombreux niveaux de puissance et pour différentes applications.

Dans le domaine de la modélisation et du dimensionnement des systèmes photovoltaïques, l'influence de la température sur les performances électriques des modules photovoltaïques est très importante, en particulier dans les régions à climat chaud ou qui ont quatre saisons où la température et l'irradiation varient considérablement comme la région de l'Algérie. Les fabricants de modules photovoltaïques fournissent les caractéristiques électriques dans des conditions de test standard (STC) à savoir un éclairement de 1000 W/m², une température de 25°C et le spectre solaire d'Air Mass 1.5, ce qui permet de comparer les modules installés dans différentes régions du monde.

Ainsi, avec l'expansion importante de l'utilisation des énergies renouvelables, la stabilité du réseau semble être une tâche difficile en raison de la variabilité inhérente des paramètres météorologiques. Ceci suggère qu'une bonne connaissance des conditions météorologiques à l'avance (moyen et long terme) contribuerait significativement à améliorer la stabilité du réseau. De plus, comme la température et l'irradiation ont des effets significatifs sur la production d'énergie PV, les éléments de stockage et la durée de vie de l'ensemble du système PV, cette variation des paramètres météorologiques doit être connue à l'avance car elle pourrait avoir un effet important sur le bilan énergétique et le réseau électrique. Dans le but d'avoir un modèle de prédiction précis, les caractéristiques des modules courant-tension (I-V) installés en extérieur doivent toujours être corrigées à l'aide des données de mesure obtenues à partir de l'expérience, non seulement pour l'éclairement mais aussi pour la température. Ces modules subissent une dégradation due à une exposition à des changements continus de température ambiante, d'humidité et de rayonnement solaire, pour que le système PV puisse être dimensionné de manière appropriée et ensuite assurer des conditions normales et fonctionnement sûr.

Dans cette étude, nous proposerons le développement de quatre modèles en utilisant une base de données expérimentale de trois mois de l'année 2016 ; Janvier, juillet, novembre, afin d'améliorer la précision de l'estimation de la température de fonctionnement des modules PV. La validation a été effectuée en utilisant d'autres données expérimentales obtenues pour des journées différentes de celles utilisées pour la modélisation, ces journées sont prises dans les mois suivants : Février, Aout et Octobre, pour la même année 2016.

Le nouveau aspect dans cette étude est un nouveau modèle intelligent qui considère la variation de l'irradiation solaire dans le temps ainsi que la température ambiante qui permet de faire une estimation plus précise de la température du module PV et deux autres modèles linéaires développés pour la prédiction de la température du module photovoltaïque.

Le premier chapitre, présente un état de l'art sur les systèmes photovoltaïques et la modélisation des caractéristiques électriques des modules PV. Le deuxième chapitre explique la méthodologie utilisée pour l'étude expérimentale, le traitement et le classement des données collectés pour le module PV étudié (Eclairement, Température ambiante, Température du module...). Le dernier chapitre, présente les résultats de la modélisation et de la validation de cette base de données, où nous avons développé un algorithme intelligent pour calculer la température du module PV à partir des données expérimentales, d'où l'aspect de l'influence de l'irradiation et de la température ambiante est étudié et suivi par la validation des modèles développés en comparant la simulation avec l'expérimental.

Chapitre I

GENERALITES ET ETAT DE L'ART

1.1. Introduction

Dans ce chapitre, nous avons présenté quelques généralités sur l'effet photovoltaïque, le module photovoltaïque polycristallin, objet de cette étude, avec ses caractéristiques électriques, modèles électriques de module photovoltaïque à une et à deux diodes, ensuite l'état de l'art sur la prédiction des performances électriques d'un module PV (Puissance, courant, tension, température de module...), et à la fin une définition des réseaux de Neurones.

1.2. Photovoltaïque en Algérie :

L'Algérie amorce une dynamique d'énergie verte en lançant un programme ambitieux de développement des énergies renouvelables et d'efficacité énergétique. Cette vision du gouvernement algérien s'appuie sur une stratégie axée sur la mise en valeur des ressources inépuisables comme le solaire et leur utilisation pour diversifier les sources d'énergie et préparer l'Algérie de demain. Grâce à la combinaison des initiatives et des intelligences, l'Algérie s'engage dans une nouvelle 1^{ère} énergétique durable. Le programme des énergies renouvelables actualisé consiste à installer une puissance d'origine renouvelable de l'ordre de 22 000 MW à l'horizon 2030 pour le marché national, avec le maintien de l'option de l'exportation comme objectif stratégique, si les conditions du marché le permettent.

Le programme d'efficacité énergétique actualisé vise à réaliser des économies d'énergies à l'horizon 2030 de l'ordre de 63 millions de TEP, pour l'ensemble des secteurs (bâtiment et éclairage public, transport, industrie). Le programme de l'efficacité énergétique permettra de réduire les émissions de CO₂ de 193 millions de tonnes. Ce programme prévoit l'introduction des mesures d'efficacité énergétique dans les trois secteurs du bâtiment, de transport et de l'industrie et aussi l'encouragement de la création d'une industrie locale de fabrication des lampes performantes, des chauffe-eau solaires, des isolants thermiques par l'encouragement de l'investissement local ou étranger [1].

1.3. Le gisement solaire :

Le gisement solaire est un ensemble de données décrivant l'évolution du rayonnement solaire disponible au cours d'une période donnée. Il est utilisé pour simuler le fonctionnement d'un système énergétique solaire et faire un dimensionnement le plus exact possible compte tenu de la demande à satisfaire.

1.3.1. Potentiel solaire algérien :

De par sa situation géographique, l'Algérie dispose d'un gisement solaire énorme comme le montre la Figure I.01, elle appartient à l'un des principaux gisements solaires, le (MENA). Suite à une évaluation par satellites, l'Agence Spatial Allemande (ASA) a conclu, que l'Algérie représente le potentiel solaire le plus important de tout le bassin méditerranéen, soit 169.000 TWh/an pour le solaire thermique, 13,9TWh/an pour le solaire photovoltaïque. Le potentiel solaire algérien est l'équivalent de 10 grands gisements de gaz naturel qui auraient été découverts à Hassi REMEL. La répartition du potentiel solaire par région climatique au niveau du territoire algérien est représentée dans le tableau suivant selon l'ensoleillement reçu annuellement

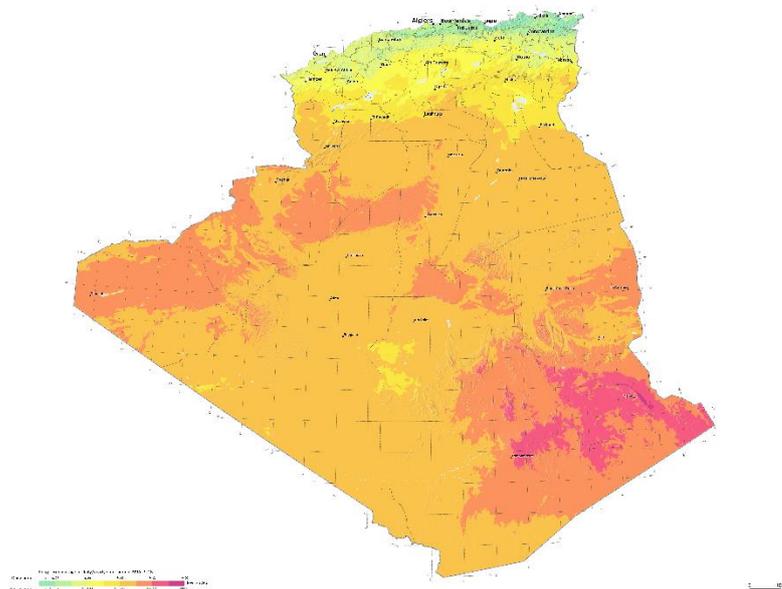


Figure I.01 : Carte de l'irradiation solaire en Algérie [2].

La durée d'insolation dans le Sahara algérien est de l'ordre de 3500h/an est la plus importante au monde, elle est toujours supérieure à 8h/j et peut arriver jusqu'à 12h/j pendant l'été à l'exception de l'extrême sud où elle baisse jusqu'à 6h/j en période estivale. La région d'Adrar est particulièrement ensoleillée et présente le plus grand potentiel de toute l'Algérie. L'Algérie dispose donc de suffisamment d'énergie solaire qui peut satisfaire la demande énergétique mondiale [3].

Régions	Régions côtières	Hauts plateaux	Sahara
Superficie (%)	4	10	86
Durée moyenne d'insolation (h/an)	2650	3000	3500
Energie moyenne reçue (KWh/m ² /an)	1700	1900	2650

Tableau I.01 : Répartition du potentiel solaire par région climatique [3].

1.4. Effet photovoltaïque :

Le terme « photovoltaïque » est composé du mot de grec ancien « photos » lumière, clarté et du nom de famille du physicien italien (Alessandro Volta) qui inventa la pile électrique en 1800 et donna son nom à l'unité de mesure de la tension électrique, le volt.

L'effet photovoltaïque, découvert en 1839 par le français Antoine-César Becquerel et son fils présente pour la première fois l'effet photoélectrique que produisent les rayons solaires dans une pile constituée par des électrodes de platine et de cuivre oxydé plongeant dans une solution électrolytique acide.

L'effet photovoltaïque est le phénomène par lequel on utilise la lumière afin de produire de l'électricité.

Cette transformation est réalisée grâce à des cellules photovoltaïques, qui regroupées entre elles, constituent des modules photovoltaïques (panneaux photovoltaïques).

Plus concrètement, l'effet photovoltaïque est obtenu par absorption des photons dans un matériau semi-conducteur tel que le silicium (Si) qui génère alors une tension électrique [4].

La conversion photovoltaïque est basée sur les trois étapes suivantes :

- Absorption des photons par le matériau.
- Conversion de l'énergie du photon en énergie électrique, ce qui correspond à la
- Création de paires électron/trou dans le matériau semi-conducteur.
- Collecte des particules générées.

1.5. Le module photovoltaïque

Un module photovoltaïque est d'abord un convertisseur d'énergie lumineuse en électricité. Par définition c'est un ensemble de photopiles assemblées pour générer une puissance électrique suffisante lors de son exposition à la lumière. Il est en lui-même, un système complexe composé de cellules photovoltaïques, d'intercalaires, de diodes bypass, de connecteurs, d'une boîte de jonction, de câbles, d'un verre de protection sur la face avant du module et d'un verre ou d'un film en fluorure polyvinylique sur la face arrière du module [5].

- 1) Raccordement des cellules : les cellules solaires sont raccordées en chaîne, puis les chaînes sont interconnectées entre elles pour former une matrice

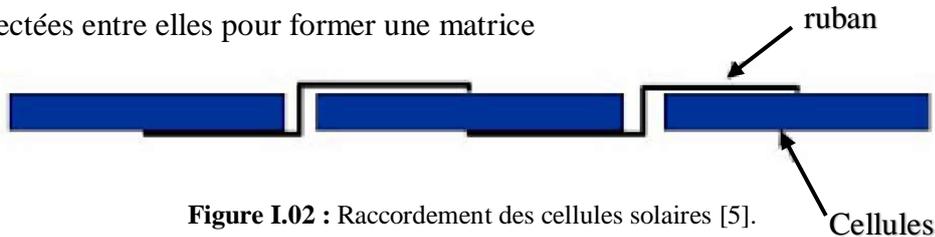


Figure I.02 : Raccordement des cellules solaires [5].

- 2) Encapsulation : l'encapsulation de la matrice est réalisée par laminage à chaud les feuilletés sont montés en températures et pressés sous vide, le film EVA placé entre le verre (en face avant) ou tedlar (en face arrière) et les cellules assure la cohésion de l'ensemble en réticulant

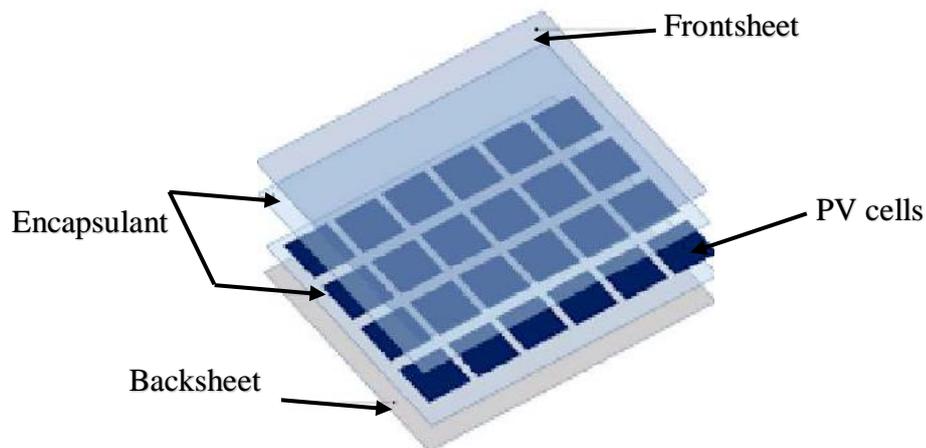


Figure I.03 : Encapsulation des cellules solaires [5].

- 3) Encadrement et connexion des boîtes de jonction : selon les cas, le module peut être encadré ou non, chaque module est équipé d'une boîte de jonction contenant des diodes de protection et permettant son raccordement électrique [6].

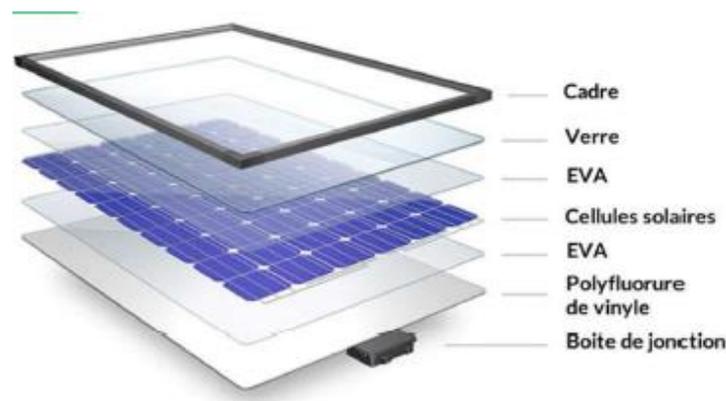


Figure I.04: Composants du module photovoltaïque.[6].

1.6. Type des modules photovoltaïques :

Il existe un grand nombre de technologies mettant en œuvre l'effet photovoltaïque. Beaucoup sont encore en phase de développement. Ces technologies se décomposent sur quatre générations, la première génération contient les deux types (monocristalline polycristallin), la 2^{ème} génération se constitue dans les trois technologies (couche mince CIGS, et Cdt) la 3^{ème} génération représente les cellules organiques (les cellules solaires à pigment photosensible ou semi-conducteur synthétisé, et enfin la 4^{ème} génération (cellule PV Pérovskite et hybride, nanocristallin. Notre travail se fait sur le module polycristallin.

1.6.1. Modules PV en silicium polycristallin :

Lors de la fabrication, et au moment du refroidissement du silicium, il se forme plusieurs cristaux. La couleur de ce type de cellule est également bleue, mais pas uniforme. On peut la reconnaître par les motifs créés par les différents cristaux. Ce type de modules solaires PV a un rendement de l'ordre de 11 à 15 %. Le prix de ce type de modules solaires est moins élevé que le monocristallin [7].



Figure I.05: Exemple de module PV polycristallin [8].

1.7. La caractérisation électrique de la cellule PV :

Dans la littérature plusieurs méthodes ont été proposées pour l'extraction des paramètres, chacune de ces méthodes présentes des inconvénients, soit au niveau de la complexité de l'utilisation et la précision, soit au niveau de la convergence et la rapidité. Elles peuvent être des méthodes graphiques, méthodes analytiques ou méthodes numérique [6].

a) **La caractéristique $I(v)$:** sous un éclairage donné, toute cellule photovoltaïque est caractérisée par une courbe courants-tension ($I-V$) représentant l'ensemble des configurations électriques que peut prendre la cellule [5].

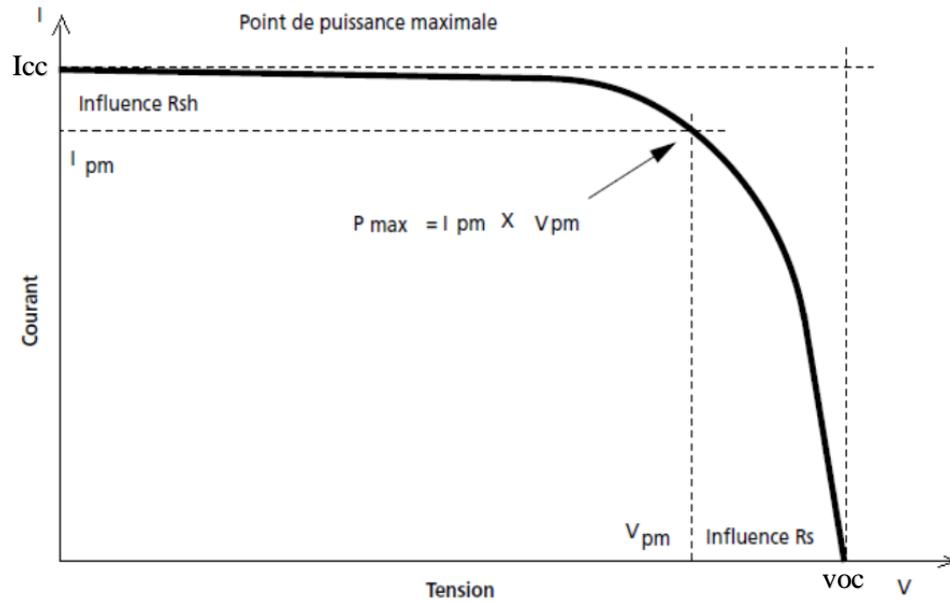


Figure I.06 : Courbe I(V) représentante des points caractéristiques I_{cc} V_{oc} I_{pm} et V_{pm} [9].

Deux grandeurs physiques définissant cette courbe sont : le courant de court-circuit et la tension en circuit ouvert

b) Courant de court-circuit : I_{cc} (A) si les deux électrodes sont en court-circuit à travers un ampèremètre, les électrons drainés par le champ interne de la jonction vont donner naissance à un courant de court-circuit I_{cc} qui correspond au photo-courant I_{ph} généré par le rayonnement [6].

c) Influence de l'éclairement : La Figure I.07 présente l'influence de l'éclairement sur la caractéristique I-V d'un module photovoltaïque. On constate que, le courant subit une variation importante, mais par contre la tension varie légèrement. Car le courant de court-circuit est une fonction linéaire de l'éclairement alors que la tension de circuit ouvert est une fonction logarithmique [10].

La Figure I.08 illustre la variation de la puissance délivrée par module photovoltaïque en fonction de la tension pour différentes valeurs d'éclairement. L'augmentation de l'éclairement fait accroître le courant de court-circuit, ainsi que la tension à circuit ouvert, ce qui se traduit par une augmentation de la puissance.

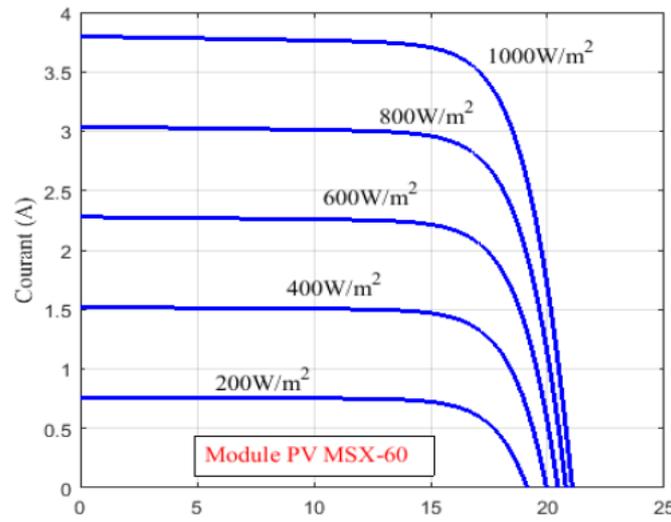


Figure I.07 : Influence de l'éclairement sur la caractéristique I-V [10].

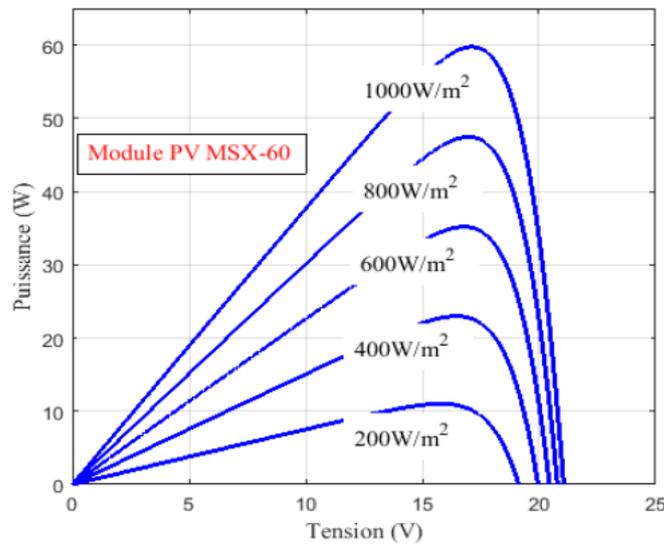


Figure I.08 : Influence de l'éclairement sur la caractéristique P-V [10].

d) Influence de la température : La Figure I.09 présente l'influence de la température sur la caractéristique I-V. On remarque qu'une croissance de la température ambiante, augmente légèrement la valeur du courant de court-circuit et affecte négativement et de manière significative la tension de Circuit ouvert. Également, la Figure I.10 illustre la variation de la puissance délivrée par le Générateur en fonction de la tension pour différentes valeurs de la température. La figure montre que l'augmentation de la température entraîne une diminution nette de la tension de circuit ouvert, ainsi qu'une diminution de la puissance maximale [10].

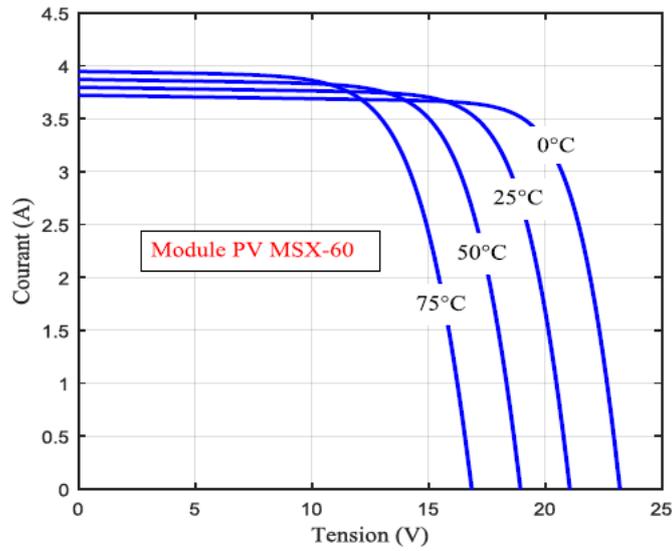


Figure I.09 : Influence de la température sur la caractéristique I-V [10].

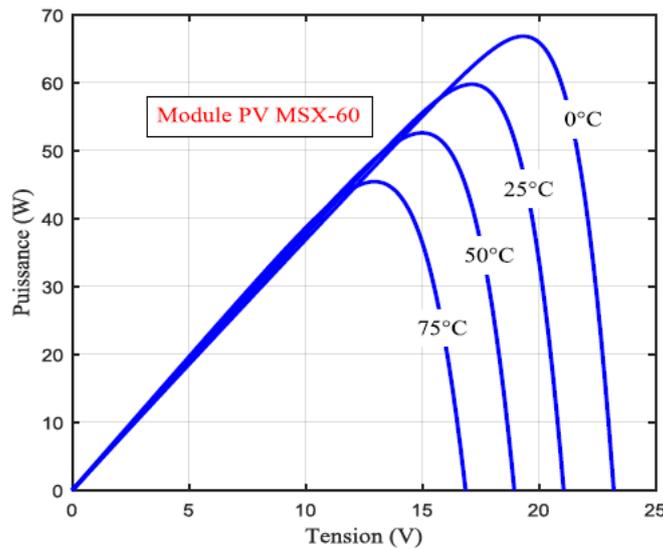


Figure I.10: Influence de la température sur la caractéristique P-V [10].

e) **Tension en circuit ouvert** : si la cellule est laissée en circuit ouvert, les porteurs générés par le rayonnement et séparés par le champ interne vont s'accumuler de part et d'autre de la jonction, induisant une auto-polarisation de la jonction dans le sens passant. Cette auto-polarisation induit un courant de diode dans le sens direct égal et opposé au photo-courant. La tension alors mesurée aux bornes des électrodes est appelée tension de circuit ouvert V_{OC} c'est la tension qu'il faudrait appliquer à la diode dans le sens passant pour générer un courant égal au photo-courant [6].

f) **Puissance maximale** : la puissance maximale est obtenue pour une tension et un courant maximal V_m et I_m

g) **Facteur de forme** : le facteur de forme définit l'efficacité de la cellule solaire et peut également renseigner du vieillissement de la cellule, il indique aussi la puissance maximale de la cellule solaire. [6]

$$FF = \frac{P_m}{I_{cc}V_{co}} = \frac{I_m V_m}{I_{cc}V_{co}} \quad (I.1)$$

h) **Rendement %** : le rendement de la convection photovoltaïque est défini comme étant le rapport entre la puissance maximale fournie par la cellule et la puissance incidente [6]

$$\eta = \frac{P_{\max}}{P_{\text{inc}}} \quad (I.2)$$

1.8. Modèles électriques de module photovoltaïque :

De nombreux modèles mathématiques de générateurs photovoltaïques, ont été développés, dont le but est l'obtention de la caractéristique courant -tension pour l'analyse et l'évaluation des performances des systèmes photovoltaïques.

Ces modèles diffèrent entre eux par et le nombre de paramètres pris en compte

1.8.1. Model à une diode :

Le module photovoltaïque est caractérisé par son schéma électrique équivalent qui se compose d'une source de courant qui modélise la conversion du flux lumineux en énergie électrique, une résistance shunt R_{sh} est une conséquence de l'état de la longueur de la périphérie de la surface de la cellule, une résistance série R_s représentant les diverses résistances de contact et de connexion, une diode en parallèle qui modélise jonction PN come le montre la Figure I.12 [11].

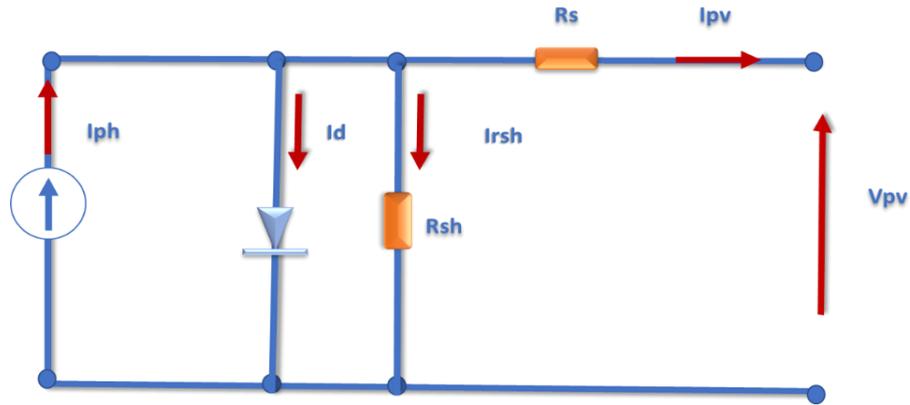


Figure I.11: Schéma équivalent au modèle à une diode.

Le courant généré par le module est donné par la loi de Kirchhoff :

$$I_{pv} = I_{ph} - I_d - I_{rsh} \tag{I.3}$$

$$I_{ph} = P_1 \times G \times [1 + P_2(G - G_{ref}) + P_3(T_j - T_{ref})] \tag{I.4}$$

$$I_d = I_0 \times \left[\exp \frac{q(V_{pv} + I_{pv}R_s)}{A.n_s.K.T_j} - 1 \right] \tag{I.5}$$

$$I_{rsh} = \frac{V_{pv} + R_s I_{pv}}{R_{sh}} \tag{I.6}$$

La température du module peut être calculée à partir de la température ambiante et celle d'irradiation comme suit :

$$T_m = T_{amb} + (NOCT - 20) \times \left(\frac{G}{800} \right) \tag{I.7}$$

Avec :

G_{ref}, T_{jref} : l'éclairement et la température de jonction sous conditions STC.

G, T_j : l'éclairement et la température de jonction dans les conditions de fonctionnement.

P_1, P_2, P_3 : paramètres constants.

NOCT : température nominale de fonctionnement du module, donnée par le constructeur.

A : Facteur d'idéalité de la jonction.

n_s : nombre de cellule en série dans un module.

K : Constant de Boltzmann.

I_0 : le courant de saturation il est fortement dépendant de la température ; il est donné par :

$$I_0 = P_4 \cdot T_j^3 \cdot \left(\frac{-E_g}{K \cdot T_j} \right) \tag{I.8}$$

1.8.2 Model à deux diodes :

Dans le modèle à deux diodes, la cellule photovoltaïque est représentée par un circuit électrique comme illustré dans Figure I.13, qui se compose d'une source de courant représentant le rayonnement solaire, les pertes sont présentées par deux résistances, une résistance série R_s , une résistance shunt R_{sh} , et deux diodes pour définir la polarisation de la cellule solaire et les pertes par la recombinaison des porteurs minoritaires dans la zone de charge d'espace [12].

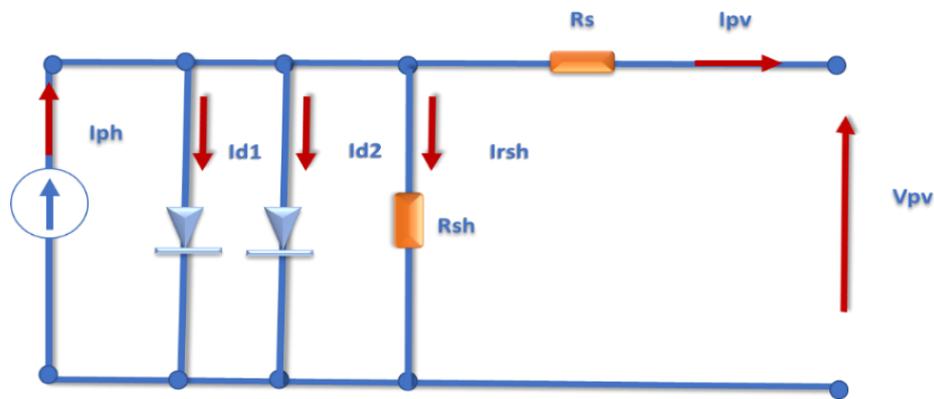


Figure I.12 : Schéma équivalent au modèle à deux diodes (07 Paramètres).

La résistance série R_s présentes les pertes par la résistivité des différentes couches de la cellule solaire : émetteur, base et contacts métalliques en face avant/arrières. Dans le cas idéal cette résistance doit avoir la plus faible valeur possible pour limiter son influence sur le courant généré par la cellule. Ceci peut être achevé en optimisant le contact métal/semiconducteur, et en diminuant la résistivité du matériau utilisé. Tandis que, un dopage trop élevé entraîne une augmentation de la recombinaison des porteurs [14].

La résistance shunt (parallèle) R_{sh} définit le courant de fuite à travers l'émetteur de la cellule causé par un défaut lorsque la diffusion des contacts métalliques à haute température endommage l'émetteur.

Cette résistance peut aussi être due à un court-circuit sur les bords de la cellule. Idéalement, cette valeur devra être la plus élevée possible.

L'équation caractérisant la courbe de variation courant-tension I-V est donnée par [13,16] :

Où les sept 07 paramètres du modèle sont :

$$I = I_{ph} - I_{rs1} \left(\exp\left(\frac{V+I_{rs}}{n_1 \cdot v \cdot t_1} - 1\right) - I_{rs2} \left(\exp\left(\frac{V+I_{rs}}{n_2 \cdot v \cdot t_2} - 1\right) - \frac{V+I_{rs}}{R_{sh}} \right) \right) \quad (I.9)$$

- I_{ph} : le photo-courant.
- I_{rs1} : courant de saturation de la diode 01.
- I_{rs2} : courant de saturation de la diode 02.
- R_s = la résistance série.
- R_{sh} = la résistance shunt.
- n_1 : le facteur d'idéalité de la diode 01.
- n_2 : le facteur d'idéalité de la diode 02.
- Le photo-courant I_{ph} dépend de la température, l'éclairement et du photo-courant mesuré.
- Aux conditions de test standard STC, comme définit par l'équation 10 [14] :

$$I_{ph} = \left(I_{ph0} + K_i(T_c - T_{ref}) \right) \cdot \frac{G}{G_{STC}} \quad (I.10)$$

Avec I_{ph0} est le photo-courant en STC, K_i est le coefficient de température d'Is_c et T_{ref} est la température de la cellule en conditions STC.

Les courants de saturation des deux diodes I_{rs1} est définis par l'équation 11 [15,16] suivantes :

$$I_{rs1} = A_1 \cdot T_c^3 \exp\left(\frac{-E_{g,q}}{n_1 \cdot T \cdot K}\right) \quad (I.11)$$

où,

A_1 est une constante pour une cellule de 100cm²(entre 150 et 180A.K⁻³).

A_2 : Constante pour une cellule de 100cm²(entre 1,3 et 1,7 A.K⁻³).

Le facteur d'idéalité A dépend de la nature et la position du niveau des pièges [17].

- $A = 1$: Cas idéal (la zone de charge d'espace ZCE est dépeuplée).

- $1 < A < 2$: Le niveau des pièges peu profond dans la zone de charge d'espace.
- $A = 2$: Les centres de recombinaisons sont distribués uniformément dans ZCE.
- $2 <$: Les centres de recombinaisons sont distribués de façon non uniforme avec une densité faible au centre de ZCE par rapport à la surface.

Dans le cas où la valeur de la résistance shunt R_{sh} est considérée infinie, le nombre des paramètres du modèle à deux diodes devient 06. Quand la résistance série est négligée, le nombre des paramètres devient 05.

1.9. Etat de l'art sur la prédiction de l'Energie photovoltaïque :

Afin de prédire la production d'énergie des modules photovoltaïques (PV) ou de comparer les performances d'un système PV réel à celui optimal, il est nécessaire de développer un modèle mathématique approprié capable de calculer la température de module PV sous diverses conditions climatiques.

Dans cette partie nous allons exposer plusieurs travaux et expériences précédentes dans la même thématique que la nôtre. La méthode la plus connue et la plus utilisée est basée sur la connaissance de la NOCT (Normal Operating Cell Temperature), qui est donnée par les fabricants de modules PV. Cette méthode est simple et approximative, mais elle possède un inconvénient qui se traduit par son utilisation dans des conditions météorologiques particulières (800 W/m^2 , $T_{amb} = 20^\circ\text{C}$) ce qui rends sa précision moins performante dans des conditions climatiques différentes. De plus certaines études ont montré que la méthode de la NOCT n'est pas constante et varie selon le mois, la saison et le lieu. [18,19].

« Dang Phuc et all » en 2021, ont proposé des modèles pour améliorer la précision de l'estimation de la température de fonctionnement des modules PV en conditions extérieurs, l'un de ces modèles prend en considération la vitesse du vent et l'autre modèle proposé ne prend pas ce paramètre. L'aspect innovant de cette étude est deux nouveaux modèles thermiques qui considèrent la variation de l'irradiation solaire dans le temps et l'inertie thermique du module, ces modèles proposés ont démontré qu'il fonctionnait bien dans différentes conditions environnementales et pour différentes technologies PV, ces derniers sont utiles pour évaluer la performance thermique d'un module PV dans différentes conditions environnementales et de fonctionnement car ils ont prouvé leur fiabilité lors de leur examen dans différents lieux et climat [20].

« Siyi Wang et all », ont proposé une méthode améliorée basée sur les réseaux de neurones artificiels (RN) est proposée pour prédire les caractéristiques « électrique du module PV en combinant plusieurs réseaux de neurones dans différentes conditions environnementales. Afin d'étudier la dépendance de la

performance de sortie à l'irradiation solaire et à la température, le modèle proposé est composé de quatre réseaux de neurones chaque un entre eux est constitué de trois couches dans lesquelles l'entrée est : le rayonnement solaire, la température du module, la sortie est constituée de cinq paramètres physiques du modèle à une diode, le réseau de neurone est entraîné par des données expérimentales dans différentes conditions de fonctionnement. En utilisant la méthode proposée, les caractéristiques I-V sont estimées en utilisant uniquement l'irradiance solaire et la température sans résoudre d'équations implicites non linéaires. Le multicouche de réseaux de neurones « MULTI-ANN » proposés est plus précise dans la prédiction des performances des paramètres de la sortie, y compris les courbes I-V et P-V ainsi que le point de puissance maximale [21].

« GM Tina et al », ont développés deux modèles mathématiques : électrique et thermique, ils ont été couplés pour déterminer la température du module en fonction des données réelles surveillées sur le terrain : température ambiante, vitesse du vent, direction du vent, humidité relative et point de fonctionnement électrique (valeurs de tension et de courant). Les paramètres du modèle électrique sont calculés à l'aide d'un ajustement par les moindres carrés de la caractéristique Courant Tension du modèle équivalent avec celle mesurée. Concernant le comportement thermique d'un module PV lorsqu'il est dans des conditions non stationnaires (c'est-à-dire en considérant de fortes variations des variables environnementales et électriques), certaines considérations issues des résultats expérimentaux ont été ajoutées. Cette méthode a prouvé qu'en utilisant un ensemble de paramètres proches des valeurs moyennes, quelles que soient les conditions climatiques, la caractéristique IV du module est très proche de celle mesurée [22].

« A. M. Muzathik et al », ont développés un modèle simple et ne nécessite aucun calcul compliqué. L'approche proposée utilise une formule simple pour dériver la température de la cellule PV à partir des variables environnementales telles que la température ambiante, l'irradiance et la vitesse du vent. L'efficacité de la nouvelle procédure d'estimation de la température est étudiée à travers des simulations menées dans l'environnement MATLAB/Simulink et sa validité est vérifiée par des expériences sur des modules solaires photovoltaïques. Les résultats statistiques montrent que le modèle peut être utilisé pour prédire les températures des cellules PV avec une erreur inférieure à 3 %. Par conséquent, nous pouvons conclure que la précision des températures prévues est adéquate pour les applications d'énergie solaire renouvelable et peut être utilisée dans la zone d'étude et dans des zones de conditions climatiques similaires où la température ambiante reste relativement constante tout au long de la journée [23].

« Mohamed Massaoudi et all », ont proposés une étude qui permet une prévision de la température sur un an sur la base des données météorologiques recueillies auprès de l'Institut national tunisien de la météorologie. Afin de caractériser la « boîte noire » permettant l'estimation de la température à partir des autres paramètres météorologiques (irradiance, humidité et pression atmosphérique), un modèle est proposé en prévision à moyen terme à une fréquence d'acquisition de données de 15 heures. En comparaison avec les méthodes de prédiction actuelles telles que les algorithmes de réseaux de neurones, ce modèle offre moins de complexité et une mise en œuvre simple. De plus, l'algorithme est hyper rapide même avec des dépendances spatiales à long terme quand on a affaire à la température qui est difficile à suivre dans les mois à venir. Néanmoins, ce modèle montre des performances de prédiction à long terme plus faibles et une non-convergence en cas de validation croisée [24].

1.10. Réseaux de neurones :

1.10.1. Définition :

Un réseau de neurones artificiel est un modèle de calcul dont la conception est très schématiquement inspirée du fonctionnement de vrais neurones. Un réseau de neurones est constitué d'un très grand nombre de petites unités de traitement identiques appelées neurones artificiels. Chacun de ces neurones est par ailleurs fort complexe. Essentiellement, il s'agit de tissu vivant et de chimie. Les spécialistes des neurones biologiques commencent à peine à comprendre quelques-uns de leurs mécanismes internes. On croit en général que leurs différentes fonctions neuronales, y compris celles de la mémoire, sont stockées au niveau des connexions (synapses) entre les neurones. C'est ce genre de théories qui a inspiré la plupart des architectures de réseaux de neurones. L'apprentissage consiste alors soit à établir de nouvelles connexions, soit à en modifier des existantes [25]. L'origine des réseaux de neurones vient de l'essai de modélisation du neurone biologique par Warren McCulloch et Walter Pitts [26]. Ils supposent que l'impulsion nerveuse est le résultat d'un calcul simple effectué par chaque neurone et que la pensée née grâce à l'effet collectif d'un réseau de neurones interconnectés. [27]

1.10.2. Modèle d'un neurone artificiel :

Un neurone est essentiellement constitué d'un intégrateur qui effectue la somme pondérée de ses entrées. Le résultat n de cette somme est ensuite transformé par une fonction de transfert f qui produit la sortie du Neurone. Les R entrées du neurone correspondent au vecteur $P = [P_1 P_2 \dots P_R]^T$ alors que $W = [w_{1,1} w_{1,2} \dots w_{1,R}]$ représente le vecteur des poids du neurone. La sortie n de l'intégrateur est donnée par l'équation suivante :

$$n = \sum_{j=1}^R W_{1,j} P_j - b = w_{1,1} p_1 + w_{1,2} p_2 + \dots + w_{1,R} p_R - b \quad (\text{I.12})$$

Que l'on peut aussi écrire sous forme matricielle :

$$n = \mathbf{w}^T \mathbf{p} - b \tag{I.13}$$

Cette sortie correspond à une somme pondérée des poids et des entrées moins ce qu'on nomme le biais b du neurone. Le résultat n de la somme pondérée s'appelle le niveau d'activation du neurone [25]. Le biais b s'appelle aussi le seuil d'activation du neurone. Lorsque le niveau d'activation atteint ou dépasse le seuil b , alors l'argument f de devient positif (ou nul). Sinon, il est négatif [26].

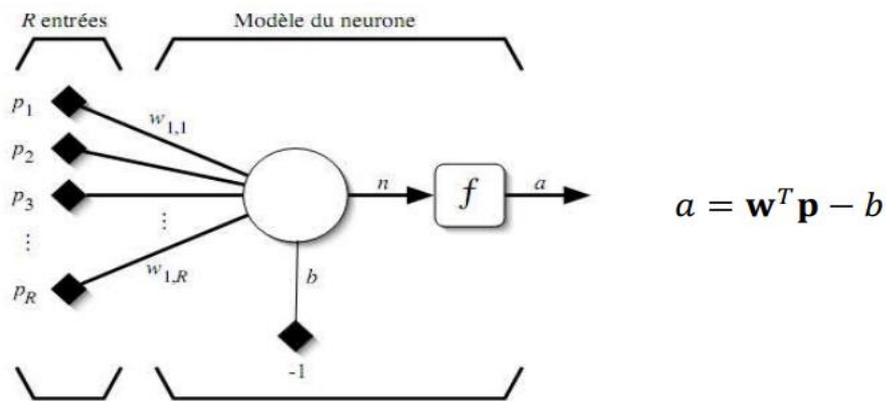


Figure I.13: Modèle d'un neurone artificiel [25].

On peut faire un parallèle entre ce modèle mathématique et certaines informations que l'on connaît à propos du neurone biologique.

1.10.3. Les fonctions de transfert :

Différentes fonctions de transfert pouvant être utilisées comme fonction d'activation du neurone. Les trois les plus utilisées sont les fonctions « seuil », « linéaire » et « sigmoïde » [25].

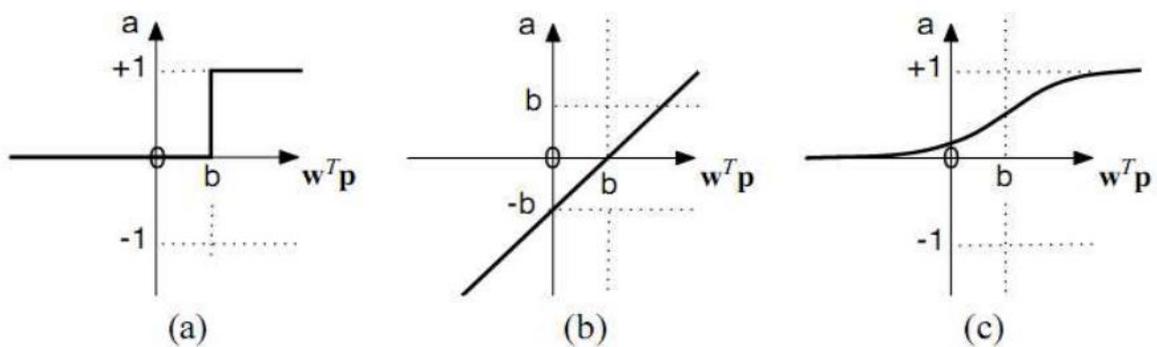


Figure I.14: Fonctions de transfert (a) neurone seuil, (b) neurone linéaire et (c) neurone sigmoïde [25].

1.11.4. Architecture de réseau :

Un réseau de neurones est un maillage de plusieurs neurones, généralement organisé en couches. Pour construire une couche de S neurones, il s'agit simplement de les assembler comme suit :

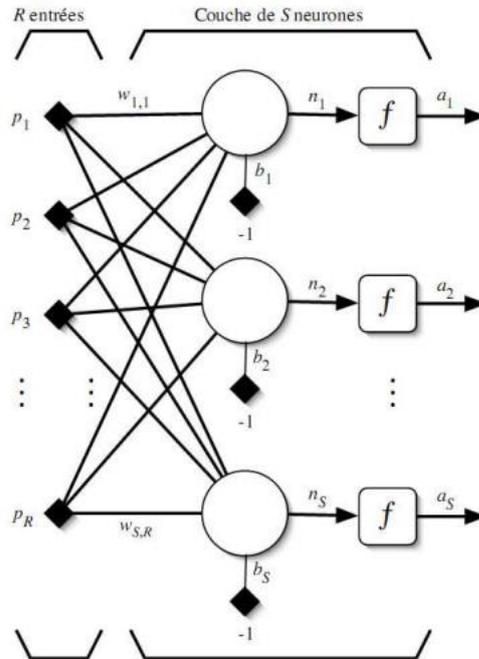


Figure I.15: Couche de S neurones [23].

Les S neurones d'une même couche sont tous branchés aux R entrées. On dit alors que la couche est totalement connectée. Un poids $W_{i,j}$ est associé à chacune des connexions. Nous noterons toujours le premier indice par i et le deuxième par j . Le premier indice (rangée) désigne toujours le numéro de neurone sur la couche, alors que le deuxième indice (colonne) spécifie le numéro de l'entrée. Ainsi, $W_{i,j}$ désigne le poids de la connexion qui relie le neurone i à son entrée j [23].

1.10.5. Perceptron multicouche :

Ce sont les réseaux de neurones les plus connus. Un perceptron est un réseau de neurones artificiel de type *feedforward*, c'est-à-dire à propagation directe. Soit un perceptron à trois couches. La première est celle des entrées (elle n'est cependant pas considérée comme couche neuronale par certains auteurs car elle est linéaire et ne fait que distribuer les variables d'entrées). La deuxième est dite couche cachée (ou couche intermédiaire) et constitue le cœur du réseau de neurones. Ses fonctions d'activation sont du type sigmoïde. La troisième, constituée ici par un seul neurone est la couche de sortie. Sa fonction d'activation est du type linéaire bornée [26]. Son apprentissage est de type supervisé, par correction des erreurs. Dans ce cas uniquement, le signal d'erreur est « rétro-propagé » vers les entrées pour mettre à jour les poids des neurones [25]. C'est la méthode dite (error back propagation). Le perceptron

multicouche est un des réseaux de neurones les plus utilisés pour des problèmes d'approximation, de classification et de prédiction. Il est habituellement constitué de deux ou trois couches de neurones totalement connectés [25]. L'un des problèmes d'utilisation des réseaux de neurones consiste dans le choix de sa topologie. Par exemple il n'existe pas de règle générale qui donne le nombre de neurones à retenir pour la couche intermédiaire. Ce choix est spécifique à chaque application et, en général, ce ne sont que des choix arbitraires dont nous vérifions par la suite la validité [26].

1.11 Conclusion :

Dans ce premier chapitre, nous avons présenté des généralités sur l'énergie photovoltaïque, de son développement dans l'Algérie ainsi que son gisement solaire, l'effet photovoltaïque, les caractéristiques électriques du module/cellule PV, les modèles électriques de module PV et à la fin, nous avons exposé un état de l'art sur les différents modèles utilisés pour la prédiction de la température de module PV suivie par une définition de la méthode basée sur les réseaux de neurones.

Chapitre II

METHODOLOGIE ET EXPERIMENTALE

2.1. Introduction :

Dans ce chapitre, nous proposons d'examiner le comportement du module photovoltaïque polycristallin installé à l'UDES, afin de le rendre plus performants. Pour ce, nous avons développés deux modèles des réseaux de neurones pour estimer et prédire la température des modules PV dans toutes les conditions climatiques possibles et développer aussi un modèle de Fitting ; Ensuite, nous avons introduit le modèle linéaire nommé modèle de Ross.

2.2. La base de données :

2.2.1. Site d'installation :

Les modules PV objet de cette étude sont installés dans une terrasse à l'UDES à Bou-Ismaïl, (Nord centre d'Algérie) :

- Position : latitude 36.64° Nord, longitude : 2.69° Est.
- Orientation : les modules PV sont inclinés de 36° par rapport à l'horizontal et orientés vers le sud.
- Vieillessement : en 2016 lors de la mesure, les modules PV étaient déjà installés depuis 6ans.

2.2.2. Banc de mesure :

Le banc de mesure, installé au niveau de l'UDES, est constitué d'une interface d'acquisition PVPM1000C « Peak Power Measuring Device and I-V Curve Tracer for Photovoltaic Modules », pour collecter les valeurs de différents paramètres pour des modules PV délivrant jusqu'à 1000V et 20A en courant continu et un banc de caractérisation des modules PV, comme illustre la Figure II.01. Les valeurs des paramètres tels que le courant, la tension, la température et l'éclairement sont collectées avec un pas régulier de l'ordre de cinq minutes, l'interface collecte simultanément des informations pour quatre modules PV différents et les valeurs sont mesurées avec de bonnes incertitudes. L'incertitude de mesure sur la tension est d'environ : $\pm 0,5V$, du courant : $\pm 0,01A$. de l'éclairement : $\pm 10W/m^2$ et de la température : $\pm 2^\circ C$. Les mesures obtenues sont sauvegardées dans un disque dur d'un micro-ordinateur connecté à l'interface d'acquisition sous un format codé par l'UDES. Le tableau II-1 présente la fiche technique des caractéristiques électriques de module photovoltaïque poly-cristallin étudié en STC.



Figure II.01: Banc de caractérisation des modules PV en condition outdoor. (a), charge électronique et ordinateur pour l'acquisition des données (b) Banc de caractérisation des modules photovoltaïques à l'UDES.

Module: Poly-cristallin: Kyocera 140SX-1YU	
P(W)	150
V_{oc}(V)	22,1
I_{cc}(A)	8,68
V_{mp} (V)	17,7
I_{mp} (A)	7,91
Nombre de cellules	36
K_{voc} (%/°C)	-0,36
K_{Isc} (%/°C)	-0,06
Dimensions (m²)	1500 668
R (%)	13,9
NOCT (°C)	45

Tableau II. 01: Caractéristiques électriques de module PV type poly-cristallin en STC

2.3. Procédure de traitement :

Pour traiter les données obtenues on a passé par les étapes suivantes :

Hypothèses :

1. On a pris les valeurs de l'éclairement supérieurs a zéros.
2. On a pris les valeurs de la température ambiante entre 9(C°) et 30(C°).
3. On a pris les valeurs de la vitesse du vent entre 0 (m/s) et 8(m/s).

2.3.1. Présentation de la base de données expérimentale :

Dans cette étude, les modèles de prédiction de la température du module PV, ont été réalisés en utilisant une base de données expérimentale, enregistrée en 2016 ou trois mois ont été sélectionnés ; Janvier, Juillet et Novembre, dont environs 2000 valeurs pour chaque mois. La variation simultanée de l'éclairement, de la température ambiante et de la vitesse du vent ainsi que le nombre de valeurs élevé (6000 environ) rendent la base de données riche et exploitable pour avoir des modèles fiables de prédiction.

La Figure II.02, présente les valeurs enregistrées de l'éclairement $G(\text{W}/\text{m}^2)$ et de la température ambiante T_a ($^{\circ}\text{C}$), durant la période choisie. D'après cette figure, l'éclairement à enregistrés des valeurs de $1000 \text{ W}/\text{m}^2$ en mois de Juillet et la valeur moyenne de la température ambiante été environ 25°C durant ce mois, et 16°C durant les mois de Janvier et Novembre. La Vitesse du vent varie entre 0 et $8 \text{ m}/\text{s}$ avec une moyenne de $2,7 \text{ m}/\text{s}$ comme le montre la Figure II.03.

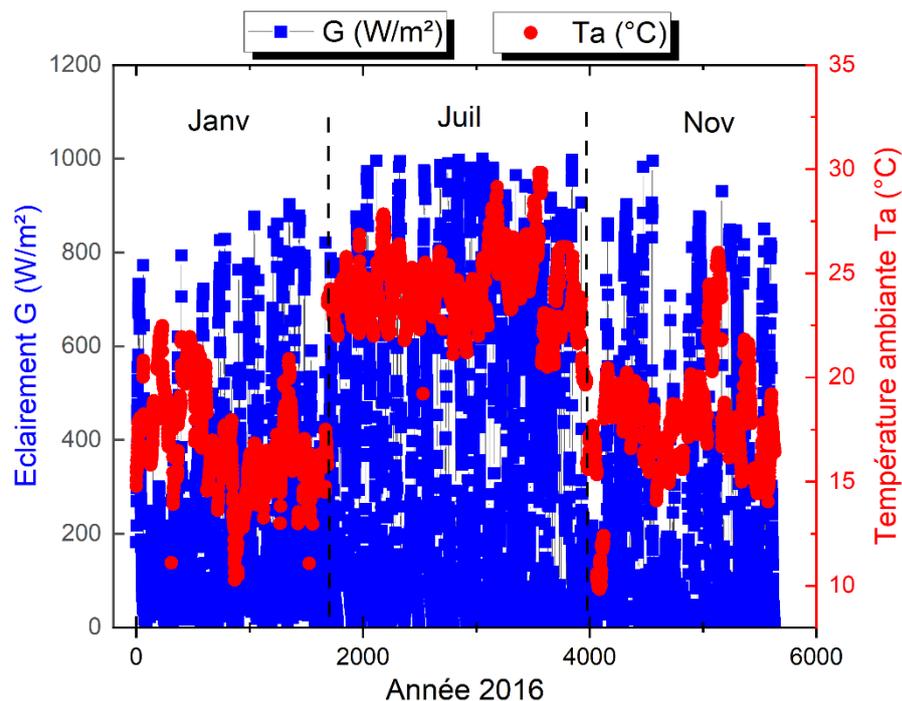


Figure II.02: Eclairement (G) et Température ambiante (Ta) enregistrés pour l'année 2016, mois : Janvier, Juillet et Novembre.

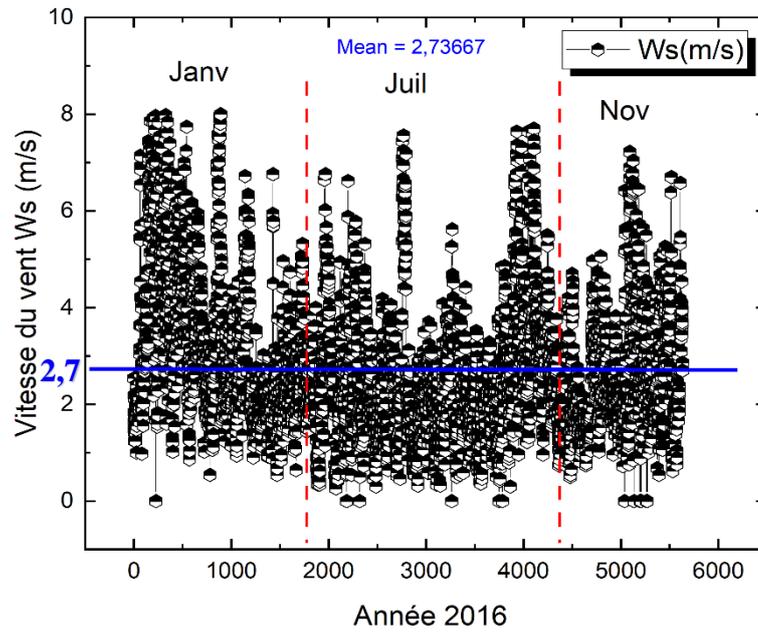


Figure II.03: Vitesse du vent (Ws) mesurée pour l’année 2016, mois : Janvier, Juillet et novembre.

La Figure II.04, illustre l’évolution de la Température de module PV (T_m), la Température ambiante (T_a) et la vitesse du vent (W_s) en fonction de l’éclairement (G), on remarque que la température du module PV dépend de l’éclairement, d’où quand ce dernier prendra des valeurs au-dessus de 600 W/m^2 , la température de module sera entre de 40 et 60°C à des valeurs petites de la vitesse de vent au-dessous de 3 m/s .

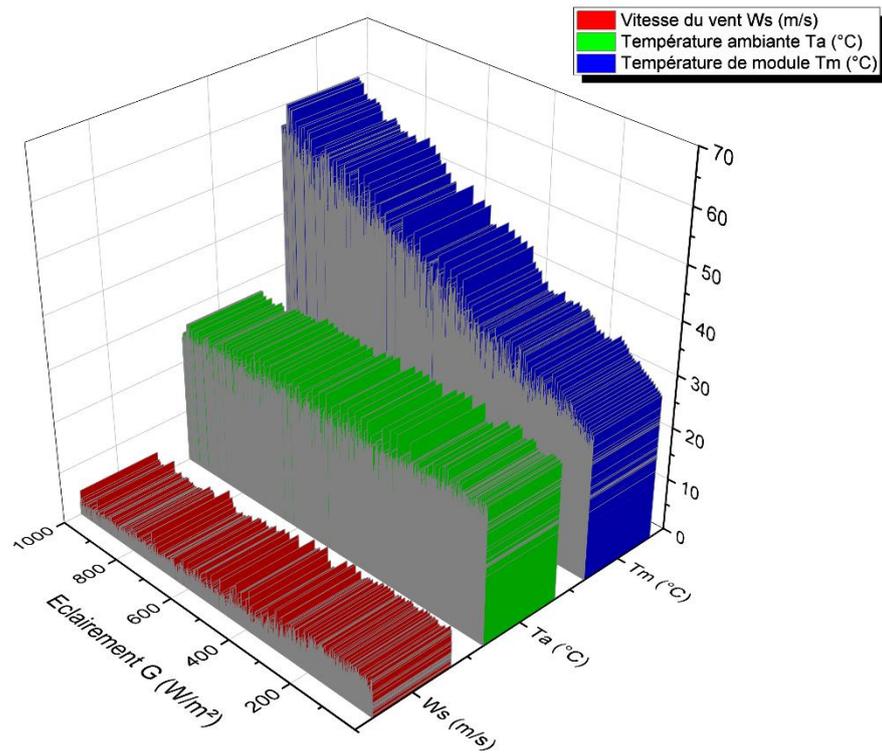


Figure II.04: Température de module PV (T_m), Température ambiante (T_a) et vitesse du vent (W_s) en fonction de l'éclairement (G), pour les mois : Jan, Juil et Nov 2016.

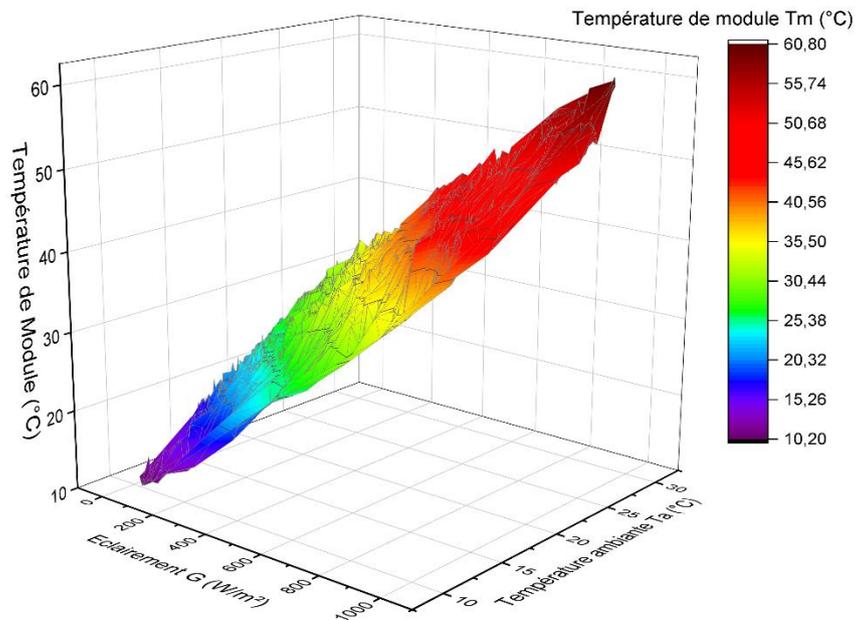


Figure II.05: $T_m = f(G, T_a)$ Température de module PV (T_m) en fonction de la Température ambiante (T_a) et de l'éclairement (G), pour les mois : Jan, Juil et Nov 2016.

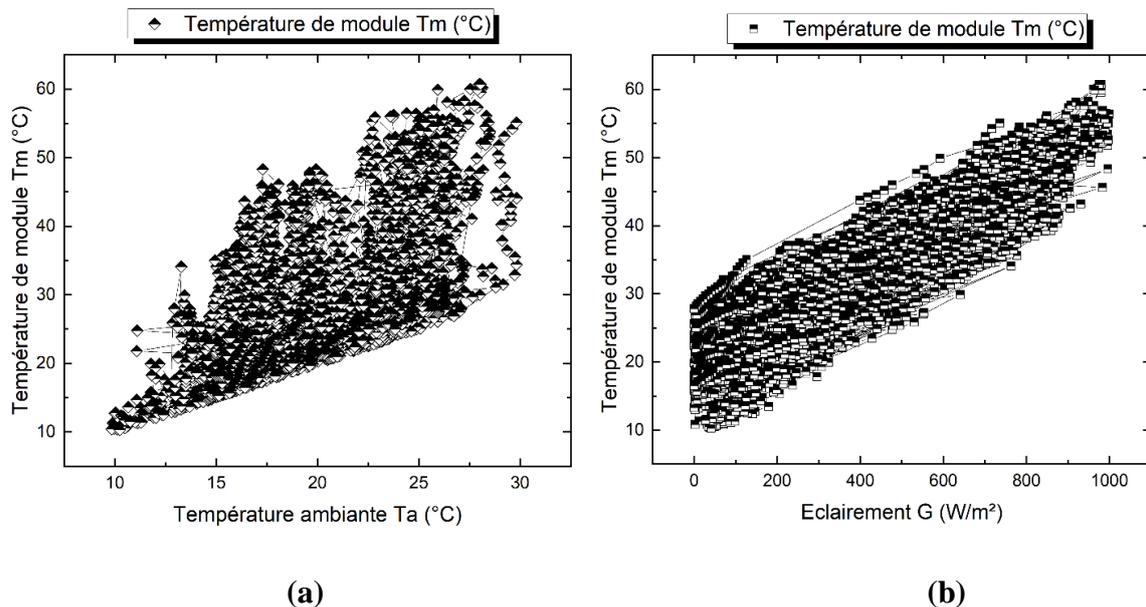


Figure II.06: Température de module PV (T_m) en fonction de la température ambiante (T_a) et de l'éclairement (G) : (a) $T_m = f(T_a)$ (b) $T_m = f(G)$.

La variation de la température de module PV ne dépend pas uniquement d'un seul paramètre, la Figure II.05, présente la variation simultanée de la Température de module PV en fonction de la Température ambiante et de l'éclairement en trois dimensions, on peut voir un nuage de points qui nécessite d'être modélisé, afin d'avoir un modèle de prédiction de la température de module.

Pour bien comprendre cet aspect, la Figure II.06 montre l'influence de la température ambiante (a) et de l'éclairement (b) sur la température de module d'une manière séparée, cela restera difficile à avoir une relation de corrélation directe, car on peut remarquer que pour une même valeur de l'éclairement il y a une variation de la température de module ce qui traduit par l'influence de la variation de la température ambiante et de la vitesse du vent.

2.4. Les Modèles utilisés pour prédire la température de module :

Dans ce travail, cinq modèles sont développés et validés, puis nous avons basés sur la comparaison de modèles avec des mesures expérimentales, basées sur la température ambiante et l'irradiation.

La Figure II.07 illustre un schéma qui explique le principe de fonctionnement des cinq modèles ou on voit que nous avons comme entrées deux paramètres : l'éclairement et la température ambiante et comme sortie la température du module PV prédite ou elle peut être utilisée dans la prédiction des paramètres électrique du module photovoltaïque.



Figure II.07: Schéma modèles utilisés pour la prédiction de la température du module PV.

2.4.1. La NOCT :

C'est la température nominale (ou normale) d'utilisation des cellules photovoltaïques d'un panneau solaire. La valeur NOCT d'un module PV indique la température que les cellules du panneau atteignent à température ambiante de 20 °C et 800 W/m². Permet de trouver la température réelle des cellules d'un panneau solaire [28].

$$T_m = T_{amb} + (NOCT - 20) \times \left(\frac{G}{800}\right) \quad (\text{II.1})$$

2.4.2. Modèle linéaire (Modèle de Ross) :

La plus simple équation explicite pour estimer la température de la cellule photovoltaïque selon la température ambiante et le rayonnement a été proposée par R.G. Ross [29].

$$T_m = T_{amb} + K \cdot G \quad (\text{II.2})$$

Dans cette expression linéaire, le paramètre "k", est la pente de ΔT ($\Delta T = T_m - T_a$) en fonction de l'éclairement, généralement entre 0.02 à 0.05 K.m²/W [28].

Il dépend du type de module PV, de la façon dont il est installé et du vide à l'arrière du Module PV. En effet, plusieurs facteurs affectent la valeur de (k), dont le type de matériaux de construction utilisé pour la toiture, la ventilation et d'autres conditions environnementales [30]. Le Tableau II.01 présente les valeurs du coefficient k en comparaison avec les modes d'installation des modules PV [30].

Modes d'installation	k (K.m2/W)
Bon refroidissement	0.02
Autonome	0.0208
Installés sur toit plat	0.026
Pas bon refroidissement	0.0342
PV transparent	0.0455
Intégré à la façade	0.0538
Sur un toit incliné	0.0563

Tableau II.02 : Modes d'installation et leur coefficient de Ross (k) correspondant [30].

Pour notre cas on a calculé le coefficient K, les Figures II.08 présent un exemple de la variation de $\Delta T = T_m - T_a$ en fonction de l'éclairement et l'approximation linéaire des données pour les trois mois de 2016.

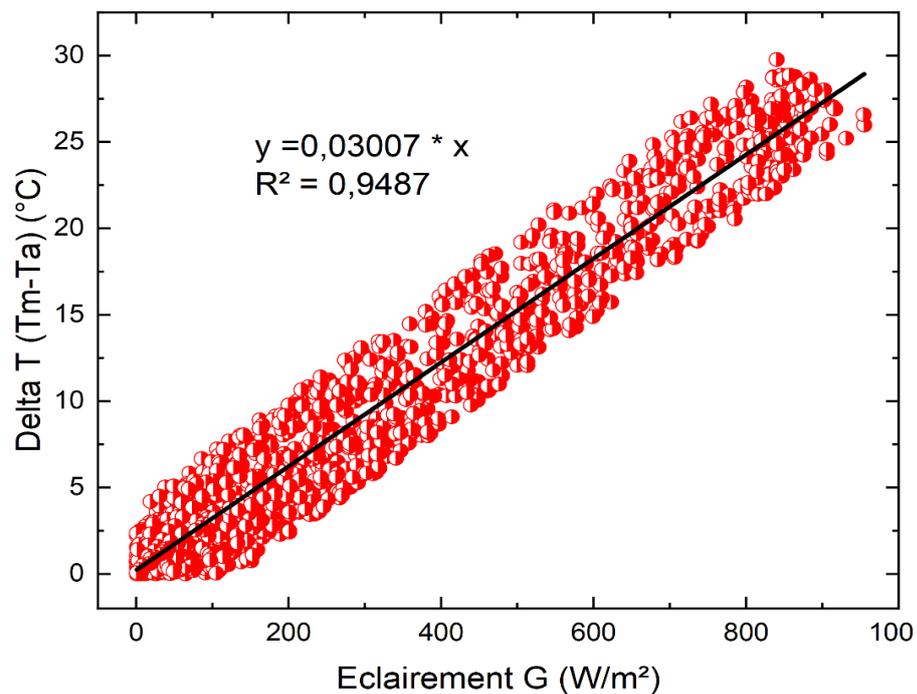


Figure II.08 : Variation de ΔT , en fonction de l'éclairement solaire et l'approximation linéaire des données pour les trois mois janvier, juillet, novembre.

Dans cette étude, la valeur du coefficient de Ross (k) est déterminée pour le module photovoltaïque et égal à 0.03.

2.4.3. Modèle Fitting :

C'est un modèle qu'on a développé avec l'application CURVE FIT sur Matlab. Cette dernière fournit une interface flexible où vous pouvez ajuster de manière interactive des courbes et des surfaces aux données et afficher des tracés [31].

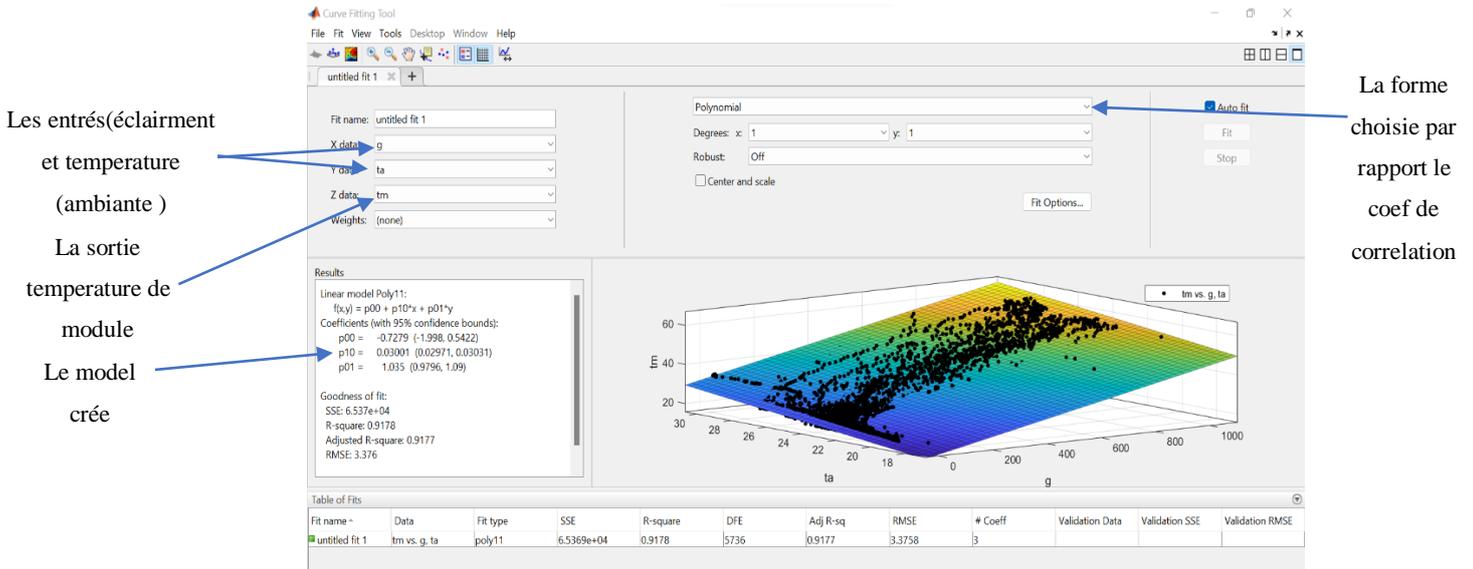


Figure II. 09 : Model obtenu par l'application Curve fit sous l'environnement Matlab.

Dans cette étude, l'équation obtenue par l'application Curve fit de Matlab pour prédire la température de module PV est :

$$T_m = -0.7279 + 0.03001 \times G + 1.035 \times T_{amb} \tag{II.3}$$

2.4.4. Modèle avec réseaux de neurones :

Les RNA sont considérées comme une technologie adéquate pour la résolution des problèmes d'estimation et de prédiction, on utilise les RNA pour élargir la gamme des applications potentielles dans de différents domaines en raison de la fonctionnalité de la boîte noire de réseau de neurones. L'objectif est de créer un modèle à base de RNA afin d'estimer la température de modèle photovoltaïque.

Dans ce but, nous avons développé deux modèles de RNA un qui est général pour toutes les saisons et un autre qui est spécifique pour chaque saison. 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'unité cachées ainsi le nombre de neurone pour chaque couche.

La Figure II.10 représente l'architecture de modèle de réseau neuronal générale utilisée dans ce travail. La partie de la couche d'entrée du réseau neuronal est composée de deux neurones d'entrée, la première partie est liée au clairment (G) et la seconde partie est liée à la température ambiante (T_{amb}), la couche cachée est composée de trois couche cachée avec 1 neurone dans la première, onze neurones dans la deuxième et un neurone dans la dernière. La dernière partie (couche de sortie) est composée d'un seul neurone à la sortie (T_m).

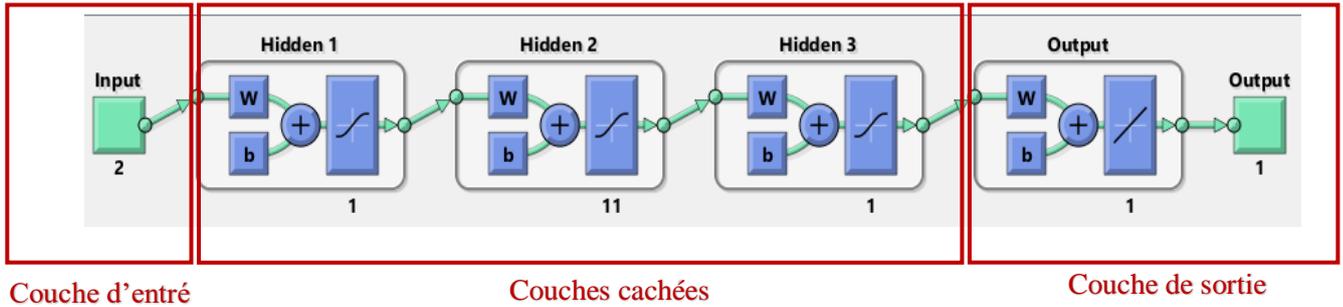


Figure II.10 : Architecture du réseau de neurone RNA (générale).

Pour les réseaux neuronaux spécifiques pour chaque saison on a choisi cette architecture qui est présenté ci-dessous :

- Pour l'hiver : La partie de la couche d'entrée du réseau neuronal est composée de deux neurones d'entrée, la première partie est liée au clairment (G) et la seconde partie est liée à la température ambiante (T_{amb}), la couche cachée est composée de trois couche cachée avec 1 neurone dans la première, vingt neurones dans la deuxième et un neurone dans la dernière. La dernière partie (couche de sortie) est composée d'un seul neurone à la sortie (T_m), la Figure II.11 représente l'architecture de réseau de neurone de la saison de l'hiver.

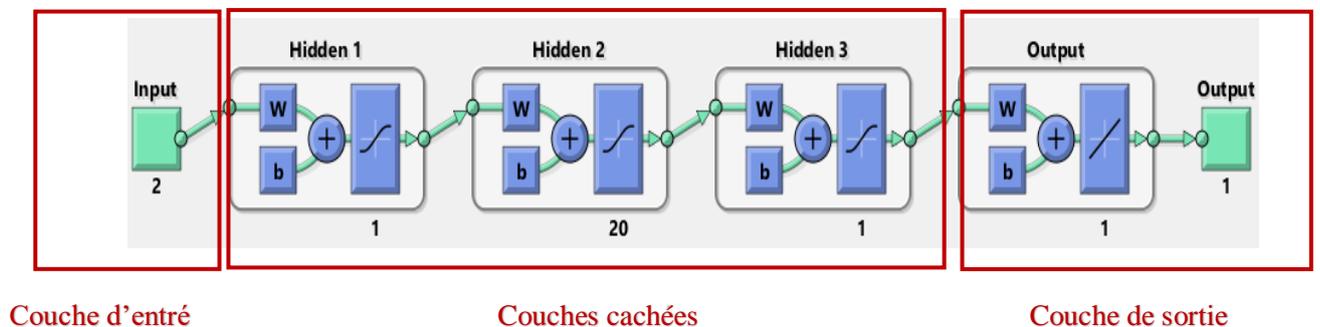
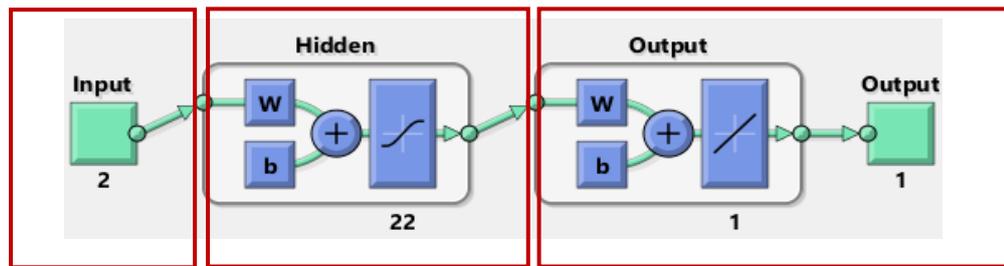


Figure II.11 : Architecture du réseau de neurone RNA (hiver).

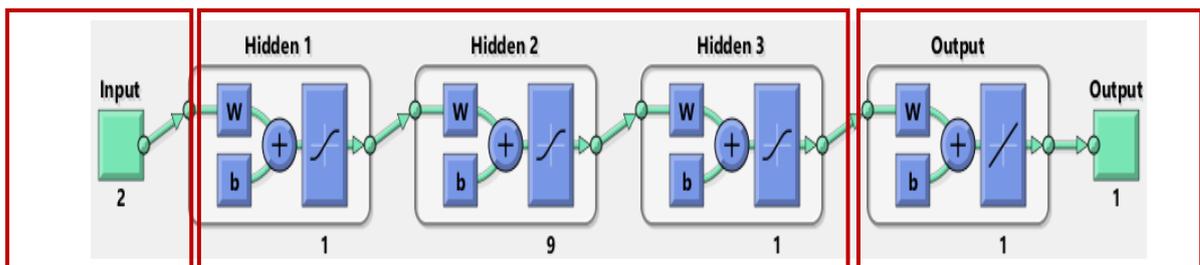
➤ Pour l'été : La partie de la couche d'entrée du réseau neuronal est composée de deux neurones d'entrée, la première partie est liée au clairment (G) et la seconde partie est liée à la température ambiante (T_{amb}), la couche cachée est composée d'une couche cachée avec vingt-deux neurone. La dernière partie (couche de sortie) est composée d'un seul neurone à la sortie (T_m), la Figure II.12 représente l'architecture de réseau de neurone de la saison de l'été.



Couche d'entrée Couche cachée Couche de sortie

Figure II.12 : Architecture du réseau de neurone RNA (été).

➤ Pour le printemps : La partie de la couche d'entrée du réseau neuronal est composée de deux neurones d'entrée, la première partie est liée au clairment (G) et la seconde partie est liée à la température ambiante (T_{amb}), la couche cachée est composée de trois couche cachée avec 1 neurone dans la première, neuf neurones dans la deuxième et un neurone dans la dernière. La dernière partie (couche de sortie) est composée d'un seul neurone à la sortie (T_m), la Figure II.13 représente l'architecture de réseau de neurone de la saison de printemps.



Couche d'entrée Couches cachées Couche de sortie

Figure II.13 : Architecture du réseau de neurone RNA (printemps).

2.5. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présentés la base de données des trois mois qui a été utilisée pour notre étude, ainsi que le contexte de notre travail en expliquant les différents modèles développés y compris l'architecture des réseaux neurones crée.

Chapitre III

RESULTATS ET DISCUSSIONS

3.1. Introduction :

Dans ce travail, cinq modèles de prédiction de la température des modules photovoltaïques ont été étudiés et discutés. Les modèles sont le modèle NOCT, le modèle de Ross, le modèle de Fitting et les réseaux de neurones artificiel (RNA) générale et saisonnière. Où l'étude s'est concentrée sur les quatre modèles suivants : Ross, Fitting, RNA (générale) et RNA (saison). Les quatre modèles ont été validés et comparés avec NOCT durant six jours de données mesurées des mois suivants : février, août, et octobre nous avons choisis pour chaque mois une journée claire et une autre nuageuse.

3.2. Évaluation statistique

Les performances et l'adéquation des modèles ont été évaluées sur la base de l'erreur quadratique moyenne RMSE (°C), le coefficient de détermination (R^2) et l'erreur relative (Relative). Généralement sont les méthodes les plus couramment appliquées dans la littérature lors de la comparaison de différents modèles.

Toutefois, les petites valeurs de RMSE indiquent de meilleures approximations des données observées et les valeurs du coefficient de détermination (R^2) qui sont proches de 1 sont préférées [32].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_p - T_o)^2} \quad (\text{III.1})$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (T_p - T_o)^2}{\sum_{i=1}^N (T_o - \bar{T}_o)^2} \quad (\text{III.2})$$

T_p : Temperature prédite.

T_o : Temperature observée.

3.3. Résultats et discussions :

Afin de voir les performances des quatre modèles développés dans cette étude, une validation pour six journées différentes (claires et nuageuses) pour trois différentes saison (Hiver, été, Printemps) a été faite, en comparant ces modèles avec le modèle le plus fameux utilisé dans la littérature qui est connu sous le nom « NOCT », et en validant par rapport à des nouvelles valeurs de température de module mesurées. A cet effet, nous avons choisi pour la validation, trois mois différents à ceux choisis pour l'étape d'apprentissage du réseau de neurone développé.

La Figure III.01 et la Figure III.02 présentent la validation, pour une journée claire et une autre nuageuse, pour les différents modèles de la prédiction de la température de module (Modèle de la NOCT T_{noct} , Modèle de Ross T_{ros} , Modèle de Fitting T_{fit} , Modèle de réseaux de neurones RNA générale T_{RN} ,

Modèle de réseaux de neurones RNA (saisonnier) $T_{RN\ hiv}$). Comparés avec la température expérimentale du module PV T_{exprm} pour le mois de Février, on observe que les autres modèles développés sont plus performants par rapport au modèle de la NOCT, notamment pour les deux modèles développés basé sur RNA, la validation de ces performances a été suivie par le calcul des erreurs « coefficients de détermination » qui sont ; RMSE et R^2 , présentés dans la Figures III.03 et la Figure III.04.

Pour ce mois de Février, qui présente le mois représentatif de la saison de l’Hiver, nous constatons que la valeur de RMSE est comprise entre 2.13 et 3.01 pour la journée claire et entre 3.47 et 4.36 pour la journée nuageuse. La valeur du R^2 est comprise entre 0.96 et 0.97 pour la journée claire et entre 0.73 et 0.74 pour la journée nuageuse.

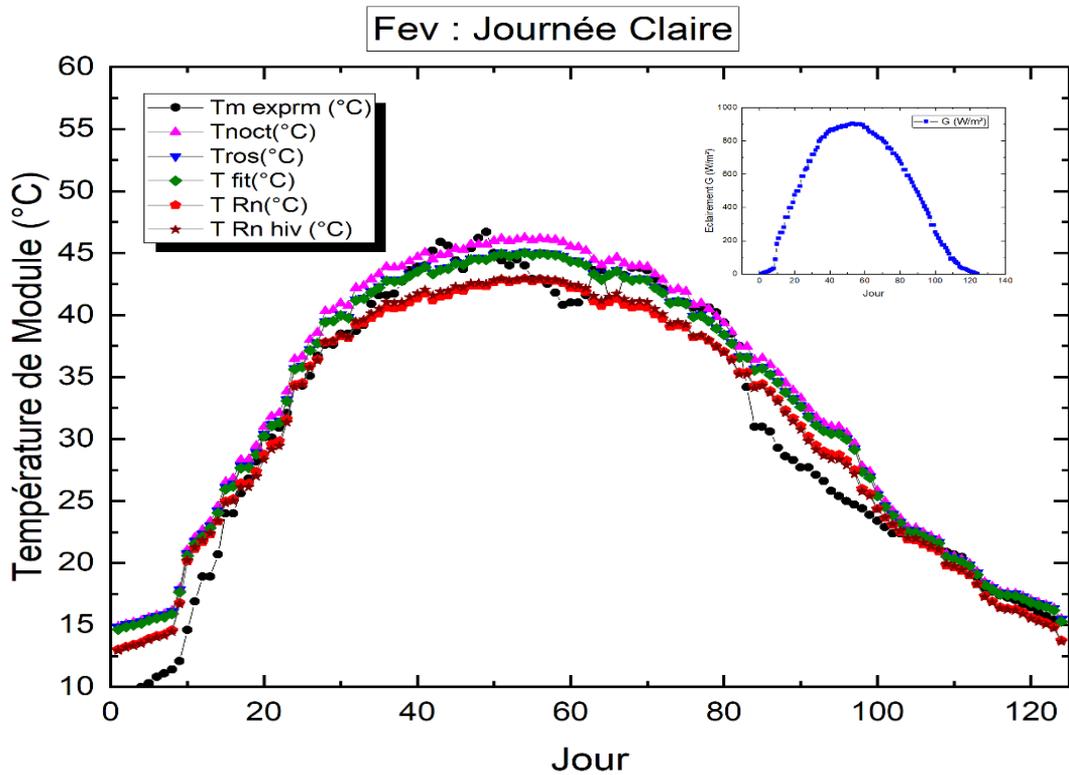


Figure III.01 : Validation d’une journée claire du mois de février.

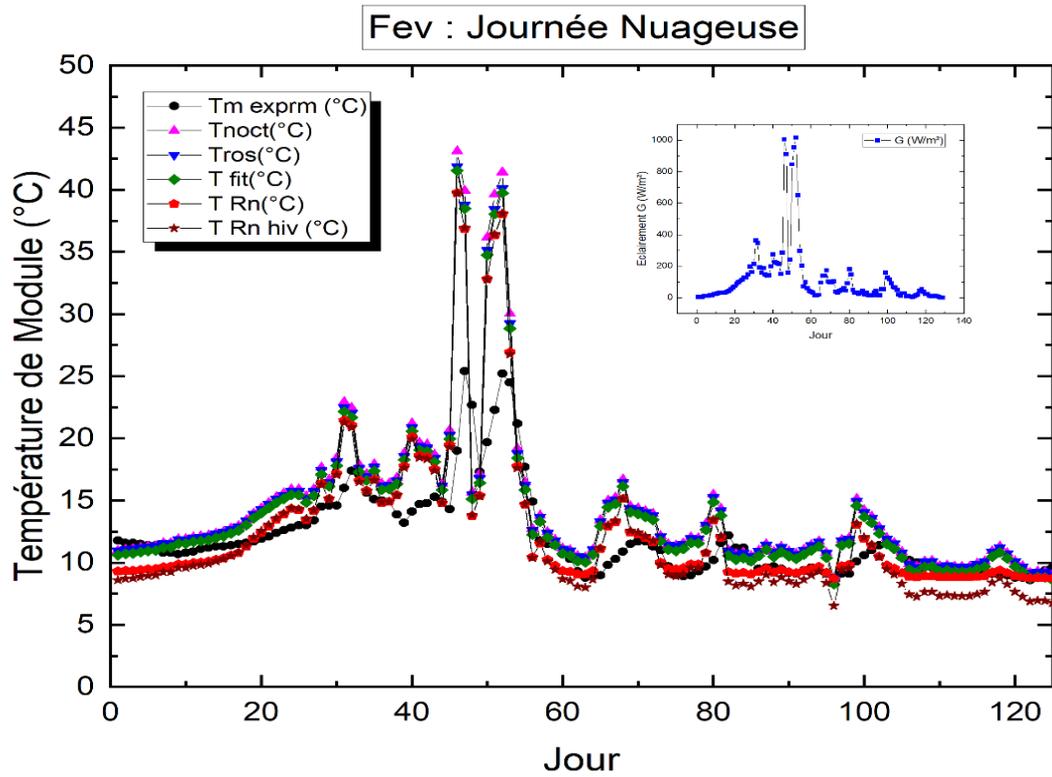


Figure III.02 : Validation d'une journée nuageuse pour le mois de Février.

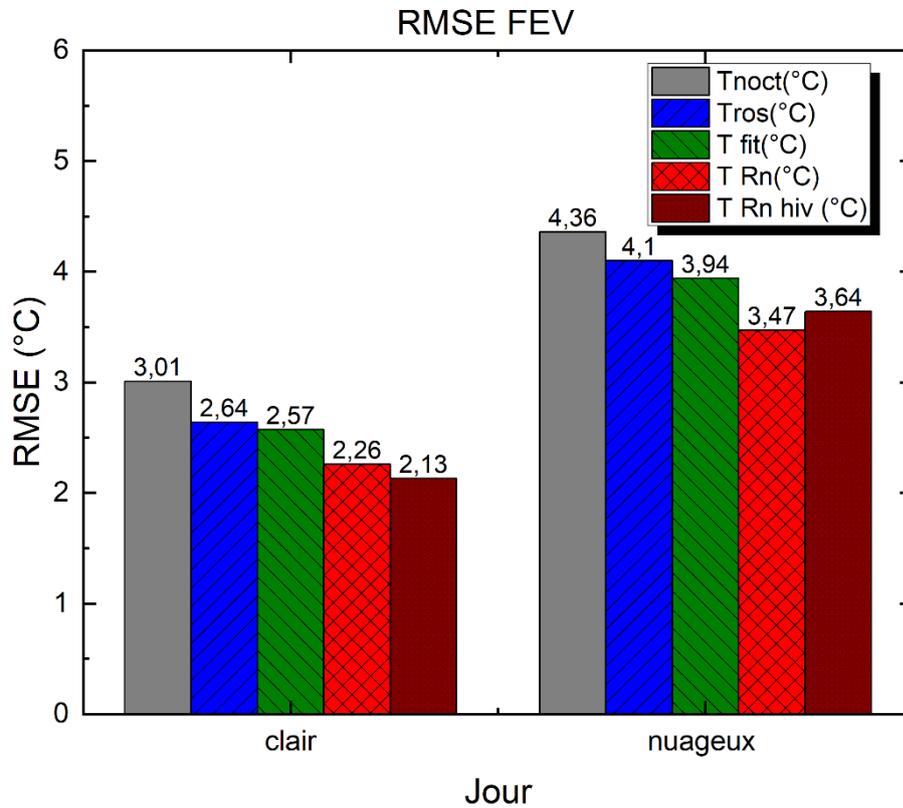


Figure III.03 : RMSE des deux journées claires et nuageuses du mois de février.

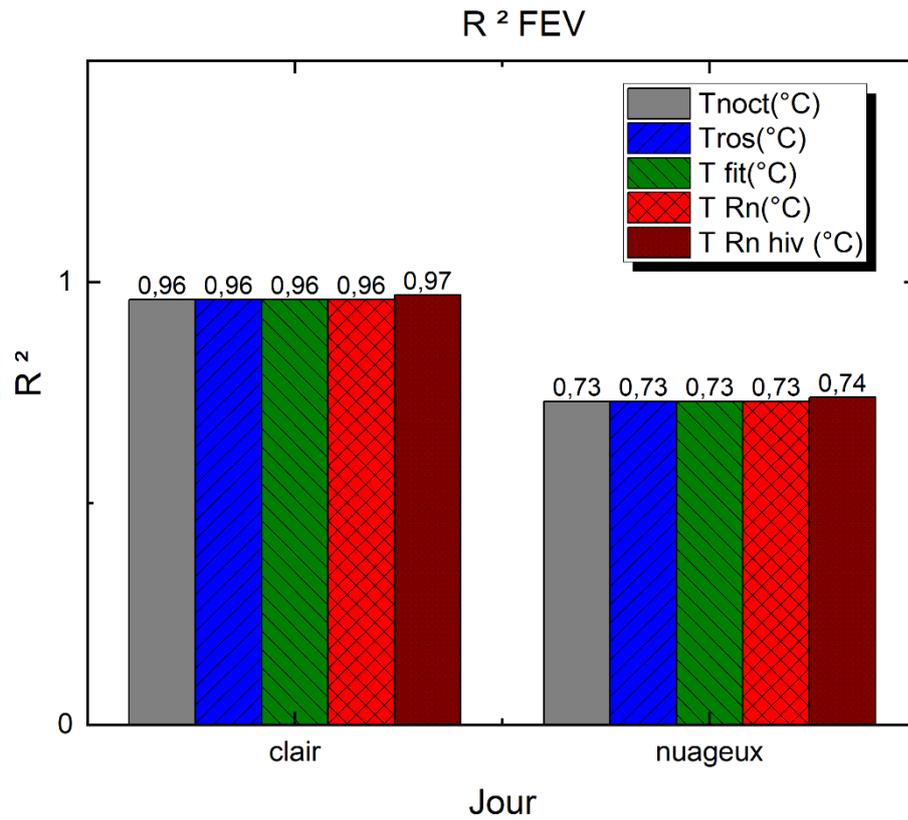


Figure III.04 : Coefficient de détermination des deux journées claire et nuageuse du mois de février.

Le Tableaux III.01 représente les erreurs R² et RMSE pour les quatre modèles développés et le modèles de la NOCT.

	Journée Claire		Journée Nuageuse	
	R ²	RMSE	R ²	RMSE
Model de NOCT	0.9663	3.0116	0.7315	4.3607
Model de RNA (hiver)	0.9723	2.1312	0.7482	3.6412
Model de Ross	0.9693	2.6434	0.7321	4.1093
Model de Fitting	0.9696	2.5763	0.7327	3.9450
Model de RNA(générale)	0.9698	2.2608	0.7342	3.4782

Tableau III.01: Evaluation statistique des cinq modèles étudiés dans le mois février.

La Figure III.05 et la Figure III.06 présentent la validation pour une journée claire et une autre nuageuse. On observe que les autres modèles développés sont plus performants par rapport au modèle de la NOCT, notamment pour les deux modèles développés basé sur RNA pour la journée claire d’une part, d’autre part on observe que le modèle de la NOCT est plus performant par rapport au modèle de Ross et celui du Fitting pour la journée nuageuse car la valeur de l’éclairement était 800 W/m^2 et la température ambiante autour de 23°C .

Pour ce mois « Aout », qui présente le mois représentatif de la saison de l’été, nous constatons que la valeur de RMSE est comprise entre 3.34 et 4.1 (4,1 est pour le modèle de la NOCT) pour la journée claire et entre 3.66 et 3.96 pour la journée nuageuse. La valeur du R^2 est comprise entre 0.91 et 0.92 pour la journée claire et entre 0.81 et 0.8 pour la journée nuageuse.

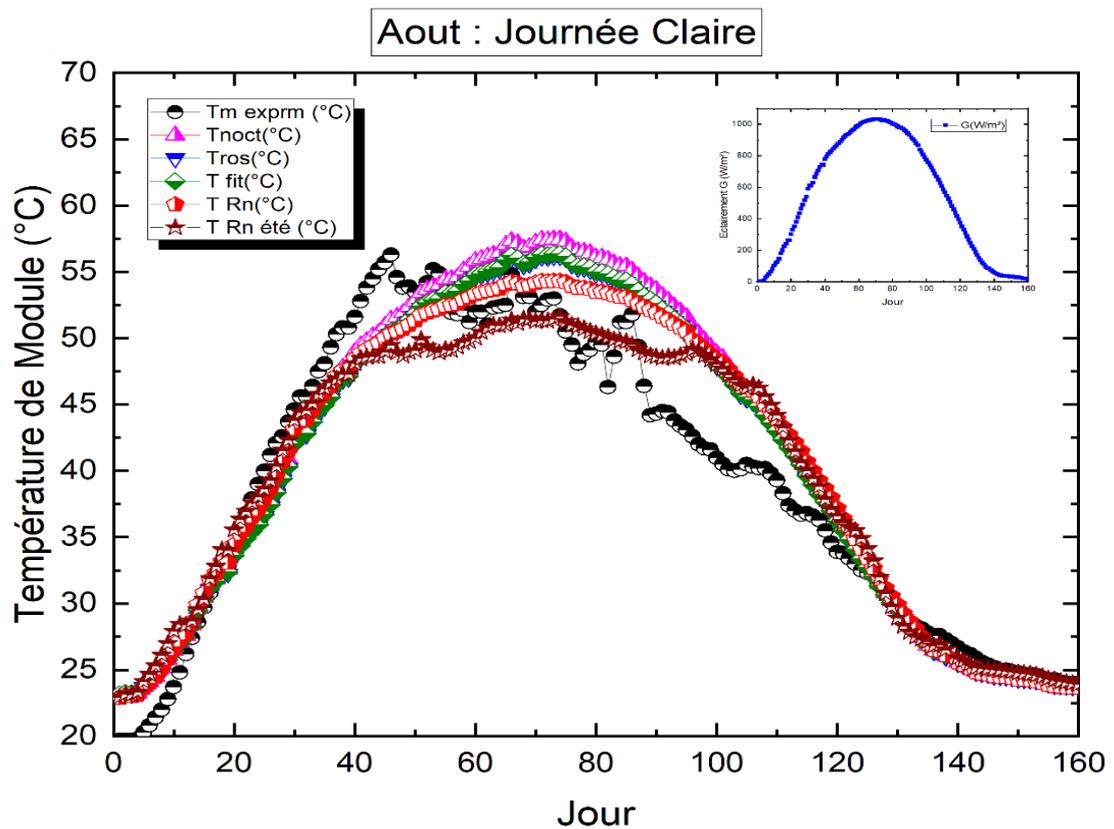


Figure III.05 : Validation d’une journée claire du mois d'aout.

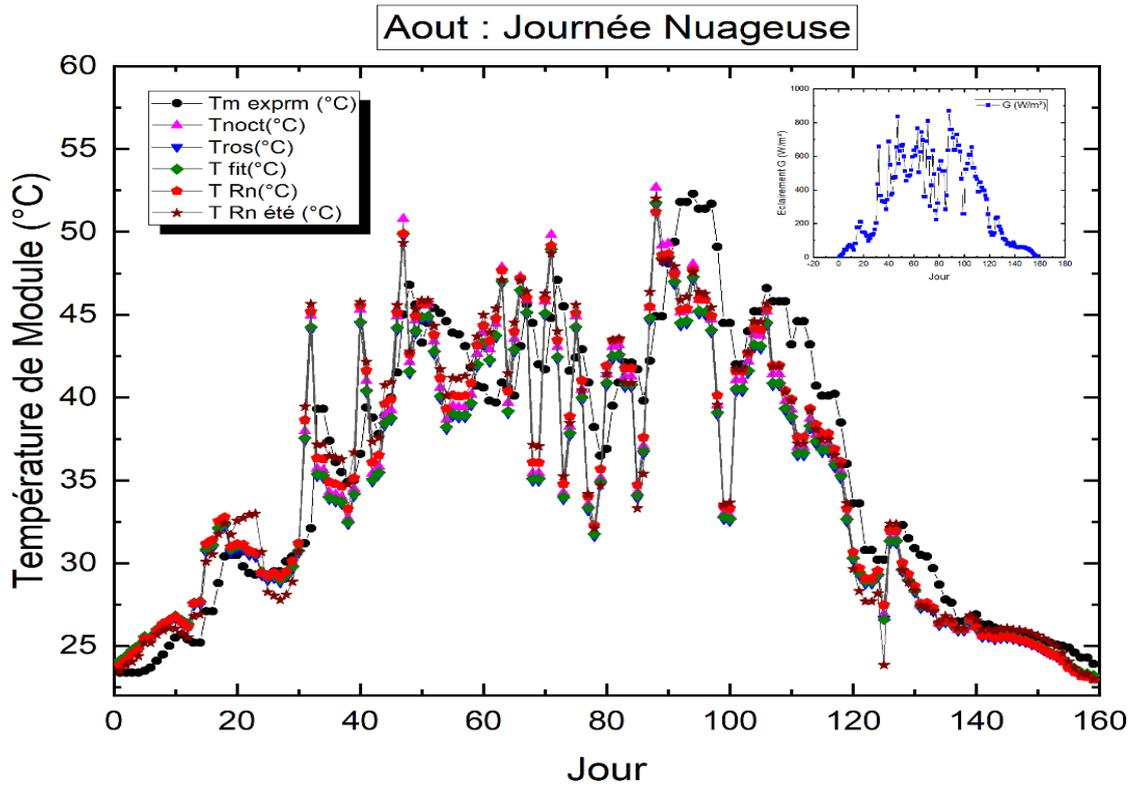


Figure III.06 : Validation d'une journée nuageuse du mois d'aout.

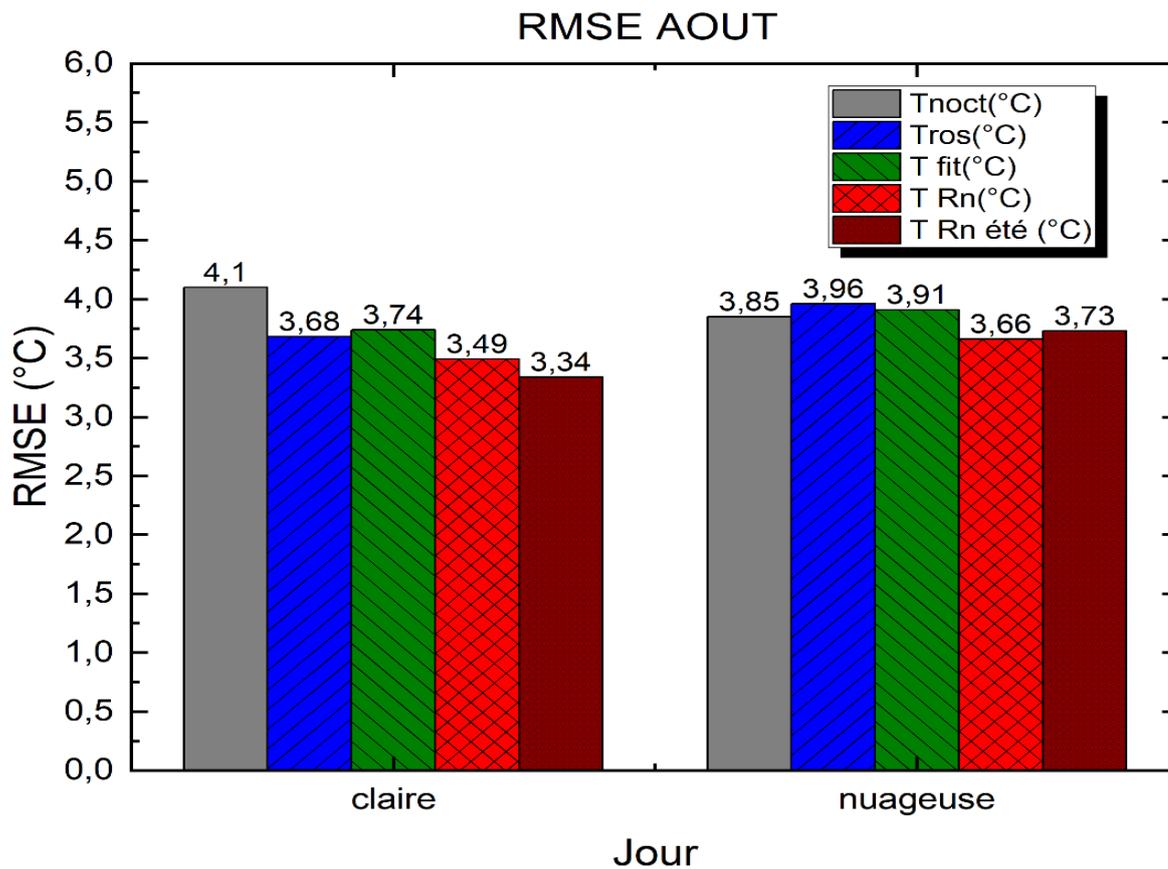


Figure III. 07 : RMSE des deux journées claire et nuageuse du mois d'aout.

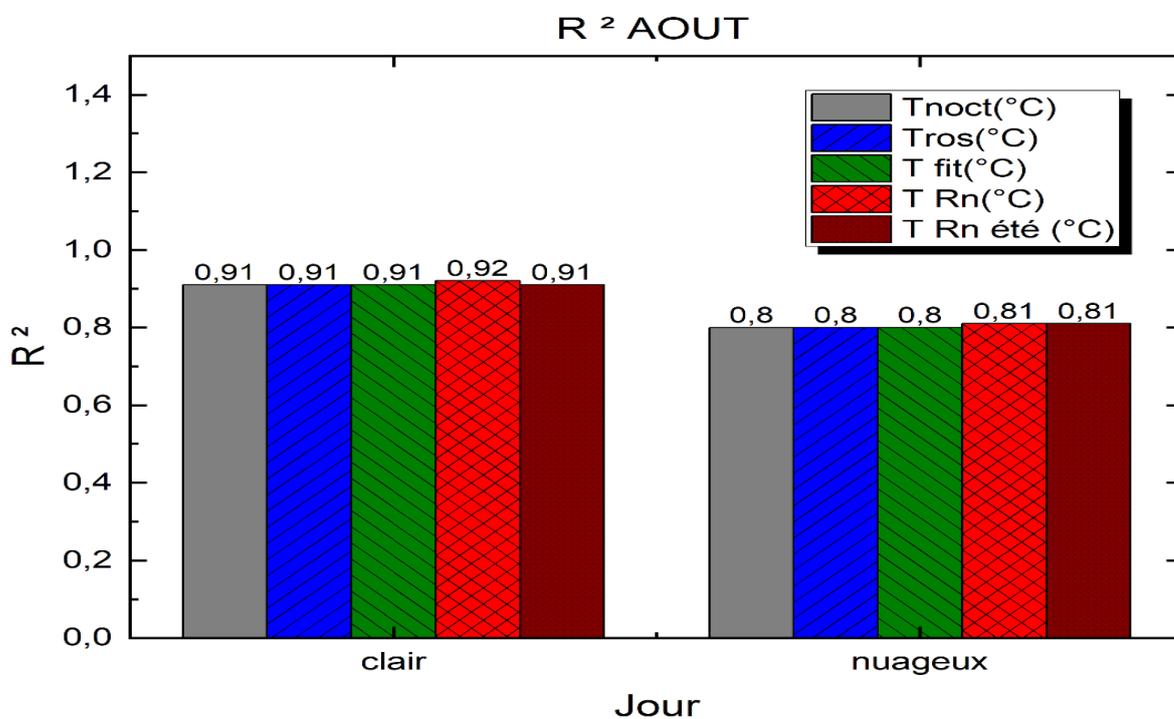


Figure III.08 : Coefficient de détermination des deux journées claire et nuageuse du mois d'aout.

Le Tableaux III.02 représente les erreurs R^2 et RMSE pour les quatre modèles développés et le modèles de la NOCT.

	Journée Claire		Journée Nuageuse	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Model de NOCT	0.9151	4.1097	0.8022	3.8539
Model de RNA (été)	0.9144	3.3424	0.8096	3.7335
Model de Ross	0.9149	3.6883	0.8024	3.9657
Model de Fitting	0.9148	3.7402	0.8025	3.9197
Model de RNA (générale)	0.9202	3.4960	0.8167	3.6636

Tableau III.02 : Evaluation statistique des cinq modèles étudiés dans le mois Aout.

La Figure III.09 et la Figure III.10, présentent la validation pour une journée claire et une autre nuageuse pour le mois d'Octobre ou on observe que les autres modèles développés sont plus performants par rapport au modèle de la NOCT, notamment pour les deux modèles développés basé sur les réseaux de neurones.

Pour ce mois d'Octobre, qui présente le mois représentatif de la saison de printemps, nous constatons que la valeur de RMSE est comprise entre 2.83 et 3.82 pour la journée claire et entre 2.52 et 2.58 pour la journée nuageuse. La valeur du R^2 est comprise entre 0.93 et 0.94 pour la journée claire et entre 0.58 et 0.6 pour la journée nuageuse.

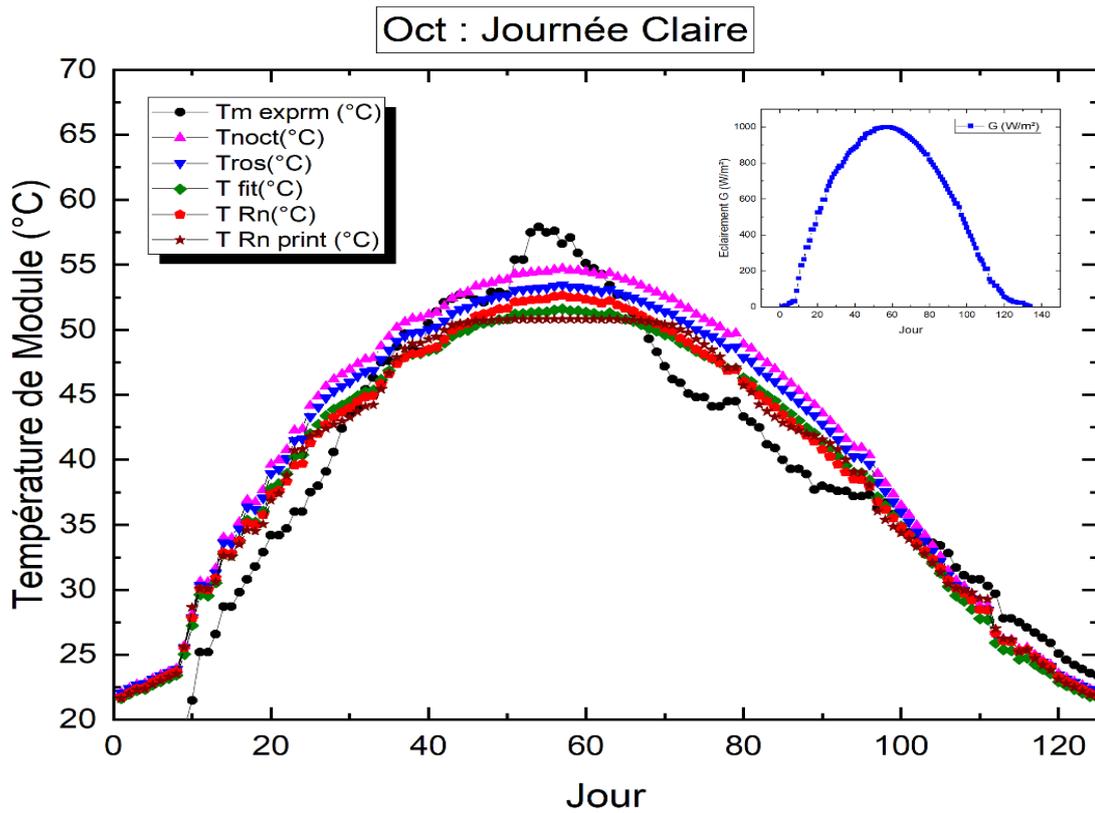


Figure III.09 : Validation d'une journée claire du mois d'octobre.

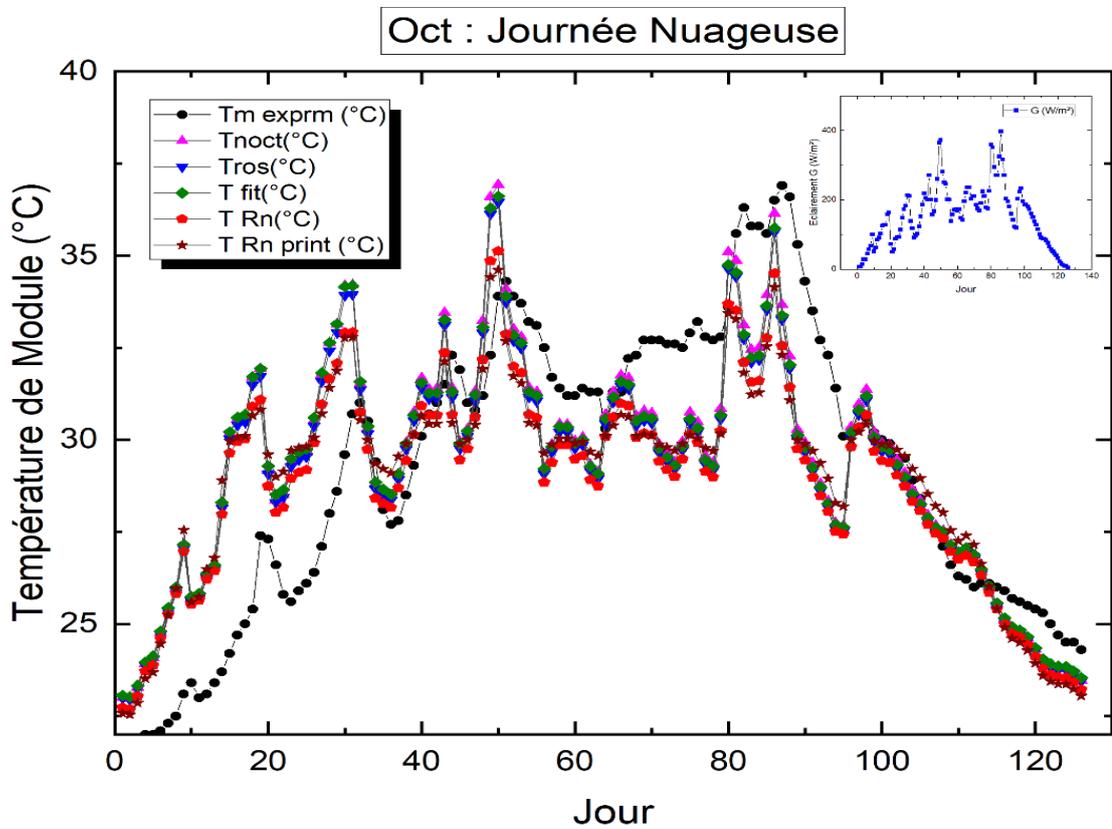


Figure III.10 : Validation d'une journée nuageuse du mois d'octobre.

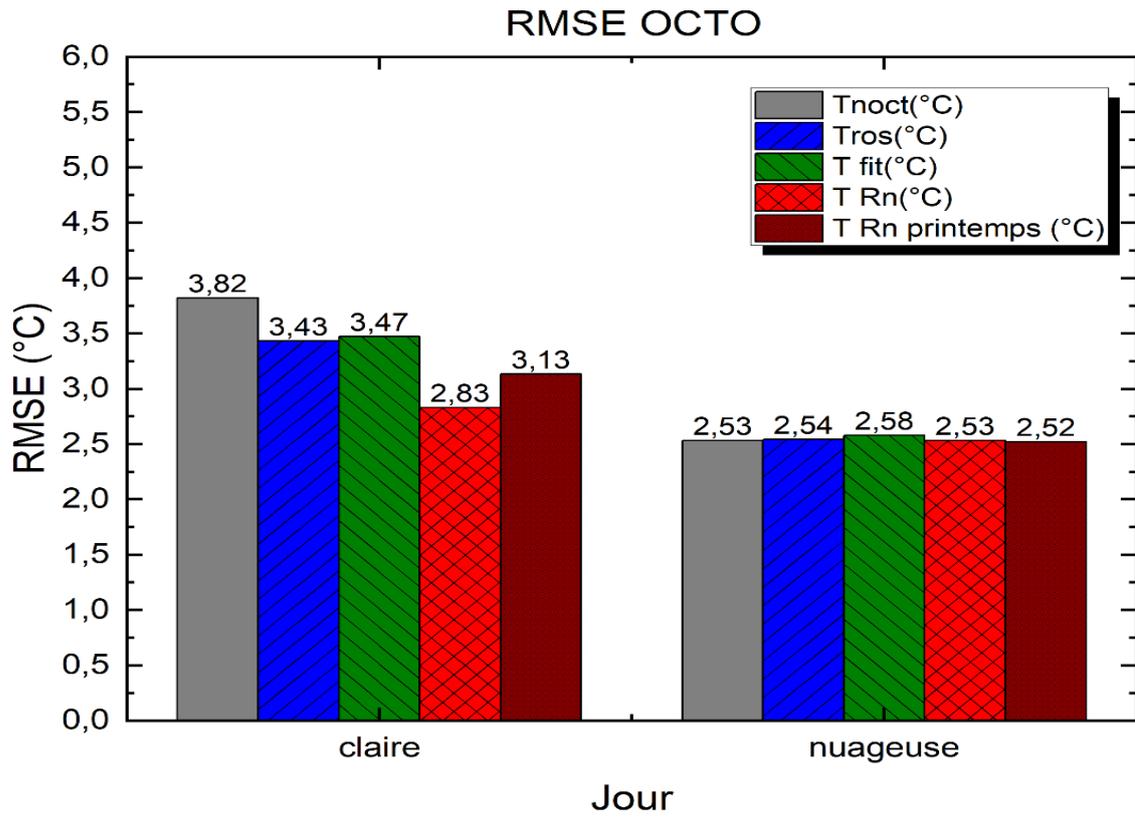


Figure III.11 : RMSE des journées claire et nuageuse du mois d'octobre.

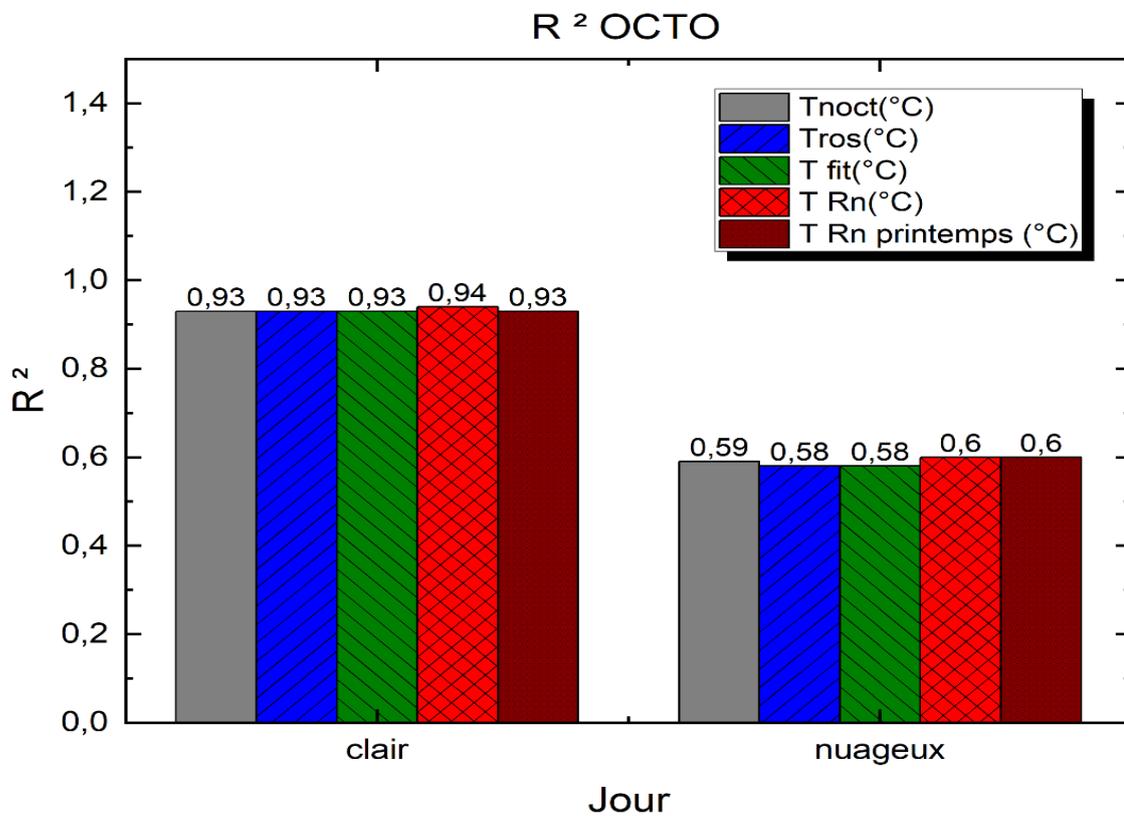


Figure III.12 : coefficient de détermination des deux journées claire et nuageuse du mois d'octobre.

Le Tableaux III.03 représente les erreurs R^2 et RMSE pour les quatre modèles développés et le modèles de la NOCT.

	Journée Claire		Journée Nuageuse	
	R^2	RMSE	R^2	RMSE
Model de NOCT	0.9312	3.8273	0.5910	2.5318
Model de RNA (printemps)	0.9303	3.1308	0.5988	2.5281
Model de Ross	0.9307	3.4342	0.5829	2.5491
Model de Fitting	0.9303	3.4798	0.5758	2.5738
Model de RNA (générale)	0.9438	2.8388	0.6011	2.5336

Tableau III.03 : Evaluation statistique des cinq modèles étudiés du mois d'octobre.

3.4. Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons présenté les résultats de la température du module photovoltaïque obtenus à partir des quatre modèles développés en les comparants au modèle théorique la NOCT. Où, les températures du module PV ont été validées, évaluées et comparées durant différentes journées et différents mois. D'après les résultats présentés, on a observé qu'il existe un accord satisfaisant entre la température du module mesurée et celle calculée par les quatre modèles (Ross, Fitting, RN générale et RNA saisonnier) ou $R^2 > 0.91$ pour les journées claires et $R^2 > 0.58$ pour les journées nuageuses et $RMSE < 3.74$ pour les journées claires et $RMSE < 4.1$ pour les journées nuageuses. Où, les quatre modèles peuvent être utilisés pour calculer la température du module PV avec un bon degré de précision, notamment pour les deux modèles basés sur les réseaux de neurone RNA et qui sont plus efficaces que les autres méthodes pour prédire la température de module photovoltaïque de type polycristallin et pour différentes conditions climatiques.

Conclusion Générale

Conclusion générale

Dans un environnement qui possède un gisement solaire important, l'énergie solaire notamment l'énergie photovoltaïque fait partie des énergies renouvelables recommandées à utiliser, et cela est dû aux caractéristiques de ces zones en termes de superficie, de durée de d'ensoleillement et de la valeur du rayonnement solaire. Plusieurs conditions influent sur le rendement des modules photovoltaïques : l'éclairement solaire, la température ambiante, la vitesse du vent, la poussière, l'inclinaison des modules ...etc. Malheureusement, le rendement des modules photovoltaïques PV est affecté négativement par la température du module PV (cellule PV), et pour faire fonctionner les panneaux solaires avec une efficacité optimale, il est nécessaire de contrôler l'augmentation de la température de la cellule PV. Par conséquent, il est nécessaire de connaître l'effet de la température du module PV sur les performances du système et l'utiliser dans la prédiction de la puissance du champ PV.

Dans cette étude, nous avons développé quatre modèles pour la prédiction de la température du module PV en utilisant quatre modèles qui sont : deux modèles basés sur les Réseaux de Neurones Artificiel (RNA) ; un qui est général et l'autre spécifique pour chaque saison, un modèle basé sur une méthode linéaire proposé par Ross et un autre modèle basé sur la méthode de Fitting.

La méthode basée sur les Réseaux de Neurones est une méthode difficile et c'est celle qui nous a pris plus de temps pour développer car il n'y a pas une loi à suivre pour définir le nombre des couches cachées et le nombre des neurones dans ses couches, elle se fait d'une manière aléatoire jusqu'à l'obtention des meilleurs performances, ainsi qu'il faudra avoir des données justes pour l'étape d'apprentissage du Réseaux on a traité notre base de données ; la méthode de Ross c'est une méthode assez simple , il suffit de calculer le coefficient K qui représente la pente de la différence entre la température de module et la température ambiante en fonction de l'éclairement ; la méthode de Fitting développé par l'application Curve fit c'est aussi une méthode assez simple il suffit de sélectionner les entré dans la partie X et Y et la sortie dans la partie Z et choisir la forme qui correspond au meilleur coefficient de détermination R^2 .

Enfin les quatre modèles développés peuvent être utilisés pour calculer la température du module PV avec un haut degré de précision.

Bibliographie

- [1] Energie solaire en Algérie <https://www.energy.gov.dz/?rubrique=energies-nouvelles-renouvelables-et-maitrise-de-lrenergie#517>
- [2] <https://solargis.com/maps-and-gis-data/download/algeria>
- [3] ALI SLIMANE et Mohand TIGRINE Bachir ‘ ‘ Etude Théorique et simulation de la centrale photovoltaïque de GHARDAÏA.’’, université de MOULOUD MAMMERI DE TIZI-OUZOU
- [4] M. BOUZAKI, support de cours « système photovoltaïque, panneau photovoltaïque », département Energie renouvelable, université de saad dahleb Blida 1
- [5] Alain Ricaud ; Photopiles solaires ; Edition Presses polytechniques et universitaires romandes, 2010.
- [6] H. Mazouz, support de cours « technologie des cellules solaire », département Energie renouvelable, université de saad dahleb Blida 1.
- [7] Poly Crystalline Silicon Solar Cell, <https://www.indiamart.com>
- [8] <https://ibilite.com/product/module-solaire-poly-cristallin-sk-80p/>
- [9] <https://www.foad.uadb.edu.sn/mod/book/view.php?id=2448&chapterid=1522>
- [10] Souad BARKATI et Hadjer DAOUALI ‘ ‘ Estimation et prévision de la température de modules PV par méthode d’intelligence Artificielle ‘ ‘ Université Ahmed Draïa Adrar .
- [11] M. BOUZAKI, support de cours « système photovoltaïque, La caractéristique électrique d’une cellule PV », département Energie renouvelable, université de saad dahleb Blida 1
- [12] Thèse de doctorat de DR. MEFLAH Aissa ‘ ‘ Etude des performances de modules photovoltaïques au Silicium (monocristallin, à couches minces et à hétérojonction) et caractérisation du carbure de silicium microcristallin hydrogéné’ ’ université Aboubaker Belkaid Tlemcen.
- [13] Aad Gordijn "Microcrystalline Silicon for Thin-Couches Solar Cells". 2005.
- [14] T.Kaneko, Y.Hosokawa, T.Suga, N.Miyakawa, "Low-temperature growth of polycrystalline SiC by catalytic CVD from monomethylsilane", Microelectronic Engineering 83, 2006. pp. 41-44.
- [15] J. Bullot, M. P. Schmidt, "Physics of Amorphous Silicon-Carbon Alloys", Phys. Stat. Sol B 143, 1987. pp. 345.
- [16] J. P. Conde, V. Chu, M. F. da Silva, A. Kling, Z. Dai, J. C. Soares "Optoelectronic and structural properties of amorphous silicon-carbon alloys deposited by low-power electron cyclotron resonance plasma-enhanced chemical-vapor deposition", volume 85 (6), journal of applied physics, 1999. pp. 3327-3338.
- [17] T. Stapinska, G. Ambrosoneb, U. Cosciab, F. Giorgisc, C.F. Pirri, "Defect characterization of SiC: H and SiN:H alloys produced by ultrahigh vacuum plasma chemical vapor deposition in different plasma conditions", Physica, B 254, 1998. pp. 99-106.
- [18] Michel Koehl , Markus Heck, Stefan Wiesmeier, Jochen W irth ‘ ‘ Modeling of the nominal operating cell temperature based on outdoor weathering’ ’ journalhomepage: www.elsevier.com/locate/solmat 2010

- [19] MC Alonso Garcia , JL Balenzategui 2004 “ Estimation of photovoltaic module yearly temperature and performance based on Nominal Operation Cell.
- [20] Lauwaert, J. Proposed Models to Improve Predicting the Operating Temperature of Different Photovoltaic Module Technologies under Various Climatic Conditions. Appl. Sci. 2021, 11, 7064. <https://doi.org/10.3390/app11157064>
- [21] Siyi wang et yunpeng zhanga et chen zhang ecole d'ingénierie électrique université de shandong jinan shandong “ an improved artificial neural network method for predicting PV output performance “ 2020 IEEE IAS Industrial and Commercial Power System Asia Technical Conference
- [22] GM Tina S. Scrofani Electrical and Thermal Model for PV Module Temperature Evaluation 978-1-4244-1633-2/08/.00 ©2008 IEEE
- [23] A. M. Muzathik1, Photovoltaic Modules Operating Temperature Estimation Using a Simple Correlation International Journal of Energy Engineering Aug. 2014, Vol. 4 Iss. 4, PP. 151-158
- [24] Mohamed Massaoudi et All “ Medium and Long-Term Parametric Temperature Forecasting using Real Meteorological Data” 978-1-7281-4878-6/19 ©2019 IEEE
- [25] Lotfi Baghli, “contribution à la commande de la machine asynchrone, utilisation de la logique floue, des réseaux de neurones et des algorithmes génétiques”, janvier 1999, Université Henri Poincaré Nancy-I.
- [26] N.L. Allen and P.N.Mikropoulos, “ STREAMER PROPAGATION ALONG INSULATING SURFACES” , IEEE Transaction on Dielectrics and Electrical Insulating vol. 6 No. 3, June 1999.
- [27] Mémoire de doctorat KHOUDJA Fouad,” Conception d'un système intelligent à base de réseaux de neurones artificiels pour l'étude de la dynamique des streamers à la surface des polymères’ ’université de Sciences et de la Technologie d'Oran
- [28] Michael Koehl, Markus Heck, Stefan Wiesmeier, Jochen Wirth “ Modeling of the nominal operating cell temperature based on outdoor weathering” www.elsevier.com/locate/solmat Solar Energy Materials & Solar Cells 95 (2011) 1638–1646 Accepted 13 January 2011 Available online 25 February 2011
- [29] Ross R.G, « Interface conception considérations pour terrestrial tellerment larcellule modules » <https://ntrs.nasa.gov/search.jsp?R=19780027121>, 1979.
- [30] D'Orazia M et al, «Experimental operating cell temperature assessment of BIPV with different installation configurations on roofs under Mediterranean climate », Renewable Energy, 68, 378-396, 2014.
- [31] <https://www.mathworks.com/help/curvefit/curvefitter-app.html>
- [32] AOUN N et al, «Seasonal Performance Comparison of Four Electrical Models of Monocrystalline PV Module Operating in a Harsh Environment», IEEE Journal of Photovoltaics, 2019.

