

République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

Université Saad Dahleb BLIDA-1-

Faculté de Technologie

Département des Énergies Renouvelables



Mémoire Présenté pour l'obtention du diplôme de
Master

Option : Conversion photovoltaïque

Thème

Prévision du productible des centrales PV connectées
au réseau électrique par les réseaux de neurones
artificiels

Par : *SAHOUI Yamina*

Soutenu devant le jury composé par :

Dr MAZOUZ Halima	MCA	USDB1	Présidente du Jury
Dr KHODJA Fouad	MCB	USDB1	Examineur
Dr AMROUCHE Badia	MCA	USDB1	Encadrante

Juillet 2023

Résumé

ملخص

يهدف العمل المنجز في هذا المشروع إلى تطوير نموذج شبكة عصبية للتنبؤ بالطاقة الكهروضوئية لمحطة الكهروضوئية متصلة بشبكة الكهرباء الواقعة في الخنق ولاية الأغواط جنوب الجزائر. تم اعتماد برنامج MATLAB R2014 كلغة برمجة، باستخدام الوظيفة «newff» الموجودة في مكتبة MATLAB. الهدف هو توفير تنبؤ دقيق بالطاقة الكهروضوئية لتخطيط وإدارة توليد الكهرباء بشكل أفضل. نموذجين للشبكة العصبية تم تطويرهما وتقييمهما. تم تدريب النماذج على معطيات حقيقية للعثور على العلاقات المعقدة بين متغيرات الإدخال، مثل الإشعاع الشمسي، والطاقة الكهروضوئية المقاسة. تم اعتماد عديد من البنى والمعايير لتحسين أداء النموذج.

أظهرت النتائج التي تم الحصول عليها فعالية نموذج الشبكة العصبية في التنبؤ بالطاقة الكهروضوئية. كانت التوقعات التي تم الحصول عليها دقيقة وأظهرت تقاربا كبيرا بنسبة 94% بالمعطيات الفعلية المقاسة. هذه الدقة في التنبؤ تجعل من الممكن توقع إنتاج الكهرباء الشمسية بشكل أفضل، وهذا ضروري لتحسين عمليات المحطات الكهروضوئية وضمان إمدادات مستقرة لشبكة الكهرباء في الجزائر.

الكلمات المفتاحية: تنبؤ بالطاقة الكهروضوئية، الشبكة العصبية الاصطناعية، الطاقة، الإشعاع، الارتباط، MATLAB.

Résumé

Le travail réalisé dans ce projet vise à développer un modèle de réseau de neurones pour la prédiction de la puissance photovoltaïque de la centrale PV de El Kheng Laghouat au sud d'Algérie connectée au réseau électrique. Le logiciel MATLAB R2014a a été utilisé, en exploitant notamment la bibliothèque de fonctions "newff". L'objectif est de fournir une prévision précise de la puissance photovoltaïque afin de mieux planifier et gérer la production d'électricité. Deux modèles de réseau de neurones ont été développés et évalués. Les modèles ont été entraînés à partir de données réelles afin de capturer les relations complexes entre les variables d'entrée, telles que l'irradiance solaire, et la puissance photovoltaïque mesurée. Différentes architectures et paramètres ont été explorés pour améliorer les performances des modèles, Les résultats obtenus ont démontré l'efficacité du modèle de réseau de neurones dans la prédiction de la puissance photovoltaïque. Les prévisions obtenues se sont avérées précises et ont montré une corrélation significative de 94% avec les valeurs réelles mesurées. Cette précision de prédiction permet de mieux anticiper la production d'électricité solaire, ce qui est essentiel pour optimiser les opérations des centrales photovoltaïques et pour garantir un approvisionnement stable au réseau électrique en Algérie.

Mots clés: Prédiction de la puissance photovoltaïque, Réseau neuronal artificiel, puissance, Rayonnement, corrélation, MATLAB.

Abstract:

The work carried out in this project aims to develop a neural network model for the prediction of photovoltaic power in the El Kheng Laghouat PV plant in south Algeria, which is connected to the electrical grid. The MATLAB R2014a software was used, utilizing the "newff" function library. The objective is to provide an accurate forecast of photovoltaic power to enhance the planning and management of electricity production. Two neural network models were developed and evaluated. The models were trained using real data to capture the complex relationships between input variables, such as solar irradiance, and the measured photovoltaic power. Different architectures and parameters were explored to improve the models' performance. The results demonstrated the effectiveness of the neural network model in predicting photovoltaic power. The forecasts obtained proved to be accurate, showing a significant correlation of 94% with the actual measured values. This level of prediction accuracy enables better anticipation of solar electricity production, which is crucial for optimizing the operations of photovoltaic plants and ensuring a stable power supply to the electrical grid in Algeria.

Keywords : Prediction of photovoltaic power, Artificial neural network, power, irradiance, correlation, MATLAB.

Remerciements

Je tiens tout d'abord à remercier Dieu le tout puissant et miséricordieux, qui m'a donnée la force et la patience d'accomplir ce Modeste travail.

*En second lieu, Je remercie particulièrement ma promotrice Madame **AMROUCHE Badia** pour sa patience, sa gentillesse, sa confiance, ses remarques, ses conseils, sa disponibilité et sa bienveillance. Qu'elle trouve ici le témoignage de ma profonde gratitude.*

*Je voudrais également remercier monsieur le chef de spécialité conversion photovoltaïque Monsieur **DOMAZ Toufik** pour la gérance exemplaire de la spécialité et ses conseils.*

*Je voudrais également remercier monsieur le chef de département des énergies renouvelables « **HADADDI Nabila** » Monsieur **BOUZAKI Mustapha** pour sa gérance exceptionnelle.*

*Je tiens aussi à remercier les membres du jury pour avoir accepté d'évaluer ce travail, pour toutes leurs remarques et critiques constructives. Dr **MAZOUZ Halima** et Monsieur **KHODJA Fouad**.*

*Je remercie infiniment Monsieur **RAI Amar** et Monsieur **IDIR Saadi**, je leur exprime particulièrement toute ma reconnaissance pour m'avoir fait bénéficiaire de leurs compétences scientifiques, leurs qualités humaines et leurs constantes disponibilités.*

*Je remercie sincèrement monsieur **GUERMOUI Mawloud** (chercheur au niveau de l'URAER) pour son aide.*

*Je remercie sincèrement madame **EL GHOUBRINI Ferial** pour son aide.*

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.

Dédicaces

Je dédie ce travail à ma chère mère Malika et à mon cher père Boualem qui n'ont jamais cessé de me supporter, me soutenir et m'encourager durant mes années d'études, qu'ils trouvent ici le témoignage de ma profonde gratitude et reconnaissance.

À mes frères Akli et Yanis.

À mes grands-parents et ma famille qui me donnent de l'amour et de la vivacité.

À une personne qui est chère au cœur et qui m'a vraiment aidé durant toute la réalisation de ce travail. [H G]

À mon cher village Ait Bouadha, un endroit qui a façonné mon identité, mes valeurs et ma vision du monde, je suis fière d'appartenir à un village où la solidarité et l'entraide sont des valeurs fondamentales, où chaque voix compte et où chaque projet est soutenu.

À tous ceux qui m'ont aidée de près ou de loin.

À ceux qui ont partagé avec moi les moments d'émotions lors de la réalisation de ce travail, et qui m'ont chaleureusement supportée et encouragée tout au long de mon parcours.

À tous le département des énergies renouvelables BLIDA -1-

Yamina

Table des matières

Liste des figures	VI
Liste des tableaux	VIII
INTRODUCTION GÉNÉRALE	1
I Étude de la production de l'énergie photovoltaïque en algérie	2
I.1 Introduction	3
I.2 L'électricité solaire dans le monde	3
I.3 L'électricité solaire en Algérie	4
I.4 L'opérateur électrique SONELGAZ	6
I.4.1 Présentation de la filiale SONELGAZ Energies Renouvelables	8
I.5 La production électrique en Algérie	10
I.6 Le réseau électrique en Algérie	11
I.6.1 Les centrales électriques en Algérie	13
I.7 Impact des centrales PV sur le réseau électrique	15
I.7.1 La variabilité du productible des centrales PV	16
I.7.2 Les sources de variabilité du productibles PV	17
I.8 Les prévisions de la production des EnR	18
I.8.1 Définition	18
I.8.2 Les méthodes de prévision	18
I.8.3 Les méthodes de prévisions des énergies renouvelables	19
I.8.4 Critères d'évaluation d'un modèle de prévision	19
I.8.5 Les horizons de prévision	21
I.9 Les réseaux de neurones artificiels (RNA)	23
I.10 Les RNA pour la prévision de la production photovoltaïque	25
I.11 Conclusion	26
II Présentation de la méthodologie de travail, description de la centrale et	

analyse des données	26
II.1 Introduction	27
II.2 Présentation de la méthodologie de travail	27
II.2.1 Le choix de la centrale	29
II.2.2 Les données	29
II.2.3 Analyse et traitement des données	29
II.2.4 Conception du modèle RNA	30
II.3 Présentation et description de la centrale Laghouat	31
II.3.1 La position géographique	31
II.3.2 La centrale PV El Kheng 1	32
II.3.3 La centrale photovoltaïque El kheng 2	33
II.4 Présentation et analyse des données	35
II.5 Analyse de la variabilité du productible des centrales PV	39
II.6 Conclusion	41
III Résultats et discussions	41
III.1 Introduction	42
III.2 Présentation des données	42
III.2.1 La concaténation des données	42
III.2.2 L'élimination des valeurs aberrantes	45
III.2.3 La normalisation des données	45
III.2.4 La répartition des données	46
III.3 Conception du modèle neuronal	47
III.3.1 Etapes de conception du modèle	47
III.3.2 Stratégies de prédiction	48
III.4 Conclusion	54
CONCLUSION GÉNÉRALE ET PERSPECTIVES	55
Bibliographie	58
Annexes	62

Liste des figures

I.1	Evolution de la capacité PV installée par an, dans le monde, entre 2000 et 2013	3
I.2	Rayonnement global (W/m ²) moyenne annuelle période 2002-2011	4
I.3	Rayonnement direct (W/m ²) moyenne annuelle période 2002-2011	5
I.4	Les centrales photovoltaïque en Algérie	6
I.5	Sharikat kahraba wa takat moutadjadida	8
I.6	Oraganigramme d'organisation de la direction générale S-ER	9
I.7	Puissance installée par type d'équipement à fin 2017	10
I.8	(a) Énergies conventionnelles 1980- 2017 (GWh)	11
I.9	(b) Énergie fossiles 1980- 2017 (GWh)	11
I.10	Schéma simplifié d'un réseau électrique	12
I.11	Les réseaux électriques algériens	13
I.12	Les sites de production d'électricité en Algérie selon SPE	14
I.13	Puissance photovoltaïque en fonction du temps	16
I.14	Variabilité de l'éclairement solaire durant une semaine (centrale de In Salah).	17
I.15	Intermittence de l'éclairement solaire à cause du passage des nuages (centrale PV d'In Salah).	18
I.16	Mise en correspondance neurone biologique/neurone artificiel	23
I.17	Architecture d'un neurone artificiel et d'un RNA multicouche.	24
II.1	La méthodologie de travail	28
II.2	La position géographique de la centrale PV de El kheng	31
II.3	La station météorologique	35
II.4	Données météorologique de la centrale PV de Lagouat (Année 2019)	36
II.5	Variation des paramètres météorologique	37
II.6	La base de données traitée et réorganisée	37
II.7	La puissance totale maximale par mois en 2019	38

II.8	La moyenne de la puissance totale par mois en 2019	39
II.9	Corrélation entre le rayonnement et la puissance	40
II.10	Corrélation entre le temperatur et la puissance	40
III.1	La variation de la puissance photovoltaïque pendant 2 ans	43
III.2	La variation de l'éclairement et de la température ambiante pendant 2 ans.	43
III.3	La puissance PV pendant un mois (le mois de janvier)	44
III.4	La variation de l'éclairement et de la température ambiante pendant un mois (le mois de janvier)	44
III.5	Ecrêtage des entrées par la fonction d'activation sigmoïdale unilatérale. .	45
III.6	Les données normalisées	46
III.7	Representation de division des données	46
III.8	Organigramme de la résolution	48
III.9	1 ^{ere} stratégie de prédiction.	49
III.10	Le modèle RNA -1-	49
III.11	L'évolution de l'erreur en fonction de nombre de neurone dans la couche cachée	49
III.12	La corrélation entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées sur l'en- semble d'apprentissage, validation, test et tous le modèle	50
III.13	2 ^{eme} stratégie de prédiction.	51
III.14	L'architecture du modèle RNA -2-	51
III.15	L'évolution de l'erreur en fonction de nombre de neurone dans la couche cachée	51
III.16	La corrélation entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées sur l'en- semble d'apprentissage, validation, test.	52
III.17	La corrélation entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées sur l'en- semble d'apprentissage, validation, test.	54

Liste des tableaux

I.1	Les centrales photovoltaïque en Algérie	14
I.2	Les indications de coefficient r	21
I.3	Action de gestionnaire de réseau électrique	22
I.4	Quelques travaux de prévision avec AI	25
II.1	Localisation de la région de El kheng	31
II.2	Caractéristiques générales de la centrale PV El Kheng 1	33
II.3	Caractéristiques générales de la centrale PV El Kheng 2	34
II.4	Paramètres mesurés par la station météorologique	36
III.1	Indicateur de performances des deux modèles	53

Nomenclature

VARIABLES

G	Rayonnement global (W/m^2)
H	Humidité (%)
P	La puissance (kW)
Patm	Pression atmosphérique (hPa)
T	Température ($^{\circ}C$)
V	Vitesse de vent (m/s)

ABBREVIATIONS

AI	Artificial Intelligence
ANN	Artificial Neural Network
ARMA	Auto Regressive Moving Average
ARMAX	AutoRegressive Moving Average with eXogenous inputs
E.G.A	Electricité et gaz d'Algérie
EnR	Energie Renouvelable
GWh	GigaWatt-heure
MABE	Mean Absolute Bias
MBE	Mean Bias Error
MW	MegaWatt
MWc	MegaWatt crête
MWh	MegaWatt-heure
PIAT	Pôle In Salah Adrar Timimoune
PV	Photovoltaïque
RGS	Réseau Grand Sud
RIN	Réseau interconnecté nord
RIS	Réseaux isolés du sud
RMSE	Root Mean Squared Error
rRMSE	relative RMSE
S-ER	SONELGAZ-Energies renouvelables
RNA	Réseaux de neurones artificiels

INTRODUCTION
GÉNÉRALE

INTRODUCTION GÉNÉRALE

L'influence des énergies fossiles sur la planète est indéniable et profondément préoccupante. Pendant des décennies, notre dépendance excessive aux combustibles fossiles tels que le charbon, le pétrole et le gaz naturel a entraîné des conséquences dévastatrices pour l'environnement. La combustion de ces énergies émet d'énormes quantités de gaz à effet de serre, tels que le dioxyde de carbone (CO₂), qui piègent la chaleur dans l'atmosphère. Cette accumulation de gaz à effet de serre entraîne un réchauffement climatique progressif, avec des conséquences dramatiques telles que l'élévation du niveau de la mer, les phénomènes météorologiques extrêmes, la fonte des glaciers et la perturbation des écosystèmes. De plus, l'exploitation des énergies fossiles contribue également à la dégradation de l'environnement par la pollution de l'air, de l'eau et des sols, ainsi que par la destruction des écosystèmes naturels lors des activités d'extraction. Il est impératif de réduire notre dépendance aux énergies fossiles et de promouvoir activement des alternatives plus propres et durables pour préserver notre planète et assurer un avenir viable pour les générations à venir [1].

Dans ce contexte, les énergies renouvelables ont gagné en importance et se sont imposées comme une solution prometteuse pour répondre aux besoins énergétiques mondiaux tout en réduisant les émissions de gaz à effet de serre. Les technologies telles que l'énergie solaire, l'énergie éolienne, l'hydroélectricité et la biomasse ont connu une croissance exponentielle dans de nombreux pays, contribuant à diversifier les sources d'énergie et à créer un système énergétique plus durable [2].

L'Algérie, en tant que pays riche en ressources naturelles et engagé dans la transition énergétique, a développé un programme ambitieux pour promouvoir les énergies renouvelables sur son territoire. Le gouvernement algérien a reconnu le potentiel des énergies renouvelables et a mis en place des politiques et des incitations visant à stimuler leur déploiement [3].

Aujourd'hui l'Algérie a travers la holding société groupe Sonelgaz à installer environ 360MWe d'électricité produite par des ressources renouvelables en particulier les centrales photovoltaïques, Cependant la production d'énergie photovoltaïque, présente une caractéristique particulière : sa variabilité [4,5].

L'électricité produite à partir du photovoltaïque est variable dans le temps et peut

être très intermittente pendant les journées nuageuses contrairement à l'électricité produite par des sources conventionnelles (gaz naturel par exemple). Cette dernière peut facilement être adaptée à la demande.

Etant donné que la disponibilité de l'énergie solaire est largement déterminée par les conditions climatiques, cette variabilité et intermittence peut avoir un impact négatif sur la gestion du réseau électrique et la satisfaction des besoins des consommateurs en terme d'énergie électrique. Et c'est justement pour cette raison que les centrales PV risquent de constituer une source de perturbation pour le réseau électrique. Pour surmonter ce problème, les opérateurs systèmes ont trouvé une solution technique qui consiste à prédire la production des centrales PV afin de gérer la production en fonction de la demande et garantir ainsi la stabilité du réseau électrique [5-7].

L'objectif de ce travail consiste à développer un outil de prévision de la production des centrales photovoltaïques installées en Algérie pour améliorer la gestion du réseau électrique. Ceci éviterait les délestages répétitifs et le blackout général du réseau électrique.

Organisation du mémoire

Introduction générale

Chapitre 1 : Contient les prévisions du productible des centrales photovoltaïques par les réseaux de neurones artificiels.

Chapitre 2 : Se focalise sur la présentation de la méthodologie de travail, la description de la centrale et l'analyse des données.

Chapitre 3 : Se concentre sur l'affichage des résultats et leurs discussions.

Conclusion générale et perspectives

Bibliographie

Chapitre I

ÉTUDE DE LA PRODUCTION DE L'ÉNERGIE PHOTOVOLTAÏQUE EN ALGÉRIE

I.1 Introduction

L'énergie solaire photovoltaïque est une énergie propre et renouvelable qui suscite un intérêt croissant sur l'échelle mondiale. L'Algérie avec son climat ensoleillé et son potentiel solaire considérable, se positionne comme un acteur clé dans le domaine de l'énergie solaire photovoltaïque [8], Ce chapitre se concentre sur l'étude de l'énergie photovoltaïque en Algérie, en focalisant sur les progrès réalisés jusqu'au présent et les perspectives futures future. Des notions liées à la prédiction du productible des centrales PV y sont présentées en mettant l'accent sur les différents méthodes de prévisions utilisées pour estimer la production d'énergie photovoltaïque, En mettant l'accent sur leur application en Algérie.

I.2 L'électricité solaire dans le monde

Le marché du PV a progressé ces dernières années à très grand rythme comme nous pouvons le constater sur la Figure I.1 et cela malgré les difficultés économiques auxquelles le marché a dû faire face. Le PV est en passe de devenir une source majeure d'électricité dans le monde.

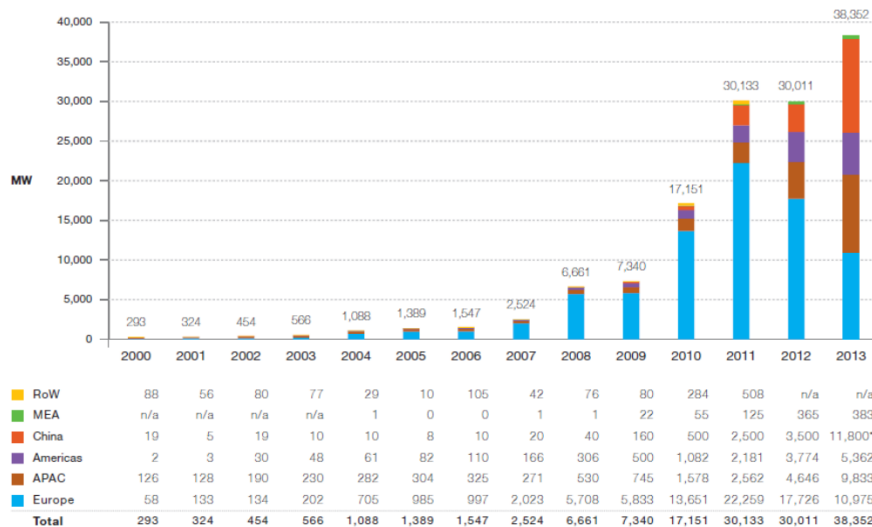


FIGURE I.1 — Evolution de la capacité PV installée par an, dans le monde, entre 2000 et 2013 [3]

Au début de 2020, la filière solaire photovoltaïque représentait environ 5,75% de la production mondiale d'électricité renouvelable et 23 % de la puissance installée totale des énergies renouvelables. Cela témoigne de son rôle croissant dans la transition énergétique vers des sources d'énergie plus propres et durables.

La technologie photovoltaïque convertit directement la lumière du soleil en électricité à l'aide de cellules solaires composées de matériaux semi-conducteurs. Voici quelques points

importants sur l'énergie solaire photovoltaïque :

Croissance rapide : L'énergie solaire photovoltaïque a connu une croissance rapide au cours des dernières années. La capacité installée mondiale a augmenté considérablement, dépassant les 759 GW à la fin de l'année 2020.

Avantages environnementaux : L'énergie solaire photovoltaïque est une source d'énergie propre et renouvelable, ce qui signifie qu'elle ne produit pas de gaz à effet de serre ni de polluants atmosphériques lorsqu'elle génère de l'électricité. Elle contribue ainsi à réduire les émissions de CO₂ et à lutter contre le changement climatique.

I.3 L'électricité solaire en Algérie

De par sa position géographique, l'Algérie est l'un des pays les plus ensoleillés au monde. Elle possède donc un gisement solaire très important et très intéressant pour les énergies d'origine solaire photovoltaïque ou thermique. Ce gisement est qualifié par la durée de l'ensoleillement qui dépasse les 2000 heures annuellement sur la totalité du territoire nationale et qui peut atteindre les 3900 heures dans les hauts plateaux et le Sahara (Figure I.2) [8,4].

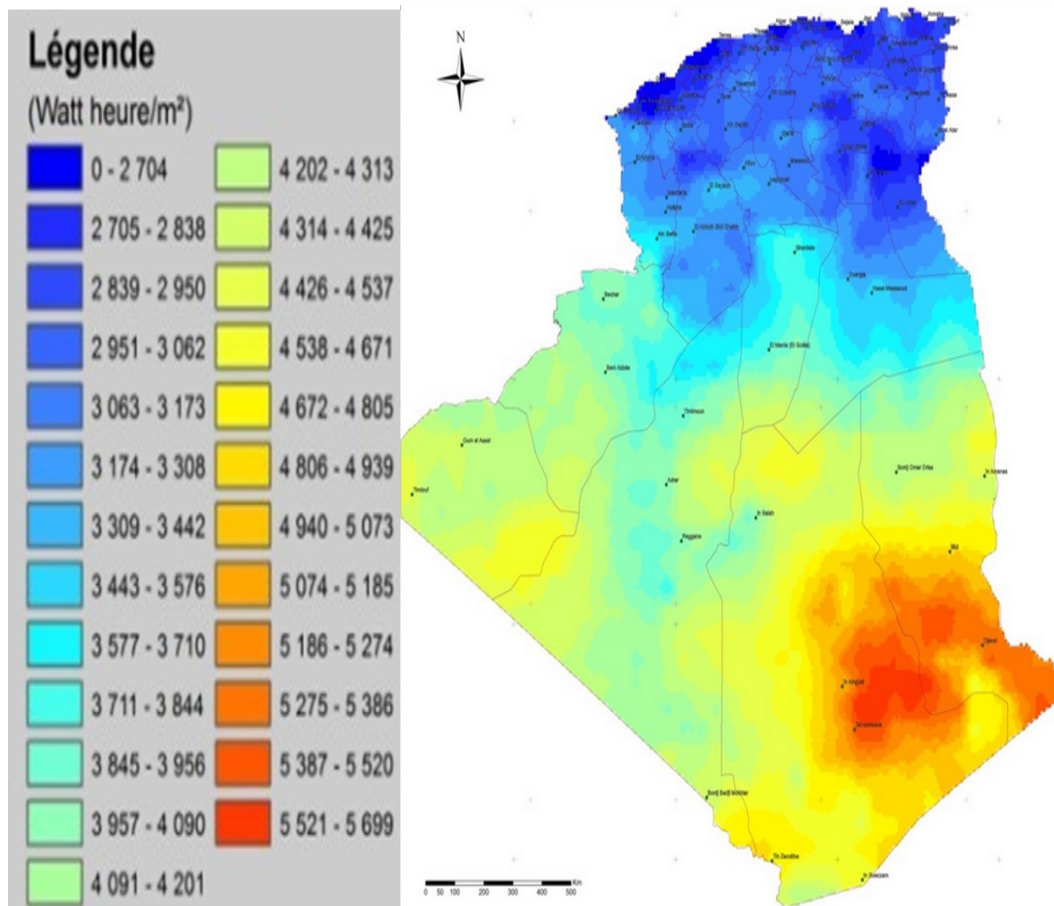


FIGURE I.2 — Rayonnement global (W/m²) moyenne annuelle période 2002-2011

A noter aussi que l'irradiation horizontale annuelle a une valeur proche de 3 KWh/m² au nord et dépasse 5,6 KWh/m² au Grand Sud (Figure I.3).

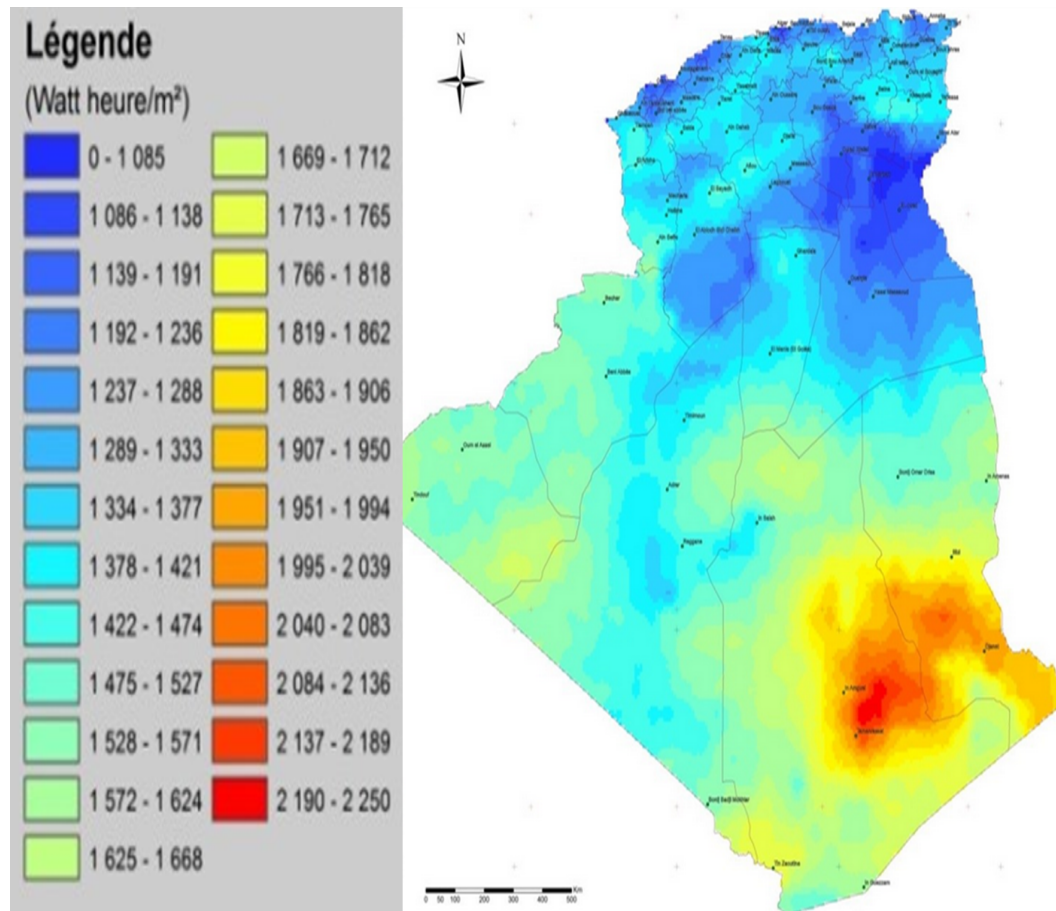


FIGURE I.3 — Rayonnement direct (W/m²) moyenne annuelle période 2002-2011

En Algérie, Concernant la production d'énergie photovoltaïque, Les données officielles avancent une puissance installée égale à quelques dizaines de MW pour les petites installations non connectées au réseau électriques (installation autonomes) et qui concernent majoritairement des installations PV pour l'alimentation des habitations éparses, des écoles et des mosquées. En plus de cela, nous trouvons les 355,1 MW de centrales PV connectées au réseau électriques qui sont toutes la propriété de SONELGAZ-Energies renouvelables (Ex SKTM) qui est une filiale du groupe SONELGAZ. Ces centrales PV sont réparties comme suit (voir Figure 1.4) :

- 265 MW connectées au Réseau Interconnecté Nord RIN ;
- 53 MW connectées au réseau isolé PIAT ;
- Et 25 MW qui font partie de l'ensemble des réseaux isolés du Réseau Grand Sud (RGS).

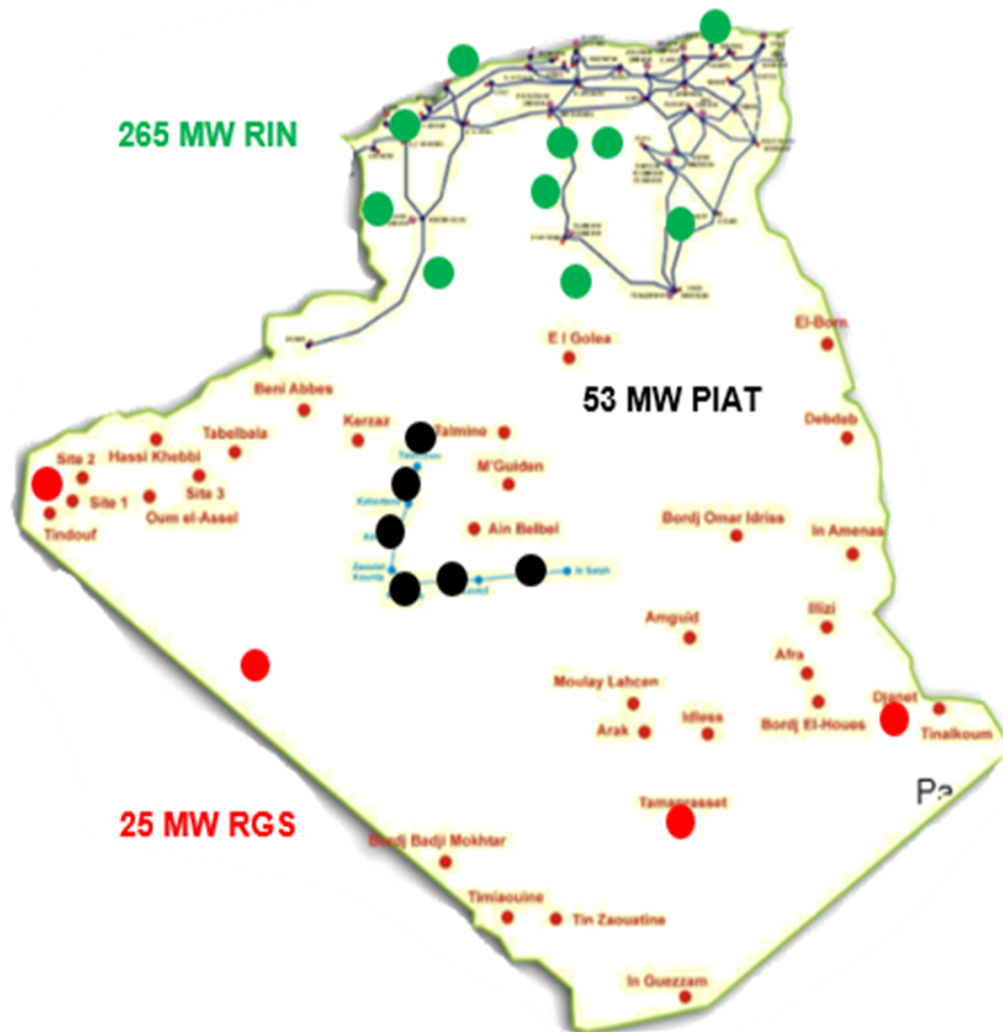


FIGURE I.4 — Les centrales photovoltaïque en Algérie

A noter aussi que SONATRACH a investi dans des centrales PV . En effet, une centrale de 10MW a été installée dans le champ pétrolier BRN 1 à Bir Rbaâ Nord dans le Bassin de Berkine dans la Wilaya de Ouargla. Précisément en novembre 2022, le projet d'installation de la deuxième centrale solaire de 10 MW a été lancé dernièrement [10].

I.4 L'opérateur électrique SONEGGAZ

Le travail présenté dans ce mémoire a été rendu possible grâce au stage effectué au sein de SONEGGAZ, plus précisément au niveau de sa filiale SONEGGAZ Énergies Renouvelables. Afin de mieux cerner le contexte, il est important de présenter le groupe et sa filiale. La société nationale de l'électricité et du gaz par convention Sonelgaz a été créée par ordonnance N°698-59 du 28 juillet 1969, publiée dans le journal officiel du 1 Aout 1969, portant dissolution de l'établissement public électricité et gaz d'Algérie (E.G.A) et l'ensemble des biens, droits et obligations de l'ex E.G.A. a été transféré à Sonelgaz et lui

définit ses missions et ses attributions entre autres.

Il est attribué à Sonelgaz le monopole de la production, du transport, de la distribution de l'énergie électrique, et de l'importation et l'exportation de gaz. La Sonelgaz est chargée du transport du gaz naturel par canalisation sur l'ensemble du territoire national. La Sonelgaz est chargée de la distribution du gaz naturel tant à usage domestique qu'industriel, sur le territoire national. Suite à l'avènement de la loi N°01.02 du 05 février 2002, la restructuration de Sonelgaz, s'est achevée avec la création de l'ensemble des filiales.

La Sonelgaz est aujourd'hui érigée en Groupe industriel composé de 39 filiales et 5 sociétés en participation. Ainsi, ses filiales métiers de base assurent la production, le transport et la distribution de l'électricité ainsi que le transport et la distribution du gaz par canalisation [4].

On compte :

- La Société de Production de l'Electricité (SPE).
- Charikat kahrabat wa takat moutadjadida (SKTM).
- La Société de l'Engineering de l'électricité et du Gaz (CEEG).
- La Société de Gestion du Réseau de Transport de l'Electricité (GRTE).
- La Société de Gestion du Réseau de Transport Gaz (GRTG).
- La Société de Distribution de l'électricité et du gaz d'Alger (SDA).
- La Société de Distribution de l'électricité et du gaz du Centre (SDC).
- La Société Distribution de l'électricité et du gaz de l'Est (SDE).
- La Société de Distribution de l'électricité et du gaz de l'Ouest (SDO).
- L'Opérateur Système électrique (OS), chargée de la conduite du système Production/Transport de l'électricité.

Les sociétés manufacturières du groupe Sonelgaz Kahrif, Kahrakib, Etterkib, Inerga et Kanaghaz sont spécialisées dans la construction d'infrastructures énergétiques. (Technologie, assemblage industriel, mise en réseau, etc.) et grâce à ces entreprises L'Algérie dispose désormais d'infrastructures électriques et gazières adéquates aux besoins du développement économique et social du pays. De plus, les branches latérales sont responsables des lignes latérales, par ex. que la maintenance des équipements énergétiques, la distribution des équipements électriques et gaz, transport et manutention exceptionnels, etc. Par ailleurs, Sonelgaz détient des immeubles dans des sociétés dont les activités commerciales s'exercent liés au secteur de l'électricité et du gaz.

I.4.1 Présentation de la filiale SONELGAZ Energies Renouvelables

En application des orientations des pouvoirs publics, SONELGAZ a engagé à un processus de réorganisation global visant à rationaliser les dépenses, accroître l'efficacité de l'exercice des différents métiers et mutualiser toutes les ressources en vue de construire des entités plus robustes. Des changements entrepris depuis janvier 2022 ont permis de réduire considérablement le nombre des sociétés filiales de sonelgaz qui passe de 26 sociétés au 31 décembre 2021, actuellement, 14 sociétés détenus à 100%. Il ya lieu de noter que dans les mêmes perspectives de recentrages sur ses métiers de base et pour mieux témoiger de la volonté du groupe de se rapprocher de ces clients, de répondre à leur attente, de mieux faire valoir ses savoir faire et son expérience, SONELGAZ à décider du changement des dénominations et des logos des filiales cœurs de métier.

Ainsi, sharikat kahraba wa takat moutadjadida (SKTM) à changer de nom et deuvient SONELGAZ energies renouvelables (S-ER). S-EnR est chargée de la production d'électricité conventionnelle pour les réseaux isolés du sud et des Energies Renouvelables pour le territoire national. S-EnR est une société par actions avec un capital souscrit en totalité par Sonelgaz et dont le siège social est situé à Ghardaïa.



FIGURE I.5 — Sharikat kahraba wa takat moutadjadida

La direction générale de sonelgaz EnR s'organise comme suit (Figure I.5) :

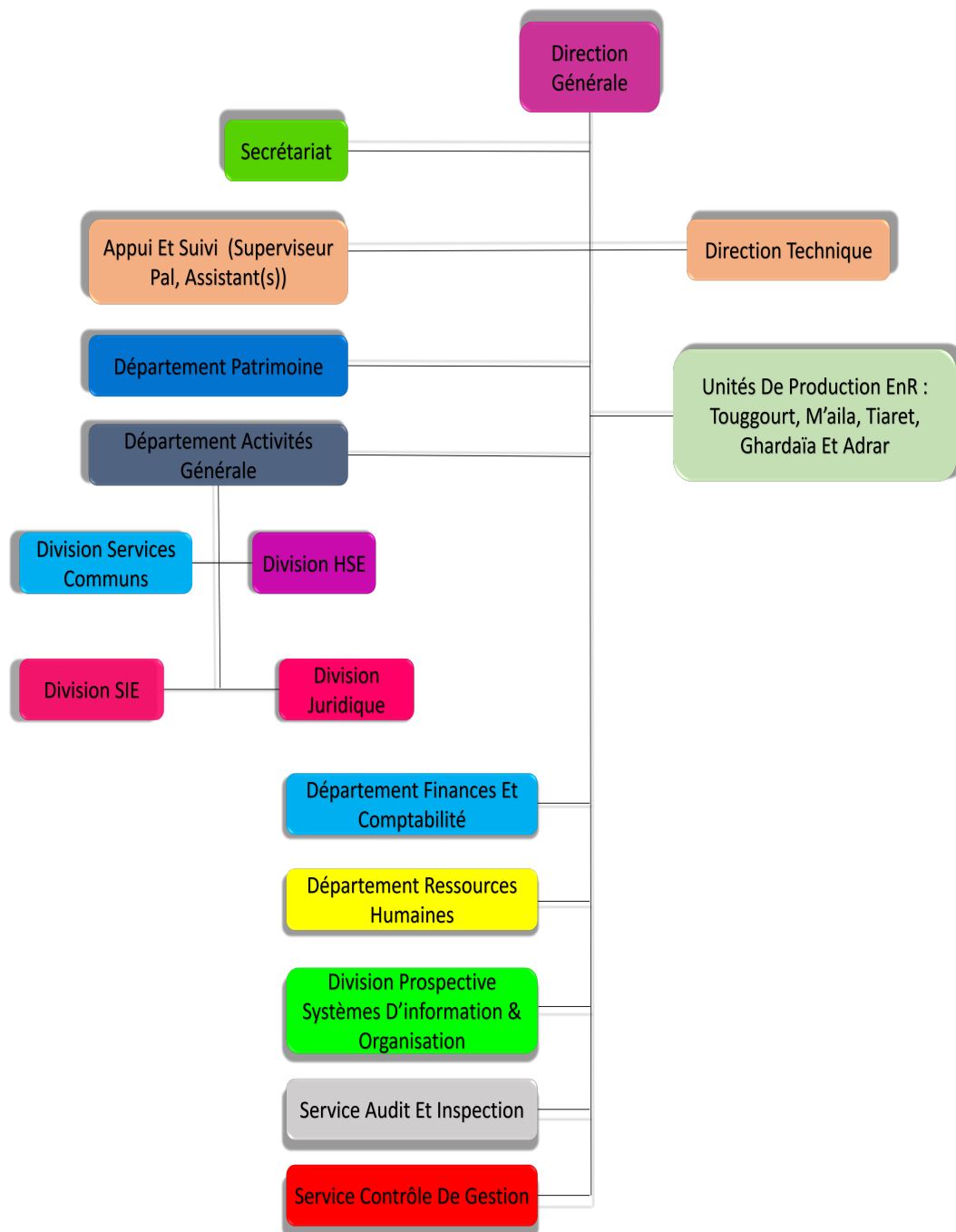


FIGURE I.6 — Oraganigramme d'organisation de la direction générale S-ER

La direction technique contient deux département essentielles, le département d'exploitation qui assure :

- Le suivi et pilotage de la production
- La réalisation des études techniques
- L'exploitation et analyse des données
- L'archivage et sécurisation des données

- La Consolidation et reporting
- L'élaboration des Règles, méthodes et procédures
- La réalisation des études prévisionnelles de météo et de la production
- La coordination avec l'OS.

Le département maintenance qui assure :

- Le suivi de la maintenance du système contrôle commande et le système de télé-conduite
- Le suivi de la maintenance et l'étalonnage des équipements de mesures
- Le suivi du contrôles des protections
- Le suivi de la maintenance des onduleurs et les équipements du champ PV
- Le pilotage et la programmation des opérations de maintenance
- La supervision de l'ensemble des magasins.

I.5 La production électrique en Algérie

Dans cette section, nous allons nous baser sur les données avancées par le ministère de l'énergie et des mines et qui sont disponibles sur son site. Ces données concernent la production et la consommation de l'électricité jusqu'en 2017. Ainsi nous pouvons constater que ces dernières années, la demande en électricité à connu une évolution importante et particulièrement en période estivale atteignent des pics de consommation importants ainsi que la capacité de production installée a atteint 19 586 MW en 2017 [3]

L'énergie primaire principale pour produire l'électricité est le Gaz. Néanmoins d'autres sources sont utilisées comme illustré par la Figure 1.6

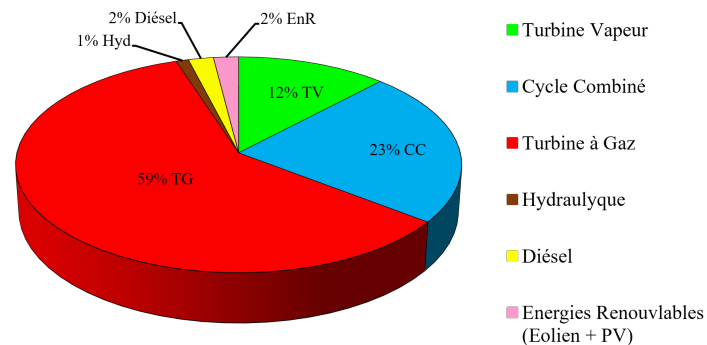


FIGURE I.7 — Puissance installée par type d'équipement à fin 2017 [3]

L'évolution de la production de l'électricité par type d'équipement entre 1980 et 2017 est illustrée par la Figure 1.7 et Figure 1.8 .

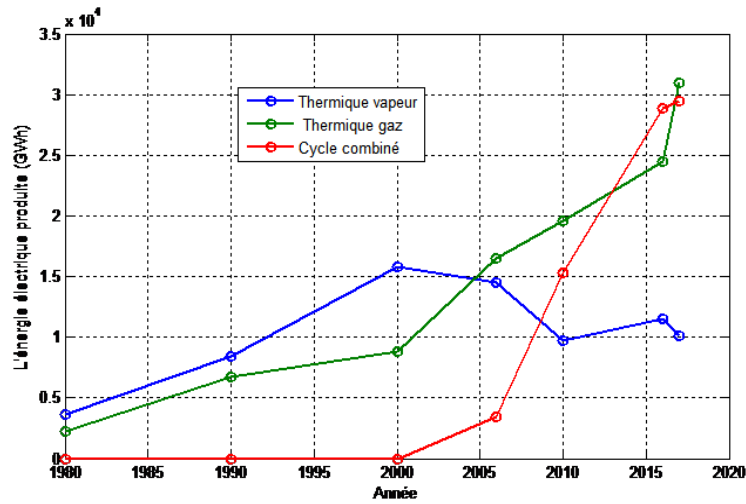


FIGURE I.8 — (a) Énergies conventionnelles 1980- 2017 (GWh)

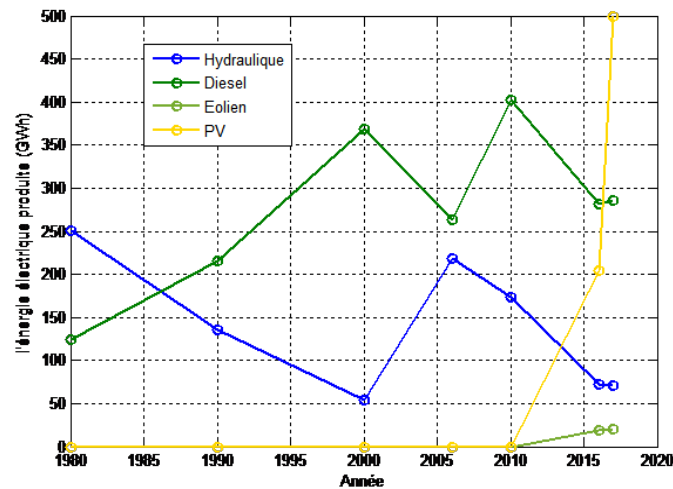


FIGURE I.9 — (b)Énergie fossiles 1980- 2017 (GWh)

I.6 Le réseau électrique en Algérie

Le réseau électrique (Figure I.9) est constitué par l'ensemble des appareils destinés à la production, au transport, à la distribution et à l'utilisation de l'électricité depuis les centrales de production tels que les centrales photovoltaïque, thermiques...etc, jusqu'à le consommateur.

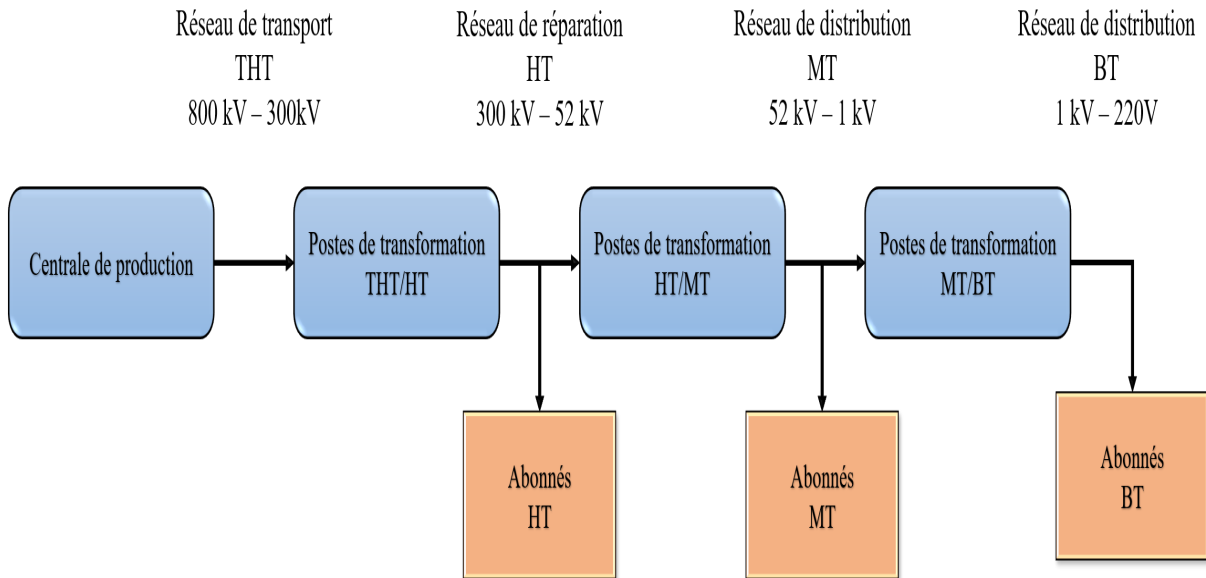


FIGURE I.10 — Schéma simplifié d'un réseau électrique

En Algérie, trois types de réseaux électriques existent sur l'ensemble du territoire national. Il s'agit de :

- **Le réseau interconnecté nord (RIN)** : Le RIN s'étale sur le nord du pays et couvre aussi les régions de Béchar, Hassi Messaoud, Hassi R'Mel et Ghardaïa, il est alimenté par une quarantaine de centrales de production d'électricité, reliées entre elles à travers un réseau de transport en 220 kV et 400 kV, permettant le transfert d'énergie des sites de production vers les centres de consommation.
- **Le réseau de la région d'Adrar (PIAT)** : appelé aussi « Pôle In Salah-Adrar-Timimoune ». Le réseau de la région d'Adrar (PIAT).
- **Les réseaux isolés du sud (RIS)** : qui sont localisés d'une manière dispersée au niveau du grand sud Algérien.

Leur nombre était de 32 sites en 2017 parmi lesquels se compte 29 sites conventionnels et 3 sites PV. Le choix de la solution de sites isolée s'est imposé à cause des distances qui séparent les villes en plus du niveau de consommation relativement faible. La puissance installée du RIS a atteint 1 133 MW, en 2017.

La localisation des ces trois réseaux sont illustrés dans la Figure I.10 ci-dessous :

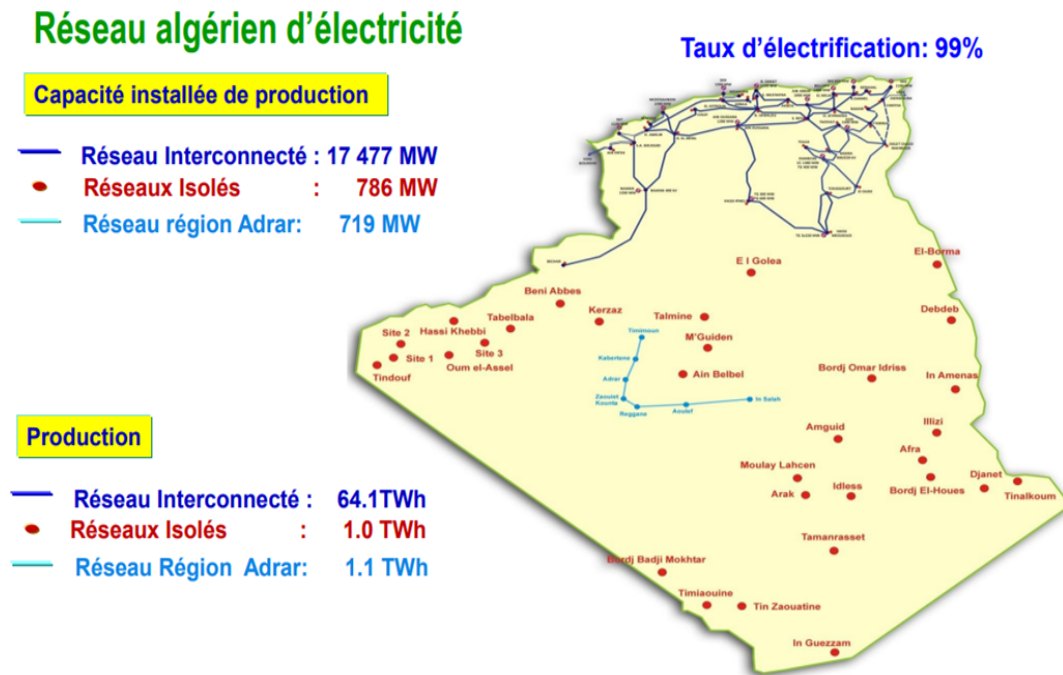


FIGURE I.11 — Les réseaux électriques algériens

I.6.1 Les centrales électriques en Algérie

Pour les centrales électriques en Algérie, on peut distinguer deux types :

a) Les centrales thermiques à Gaz

La figure suivante (Figure I.12) résume les centrales qui compose le parc de production national de l'énergie électrique, un parc dominé par le cycle combiné avec cinq (5) centrales d'une puissance totale de 5007 MW représentant un pourcentage de 35.87%, elles sont suivies par seize (16) centrales à gaz d'un totale de 4701 MW, avec un pourcentage de 33.67%, et puis neuf (9) centrales à vapeur qui produisent un total de 3833 MW (27.46%), viendront ensuite treize (13) centrales hydrauliques avec un total de 269.208 MW soit 1.93%, et enfin 150 MW de la puissance totale nette est produite par la nouvelle centrale hybride de Hassi R'Mel qui représente 1.07% de la production totale [11].



FIGURE I.12 — Les sites de production d'électricité en Algérie selon SPE [11]

b) Les centrales à énergies renouvelables

L'Algérie s'engage dans une nouvelle ère énergétique durable. Dans le tableau I.1, les centrales solaires mentionnées représentent une partie de l'engagement de l'Algérie dans une nouvelle ère énergétique durable.

TABLE I.1 — Les centrales photovoltaïque en Algérie [3]

centrales	P. Installée (MWc)	centrales	P. Installée (MWc)
1- Réseau PIAT		3- Réseau RIN	
Éolienne Kaberténe	10,2	Oued Nechou PV (Ghardaïa)	1,1
Adrar	20	Sedret Leghzel (Naàma)	20
Kaberten	03	Oued El-Kébrit (Souk Ahras)	15
In Salah	05	Aïn Shouna (Saïda)	30
Timimoune	09	Ain El-Bel (Djelfa 1 et 2)	53
Reggane	05	Lekhneg (Laghouat 1 et 2)	60
Zaouiat Kounta	06	Telagh (Sidi Bel-Abbes)	12
Aoulef	02	LabioudhSidi Sheikh (El-Bayadh)	23
2- Réseau RIS		El Hdjira (Ouargla)	30
Tamanrasset	13	Aïn El-Melh (M'sila)	20
Djanet	03	Oued El-Ma (Batna)	02
Tindouf	09	Total SKTM (EnR)	354,3

Le programme des énergies renouvelables actualisé consiste à installer une puissance d'origine renouvelable de l'ordre de 16 000 MW à l'horizon 2035 dont 4 000 MW à l'horizon 2024 pour le marché national, avec le maintien de l'option de l'exportation comme objectif stratégique, si les conditions du marché le permettent [4]. Le programme est basé sur deux phase :

- **La première phase :** (Expérimentale) : Réalisation de deux (02) sites technopoles PV et éolien
 - **PV :** Centrale Oued Nechou 1,1 MWc (Ghardaia)
 - **Éolien :** Centrale Kabertene 10,2 MWc (Adrar)
- **La deuxième phase :** (Déploiement)

Dans le cadre de la décision du Gouvernement en date de 19 juin 2013 de lancer une procédure de prospection des fournisseurs d'équipements et EPC photovoltaïques destinés à la réalisation d'une capacité totale de 400 MWc. Sonelgaz, à travers sa filiale S-EnR, a engagé la réalisation de 20 centrales photovoltaïques d'une capacité totale de 343 MWc au niveau des hauts plateaux (Est, Centre et Ouest), Sud et grand Sud réparties sur 14 wilayas.

- Nombre de centrales installées : 22 Centrales (21 Cle PV et 01 Cle Éolien).
- Puissance Installée : 354,3 MW (344,1 MWc PV et 10,2 MWc Éolien).
- Énergie Produite depuis la MES : 1018 GWh (936 GWh PV et 82 GWh Éolien).

I.7 Impact des centrales PV sur le réseau électrique

Les réseaux électriques actuels ont été construits dans une optique de production centralisées dispatchable. En tant que tels, ils ne sont pas nécessairement en mesure de gérer l'augmentation de la production variable distribuée à partir de l'énergie photovoltaïque .

Les caractéristiques PV qui posent des défis pour la puissance d'intégration a un réseau électrique peut être principalement classées par l'intermittence et autres.

La puissance générée par le PV peut changer radicalement dans un temps très court dû aux mouvements des nuages, par exemple, la génération d'un système PV de 1,6 MW et 2 kW peut chuter de moitié en 9 et 3s respectivement [12]. À forte pénétration, ce rapide changement de puissance peut provoquer des distorsions harmoniques et des papillotements de tension dans le réseau.

Les sous-sections suivantes examinent les impacts de l'intégration du PV dans le système électrique. Il est important de noter que tous les impacts dépendent fortement des caractéristiques du système (topologie, impédance, niveau de charge, etc.) ainsi que sur la pénétration et les emplacements du PV dans le système.

- La tension (les fluctuations, déséquilibre et amplitude)
- La fréquence
- Les Harmoniques

I.7.1 La variabilité du productible des centrales PV

L'électricité produite à partir du photovoltaïque est variable dans le temps et peut être très intermittente pendant les journées nuageuses contrairement à l'électricité produite par des sources conventionnelles (gaz naturel par exemple). Dans les figures ci-dessous, on peut constater la variabilité de la puissance pendant des journées quelconque pour la centrale PV de Laghouate et dont la capacité est de 60MW

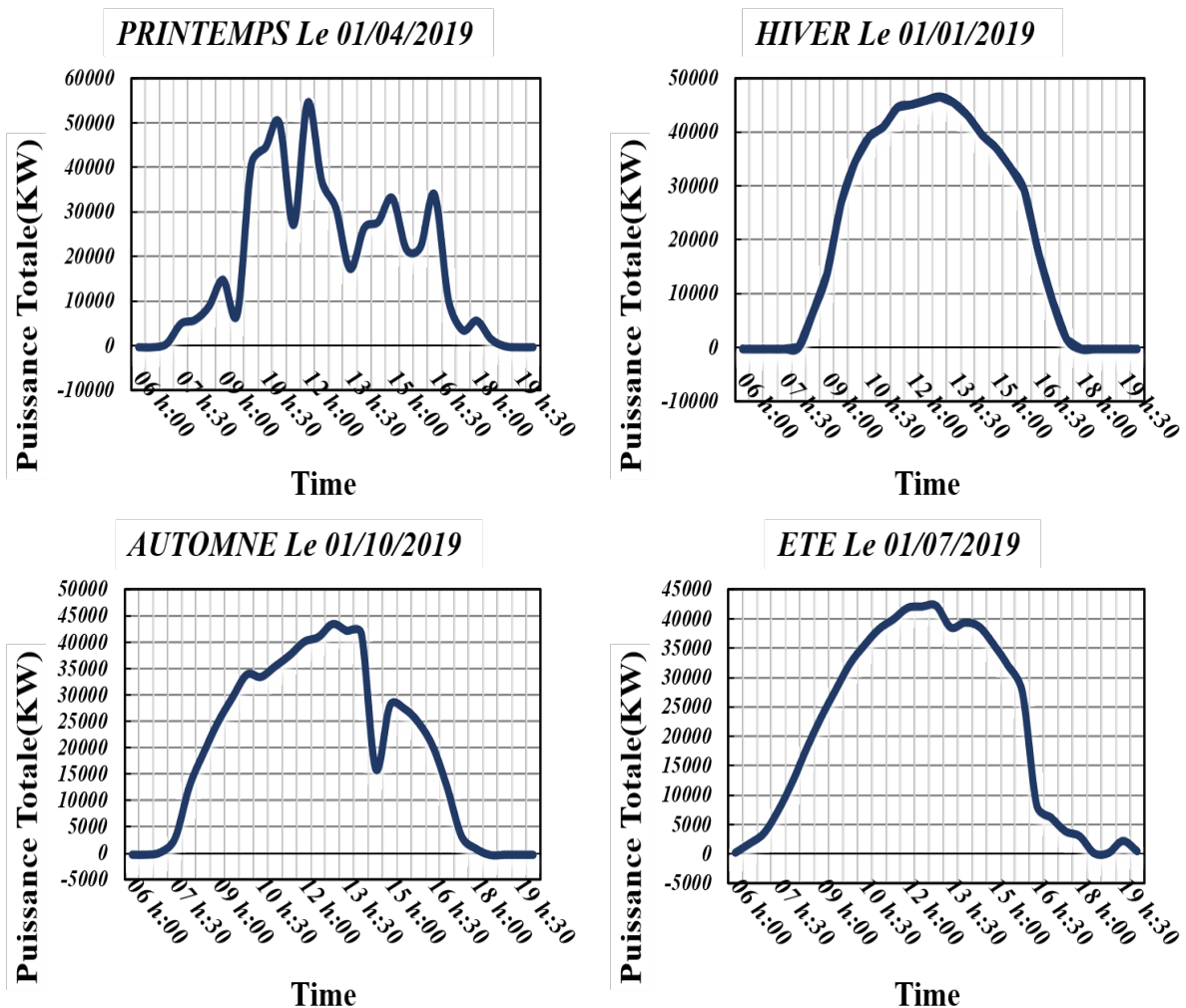


FIGURE I.13 — Puissance photovoltaïque en fonction du temps

I.7.2 Les sources de variabilité du productibles PV

La performance d'une installation photovoltaïque (PV) est liée à plusieurs facteurs, y compris les paramètres électriques de ses composants tels que les panneaux PV et les onduleurs, les caractéristiques de l'installation (inclinaison angle, orientation, etc.) et les conditions météorologiques. C'est pour cela que la puissance produite par un champ photovoltaïque (PV) dépend principalement de l'irradiance solaire absorbée. En fait, une corrélation linéaire existe entre la puissance maximale des modules PV et le rayonnement solaire.

L'irradiance solaire sur un panneau varie en fonction de l'emplacement géographique, de l'heure et de l'orientation du panneau par rapport au soleil et le ciel [13]. Ceci explique la variable, et le comportement intermittent de l'énergie solaire produite. Comme on peut le voir sur les graphes dans les figures I.13 et I.14 .

Pour assurer une exploitation efficace et une large pénétration d'une telle source d'énergie, il est important de prédire la quantité d'énergie qu'une installation PV peut générer. Une fois pleinement exploité lors de la phase de conception des installations PV. La prévision de production est, de nos jours, un incontournable pour assurer un système de gestion du réseau de distribution électrique. Plusieurs études ont été menées pour assurer cette tâche [14]. Les prévisions sont utilisées pour prédire la puissance solaire d'une installation photovoltaïque.

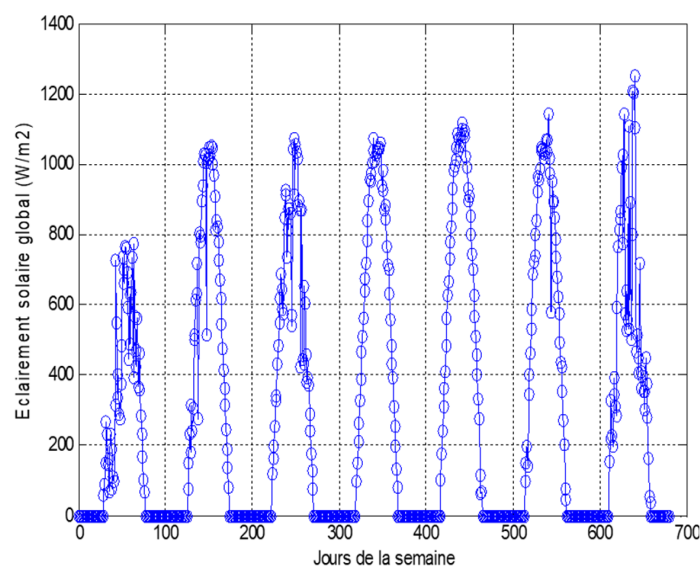


FIGURE I.14 — Variabilité de l'éclairement solaire durant une semaine (centrale de In Salah).

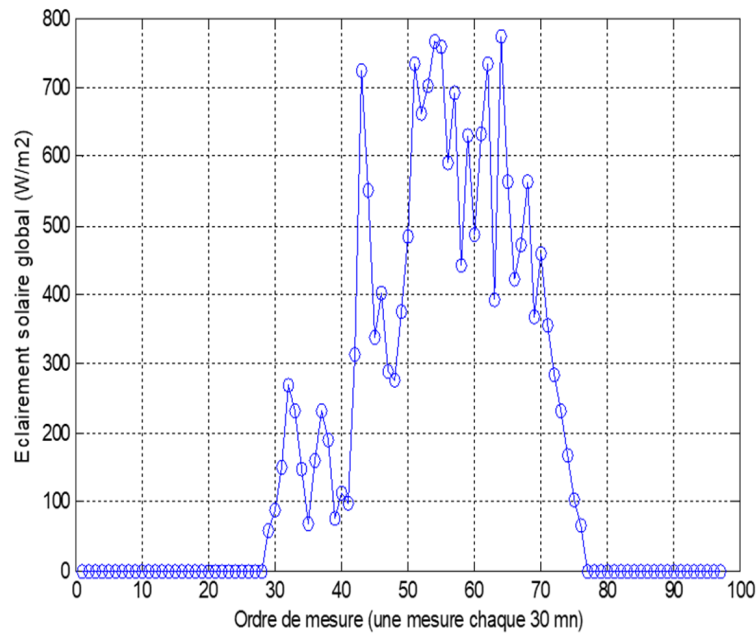


FIGURE I.15 — Intermittence de l'éclairement solaire à cause du passage des nuages (centrale PV d'In Salah).

I.8 Les prévisions de la production des EnR

I.8.1 Définition

Prévoir, c'est observer un ensemble de données qui permet d'envisager une situation future et d'entreprendre des actions pour y parer concrètement, autrement dit c'est porter un jugement sur les événements ou évolutions possibles à venir en utilisant comme outils le passé et le présent [7]. Il en résulte que les prévisions sont toujours entachées d'erreur et qu'il est possible d'en établir plusieurs pour un même événement à venir (qui constitue l'objet de la prévision). Des outils d'analyse doivent donc être développés afin de comparer et de hiérarchiser les prévisions pour discerner ce qui fait qu'on puisse, ou non, en qualifier certaines de « bonnes ».

I.8.2 Les méthodes de prévision

Méthodes extrapolatives : Ces méthodes se basent exclusivement sur l'historique de la variable elle-même pour effectuer des prévisions, sans recourir à des informations externes. Ces approches utilisent uniquement les données passées de la variable afin de prédire sa tendance future.

Méthodes explicatives : Ces méthodes de prévision utilisent à la fois les valeurs passées et présentes d'une ou plusieurs variables pour anticiper les tendances futures. Elles prennent en compte un ensemble d'informations qui comprend à la fois des facteurs extérieurs susceptibles d'influencer l'évolution future de la variable ciblée, en plus de son historique. Parmi ces approches, on peut mentionner la régression linéaire et le modèle ARMAX, qui intègrent ces différentes sources de données pour effectuer des prévisions plus complètes et précises [7].

I.8.3 Les méthodes de prévisions des énergies renouvelables

Les méthodes de prévision de production d'énergie photovoltaïque peut être classifiées en quatre approches, à savoir, approche statistique, approche d'intelligence artificielle (AI), approche physique et approche hybride [7].

L'approche statistique : Est fondée sur des modèles statistiques de séries temporelles comme les modèles ARMA, mais ces derniers ne peuvent pas prendre en compte l'information de climatique (les données météorologiques à savoir l'irradiation pour l'énergie photovoltaïque. Intuitivement, ces informations sont nécessaires pour améliorer les prévisions. Pour cela, un autre modèle est proposé qui est le modèle ARMAX, ce modèle considère les données météorologiques comme variables exogènes.

L'approche basée sur les concepts de l'Intelligence Artificielle (IA) : Utilise des techniques avancées d'intelligence artificielle, tels que les réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la construction de l'énergie prévisionnistes, qui peuvent également être classés dans la catégorie de l'approche statistique.

I.8.4 Critères d'évaluation d'un modèle de prévision

Plusieurs critères sont utilisés pour mesurer la qualité et la précision des modèles de prévision développés. Parmi ces critères on note : la racine carrée de l'erreur quadratique Moyenne (RMSE) et moyenne relative (rRMSE), l'erreur bias moyenne absolue (MABE), L'erreur moyenne normalisée absolue (nMAE), et le coefficient de corrélation (r)

La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) : Ce paramètre mesure l'écart réel entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées. En d'autres termes. Le modèle est considéré précis quand on obtient des valeurs RMSE très proches de zéro.

Son expression est donnée par [15,16] :

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{1}{n} (I_{i,predicted} - I_{i,Measured})^2} \quad (I.1)$$

où :

n : C'est le nombre total des mesures .

$I_{i,predicted}$: C'est la valeur prédite de la variable d'intérêt pour la i -ème mesure.

$I_{i,Measured}$: C'est la valeur mesurée réelle de la variable d'intérêt pour la i -ème mesure

La racine carrée de l'erreur quadratique moyenne relative (rRMSE) : Elle est utilisée principalement pour permettre les comparaisons entre les modèles. Elle exprime l'erreur du model en pourcentage [17].

$$rRMSE = \sqrt{\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{n} (I_{i,predicted} - I_{i,Measured})^2}{\sum_{i=1}^n (I_{i,Measured})^2}} \quad (I.2)$$

On définit que le modèle à une précision [17] :

- Excellente si : $rRMSE < 10\%$
- Bonne si : $10\% < rRMSE < 20\%$
- Juste si : $20\% < rRMSE < 30\%$
- Faible si : $rRMSE > 30\%$

L'erreur de biais moyenne (MBE) : Permet principalement l'évaluation à surestimer ou à sous-estimer la valeur d'un paramètre. Une resultat MBE positif signifie que l'erreur des données est surestimée alors qu'une valeur négative signifie que l'erreur est sous-estimée. Son expression est donnée par :

$$MBE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (I_{i,predicted} - I_{i,Measured}) \quad (I.3)$$

L'erreur de biais moyenne absolue (MABE) : Ce critère décrit la déviation que produit le modèle [18]. Son expression est donnée par [19] :

$$MABE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |I_{i,predicted} - I_{i,Measured}| \quad (I.4)$$

L'erreur moyenne absolue normalisée (nMAE) : Ce critère est utilisé également à des fins de comparaison. Principalement quand les résultats des différents modèles ont

une échelle différente. Son expression est donnée par [20] :

$$rMBE = \frac{\sum_{i=1}^n |I_{i,predicted} - I_{i,Measured}|}{\sum_{i=1}^n (I_{i,Measured})} \quad (I.5)$$

Le coefficient de corrélation (r) : Le facteur de corrélation mesure la linéarité entre deux variables. Il s'exprime par :

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (I_{i,predicted} - I_{moyi,predicted}) * (I_{i,measured} - I_{moyi,measured})}{\sum_{i=1}^n \sqrt{(I_{i,predicted} - I_{moyi,predicted})^2} * \sqrt{(I_{i,measured} - I_{moyi,measured})^2}} \quad (I.6)$$

Pour mieux interpréter les résultats, les indications de ce coefficient sont données dans le tableau suivant [21] :

TABLEAU I.2 — Les indications de coefficient r

Valeur de r	-1	0	0 à 0.3	0.3 à 0.7	0.7 à 1	+1
Indication	Linéarité inversée parfaite	Pas de relation linéaire	linéarité positive faible	linéarité positive modérée	linéarité positive forte	Linéarité positive parfaite

I.8.5 Les horizons de prévision

Les prévisions sont des estimations de l'évolution future d'une variable ou d'un phénomène, et elles sont utilisées pour prendre des décisions et élaborer des stratégies. Cependant, pour être utiles, ces prévisions doivent être adaptées à l'application spécifique.

Il est important que les utilisateurs et les analystes collaborent pour élaborer des méthodes de prévision qui répondent aux objectifs et au contexte particulier. Dans le contexte de l'intégration des énergies renouvelables intermittentes dans le réseau électrique, il est essentiel pour le gestionnaire du réseau d'avoir des prévisions précises sur la production afin d'assurer un approvisionnement électrique sûr et économique.

Les besoins en termes de période de prévision et de niveau de détail sont résumés dans le tableau ci-dessous. Ces prévisions permettront d'orienter les actions à entreprendre [22,23]

– **Les prévisions immédiates** : elles ont un horizon de prévision allant de 15 minutes à 2 heures avec une granularité de 30 secondes à 5 minutes. Ces prévisions offrent la possibilité de prendre des décisions liées à la Régulation (réglage) et à la distribution en temps réel.

- **Les prévisions à très court terme** : elles ont un horizon de prévision allant de 1 heure à 6 heures avec une granularité horaire. Elles sont utilisées dans le suivi des charges « load following » et dans l'actualisation du planning d'utilisation des moyens de production.
- **Les prévisions à court terme** : elles ont un horizon de prévision allant de 1 jour à 3 jours avec une granularité horaire. Elles sont exploitées dans le choix des unités de production «Unit commitment» de manière à minimiser les coûts liés aux temps de redémarrage et d'arrêt des unités. En outre, elles aident à optimiser la planification des moyens de production, de stockage et de maîtrise de la demande énergétique.

TABLEAU I.3 — Action de gestionnaire de réseau électrique [22]

Prévisions	Horisons	Granularités	Action
Immédiates	15 mn à 2 h	30 s à 5 mn	Régulation, distribution à temps réel.
Très court terme	1 h à 6 h	1h	Suivi des charges, actualisation du planning.
Court terme	1 à 3 jours	1h	Unit commitment, planning.

De nos jours, dans les pays où la production d'énergies renouvelables est significative, la prévision joue un rôle crucial dans les systèmes de contrôle des réseaux électriques [24,25]. De manière similaire, la prévision de la production d'énergie solaire photovoltaïque gagne en importance, en particulier dans les pays où la législation encourage le déploiement de cette source d'énergie. La précision des prévisions de production photovoltaïque revêt un intérêt majeur. Par conséquent, des efforts considérables sont actuellement déployés dans la recherche pour améliorer la précision des prévisions de rayonnement solaire et, par conséquent, des prévisions de la puissance photovoltaïque correspondante.

Les techniques les plus utilisées pour faire ce genre de prévision c'est de l'intelligence artificielles vu son actualités aujourd'hui dans le monde entier.

I.9 Les réseaux de neurones artificiels (RNA)

Un système basé sur le réseau neuronal biologique, tel que le cerveau, est appelé réseau neuronal artificiel. Le cerveau humain est constitué d'environ 100 milliards de neurones qui interagissent entre eux à l'aide de signaux électrochimiques. Ces neurones sont reliés les uns aux autres par des jonctions appelées synapses (Figure I.15). Chaque neurone reçoit des milliers de connexions qui lui transmettent en permanence des signaux d'entrée. Lorsque la somme de ces signaux dépasse un certain seuil, le neurone envoie une réponse à travers son axone [26].

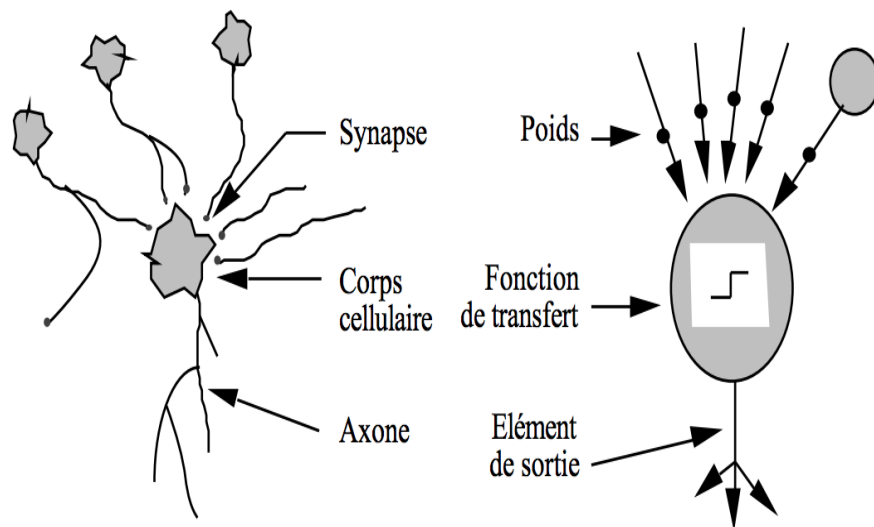


FIGURE I.16 — Mise en correspondance neurone biologique/neurone artificiel

Un neurone biologique reçoit des entrées ou signaux transmis par d'autres neurones (interaction dendrites- synapse). Au niveau du corps (soma), le neurone analyse et traite ces signaux en les sommant. Si le résultat obtenu est supérieur au seuil d'activation (ou d'excitabilité), il envoie une décharge alors nommé potentiel d'action le long de son axone vers d'autres neurones biologiques. Un neurone formel est une représentation artificielle et schématique d'un neurone biologique :

- Les synapses sont modélisées par des poids,
- Le soma ou corps cellulaire est modélisé par la fonction de transfert
- L'axone par l'élément de sortie

Le neurone artificiel, également appelé neurone informatique, est un modèle statistique autonome qui a deux principales responsabilités : la synthèse des informations qui lui sont fournies et la transformation de ces informations en une nouvelle forme, souvent de manière non linéaire.

L'objectif d'un réseau neuronal est de construire un modèle qui établit une connexion entre les sorties et les entrées en se basant sur une base de données historique, de sorte qu'il puisse générer des sorties en cas d'absence de celles-ci. Un réseau neuronal artificiel possède une structure parallèle composée de multiples neurones.

Il comprend :

- une couche d'entrée qui reçoit les données ;
- une couche de sortie à laquelle sont envoyées les données calculées ;
- une ou plusieurs couches cachées reliant les couches d'entrées et de sortie.

En fonction de l'architecture choisie, tous les neurones d'une couche ou une partie des neurones peuvent être connectés à tous les neurones des couches adjacentes, tout dépend du modèle spécifique, de la vitesse de convergence, des capacités de généralisation, du processus physique et des données d'entraînement que le réseau neuronal artificiel simule [9]. Le nombre de couches cachées et le nombre de neurones par couche varient en conséquence.

Un neurone artificiel et le modèle de réseau de neurones multi-couches sont illustrés sur la figure I.16

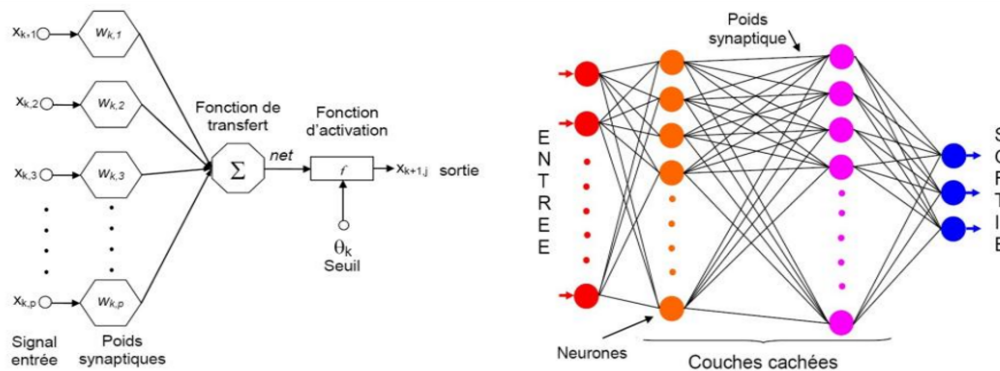


FIGURE I.17 — Architecture d'un neurone artificiel et d'un RNA multicouche [26].

La mise en place d'un réseau neuronal artificiel (RNA) comporte deux problèmes essentiels : le choix de sa taille, c'est-à-dire le nombre de couches et de neurones par couche, et l'obtention des poids synaptiques optimaux. Un nombre insuffisant de neurones cachés peut entraîner des difficultés lors de la phase d'apprentissage, tandis qu'un nombre excessif de neurones peut prolonger les temps d'apprentissage sans apporter d'amélioration significative des résultats, rendant ainsi plus complexe l'estimation des poids synaptiques. Pour déterminer la taille optimale, il est courant de réaliser plusieurs essais et d'estimer les erreurs à chaque fois.

L'objectif est d'assurer une correspondance entre les données de sortie estimées et les données réellement mesurées. Ainsi, il est essentiel de sélectionner un algorithme d'apprentissage adapté et de déterminer la proportion de données qui sera utilisée dans la phase d'apprentissage par rapport à l'ensemble total des données disponibles.

I.10 Les RNA pour la prévision de la production photovoltaïque

La prévision englobe deux types d'études [22] :

- La prévision du production photovoltaïque au temps $t+dt$ à partir de celui connu au temps t , voire même plus ;
- La prévision des données de production en un site où elles ne sont pas disponibles à partir de celles d'un site où plusieurs disposant de capteurs de mesure.

Le tableau présente les différentes techniques d'intelligence artificielle (IA) utilisées pour prédire le gisement et la production d'énergie photovoltaïque.

TABLEAU I.4 — Quelques travaux de prévision avec AI

Références	Année	Zone d'étude	Base de données	Technique	Résultats
[27]	2011	Ashland, Oregon	Une journée « 06h à 19h »	ANN-FNN	MAPE=10.06% MAPE=18.89%
[28]	2014	Ghardaïa	Un an 2013	ANN	MAPE=0,55%
[29]	2021	Adrar Alice Spring Broken Hill	2017-2018 2016-2017 2016-2017	IF-ELM	nRMSE<10% r > 98%
[30]	2022	Reggane	2015-2020	ANN	r =0.9178 RMSE=0.602 kwh/m2/day
[31]	2021	Adrar	Janvier 2017 à décembre 2018	MLR-ANN	RMSE=9,549% r >0,98%

I.11 Conclusion

En conclusion, l'énergie photovoltaïque représente un potentiel considérable pour l'Algérie en termes de production d'énergie propre et durable. Cependant, pour une intégration efficace de l'énergie photovoltaïque dans le réseau électrique national, il est crucial de disposer des techniques de prévision précises pour estimer la production photovoltaïque, les fluctuations naturelles de l'énergie solaire et les variations météorologiques peuvent entraîner des variations significatives dans la production d'électricité photovoltaïque. Par conséquent, les techniques de prévisions jouent un rôle essentiel dans la planification et la gestion optimale de l'énergie photovoltaïque en Algérie.

Chapitre II

PRÉSENTATION DE LA MÉTHODOLOGIE DE TRAVAIL, DESCRIPTION DE LA CENTRALE ET ANALYSE DES DONNÉES

II.1 Introduction

Le développement d'un modèle de prévision du productible d'une centrale PV connectée au réseau repose sur deux parties : la première consiste à définir l'approche, le modèle et les différentes étapes de travail tandis que la deuxième repose sur la centrale elle-même, la compréhension de son mode de fonctionnement, la collecte de ses données et surtout leur traitement et leur préparation en vue de les exploiter pour l'apprentissage du modèle. Ainsi, le présent chapitre établit le cadre conceptuel et technique nécessaire pour comprendre les différentes étapes de développement du modèle et les résultats obtenus.

Dans ce qui suit, nous présentons la méthodologie de travail, la description détaillée de la centrale étudiée. Cela comprend une présentation de son architecture, de ses composants clés et de son fonctionnement global. Enfin, nous abordons l'aspect analyse des données recueillis. Il s'agit d'une exploration systématique de l'ensemble de données disponibles.

II.2 Présentation de la méthodologie de travail

La méthodologie de travail joue un rôle essentiel dans toute étude scientifique. Elle permet de présenter les différentes étapes suivies pour mener à bien l'étude et d'expliquer les différents choix. La méthodologie adoptée repose sur les étapes suivantes :

- Choix de la centrale photovoltaïque
- Collecte des données et leur analyse
- Développement du modèle neuronal (choix de la topologie, apprentissage, validation)

- 1) **Choix de la centrale PV connectée au réseau** : l'objectif principal est de créer un modèle neuronal capable de prédire et d'estimer la production d'une centrale photovoltaïque connectée au réseau de distribution électrique. Le choix s'est porté sur une centrale installée dans la wilaya de Laghouat en Algérie. Pour atteindre cet objectif, nous disposons de bases de données de notre centrale, couvrant une période de deux ans, de 2019 à 2020. Ce choix a été dicté par la disponibilité des données.
- 2) **Etude de la centrale** : durant cette étape, nous avons étudié la centrale choisie dans l'étape 1. Cette étude nous a permis de comprendre le plan de la centrale et son

fonctionnement. Nous avons procédé par la suite à l'étude de sa base de données et à son traitement.

- 3) **Développement du modèle neuronal** : Une fois les données préparées et les caractéristiques sélectionnées, nous avons procédé au développement d'un modèle neuronal adapté à notre problème de prédiction. Les réseaux de neurones, sont connus pour leur capacité à modéliser des relations complexes et sont donc couramment utilisés dans les problèmes de prédiction. Pour le développement du modèle, nous avons divisé nos données en ensembles d'entraînement, de test et de validation.

L'ensemble de données entraînement et test ont été utilisés pour l'apprentissage du modèle neuronal tandis que l'ensemble de validation a été utilisé pour évaluer ses performances et sa capacité à généraliser sur de nouvelles données grâce aux différents métriques d'évaluation tels que l'erreur moyenne absolue (MAE), l'erreur quadratique moyenne (RMSE) pour mesurer à quel point notre modèle était capable de prédire avec précision la production de la centrale.

La figure II.1 ci-après présente les étapes suivies pour obtenir les résultats souhaités :

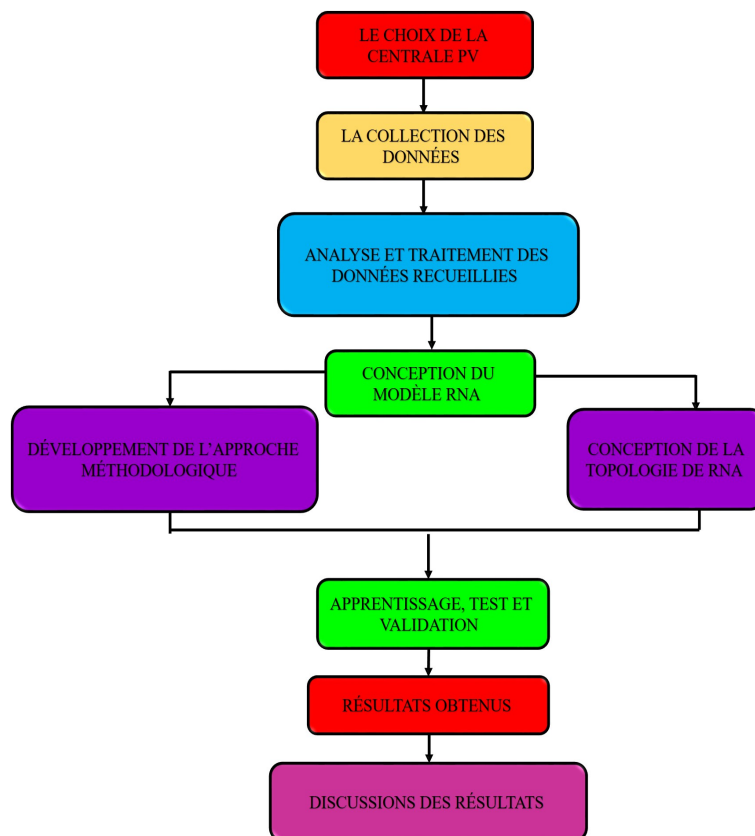


FIGURE II.1 — La méthodologie de travail

II.2.1 Le choix de la centrale

La centrale de Leghouat (El Kheng) à été choisie comme zone d'étude pour plusieurs raisons pertinentes, Tout d'abord, Leghouat est une region connue pour son fort ensoleillement, ce qui en fait un emplacement idéal pour étudier l'énergie photovoltaïque, sa puissance nominale et de 60 MW et donc la plus grande sur le territoire national, donc elle a le plus grand effet sur le réseau électrique en la comparant avec d'autres centrales PV. De plus, la centrale de Leghouat (EL Kheng) présente des caractéristiques techniques intéressantes, elle est équipée de technologie solaire avancées et représente un exemple concret de l'utilisation de l'énergie solaire à grande échelle. Et aussi, la disponibilité des données de la centrale de Leghouat à joué un rôle déterminant dans notre décision, nous avons eu accès à un ensemble de données complète et fiable, comprenant des mesures précises de l'éclairage solaire sur une période significative. Cela nous a permis d'effectuer une analyse approfondie et rigoureuse des données, ce qui est essentiel pour le développement d'un modèle prédictif précis et fiable. En somme, le choix de la centrale de Leghouat (El Kheng) comme cas d'étude est motivée par son ensoleillement élevé, ces caractéristiques techniques avancées et la disponibilité des données pertinentes.

II.2.2 Les données

La collecte de données météorologiques dans une centrale photovoltaïque revêt une importance primordiale pour évaluer et optimiser ses performances. Des données météorologiques précises et fiables permettent de comprendre les conditions environnementales dans lesquelles la centrale fonctionne et d'analyser leur impact sur la production d'énergie solaire. Pour collecter ces données, différents capteurs et instruments sont généralement déployés sur le site de la centrale, Parmi les mesures couramment effectuées on trouve :

- L'irradiation solaire global
- La température ambiante T_{amb}
- La vitesse et la direction du vent
- L'humidité relative
- La pression atmosphérique

II.2.3 Analyse et traitement des données

L'analyse et le traitement des données météorologiques recueillies dans une centrale photovoltaïque sont des étapes essentielles pour extraire des informations exploitables et

prendre des décisions éclairées, une fois les données collectées, elles doivent être préparées et traitées de manière à faciliter leurs interprétations et leurs utilisations. Pour une première étape on nettoie les données en éliminant les valeurs aberrantes et les incohérences. Des techniques statistiques et d'analyses des données vont être appliquées pour extraire des informations significatives à partir des données brutes.

II.2.4 Conception du modèle RNA

La conception du modèle neuronal est fortement liée au fonctionnement du système, dans notre cas il s'agit d'une centrale PV connectée au réseau électrique, et des données disponibles. Cette conception se déploie en trois grands volets qui sont :

- 1. Le développement de l'approche de modélisation :** Cela consiste à déterminer les entrées et les sorties du modèle en répondant à la question suivante : qu'elles sont les informations nécessaires au modèle pour apprendre à prédire le productible d'une centrale PV ?
- 2. Le choix de la topologie du RNA :** Cela consiste en la définition de l'architecture de réseau, c'est à dire le nombre de couches de neurones, le nombre de neurones dans chaque couche et les fonctions d'activation.
- 3. L'apprentissage et la validation du modèle neuronal :** Une fois l'architecture définie, l'entraînement du modèle à partir des données d'entrées/sorties peut commencer. Lors de l'entraînement du modèle, il est important de diviser les données en ensemble d'apprentissage, de test et de validation. Une fois le modèle RNA entraîné, il peut être utilisé pour effectuer des prévisions sur des nouvelles données en entrée.

Celle-là comprend plusieurs étapes, telque la définition de l'architecture de réseau, c'est-à-dire le nombre de couches de neurones et le nombre de neurones dans chaque couche ainsi que le poids et le biais de neurones du réseau.

Une fois l'architecture et l'initialisation des poids et biais définis, on passe a l'entraînement du modèle à partir des données et de sorties bien choisies. Lors de l'entraînement du modèl, il est important de diviser les données en ensemble d'apprentissage, de validation et de test. Une fois le modèle RNA entraîné, il peut être utiliser pour effectuer des prévisions sur des nouvelles données d'entrée.

II.3 Présentation et description de la centrale Laghouat

Les informations incluses dans cette section ont été collectées durant mon stage à SO-NELGAZ énergies renouvelables. La centrale PV de Laghouat est constituée de deux centrales, El Kheng 1 et 2.

II.3.1 La position géographique

Les deux centrales PV, El Kheng 1 et 2, sont installées dans la commune de El Kheng, une commune de la wilaya de Laghouat et dont les coordonnées géographiques sont listées dans le tableau II.1. il à noter que cette commune est caractérisée par un climat aride avec des températures élevées toute au long de l'année [4].

TABLEAU II.1 — Localisation de la région de El kheng [32]

Région	Latitude	Longétude	Altitude
El kheng 1 et 2	35,06029° ou 35°3'37" nord	1,19874° ou 1°11'56" est	1212 mètres (3976 pieds)

Dans la région d'El Kheng, les coordonnées géographiques indiquent sa position. Sa latitude est de 35,06029 degrés nord ou 35°3'37" nord, tandis que sa longitude est de 1,19874 degrés est ou 1°11'56" est. En ce qui concerne l'altitude, la région d'El Kheng se situe à 1212 mètres (3976 pieds) au-dessus du niveau de la mer. Ces détails fournissent des informations précises sur la localisation géographique de la région d'El Kheng.

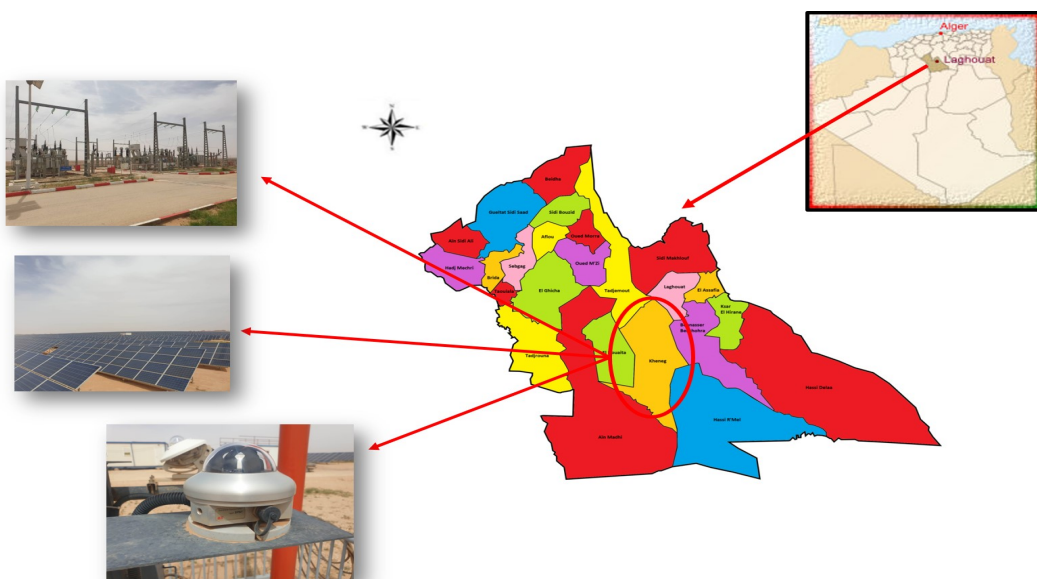


FIGURE II.2 — La position géographique de la centrale PV de El kheng

II.3.2 La centrale PV El Kheng 1

La capacité de la centrale est de 20 MWc. Elle est constituée d'un total de 160 160 siliciums poly cristallins. Le silicium polycristallin est un matériau couramment utilisé dans la fabrication de panneaux solaires en raison de son coût relativement bas et de ses bonnes performances. L'électricité générée est ensuite injectée dans le réseau de transport à une tension de 60 kV. Les caractéristiques de la centrale sont les suivantes :

- Type de l'installation : Centrale photovoltaïque.
- Puissance nominale (de crête) : 20020 KWc.
- Puissance totale des onduleurs (coté CA) : 20000 kVa.
- Rendement global de la centrale : environ 11.93
- Nombre des panneaux PV : 160160 siliciums poly-cristallin.
- Type de support : Structures fixes
- Tension de sortie : 60kv.
- L'énergie produite par la centrale de El-Kheng sera évacuée sur le réseau de transport 60 kV à travers un poste d'évacuation.
- L'interconnexion avec le réseau est à travers une cellule avec interrupteur-sectionnaire. Il sera également prévu une cellule de mesure de tension coté réseau.
- Le raccordement entre le poste d'évacuation et la ligne, sera réalisé en câble.
- Énergie primaire utilisée : Soleil.
- Énergie de secours le cas échéant : pas de source.

TABLEAU II.2 — Caractéristiques générales de la centrale PV El Kheng 1

A- Panneaux en silicium polycristallin	
Type	YL 245P-29b
Puissance nominale maximale (Pmax)	25 Wc
Rendement par panneau	>15,3%
B- Onduleurs	
Type	SUNGROW-SG 500MX
Quantité	40
Rendement max à la puissance nominale	98,7%
C- Transformateur de puissance principale	
Désignation	30 kV
Type	SGB VEY08266
Isolement	sec, classe F
Enroulements	Aluminium classe E2, C2, F1
D- Transformateur auxiliaire	
Type	sec (air)
Enroulement	Cuivre
Isolement	classe F
Puissance nominale	160 kVA

II.3.3 La centrale photovoltaïque El kheng 2

La centrale El Kheng 2 a une capacité de 40 MW et présentent les caractéristiques suivantes :

- Type de l'installation : Centrale photovoltaïque.
- Puissance nominale (de crête) : 40040 KWc.
- Puissance totale des onduleurs (coté CA) : 40 000kVA.
- Rendement global de la centrale : environ 11.93
- Nombre des panneaux PV : 160160 en silicium poly-cristallin.

- type de support : Structures fixes
- Tension de sortie : 60kV.
- Énergie primaire utilisée : Soleil.
- Énergie de secours le cas échéant : pas de source .

TABLEAU II.3 — Caractéristiques générales de la centrale PV El Kheng 2

A- Panneaux en silicium polycristallin	
Type	YL 245P-29b
Puissance nominale maximale (Pmax)	250 Wc
Rendement par panneau	>15,3%
B- Onduleurs	
Type	TBEA-TC 500KH
Quantité	40
Puissance nominale coté CC	500 kW
Poids	1800 kg
C- Transformateur de puissance principale 30/60 kV	
Désignation	60kV
Type	SFZ11-20000/60
Quantité	3
Isolement	à bain d'huile, classe
Enroulements	Aluminium classe E2, C2, F1
D-Transformateur auxiliaire	
Type	SC10-160/31.5/0.4
Enroulement	Casse F
Isolement	Cuivre
Puissance nominale	160 kVA

L'énergie produite par la centrale de Laghouat sera évacuée sur le réseau de transport 60kV à travers une sous station 60/30 kV. L'interconnexion avec le réseau est à travers une travée 60 kV avec un disjoncteur-sectionneur. Il sera également prévu une cellule de mesure de tension coté réseau. Le raccordement entre le poste d'évacuation et la ligne, sera réalisé en câble.

II.4 Présentation et analyse des données

Les données sont mesurées à l'aide d'une station météorologique (Figure II.3) équipée de capteurs de mesure permettant de mesurer différents paramètres météorologiques tels que le rayonnement solaire global, la température ambiante, l'humidité relative, la pression atmosphérique, la vitesse et la direction du vent et la pluviométrie. Ces capteurs sont positionnés dans un emplacement stratégique pour assurer une mesure précise et représentative. Les données collectées par les capteurs sont envoyées à une unité de collecte des données, c'est un enregistreur. Il est responsable de l'acquisition, de l'enregistrement et la transmission des données vers le système de gestion centralisé.



FIGURE II.3 — La station météorologique

Lors de stage effectuée a la direction générale de Sonelgaz énergies renouvelables, on avait l'accès a un ensemble de données météorologique, parmi ces données là celle de la centrale de Laghouat. Les données avant traitement se présente dans un tableau EXCEL (Figure II.4)

Remarque : l'objectif de cette présentation des données météorologique brutes est de fournir une vision claire et concise des mesures effectuées avant tous traitement ou analyse ultérieurs.

Les mesures de la centrale sont enregistrées chaque jour pendant un mois dans toute l'année de 06h00 de matin jusqu'à 20h00 de soir.

	A	B	C	D	E
1		Centrale de LAGHOUAT	Puissance Totale(KW)	G (W/m ²)	T° (°C)
2	01/01/2019	06:00	-280	0	1,3
3	01/01/2019	06:30	-300	0	0,8
4	01/01/2019	07:00	-290	0	1,6
5	01/01/2019	07:30	-280	4	1,8
6	01/01/2019	08:00	50	8,8	2,1
7	01/01/2019	08:30	6450	55,6	2,7
8	01/01/2019	09:00	13700	122,1	4
9	01/01/2019	09:30	28350	238	5,5
10	01/01/2019	10:00	34550	343	6,7
11	01/01/2019	10:30	39180	420,6	8,4
12	01/01/2019	11:00	40950	502	10,2
13	01/01/2019	11:30	44610	550,1	12,5
14	01/01/2019	12:00	45000	600,2	14
15	01/01/2019	12:30	45870	624,8	15,1
16	01/01/2019	13:00	46570	583,5	14,3
17	01/01/2019	13:30	45430	575,2	15,4
18	01/01/2019	14:00	42950	581,4	17
19	01/01/2019	14:30	39440	507,6	17,1
20	01/01/2019	15:00	37020	478,8	17,1
21	01/01/2019	15:30	33450	410,8	17,7
22	01/01/2019	16:00	28190	328,6	18,3
23	01/01/2019	16:30	17530	233,2	17,8
24	01/01/2019	17:00	8440	127,7	17
25	01/01/2019	17:30	850	31,1	15,7
26	01/01/2019	18:00	-320	9,4	12,2
27	01/01/2019	18:30	-280	6,7	10,6
28	01/01/2019	19:00	-280	2	9,8
29	01/01/2019	19:30	-280	0	9,5
30	01/01/2019	20:00	-280	0	8,5
31	02/01/2019	06:00	-280	0	0,0
32	02/01/2019	06:30	-280	0	0,1
33	02/01/2019	07:00	-280	0	0
34	02/01/2019	07:30	-280	4	-0,4
35	02/01/2019	08:00	130	11,5	-0,3
36	02/01/2019	08:30	6800	58,7	0,2
37	02/01/2019	09:00	14070	82,1	1,4
38	02/01/2019	09:30	27440	236,7	4,0
39	02/01/2019	10:00	34430	338,2	7,8

FIGURE II.4 — Données météorologique de la centrale PV de Lagouat (Année 2019)

Les données présentées ci-dessus contient plusieurs paramètres mesurés par la station météorologique qui sont :

TABLEAU II.4 — Paramètres mesurés par la station météorologique

Paramètre	Signe	Unité
Puissance	P	kW
Rayonnement global	G	W/m ²
Température	T	°C
Vitesse de vent	V	m/s
Humidité	H	%
Pression atmosphérique	Patm	hPa

Comme on peut voir la variation des quelques paramètres météorologique pendant la journée (exemple : 01/01/2019) ; telle que la figure ci-dessous (Figure II.5) montre la variation de la température, de la pression atmosphérique, du rayonnement et de l'humidité en fonction du temps.

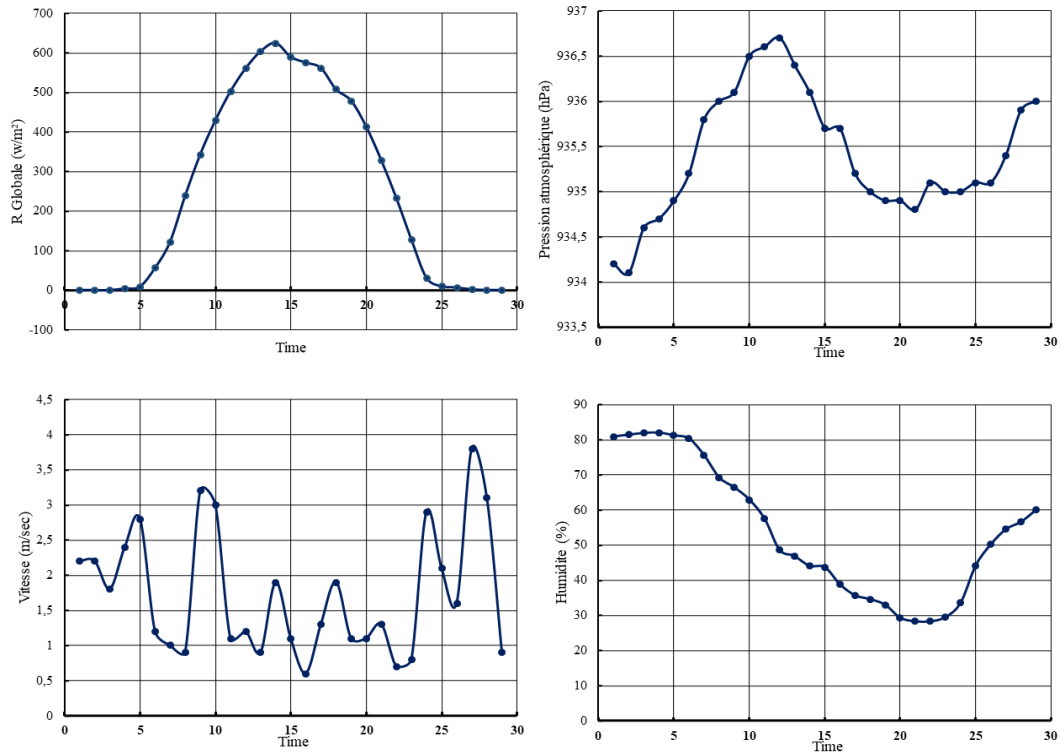


FIGURE II.5 — Variation des paramètres météorologique

Après avoir analyser et traiter et organiser les données d'une façon a bien les exploiter pour prévoir la production de la centrale, le tableau EXCEL a eu la forme suivante :

Centrale de LAGHOUAT	Puissance Totale(KW)	R (W/m ²)	T° (°C)
06 h:00	-290	0	1,3
06 h:30	-300	0	0,9
07 h:00	-290	0	1,6
07 h:30	-290	4	1,8
08 h:00	50	8,8	2,1
08 h:30	6450	55,6	2,7
09 h:00	13700	122,1	4
09 h:30	26990	238	5,5
10 h:00	34560	343	6,7
10 h:30	39190	428,6	8,4
11 h:00	40960	502	10,2
11 h:30	44610	560,1	12,5
12 h:00	45100	603,3	14
12 h:30	45870	624,8	15,1
13 h:00	46570	589,5	14,3
13 h:30	45430	575,2	15,4
14 h:00	42960	561,4	17
14 h:30	39440	507,6	17,1
15 h:00	37020	478,8	17,1
15 h:30	33450	413,8	17,7
16 h:00	29190	328,6	18,3
16 h:30	17500	233,2	17,0

FIGURE II.6 — La base de données traitée et réorganisée

Les données mensuelles révèlent une dynamique saisonnière, avec des valeurs fluctuant entre des niveaux élevés et des niveaux légèrement inférieurs. Durant les mois d'hiver, la production a atteint des sommets plus modestes, reflétant une exposition solaire limitée et des conditions météorologiques moins favorables. Cependant, à mesure que les saisons avançaient vers l'été, la centrale a été en mesure de capitaliser sur des périodes d'ensoleillement prolongées, atteignant ainsi des niveaux de puissance plus élevés. Ces résultats soulignent l'importance de prendre en compte les variations saisonnières lors de l'évaluation de la performance des installations solaires, ainsi que la nécessité d'une planification et d'une gestion efficaces pour optimiser la production d'énergie photovoltaïque tout au long de l'année. Comme on peut les voir sur les figures ci-dessous (Figure II.7 et II.8) respectivement.

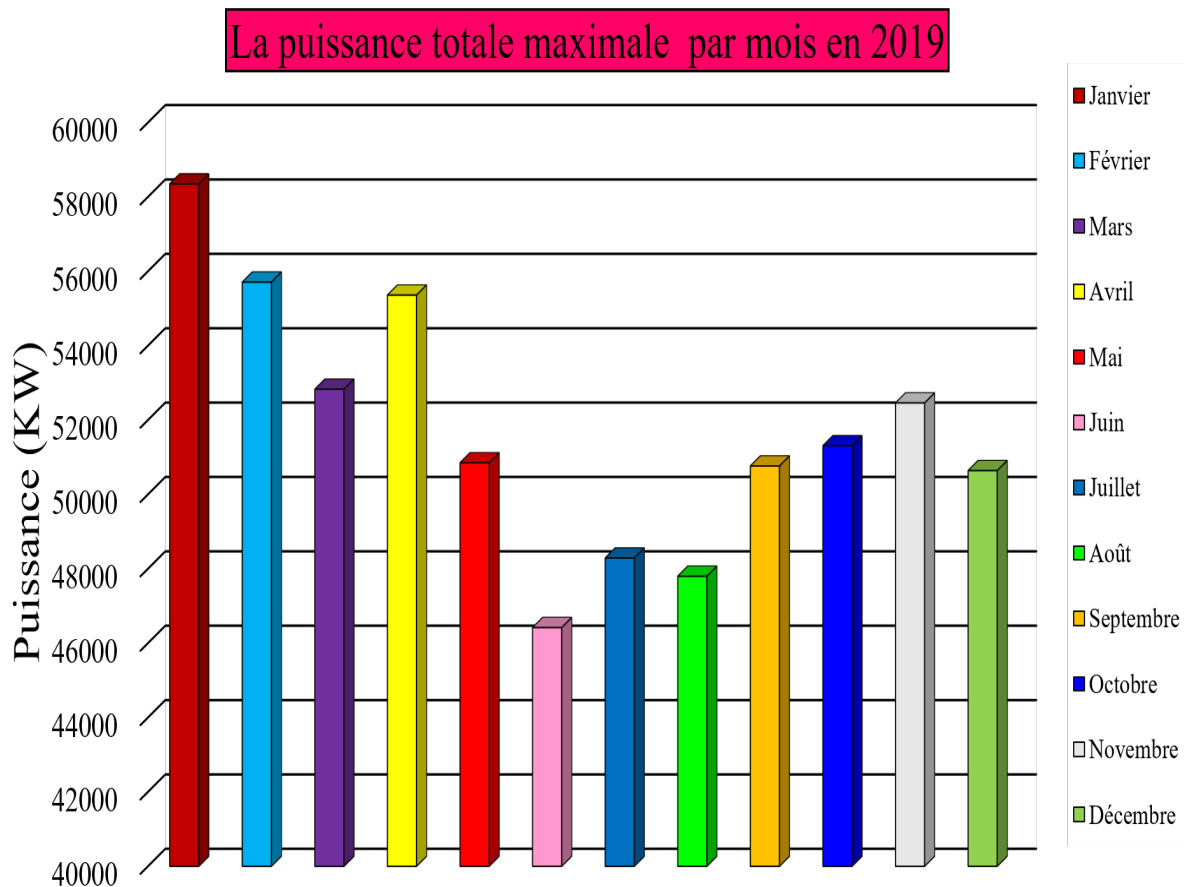


FIGURE II.7 — La puissance totale maximale par mois en 2019

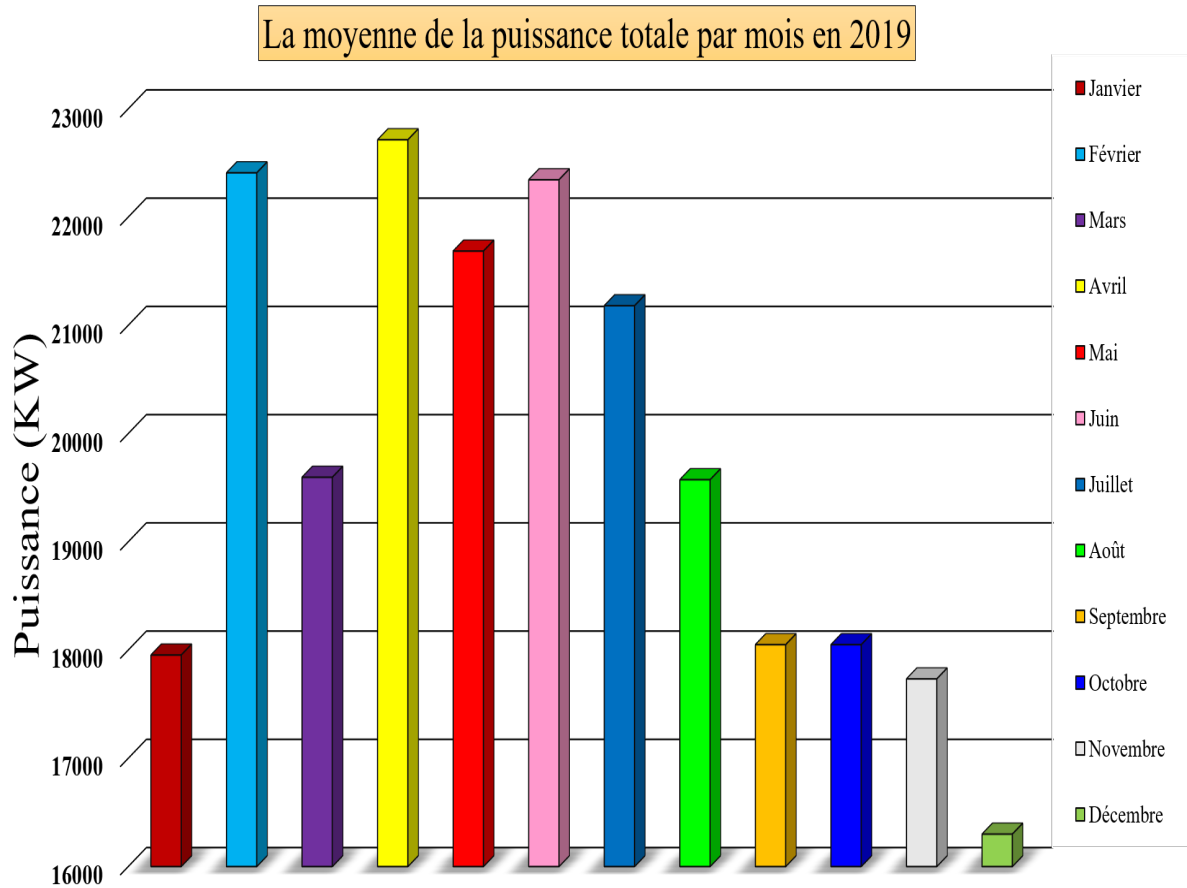


FIGURE II.8 — La moyenne de la puissance totale par mois en 2019

II.5 Analyse de la variabilité du productible des centrales PV

L'analyse de la variabilité du productible consiste à étudier les fluctuations de la production d'électricité solaire au fil du temps, cette analyse permet de mieux appréhender des facteurs qui influent sur la performance des installations photovoltaïques et d'identifier les sources de variabilité. D'après la variation de la production d'électricité de la centrales PV de El kheng (Laghouat) comme on peut la constater sur la figure ci-dessous qui s'agit de la variation de la puissance produite par la centrale pendant un an (2019) on distingue que la production est très variable dans le temps.

Les tendances contradictoires observées dans les Figures II.9 et II.10 sont dues à l'interaction de deux facteurs : la corrélation positive entre le rayonnement et la puissance de sortie, ainsi que l'impact négatif de la température sur l'efficacité des panneaux.

Dans la figure II.9 , une augmentation du rayonnement solaire entraîne une augmentation de la puissance de sortie des panneaux photovoltaïques. Cependant, dans la figure II.10, l'augmentation de la température diminue l'efficacité des panneaux, ce qui réduit la puissance de sortie pour un même niveau de rayonnement.

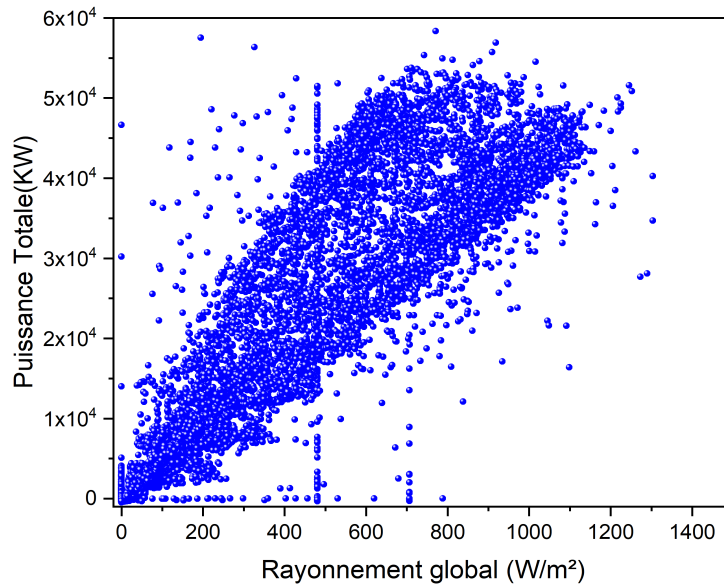


FIGURE II.9 — Corrélation entre le rayonnement et la puissance

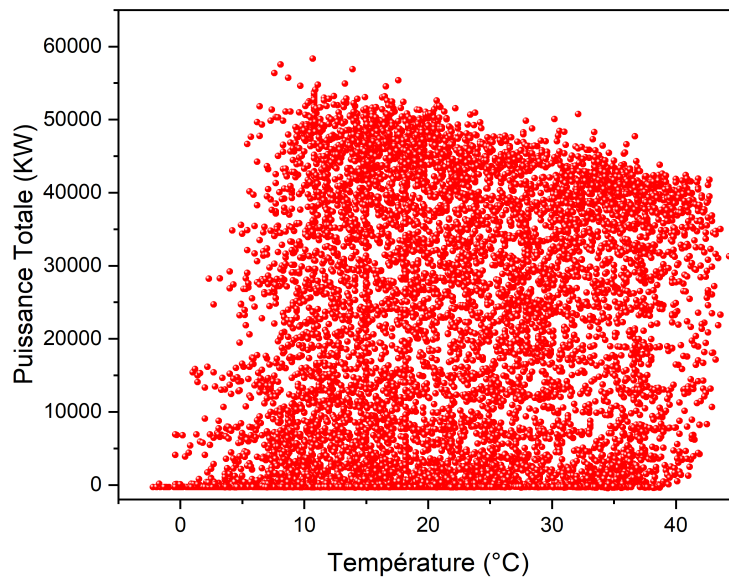


FIGURE II.10 — Corrélation entre le temperatur et la puissance

La température peut varier considérablement pour un niveau de puissance donné en raison de divers facteurs environnementaux et opérationnels. Il est essentiel de comprendre ces relations complexes entre le rayonnement, la température et la puissance de sortie pour une modélisation précise et des prédictions fiables des performances des parcs photovoltaïques.

II.6 Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons présenté la méthodologie de travail et expliqué ses étapes. C'était l'occasion aussi de présenter et de décrire la centrale PV de Laghouat dont la capacité est de 60MW. Un intérêt particulier a été donné aux données, à la description de leur collecte, leur présentation et leur traitement. Nous avons par la suite étudié et analysé la variabilité du productible de la centrale pour identifier les facteurs les plus influents sur sa production et qui sont utiles pour la conception du modèle de prédiction. Les résultats de cette analyse sont directement exploités dans le chapitre suivant.

Chapitre III

RÉSULTATS ET DISCUSSIONS

III.1 Introduction

Ce chapitre se concentre sur la présentation du modèle de prévision de la production de la centrale photovoltaïque de Laghouat. Ainsi, la topologie du RNA, les données utilisées, les entrées/sorties du RNA y sont présentés et décrit. Les sections suivantes sont consacrées à la présentation des données, la description des modèles de prévision, les étapes de conception des modèles.

Les résultats obtenus sont ensuite présentés et interprétés pour évaluer les performances du modèle de prévision.

III.2 Présentation des données

La base de données brute couvre deux années de fonctionnement de la centrale PV de janvier 2019 à décembre 2020 avec un pas de mesure égal à une demi-heure. Avant leur exploitation, ces données ont été traitées. Trois transformations principales ont été effectuées dans la première phase de préparation des données. L'ordre de transformation des données brutes est le suivant :

1. La concaténation des mesures journalières en un seul fichier.
2. L'élimination de valeurs aberrantes.
3. La normalisation.
4. La division des données en trois groupes ; entraînement, test et validation.

III.2.1 La concaténation des données

Ainsi les mesures enregistrées dans des fichiers Excel, couvrant chacun, une journée de fonctionnement ont été concaténé pour avoir un seul fichier facilement exploitable. Cela a permis d'alléger le temps de manipulation des données et leur analyse.

La Figure III.1 illustre la variation de la puissance générée par la centrale durant cette période d'étude tandis que la Figure III.2 représente l'évolution de l'éclairement et de la température ambiante.

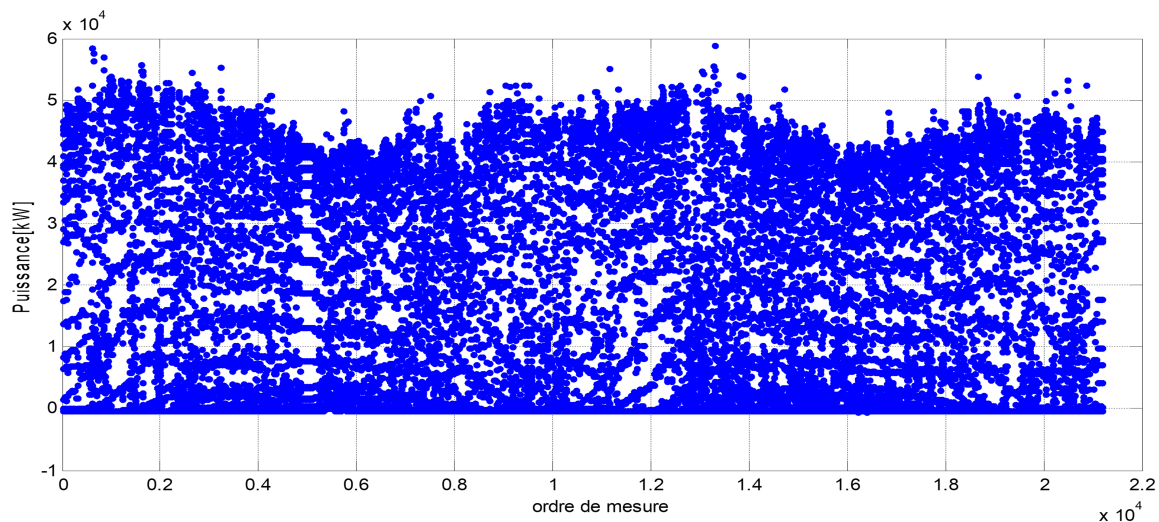
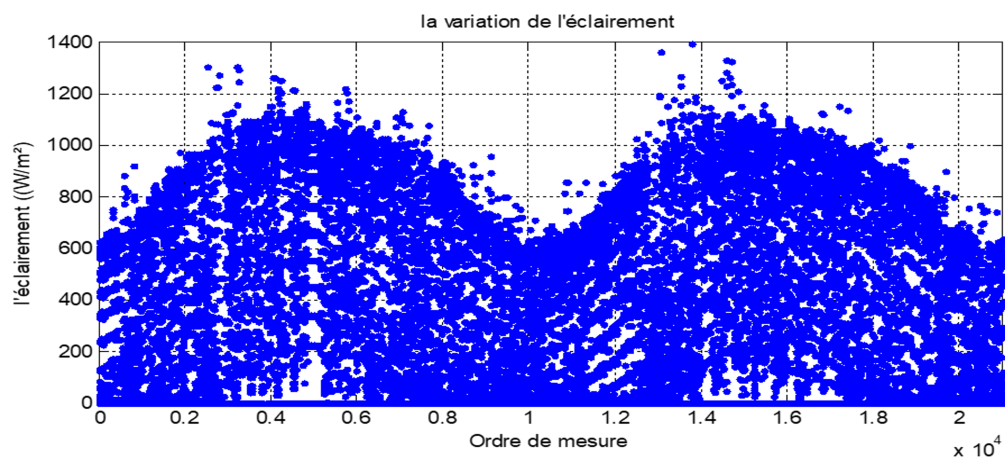
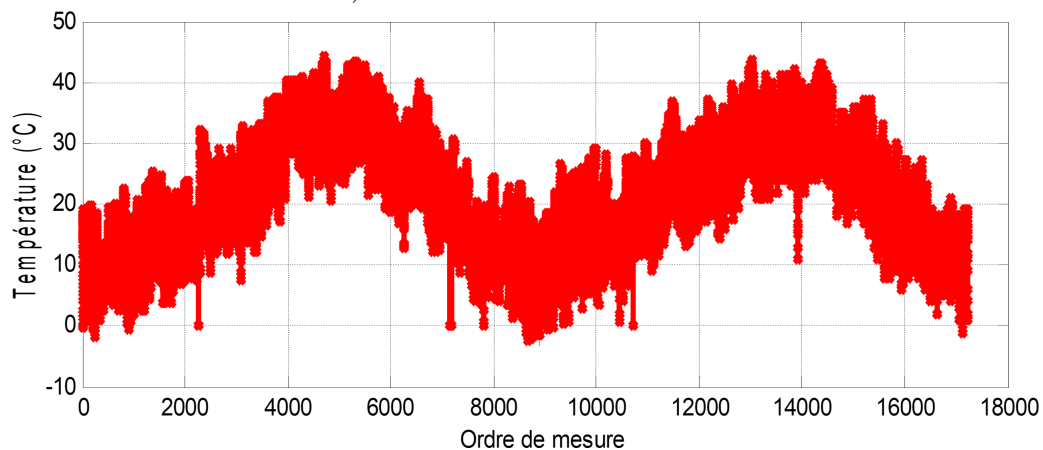


FIGURE III.1 — La variation de la puissance photovoltaïque pendant 2 ans



a)Évolution de l'éclairement



b)Évolution de la température ambiante

FIGURE III.2 — La variation de l'éclairement et de la température ambiante pendant 2 ans.

Pour mieux voir cette variation la Figure III.3 illustre la puissance photovoltaïque pendant un mois tandis que la Figure III.4 représente les mesures de l'éclairement et de la température ambiante pendant cette même période.

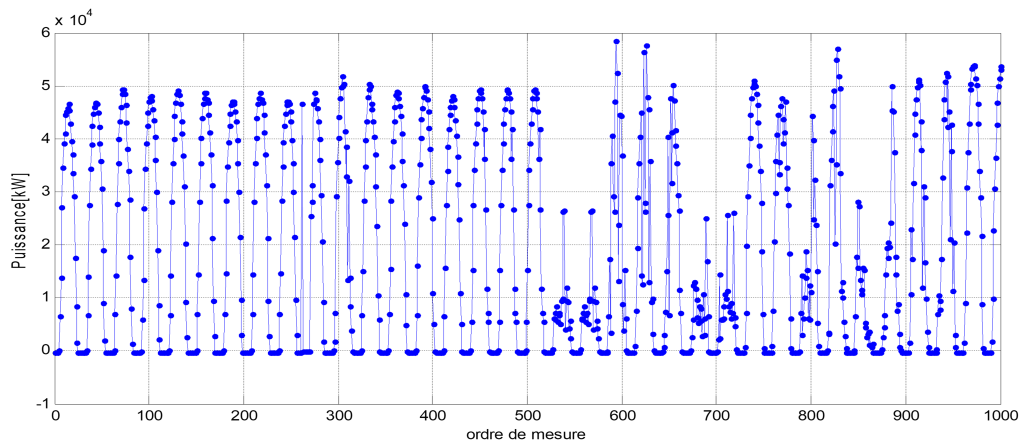
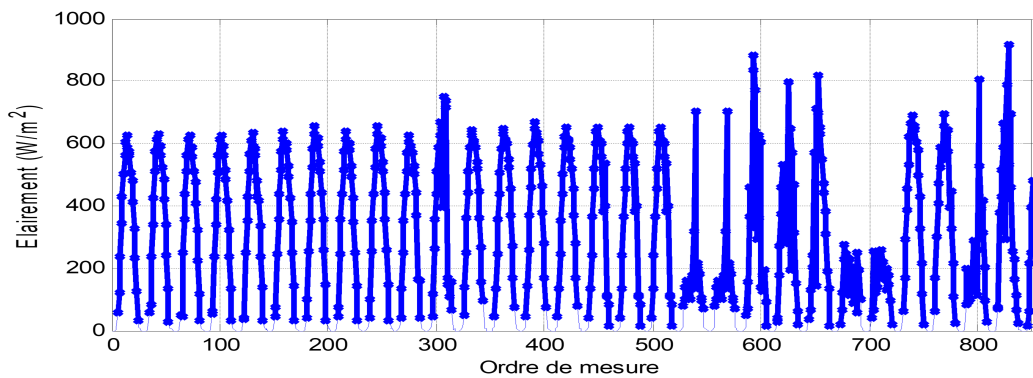
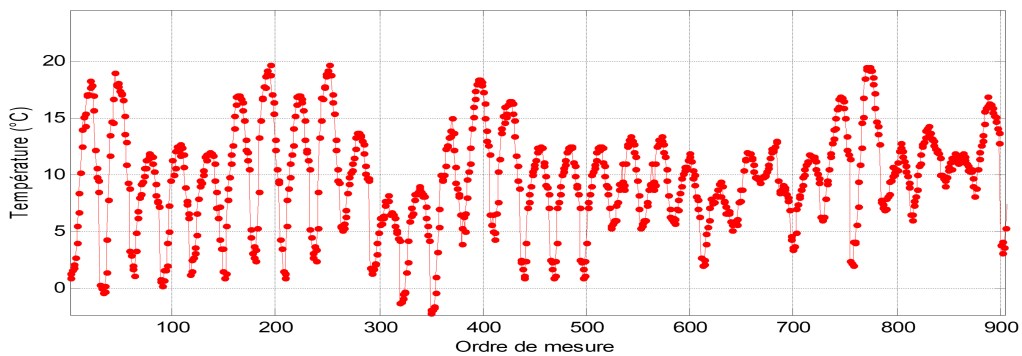


FIGURE III.3 — La puissance PV pendant un mois (le mois de janvier)



a) Évolution de l'éclairement



b) Évolution de la température ambiante

FIGURE III.4 — La variation de l'éclairement et de la température ambiante pendant un mois (le mois de janvier)

III.2.2 L'élimination des valeurs aberrantes

Dans la Figure III.3, on peut aisément remarquer que les données contiennent des valeurs négatives qui coïncident généralement avec la période de la nuit. Un programme a été développé pour détecter ces valeurs puis les éliminer de la base de données. Ainsi **3967 valeurs** ont été identifiées et éliminées.

III.2.3 La normalisation des données

Les entrées des neurones doivent être normalisées afin d'éviter la saturation. En effet, les fonctions d'activation des neurones étant des fonctions d'écrêtage, elles risqueraient d'écrêter les entrées de grandes valeurs même différentes et leur feraient affecter des sorties égales. Ceci ralentirait la convergence de l'algorithme d'apprentissage et pourrait constituer une source de confusion comme illustré par la Figure III.5. Dans notre étude, les données ont été normalisées par l'équation III.1 afin qu'elle soit comprises entre $[-2$ et $2]$ comme la montre la Figure III.6.

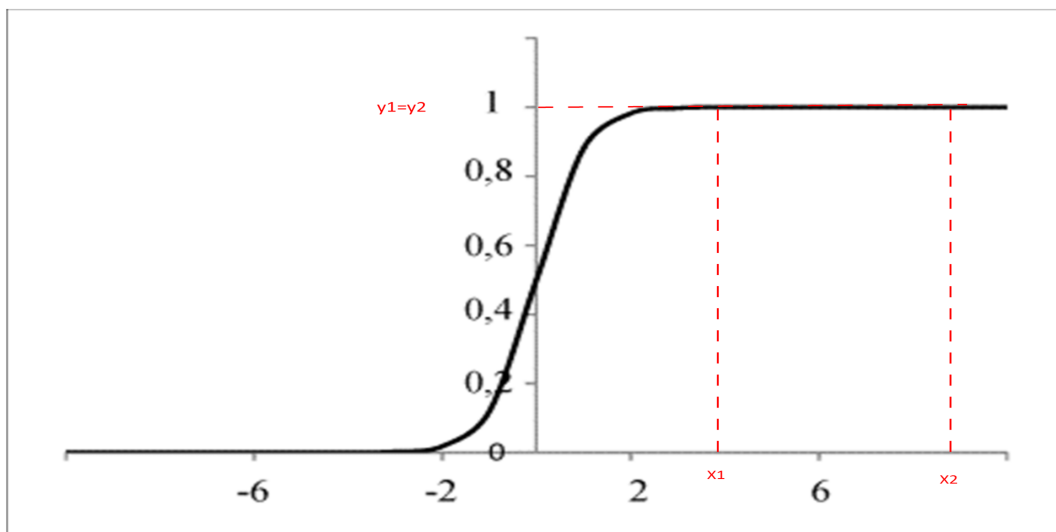


FIGURE III.5 — Ecrêtage des entrées par la fonction d'activation sigmoïdale unilatérale.

Pour calculer les données normalisées en utilisant la formule (III.1) suivent :

$$n_{data} = \frac{\text{valeurs} - \text{moyenne des valeurs}}{\text{l'cart type}} \quad (\text{III.1})$$

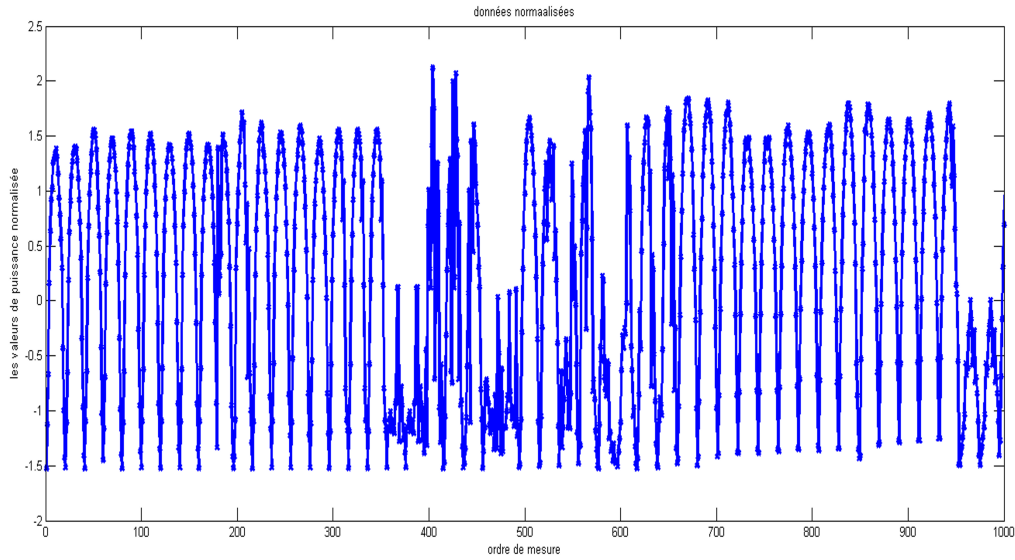


FIGURE III.6 — Les données normalisées

III.2.4 La répartition des données

Les données sont divisées en trois ensembles ; un ensemble d'entraînement, un ensemble de validation et un ensemble de test. L'ensemble des données d'apprentissage représente 50% des données, celui des tests 20% et celui de la validation 30%. Comme illustré par la Figure III.7.

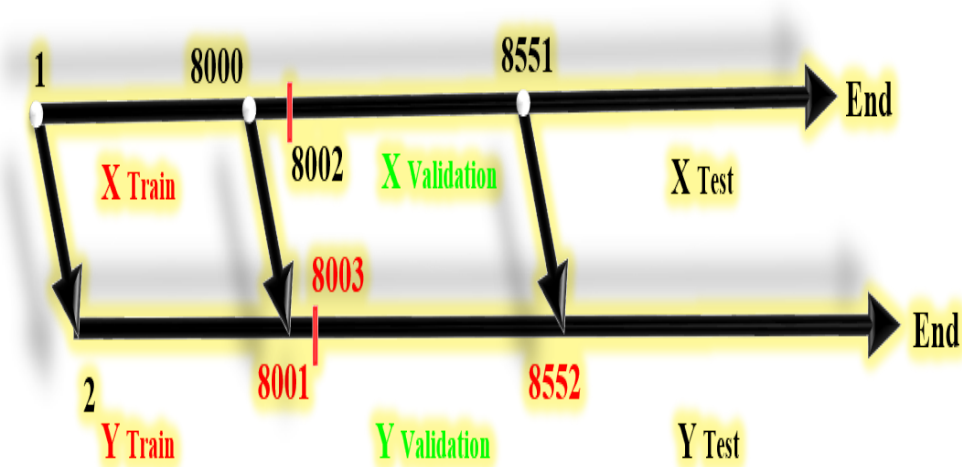


FIGURE III.7 — Representation de division des données

III.3 Conception du modèle neuronal

III.3.1 Etapes de conception du modèle

La conception du modèle neuronal passe par les étapes suivantes :

- 1) **Création du modèle RNA_MLP (multi layers perceptron)** : un modèle neuronal est créé en utilisant la fonction « newff » de Matlab, l'architecture de modèle est composée de la couche d'entrée, une seule couche de sortie et une seule couche cachée qui contient un nombre de neurones qui varie entre 1 et 20. Différentes architectures de réseaux sont testées pour trouver les meilleures performances.
 - La couche d'entrée reçoit la base de données qui contient 17230 échantillons traités des données de la centrale avec un pas de 30 min
 - La couche de sortie contient les données calculées.
 - La couche cachée qui relie les deux couches d'entrée et de sortie.

- 2) **Entraînement du modèle** : le modèle est entraîné en utilisant l'algorithme « trainlm » qui utilise la méthode de rétro-propagation du gradient pour ajuster les poids et les biais du RNA. Plusieurs tentatives ont été menées pour chercher le nombre de neurones optimal dans la couche cachée. Une fois le modèle entraîné, la meilleure architecture a été utilisée pour la prédiction.

- 3) **Prédiction des résultats** : le modèle entraîné est utilisé pour prédire la puissance totale sur l'ensemble de test.

- 4) **Dénormalisation des résultats** : les résultats prédits sont dénormalisés pour les ramener à l'échelle d'origine.

- 5) **Evaluation des performances** : les performances du modèle sont évaluées en comparant les valeurs prédites avec les valeurs réelles. Les mesures de performances telles que le coefficient de corrélation, l'erreur quadratique moyennes (RMSE) sont calculées.

- 6) **Affichage des résultats** : les résultats prédits et réelle sont affichés pour visualiser la précision du modèle.

Toutes ces étapes sont décrites par l'organigramme de la Figure III.8.

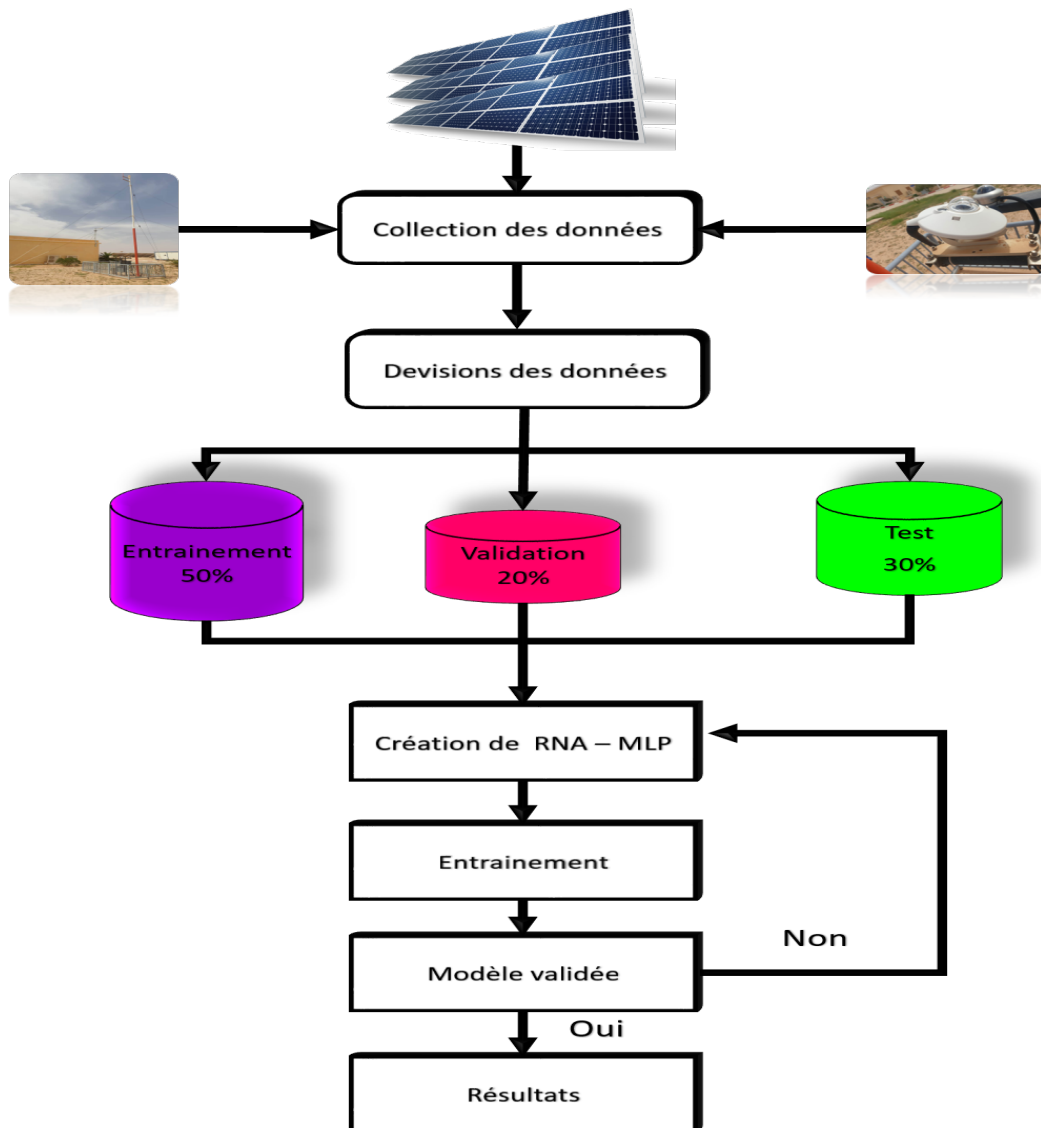


FIGURE III.8 — Organigramme de la résolution

III.3.2 Stratégies de prédiction

Pour avoir des meilleurs résultats et un modèle le plus fiable possible, nous avons testé deux topologies afin de choisir celle qui permet d'avoir l'erreur la plus petite à la sortie en fin d'apprentissage et de test. Les topologies testées sont les suivantes :

III.3.2.1 Le premier modèle

Ce modèle consiste à prédire la puissance totale de la centrale à l'instant $[t_j]$ en connaissant la puissance produite une demi-heure avant. C'est-à-dire à l'instant $[t_j-1]$. Le modèle se compose d'une seule couche d'entrée qui contient les valeurs historiques de la puissance PV et une couche cachée qui contient un nombre va-riable de neurones afin de choisir la bonne architecture comme illustrée dans les figures suivantes.

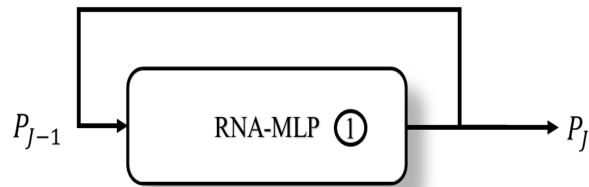


FIGURE III.9 — 1^{ere} stratégie de prédiction.

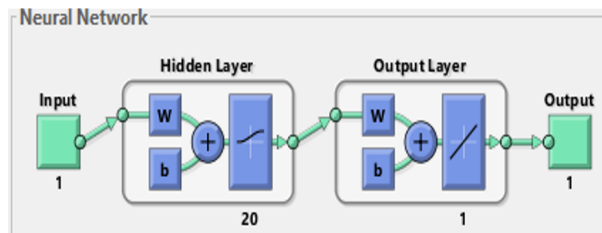


FIGURE III.10 — Le RNA -1-

Résultats du premier modèle :

Après avoir minutieusement entraîné ce modèle sur un ensemble de données Approprié, Le nombre de neurones dans la couche caché dont l'erreur est la plus petite est 8 et 12. Comme illustrée sur la Figure III.11 ci-dessous :

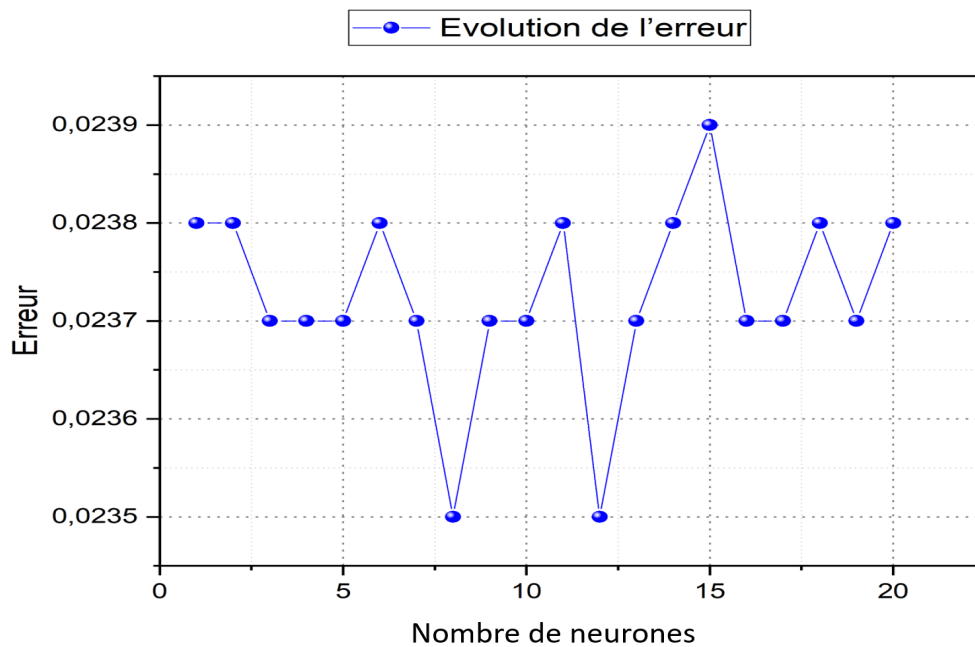


FIGURE III.11 — L'évolution de l'erreur en fonction de nombre de neurone dans la couche cachée

Le modèle étant validé, nous avons procédé à une évaluation rigoureuse de ses performances. Pour mesurer l'efficacité du modèle, nous avons utilisé des graphiques de cor-

relation pour visualiser les résultats. Comme on peut les voir sur la Figure III.12. Ces graphiques ont mis en évidence une relation linéaire étroite entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées. Les points forme un nuage linéaire qui confirme la capacité du modèle à prédire la puissance générée par la centrale PV. De plus, nous avons calculé plusieurs métriques clés, le RMSR (Root Mean Square Error) qui est égale à 0.006725 MW et le rRMSE (relative Root Mean Square Error) qui est égale à 27%. L'allure du nuage épais suggère que des améliorations pourraient être apportées au modèle. L'une des pistes d'amélioration serait d'envisager d'autres entrées qui pourraient rendre le modèle plus précis.

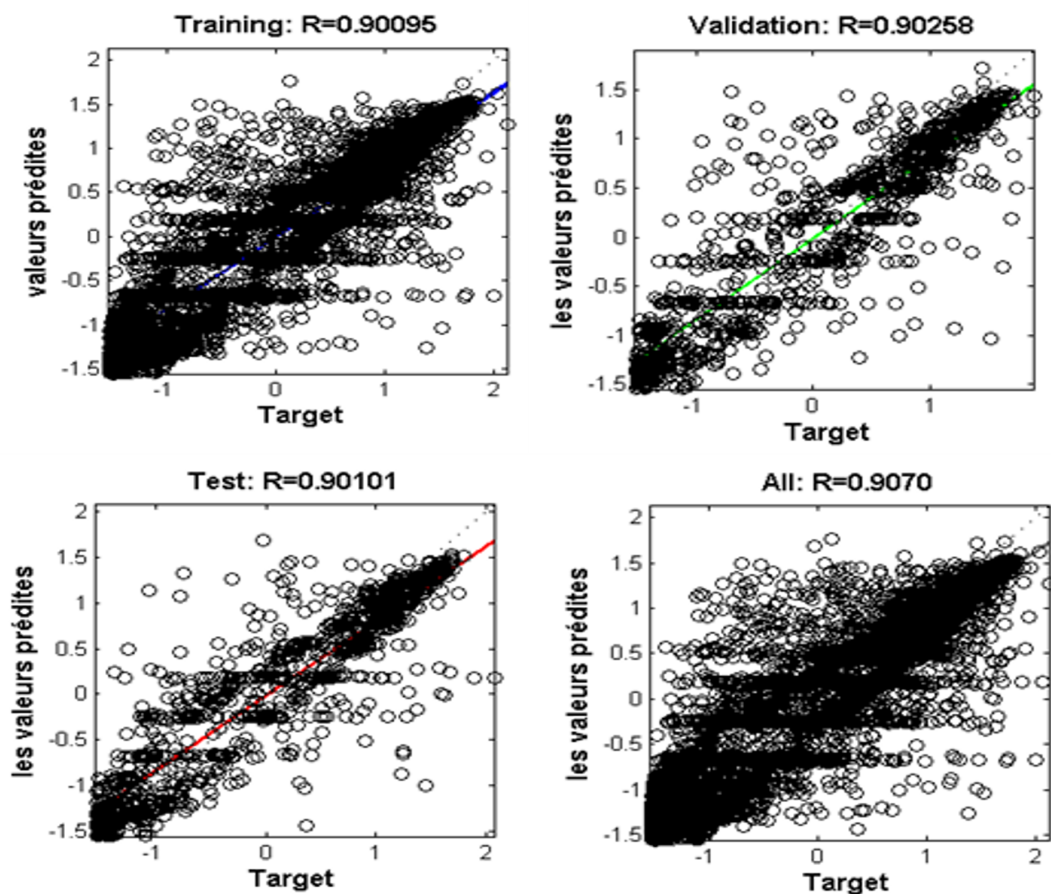


FIGURE III.12 — La corrélation entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées sur l'ensemble d'apprentissage, validation, test et tous le modèle

III.3.2.2 Le deuxième modèle :

Ce modèle consiste à prédire la puissance totale de la centrale au temps t_j de en fonctions des données correspondant à l'instant t_{j-1} . Le modèle se compose de deux neurones à la couche d'entrée qui correspondent aux valeurs de la puissance PV et celles du rayonnement Globale G et une couche cachée qui contient un nombre variable de neurones afin de choisir la bonne architecture comme illustrée dans les figures suivantes :

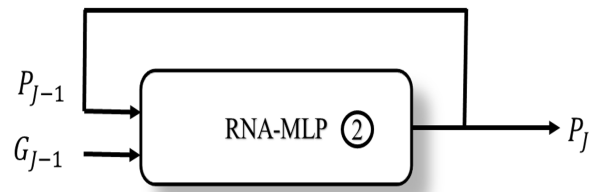


FIGURE III.13 — 2^{eme} stratégie de prédiction.

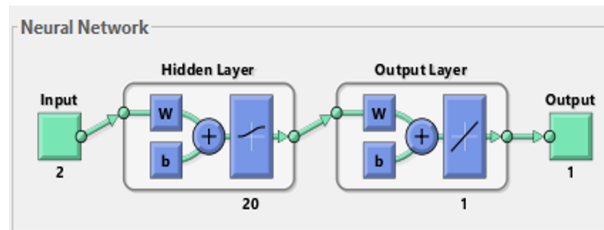


FIGURE III.14 — L'architecture du modèle RNA -2-

Résultats du deuxième modèle :

Après avoir également entraîné ce modèle sur un ensemble de données approprié qui contient les mesures de la puissance et du rayonnement, le nombre de neurones dans la couche cachée dont l'erreur est la plus petite est 16 comme illustrée par la Figure III.15. Puis on a procédé à une évaluation rigoureuse des performances, pour mesurer l'efficacité du modèle, on a utilisé également des graphiques de corrélation entre les valeurs prédites par le RNA et les valeurs mesurées réelles. Les résultats sont illustrés par la Figure III.16.

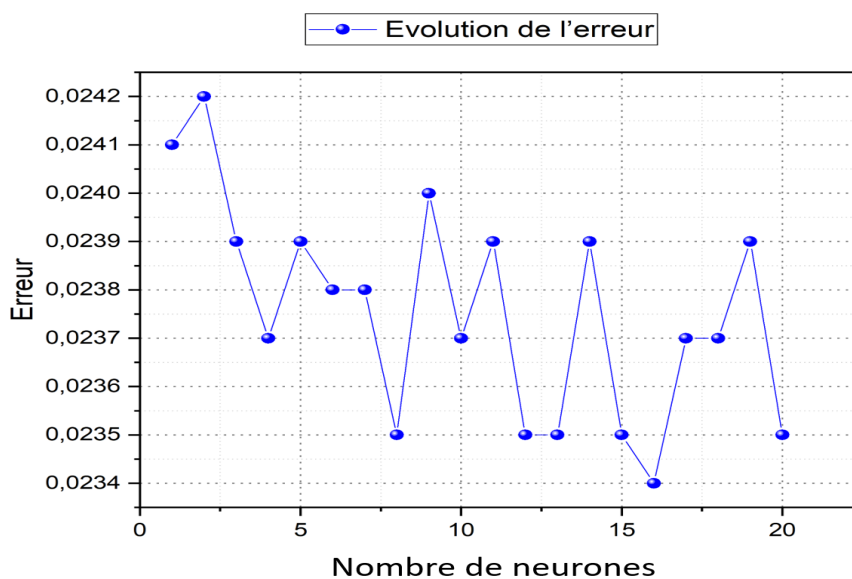


FIGURE III.15 — L'évolution de l'erreur en fonction de nombre de neurone dans la couche cachée

Donc on a validé le modèle pour l'ensemble de test, Puis on a procédé à une évaluation rigoureuse des performances, pour mesurer l'efficacité du modèle, on a utilisé également des graphiques de corrélation entre les valeurs prédites par le RNA et les valeurs mesurées réelles afin de visualiser les résultats comme on peut les voir sur la Figure III.16 suivante :

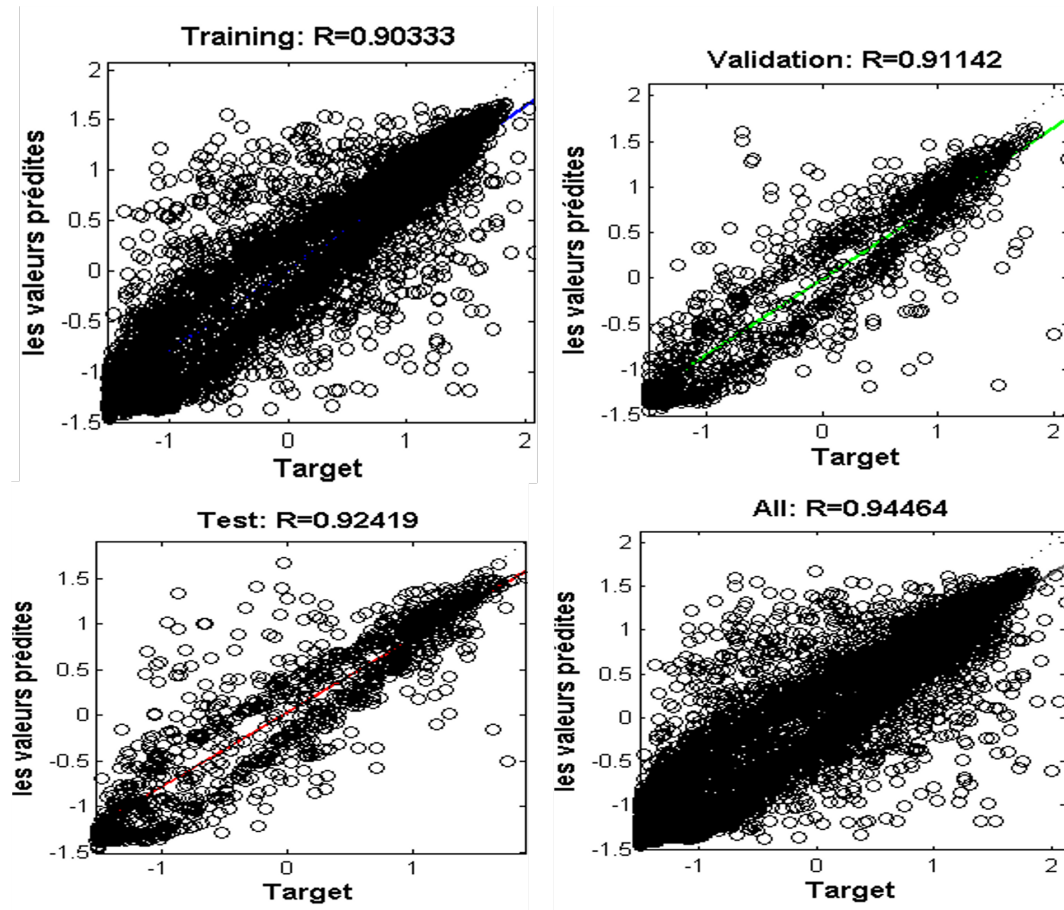


FIGURE III.16 — La corrélation entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées sur l'ensemble d'apprentissage, validation, test.

Ces graphiques représentent la corrélation entre les valeurs prédites et mesurée pour les ensembles de données d'apprentissage, de validation et de test et l'ensemble global, l'analyse de ces résultats permet d'évaluer la qualité des prévisions données par le modèle.

- Pour l'ensemble de données d'apprentissage $R=0.9033$, on observe une corrélation élevée entre les valeurs prédites et mesurées, cela indique que le modèle a réussi à capturer les relations importantes entre les variables et à reproduire avec précision les variations de la puissance PV sur les données utilisées pour l'entraînement. Une forte corrélation dans cet ensemble suggère que le modèle est capable de généraliser correctement à partir des exemples d'apprentissage.

- En ce qui concerne l'ensemble de validation, on constate une corrélation significative $R=0.91142$ entre les valeurs prédites et mesurées. Cela démontre la capacité du modèle à généraliser au-delà des données d'apprentissage et à prédire avec précision la puissance photovoltaïque sur de nouvelles données. Une corrélation élevée dans cet ensemble renforce la confiance dans les performances du modèle lorsqu'il est confronté à des données inédites.

- De même, sur l'ensemble de test, on observe une corrélation positive entre les valeurs prédites et mesurées tel que $R=0.9241$. Cela confirme que le modèle est capable de fournir des prédictions précises et fiables, même sur des données indépendantes. une bonne corrélation dans cet ensemble est un indicateur solide de la capacité de généralisation du modèle au-delà des données utilisées pour l'apprentissage et la validation.

- Puis on constate que la corrélation du modèle sur toute l'ensemble de données est égal à $R=0.94464$.

Et donc l'analyse de la corrélation entre les valeurs prédites et mesurées pour les ensembles de données d'apprentissage, de validation, de test, et l'ensemble globale confirme la qualité améliorée de ce modèle. De plus, nous avons calculé plusieurs métriques clés, notamment le RMSE (Root Mean Square Error) qui est égale a 0.0019429 MW et le rRMSE (relative Root Mean Square Error) qui est égale à 8%. Le tableau III.1 résume les métriques d'évaluation des deux modèles. On peut clairement observer les différences significatives entre les deux modèles. Ceci montre que l'introduction d'une deuxième information en entrée améliore le modèle développé.

TABLEAU III.1 — Indicateur de performances des deux modèles

	R	RMSE (MW)	rRMSE(%)
Modèle1	0.9070	0.006725	27
Modèle2	0.94464	0.0019429	8

Il est à noter que les coefficients de corrélation sont en accord avec les graphiques correspondants. En effet, on y remarque une proportionnalité linéaire sous forme de nuages. L'analyse des données de la centrale nous a orientés vers une explication qui devrait être creusée davantage dans des travaux à venir ; il s'agit de la qualité des données et de la présence d'exemples d'apprentissage contradictoires qui augmenteraient le risque de confusion pour le modèle pendant l'apprentissage et lors de la validation. La Figure III.17 illustre quelques situations conflictuelles.

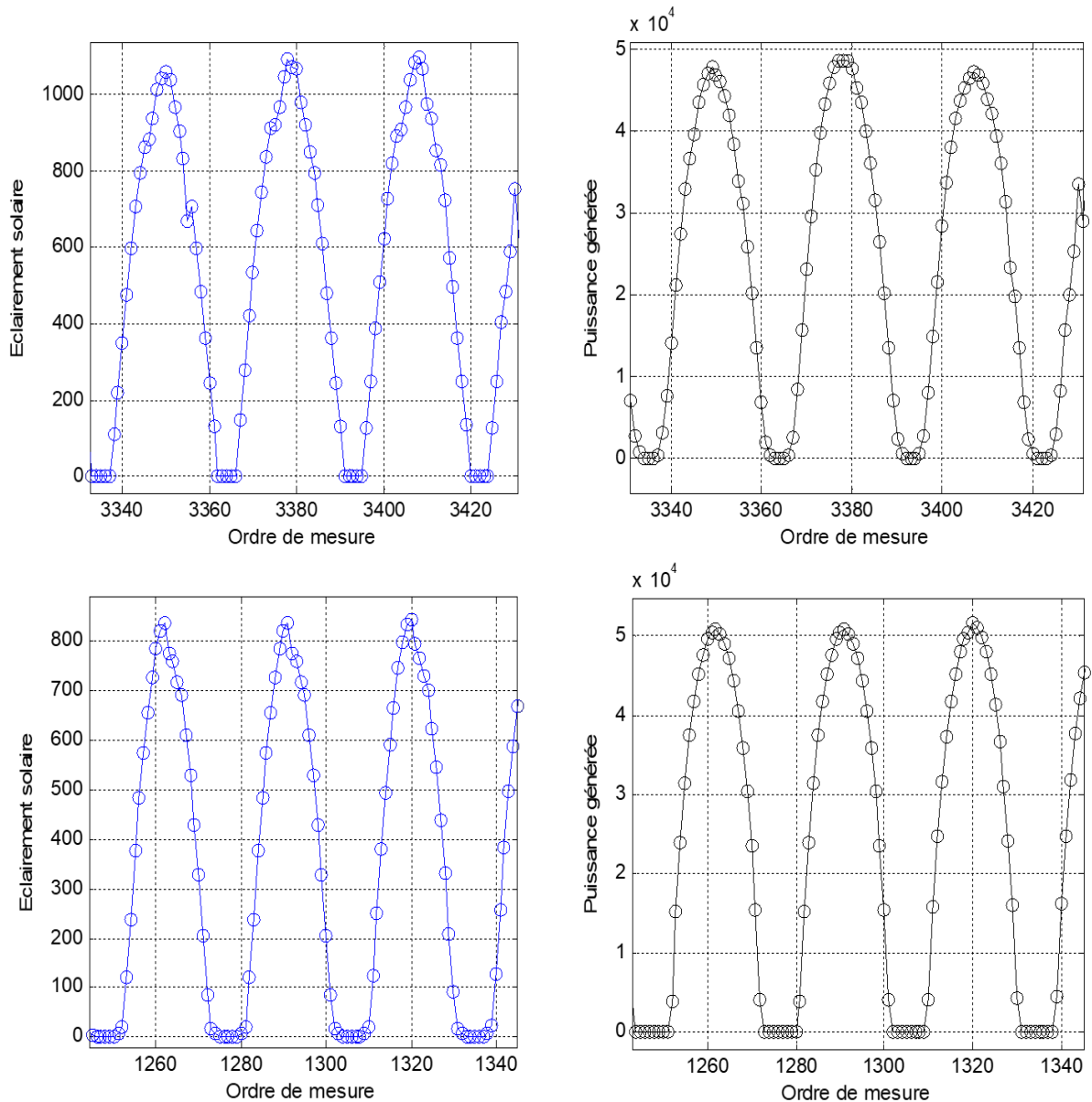


FIGURE III.17 — La corrélation entre les valeurs prédites et les valeurs mesurées sur l'ensemble d'apprentissage, validation, test.

III.4 Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons mis en application l'exploitation des réseaux de neurones artificiels pour la prédiction de la puissance générée par une centrale PV connectée au réseau électrique. Deux ans de mesure de la centrale PV de Laghouat ont été utilisés dans cette étude. Deux modèles ont été développés et leur performances évaluées à l'aide de métriques. Le premier modèle a démontré des performances acceptables, mais il présentait des limitations en termes de capacité à capturer toutes les nuances du système photovoltaïque. En revanche, le deuxième modèle, intégrant deux entrées comprenant à la fois la puissance et le rayonnement solaire, s'est révélé nettement plus fiable et performant.

La comparaison entre les deux modèles a montré que l'utilisation de deux entrées, incluant le rayonnement solaire, améliorerait considérablement la précision et la fiabilité des prédictions. Le deuxième modèle, en prenant en compte les variations saisonnières, diurnes et météorologiques du rayonnement solaire, a pu mieux capturer les subtilités du comportement du système photovoltaïque. Les résultats ont montré une corrélation plus élevée entre les valeurs prédites et mesurées, ainsi que des métriques d'évaluation telles que le coefficient de corrélation (R), le Root Mean Squared Error (RMSE) et le relative Root Mean Squared Error (rRMSE) améliorées.

Cependant, quelques prévisions présentent des différences notables par rapport aux mesures. L'analyse de ces cas a révélé que c'est essentiellement dû à la présence d'exemples d'apprentissage et de validation contradictoires et qui provoquent la confusion lors de la conception du modèle. Ces exemples sont inévitables au vu de la nature complexe de fonctionnement d'une centrale PV, mais leur influence pourrait être limitée en développant une approche permettant leur identification en premier lieu puis en les prenant en compte lors de la conception du modèle pour qu'il puisse les prendre en charge. Ceci ouvre une perspective de recherche intéressante au présent travail.

*CONCLUSION
GÉNÉRALE ET
PERSPECTIVES*

Conclusion générale

Le secteur de l'énergie est actuellement confronté à d'importants défis, principalement en raison de sa dépendance aux énergies fossiles et des conséquences néfastes qui en découlent pour l'environnement. Les émissions de gaz à effet de serre, la pollution de l'air et le changement climatique sont des résultats directs de cette dépendance. Afin de relever ces défis, l'intégration des énergies renouvelables joue un rôle crucial. Parmi celles-ci, les centrales photovoltaïques ont connu une popularité croissante grâce à leur capacité à générer une électricité propre et durable à partir de l'énergie solaire. Au niveau mondial, les centrales photovoltaïques se développent rapidement, contribuant ainsi à la transition énergétique vers des sources renouvelables.

L'Algérie, en tant que pays bénéficiant d'un ensoleillement abondant, s'engage également dans cette voie en encourageant l'installation de centrales photovoltaïques afin de diversifier son mix énergétique et de réduire sa dépendance aux combustibles fossiles. Toutefois, les centrales photovoltaïques présentent également des défis en raison de leur intermittence et de leur impact potentiel sur le réseau de distribution électrique. Dans ce contexte, la capacité à prévoir avec précision la production photovoltaïque revêt une importance cruciale pour assurer une intégration efficace de ces centrales dans le réseau. Dans le cadre de ce mémoire, nous avons développé un modèle de prévision en utilisant des données réelles provenant de la centrale de Laghouat en Algérie.

Ce modèle a été rigoureusement validé et a démontré une précision satisfaisante dans la prédiction de la production photovoltaïque. Il a également montré sa capacité à être utilisé dans l'industrie photovoltaïque, où une prévision précise de la production est essentielle pour la planification opérationnelle et la gestion efficace de l'énergie et du réseau électrique.

Comme perspective à ce modeste travail, il serait intéressant et très utile de porter un intérêt particulier à la qualité des données enregistrées, à l'identification des situations de fonctionnement contradictoires en apparence qui augmentent les risques de confusion pour le modèle et donc diminuent les chances de convergence de l'algorithme d'apprentissage.

Perspective

Ce modèle développé de réseau de neurone a sans aucun doute contribué à l'avancement des connaissances et à la recherche dans ce domaine prometteur, ainsi qu'il répond à des problématiques réelles dans l'industrie d'énergie photovoltaïque, cependant voici quelques perspectives pour l'avenir ce sujet :

- **Amélioration de la prévision** : Bien que le modèle neuronal ait déjà démontré sa capacité à prédire la puissance de sortie des centrales photovoltaïques, il reste des possibilités d'amélioration de la précision. Les recherches futures peuvent se concentrer sur l'utilisation de modèles plus avancés, l'optimisation des paramètres du réseau neuronal, l'intégration de données supplémentaires ou la combinaison de plusieurs techniques de prédiction pour obtenir des résultats encore meilleurs.
- **Intégration de données météorologique avancées** : Les conditions météorologiques, telles que la température et la vitesse du vent, jouent un rôle essentiel dans la production d'énergie solaire. L'intégration de données météorologiques avancées et en temps réel dans les modèles de prédiction peut améliorer la précision des prévisions. L'utilisation de techniques telles que l'apprentissage automatique basé sur les données météorologiques peut fournir des résultats plus précis et fiables.
- **Intégration de ce modèle de prédiction dans les systèmes de gestion de l'énergie** : cela pour optimiser la consommation, le stockage et distribution de l'énergie électrique.

Bibliographie

- [1] B. Tissot, "Sources d'énergie primaires et effet de serre," *Comptes Rendus - Geoscience*, vol. 335, no. 6-7, pp. 597-601, 2003. doi : 10.1016/S1631-0713(03)00104-4
- [2] D. Leung and Y. Yang, "Renewable and Sustainable Energy Reviews," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 16, no. 1, pp. 1031-1039, 2012. DOI : 10.1016/j.rser.2011.09.024
- [3] "Ministère de l'Énergie | Algérie." <https://www.energy.gov.dz/?rubrique=energies-nouvelles-renouvelables-et-maitrise-de-lrenergie>
- [4] "Sonelgaz." <https://www.sonelgaz.dz> (accessed May 01, 2023).
- [5] O. Gandhi, D. S. Kumar, C. D. Rodríguez-Gallegos, and D. Srinivasan, "Review of power system impacts at high PV penetration Part I : Factors limiting PV penetration," *Solar Energy*, vol. 210, pp. 181–201, Nov. 2020, doi : 10.1016/j.solener.2020.06.097
- [6] B. Amrouche and X. Le Pivert, "Artificial neural network based daily local forecasting for global solar radiation," *Appl Energy*, vol. 130, pp. 333–341, Oct. 2014, doi : 10.1016/j.apenergy.2014.05.055
- [7] Hammoudi Meriem and Kouihal fatima, "prévision de la production d'électricité de type énergie renouvelable : cas éolienne photovoltaïque," Université M'hamed Bougara Boumerdes, 2016.
- [8] Commissariat aux Energies Renouvelables et à l'Efficacité Energétique, "Transition

Energétique en Algérie,” 2020, [Online]. Available : www.cerefe.gov.dz.

[9] M. Combarous and A. Prieur, "Les consommations d'énergie dans le monde : une méthode robuste de prévision de leur évolution à moyen terme; premières conséquences," *Comptes Rendus Geoscience*, vol. 335, no. 13, pp. 943-950, 2003. doi : 10.1016/j.crte.2003.09.009

[10]“Sonatrach.”<https://www.sonatrach.dz/actualites/hassi-berkine-sonatrach-realisera-sa-premiere-centrale-photovoltaique-sur-fonds-propres/>

[11] TEBANI Houcine, ‘Production de l’énergie électrique en Algérie ‘(chapitre 4), ‘Production de l’énergie électrique’, Univ Hassiba Ben Bouali, Chlef 2019/2020.page 56-62

[12] D. Cormode, A. D. Cronin, W. Richardson, A. T. Lorenzo, A. E. Brooks, and D. N. DellaGiustina, "Comparing ramp rates from large and small PV systems, and selection of batteries for ramp rate control," in 2013 IEEE 39th Photovoltaic Specialists Conference (PVSC), 16-21 June 2013

[13] D. Sampath Kumar, O. Gandhi, C. D. Rodríguez-Gallegos, and D. Srinivasan, “Review of power system impacts at high PV penetration Part II : Potential solutions and the way forward,” *Solar Energy*, vol. 210, pp. 202–221, Nov. 2020, doi : 10.1016/j.solener.2020.08.047.

[14] S. Fabrégat, “La prévision, une approche essentielle aux centrales photovoltaïques,” Jul. 24, 2018.

[15] K. Benmouiza and A. Cheknane, “Clustered ANFIS network using fuzzy c-means, subtractive clustering, and grid partitioning for hourly solar radiation forecasting,” *Theor Appl Climatol*, vol. 137, no. 1–2, pp. 31–43, Jul. 2019, doi : 10.1007/s00704-018-2576-4

[16] M. Guermoui, A. Rabehi, S. Benkacali, and D. Djafer, “Daily global solar radiation modelling using multi-layer perceptron neural networks in semi-arid region,” *Leonardo Electronic Journal of Practices and Technologies*, no. ISSN 1583-1078, pp. 35–46, 2016, [Online]. Available : <http://lejpt.academicdirect.org>

[17] Padhma M, “End-to-End Introduction to Evaluating Regression Models,” Analytics Vidhya, Oct. 28, 2021.

[18] W. Hu, M. Shao, and K. Reichardt, “Using a New Criterion to Identify Sites for Mean Soil Water Storage Evaluation,” *Soil Science Society of America Journal*, vol. 74, no. 3, pp. 762–773, May 2010, doi : 10.2136/sssaj2009.0235

[19] M. Guermoui, K. Bouchouicha, N. Bailek, and J. W. Boland, “Forecasting intra-hour variance of photovoltaic power using a new integrated model,” *Energy Convers Manag*, vol. 245, Oct. 2021, doi : 10.1016/j.enconman.2021.114569

[20] “Model Performance Evaluation : API Overview and Usage.” [Online]. Available : <https://api.exchange.se.com/analytics-model-performance->

[21] B. Ratner, “The correlation coefficient : Its values range between 1/1, or do they,” *Journal of Targeting, Measurement and Analysis for Marketing*, vol. 17, no. 2, pp. 139–142, Jun. 2009, doi : 10.1057/jt.2009.5.

[22] H. Maïmouna DIAGNE, “Gestion intelligente du réseau électrique réunionnais , Prévion de la ressource solaire en milieu insulaire,” Université de la Réunion, 2015. [Online]. Available : <https://tel.archives-ouvertes.fr/tel-01328719>

[23] V. Kostylev, A. P. (2011). Solar power forecasting performance – towards industry standards. 1st International Workshop on the Integration of Solar Power into Power Systems Aarhus. Denmark, October.

[24] ro, C., Keko, H., Bessa, R., Miranda, V., Botterud, A., Wang, J., , and Conzelmann, G. (2009). A quick guide to wind power forecasting : Stateofheart 2009. Technical Report ANL/DIS102, Argonne National Laboratory, East Lansing, Michigan.

[25] Botterud, A., Zhou, Z., Wang, J., Bessa, R. J., Keko, H., Mendes, J., Sumaili, J., and Miranda, V. (2011). Use of wind power forecasting in operational decisions. Technical Report ANL/DIS118, Argonne National Laboratory, East Lansing, Michigan.

[26] K. Dahmani, G. Notton, R. Dizène, and C. Paoli, "Etat de l'art sur les réseaux de

neurones artificiels appliqués à l'estimation du rayonnement solaire," *Revue des Energies Renouvelables*, vol. 15, no. 4, pp. 687-702, 2012.

[27] M. Ding, L. Wang, and R. Bi, "An ANN-based approach for forecasting the power output of photovoltaic system," in *Procedia Environmental Sciences*, Elsevier B.V., 2011, pp. 1308–1315. doi : 10.1016/j.proenv.2011.12.196.

[28] S. Hamid Oudjana, A. Hellal, and I. Hadj Mahammed, "Neural network based photovoltaic electrical forecasting in south Algeria," *Applied Solar Energy (English translation of Geliotekhnika)*, vol. 50, no. 4, pp. 273–277, Oct. 2014, doi : 10.3103/S0003701X14040112.

[29] M. Guermoui, K. Bouchouicha, N. Bailek, and J. W. Boland, "Forecasting intra-hour variance of photovoltaic power using a new integrated model," *Energy Convers Manag*, vol. 245, Oct. 2021, doi : 10.1016/j.enconman.2021.114569.

[30] D. Benatiallah, K. Bouchouicha, A. Benatiallah, A. Harouz, and B. Nasri, "Assessment of Global Solar Energy Under All-Sky Condition Using Artificial Neural Network," pp. 167–174, 2022, di : 10.1007/978-3-030-92038-8_16.

[31] K. Bouchouicha, N. Bailek, A. Razagui, M. EL-Shimy, M. Bellaoui, and N. E. I. Bachari, "Comparison of artificial intelligence and empirical models for energy production estimation of 20 MWp solar photovoltaic plant at the Saharan Medium of Algeria," *International Journal of Energy Sector Management*, vol. 15, no. 1, pp. 119–138, Jan. 2021, doi : 10.1108/IJESM-12-2019-0017.

[32] <https://mapcarta.com/fr/27328532>

Annexes

Annexe A

➤ Exemple d'un programme de réseau de neurone :

Ce code initialise les poids, les biais et les variables d'un réseau de neurones à propagation avant (FFNN)

```
%% Initialisation des poids, des biais et des variables
clear all; close all; clc;

W1 = [1 0; 0 1]; % Poids de la première couche
b1 = [0 0]';    % Biais de la première couche

W2 = [1 -1];   % Poids de la deuxième couche
b2 = 0;       % Biais de la deuxième couche

actfcn1 = 'radbas'; % Fonction d'activation de la première couche

u1 = -10:0.1:10; % Valeurs d'entrée pour u1
nCol = length(u1);

u2 = -5:0.1:5; % Valeurs d'entrée pour u2
nRow = length(u2);

y2 = zeros(nRow,nCol); % Matrice pour stocker les sorties du réseau

%% Calcul de la surface du réseau de neurones avec la formulation vectorielle
for j = 1: nCol
    U = [u1(j)*ones(1,nRow); u2];
    s1 = W1*U + b1*ones(1,nRow);

    switch actfcn1
        case 'radbas'
            y1 = radbas(s1);
        case 'tansig'
            y1 = tansig(s1);
        case 'logsig'
            y1 = logsig(s1);
    end

    s2 = W2*y1+b2*ones(1,nRow);
    y2(:,j) = s2;
end

%% Tracé du graphe

figure(1);
mesh(u1,u2,y2); % Tracé de la surface en 3D
grid on;
hold on;

xlabel('u1');
ylabel('u2');
zlabel('y');

[n1,n0] = size(W1);
n2 = size(W2,1);

title([num2str(n0), '- ', num2str(n1), '- ', num2str(n2), ' FNN avec ', actfcn1, '-purelin']);

%% Animation

yMinMax = get(gca, 'zlim');

PlotIn = plot3(u1(1), u2(1), yMinMax(1), 'c', 'markersize', 25);
PlotOut = plot3(u1(1), u2(1), y2(1,1), 'r', 'markersize', 25);
PlotLn = plot3([1 1]*u1(1), [1 1]*u2(1), [yMinMax(1) y2(1,1)], '-m');

for j = 1:10:nCol
    for i = 1:2:nRow
        set(PlotIn, 'xdata', u1(j), 'ydata', u2(i), 'zdata', yMinMax(1));
        set(PlotOut, 'xdata', u1(j), 'ydata', u2(i), 'zdata', y2(i,j));
        set(PlotLn, 'xdata', [1 1]*u1(j), 'ydata', [1 1]*u2(i), 'zdata', [yMinMax(1) y2(i,j)]);
        drawnow;
    end
end
end
```

Annexe B

Quelques photos descriptives de la centrale d'oued Nechou Ghardaïa :



Coffret de protection DC



Case principale DC



Onduleurs



Régulateur TGBT



Transformateur Elévateur



Compteur d'énergie



Centre de monitoring



Capteur dans un module



Station météorologique

La station météorologique de l'unité de recherche appliquée en énergies renouvelables :



Annexe C

Le schéma unifilaire de la centrale de Laghouat :

