

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية  
République Algérienne Démocratique et Populaire

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة غرداية

Université de Ghardaïa

N°d'enregistrement



كلية العلوم والتكنولوجيا

Faculté des Sciences et de la Technologie

قسم الآلية والالكتروميكانيك

Département d'automatique et d'électromécanique

## Mémoire

Pour l'obtention du diplôme de master

Domaine: Sciences et Technologies

Filière: Energies Renouvelables

Spécialité: Energies Renouvelables en Electrotechnique

# Systeme de Prévision de puissance à court-terme pour les centrales photovoltaïques

Soutenu publiquement le...../...../.....

Par

**ELHADDI Abdelhamid & KOUADRI Khaled**

Devant le jury composé de:

| Nom et Prénom    | Grade | Etablissement de rattachement                                   | Désignation  |
|------------------|-------|---|--------------|
| Guermoui Mawloud | MRA   | Unité de recherche appliquée en énergies renouvelables Ghardaïa | Encadreur    |
| Ferkous Khaled   | MCB   | Université de Ghardaïa  | Co-Encadreur |
| Allali Mohamed   | MAA   | Université de Ghardaïa  | Examineur    |
| Khelifi Reski    | MRA   | Unité de recherche appliquée en énergies renouvelables Ghardaïa | Examineur    |

Année universitaire 2021/2022.

## **Dédicaces**

*Je voudrais tout d'abord remercier Dieu de m'avoir donné le courage et la patience de faire  
cet humble travail auquel je me consacre :*

*Mes parents pour leurs sacrifices, leurs multiples soutiens, et leur affection au quotidien,  
merci pour votre présence en toutes circonstances.*

*A mes chers frères.*

*A ma femme*

*A tous mes amis à tous ceux qui m'ont aidé de près ou de loin.*

EIHADDI Abdelhamid.

## **Dédicaces**

*Je dédie ce modeste travail à*

*Mes chers parents qui ont peiné pour mon éducation, mes études et à mon bien-être. Que*

*Dieu Allah les bénissent,*

*Mes frères et sœurs,*

*Toute ma famille,*

*Et tous mes amis.*

KOUADRI Khaled

## **Remerciement**

La première personne que nous tenons à demander est notre encadrant, Dr : Guermoui Mawloud, pour ses conseils, sa confiance et sa disponibilité à nos tout au long de la période de réalisation de ce travail. Il trouvera peut-être dans cette œuvre un hommage vivant à son personnage.

Nous tenons à exprimer nos sincères remerciements à tous les professeurs qui nous ont enseignés et grâce à leurs compétences, nous ont soutenus dans la poursuite de nos études.

Enfin, nous remercions toutes les personnes qui ont gagné de près ou de loin à la réalisation de ce travail.

## Résumé

Dans cette mémoire, des modèles hybrides sont proposés en utilisant l'algorithme de régression du processus gaussien (GPR) avec décomposition en CEEMDAN. Pour prédire LA Puissance Photovoltaïques De Chaque Demi-Horaire de la centrale photovoltaïque d'Oued Nechou- Ghardaïa, et le problème a été examiné avec des données météorologiques (variables exogènes). Et les données de la puissance photovoltaïque à un moment antérieur au jour prévu (variables internes) ont été utilisées comme entrées Une série de données de 2 ans (2016-2017) a été utilisée pour former le modèle tandis que les données de 2017 ont été utilisées pour vérifier le modèle Validité du modèle. Les résultats ont montré l'efficacité du modèle hybride, en particulier CEEMDAN-GPR par rapport au modèle GPR classique, Le modèle a donné d'excellents résultats lors de l'utilisation de la puissance PV comme seule variable dans la série d'entrée, en termes de racine L'erreur quadratique moyenne, l'erreur quadratique moyenne relative et l'erreur absolue moyenne. Et coefficient de détermination.

Mots clé : Prédiction ; Régression de Processus Gaussienne; ondelettes ; Modèle hybride ; décomposition ; exogènes ; L'erreur quadratique ; coefficient de détermination.

## ملخص

في هذه الأطروحة ، تم اقتراح نماذج هجينة باستخدام خوارزمية انحدار العمليات الغاوسي (GPR) مع تحليل CEEMDAN. للتنبؤ بالطاقة الكهروضوئية لكل نصف ساعة من محطة توليد الطاقة الكهروضوئية في واد نشو-غرداية ، تم فحص المشكلة ببيانات الأرصاد الجوية (المتغيرات الخارجية). وتم استخدام بيانات الطاقة الكهروضوئية في وقت قبل اليوم المحدد (المتغيرات الداخلية) كمدخلات تم استخدام سلسلة بيانات مدتها سنتان (2016-2017) لتدريب النموذج بينما تم استخدام بيانات 2017 للتحقق من صحة النموذج نموذج. أظهرت النتائج كفاءة النموذج الهجين ، وخاصة CEEMDAN-GPR مقارنة مع نموذج GPR الكلاسيكي ، وقد أعطى النموذج نتائج ممتازة عند استخدام الطاقة الكهروضوئية كمتغير وحيد في سلسلة الإدخال ، من حيث الجذر التربيعي المتوسط للخطأ ، والمتوسط النسبي التربيعي. خطأ ومتوسط خطأ مطلق. ومعامل التحديد.

كلمات مفتاحية: توقع؛ انحدار عملية غاوسي ؛ موجات. نموذج هجين تقسيم ؛ خارجي. الخطأ التربيعي معامل التحديد.

## **Abstract**

In this thesis, hybrid models are proposed using the Gaussian Process Regression (GPR) algorithm with CEEMDAN decomposition. To predict THE Photovoltaic Power Of Each Half-Hourly of the Oued Nechou-Ghardaïa photovoltaic power plant, and the problem was examined with meteorological data (exogenous variables). And the PV power data at a time before the scheduled day (internal variables) was used as inputs A 2-year data series (2016-2017) was used to train the model while the 2017 data was used to check the model Validity of the model. The results showed the efficiency of the hybrid model, especially CEEMDAN-GPR compared to the classic GPR model, The model gave excellent results when using PV power as the only variable in the input series, in terms of root Mean Squared Error, Relative Mean Squared Error, and Mean Absolute Error. And coefficient of determination.

**Keywords:** Prediction; Gaussian Process Regression; wavelets; Hybrid model; decomposition ; exogenous; The quadratic error; coefficient of determination.

## Liste des tableaux

### Chapitre 1 : Généralité sur l'énergie solaire photovoltaïque

Tableau 1.1 : Comparatif des différentes technologies.....10

### Chapitre 3 : Résultats et Discussions

Tableau 3.1. Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage du rayonnement global solaire(GH)..... 51

Tableau 3.2. Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage du Température (T).....52

Tableau 3.3 : Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage du Vitesse de vent.....52-53

Tableau 3.4 : Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage du L'humidité .....53

Tableau 3.5 . Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage du Vitesse de pression.....54

Tableau 3.6. Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage de la puissance PV précédente.....54-55

Tableau 3.7. Résultats de prédiction de la puissance PV par l'ensemble exogène/endogène PV/GH.....55

Tableau 3.8. Résultats de prédiction de la puissance PV par le modèle hybride CEEMDAN-GPR et le modèle conventionnel GPR.....56

## Liste des figures

### Chapitre 1 : Généralité sur l'énergie solaire photovoltaïque

|   |    |
|---|----|
| Figure 1.1 Système Photovoltaïque .....   | 4  |
| Figure 1.2 Effet Photovoltaïque.....  | 6  |
| Figure 1.3 Diagrammes de bandes d'énergie au voisinage de la jonction.....              | 7  |
| Figure 1.4 Représentation schématique d'une cellule solaire .....                       | 8  |
| Figure 1.5 Cellule Photovoltaïque (monocristalline) .....                               | 9  |
| Figure 1.6 Cellule Photovoltaïque (polycristalline) .....                               | 10 |
| Figure 1.7 Cellule, module et panneau Photovoltaïques .....                             | 11 |
| Figure 1.8 Caractéristique résultantes d'un groupement de ns cellules en série .....    | 13 |
| Figure 1.9 Caractéristique résultantes d'un groupement de ns cellules en parallèle..... | 13 |
| Figure 1.10 Installation Photovoltaïque autonome .....                                  | 15 |
| Figure 1.11 Installation Photovoltaïque couplée au réseau .....                         | 15 |

### Chapitre 2 :Les modèles prédictives de la puissance photovoltaïque

|   |    |
|---|----|
| Figure 2.1. Représentation schématique du neurone artificiel.....                       | 23 |
| Figure 2.2.Principe de tamisage pour l'estimation de la 1ère IMF du signal $x(t)$ ..... | 31 |
| Figure 2.3. Décomposition CEEMD du signal $x(t)$ .....                                  | 33 |
| Figure 2.4. Dispositif Total Sky Imager (TSI).....                                      | 35 |

### Chapitre 3 :Résultats et Discussions

|   |    |
|---|----|
| Figure 3.1. Localisation géographique des centrales PV relevant de SKTM.....          | 37 |
| Figure 3.2. Répartition des centrales photovoltaïques en Algérie Selon la région..... | 37 |
| Figure 3.3. Centrale PV Oued Nechou.....  | 38 |
| Figure 3.4 : Répartition des sous champs dans le central PV.....                      | 39 |
| Figure 3.5.L'histogramme de puissance PV.....   | 40 |
| Figure 3.6.L'histogramme de rayonnement globale.....                                  | 41 |

|  |    |
|--|----|
| Figure 3.7.L’histogramme de température.....   | 42 |
| Figure 3.8.L’histogramme vitesse du vent.....  | 43 |
| Figure 3.9.L’histogramme d’humidité.....   | 44 |
| Figure 3.10.L’histogramme de pression.....   | 45 |
| Figure 3.11. L’évolution de la puissance PV Oued NachouGhardaïa.....                                 | 48 |
| Figure 3.12.Organigramme de la méthode proposé.....  | 49 |
| Figure 3.13. La puissance PV mesuré par rapport au meilleur estimé par les différents ensembles..... | 57 |
| Figure 3.14. Dispersion de PV mesuré et estimé avec le modèle CEEMDAN-GPR.....                       | 58 |
| Figure 3.15. Dispersion de PV mesuré et estimé avec le modèle endogènes –GPR.....                    | 59 |
| Figure 3.16. Dispersion de PV mesuré et estimé avec le modèle exogène-GPR.....                       | 59 |
| Figure 3.17. Dispersion de PV mesuré et estimé avec le modèle exogène-endogène-GPR....               | 60 |

## Liste ses abréviations

PV : Photovoltaïque.

GPV : générateur photovoltaïque.

PPM : Point de Puissance Maximale.

THD : Taux distorsion harmonique.

ARMA : Moyenne mobile autorégressive.

AR : Autorégressif.

PPM : Point de Puissance Maximale.

AI : intelligence artificielle.

ARIMA : Moyenne mobile intégrée autorégressive.

ANN : Réseau neuronal artificiel.

SVM : Soutenir les machines vectorielles.

GPR : Régression de Processus Gaussienne.

CEEMDAN: Complete EEMD with Adaptative Noise.

CEEMD :Complementary EEMD.

EMD : Empirical Mode Décomposition.

EEMD : Ensemble Empirical Mode Décomposition.

r : Coefficient de corrélation.

rMSE : Racine de l'erreur moyenne quadratique.

IMF:Intrinsic Mode Fonction.

DL : L'apprentissage profond.

DC : Direct current (courant continu)

AC : Alternatingcurrent (courant alternatif)

MPPT : Maximum Power Point

R :Rayon

t :temps.

## Liste des symboles

$E_c$  : Energie de conduction

$E_g$  : Energie de gap

$E_v$  : Energie de valence

$V_{oc}$  : Tension de circuit ouvert

$n_s$  : Nombre des cellules en série

$n_p$  : Nombre des cellules en parallèle

$V_o$  : Tension de sortie V

$I_{cc}$  : Courant de court-circuit

$P_{pv}$  : Puissance disponible en sortie du générateur PV

$V_{pv}$  : Tension de cellule [Volt]

$n_p$  : Nombre des cellules en parallèle

$I_{pv}$  : Courant de cellule [A]

$V_{opt}$  : Tension optimale du panneau

$I_{opt}$  : Courant optimal du panneau

$P_{max}$  : Puissance maximale du générateur PV

$\varphi$  : latitude

# Sommaire

Dédicaces

Remerciements

Listes des tableaux

Listes des figures

Liste des abréviations explicitées.

## Chapitre 1 Généralité sur l'énergie solaire photovoltaïque

|   |       |
|---|-------|
| Introduction générale.....  | 1-2-3 |
| 1.1. Introduction.....  | 4     |
| 1.2. Energie solaire photovoltaïque.....                            | 4     |
| 1.2.1. Définition .....   | 4     |
| 1.2.2. Historique .....   | 5     |
| 1.3. L'effet photovoltaïque.....                                    | 6     |
| 1.3.1. Principe de fonctionnement .....                             | 6     |
| 1.3.2. Cellule photovoltaïque .....                                 | 7     |
| 1.4. Différents types des cellules photovoltaïques .....            | 8     |
| 1.4.1 Cellules monocristallines .....                               | 9     |
| 1.4.2. Cellules poly-cristallines .....                             | 9     |
| 1.4.3. Cellules amorphes .....                                      | 10    |
| 1.5. Modules (ou Panneaux) PV .....                                 | 11    |
| 1.6. Générateur photovoltaïque(GPV) :.....                          | 12-13 |
| 1.7. Chaîne de conversion de l'énergie solaire photovoltaïque ..... | 14    |
| 1.7.1.Installation PV autonome .....                                | 14    |
| 1.7.2.Installation PV couplée au réseau .....                       | 15    |
| 1.7.3- Les différents types de systèmes photovoltaïques.....        | 16    |
| 1.8. Avantages et inconvénients d'une installation PV .....         | 16    |
| 1.8.1. Avantages .....  | 16-17 |
| 1.8.2. Inconvénients .....  | 17    |
| 1.9. Conclusion .....   | 18    |
| Références bibliographiques   |       |

## **Chapitre 2 Les modèles prédictives de la puissance photovoltaïque**

|  |       |
|--|-------|
| 2.1 Introduction.....  | 19    |
| 2.2 La Prévision puissance photovoltaïque.....                 | 19    |
| 2.2.1 Modèles linéaires.....                                   | 19    |
| a) Modèle Autorégressif à Moyenne Mobile (ARMA).....           | 19    |
| b) Modèle Autorégressif Intégrée Moyenne Mobile ARIMA.....     | 20    |
| 2.2.2 Modèles non-linéaires.....                               | 21    |
| a) L'Apprentissage automatique « Machine Learning ».....       | 21-27 |
| b) L'apprentissage profond « Deep Learning ».....              | 28    |
| 2-2-3 Les Méthodes hybrides .....                              | 28    |
| 2.2.3.1 Développement chronologique de la méthode CEEMDAN..... | 28    |
| 2.2.3.1. A Décomposition modale empirique (EMD).....           | 29    |
| 2.2.3.1. B La méthode CEEMD.....                               | 32    |
| 2.2.3.1. C La méthode CEEMDAN.....                             | 33    |
| 2.2.4 Imagerie du ciel ou « Sky Imaging ».....                 | 35    |
| 2.3 Conclusion.....  | 35    |
| Références bibliographiques                                    |       |

## **Chapitre 3 Résultats et Discussions**

|   |       |
|---|-------|
| 3.1. Introduction .....   | 36    |
| 3.2. Les centrales Photovoltaïque en Algérie .....                            | 36    |
| 3.3. Description de l'installation photovoltaïque d'OUED NECHOU Ghardaïa..... | 38    |
| 3.3.1 Constitution de la centrale .....                                       | 38    |
| 3.4.Statistiques métrologies de Centrale PV Oued Nechou de l'année 2017.....  | 40-45 |
| 3.5 Méthodologie de création d'un modèle GPR.....                             | 46    |
| 3.6 Description de la méthode proposée pour la prédiction PV.....             | 46-47 |
| 3.7 Evaluation des performances .....   | 48    |
| 3.8 Prédiction de la puissance photovoltaïque .....                           | 49    |
| 3.9 Résultats et discussion.....  | 50-60 |
| 3.10 Conclusion.....  | 61    |
| Conclusion générale.....  | 62-63 |
| Références bibliographiques   |       |

## Introduction générale

L'énergie est l'un des moteurs de développement des sociétés, elle est aussi le pilier de l'économie moderne. Elle est l'étincelle qui permet l'accomplissement de toute activité humaine. Les habitants de la planète sont de plus en plus confrontés à des problèmes énergétiques et environnementaux largement reconnus à travers le monde, dont :

- La raréfaction des ressources primaires d'énergies.
- Le réchauffement de la planète par effet de serre.

La réponse à ces deux problèmes est un véritable défi qui nécessite d'agir en parallèle sur le développement des sources d'énergie renouvelables, ainsi qu'une consommation modérée des ressources énergétiques.

Les énergies renouvelables sont des sources d'énergie inépuisables. D'ailleurs, elles sont disponibles, fixes et sûres. L'utilisation des énergies renouvelables n'est pas une nouveauté. Celles-ci ont été exploitées par l'homme depuis la nuit des temps, Parmi ces énergies, l'énergie issue du soleil répond actuellement à ces critères à la fois d'abondance à la surface terrestre et de régénération infinie à notre échelle. Elle peut ainsi être utilisée directement sous forme thermique et depuis la découverte de l'effet photovoltaïque, convertie en énergie électrique. Cette dernière, bien qu'elle soit connue depuis de nombreuses années, comme source pouvant produire de l'énergie allant de quelques milliwatts au mégawatt, reste un stade anecdotique et ne se développe pas encore dans de grandes proportions, notamment cause du coût trop élevé des capteurs mis en œuvre.

La conversion directe de la lumière du soleil en énergie électrique est l'une des principales réalisations scientifiques du 20<sup>e</sup> siècle, c'est la meilleure technologie actuellement utilisée dans le domaine des énergies renouvelables, L'énergie photovoltaïque est obtenue directement du soleil. Dans cette technique, les unités utilisent Les modules

photovoltaïques sont constituées de composés des cellules photovoltaïques à base de silicium sur la capacité de transformer les photons en électrons. La conversion photovoltaïque se produit dans les matériaux semi-conducteurs. L'énergie sous forme de courant continu est ainsi directement utilisable

L'Algérie est en effet l'un des plus importants gisements d'énergie solaire au monde avec une durée d'insolation de 2.000 à 3.900 heures par an, et une irradiation journalière de 3.000 à 6.000 Wh/m<sup>2</sup>, soit l'équivalent de 10 fois la consommation mondiale ce qui donne une grande possibilité de l'exploitation dans cette énergie.

Les problèmes liés à l'intégration de la production photovoltaïque dans un réseau électrique sont plus présents, il faut donc mettre en place des solutions afin de permettre au gestionnaire de limiter l'impact de ces productions sur son réseau. Les principales solutions envisagées consistent à développer des outils de prévisions et de stockage afin de permettre au gestionnaire d'anticiper et /ou de garantir le niveau de production raccordée au réseau électrique.

La prévision à court terme de la puissance électrique fournie par des fermes photovoltaïques permettrait au gestionnaire de mieux gérer l'équilibre du réseau lorsque le taux de pénétration de l'électricité est important.

L'objectif de la thèse est donc de mettre en place un modèle de prévision performant, basé sur des méthodes mathématiques, visant à fournir une estimation de la puissance en sortie des fermes photovoltaïques pour des horizons de prédiction ne dépassant pas l'heure. Ceci permettra dans l'avenir, au gestionnaire d'optimiser la gestion de son réseau électrique en y facilitant l'intégration de la ressource solaire.

Le mémoire de thèse sera organisé comme suit:

Dans le premier chapitre, on a présenté les différentes notions qui entrent dans la conception d'énergie solaire photovoltaïque, et d'autre part, on a évoqué tous les éléments constitutifs du système photovoltaïque, ainsi que leurs principes de fonctionnement.

Le deuxième chapitre est consacré à la présentation des différentes méthodes qui sont utilisées dans le cadre de la prévision de la puissance photovoltaïque avec la description des algorithmes associés et le principe général de leurs utilisations.

Le troisième chapitre, on a donné l'emplacement des différentes centrales photovoltaïques en Algérie et présenté la centrale PV de Oued-Nechou, les statistiques des différents paramètres météorologiques et discussions des résultats obtenus dans nos travaux. Nous terminerons ce travail par une conclusion générale.

## **Chapitre 1 :**

# **Généralité sur l'énergie solaire photovoltaïque**

## 1.1. Introduction :

On appelle énergie renouvelable un ensemble de sources d'énergie qui sont inépuisables à l'échelle humaine, largement disponibles, essentiellement gratuites et sont compatibles avec un certain respect environnemental. Elles peuvent être converties, selon les besoins, en électricité. La cogénération d'électricité, Le solaire est une utilisation directe des rayons du soleil pour produire chaleur ou électricité.

Dans ce premier chapitre, nous allons étudier et décrire les différentes caractéristiques de l'énergie photovoltaïque.

## 1.2. Energie solaire photovoltaïque :

### 1.2.1 Définition :

L'énergie solaire photovoltaïque (PV) provient de la conversion directe de l'énergie provenant de photons, compris dans le rayonnement lumineux (solaire ou autre) en énergie électrique. Elle utilise pour ce faire des modules photovoltaïques composés de cellules ou de photopiles fabriqués avec des matériaux sensibles aux longueurs d'ondes du visible qui réalisent cette transformation d'énergie [1]. L'association de plusieurs cellules PV en série/parallèle donne lieu à un générateur photovoltaïque (GPV) qui a une caractéristique statique courant-tension  $I(V)$  non linéaire et présentant un point de puissance maximale (PPM). Cette caractéristique dépend du niveau d'éclairement et de la température de la cellule ainsi que du vieillissement de l'ensemble [2]

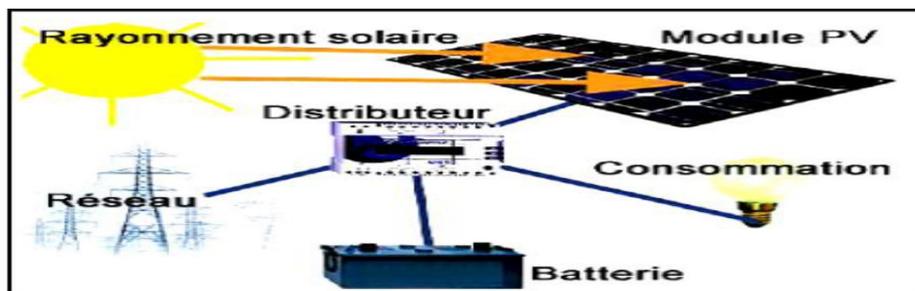


Figure 1.1: Système Photovoltaïque [3].

### 1.2.2 Historique :

Les systèmes photovoltaïques sont utilisés depuis 40 ans. Les applications ont commencé avec le programme spatial pour la transmission radio des satellites. Elles se sont poursuivies avec les balises en mer et l'équipement de sites isolés dans tous les pays du monde, en utilisant les batteries pour stocker l'énergie électrique pendant les heures sans soleil.

- En 1839: le physicien français Edmond Becquerel a découvert le processus de l'utilisation de l'ensoleillement pour produire du courant électrique dans un matériau solide. C'est l'effet photovoltaïque.
- En 1875: Werner Von Siemens a exposé devant l'Académie des Sciences de Berlin un article sur l'effet photovoltaïque dans les semi-conducteurs. Mais jusqu'à la Seconde Guerre Mondiale, le phénomène reste encore une curiosité de laboratoire
- En 1954: trois chercheurs américains, Chapin, Pearson et Prince, ont mis au point une cellule photovoltaïque à haut rendement au moment où l'industrie spatiale naissante cherche des solutions nouvelles pour alimenter ses satellites.
- En 1958: une cellule avec un rendement de 9 % est mise au point. Les premiers satellites alimentés par des cellules solaires sont envoyés dans l'espace.
- En 1973: la première maison alimentée par des cellules photovoltaïques est construite à l'Université de Delaware USA (à New York)
- En 1983: la première voiture alimentée par un module ou panneaux photovoltaïque parcourt une distance de 400 Km en Australie.

La première cellule photovoltaïque (ou photopile) a été développée aux Etats-Unis en 1954 par les chercheurs des laboratoires Bell, qui ont découvert que la photosensibilité du silicium pouvait être augmentée en ajoutant des "impuretés"[4]. C'est une technique appelée le "dopage" qui est utilisée pour tous les semi-conducteurs, Mais ce n'est que lors de la course

vers l'espace que les cellules ont quitté les laboratoires. En effet, les photopiles représentent la solution idéale pour satisfaire les besoins en électricité à bord des satellites, ainsi que dans tout site isolé[4].

### 1.3. L'effet photovoltaïque :

#### 1.3.1. Principe de fonctionnement :

Découvert par le physicien français A. BECQUEREL dès 1839, l'effet photovoltaïque permet de convertir directement l'énergie lumineuse des rayons solaires (photon) en électricité (Volt), par le biais de la production et du transport dans un matériau semi-conducteur de charges électriques positives et négatives sous l'effet de la lumière. Ce matériau comporte deux parties, l'une présentant un excès d'électrons et l'autre un déficit en électrons, dites respectivement dopée de type n et dopée de type p. Lorsque la première est mise en contact avec la seconde, les électrons en excès dans le matériau n diffusent dans le matériau p. La zone initialement dopée n devient chargée positivement, et la zone initialement dopée p chargée négativement. Il se crée donc entre elles un champ électrique qui tend à repousser les électrons dans la zone n et les trous vers la zone p [1].

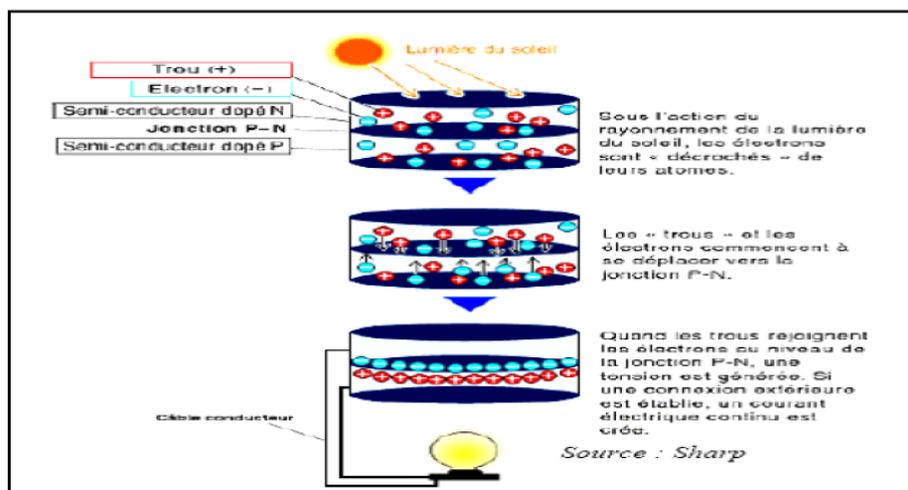


Figure 1.2: Effet photovoltaïque[1].

Donc ce principe réside en une collision des photons incidents (flux lumineux) avec les électrons libres et les électrons de valence en leur communiquant une énergie ( $h\nu$ ). Si cette énergie est supérieure ou égale à l'énergie de gap de ce semi-conducteur

$$E_g = E_c - E_v \quad (1.1)$$

L'électron passe de la bande de valence à la bande de conduction en laissant un trou derrière lui, d'où l'apparition des paires électron-trou dans différents points de la jonction. Donc toute particule minoritaire près de la jonction a une probabilité très forte pour la traverser et la jonction s'oppose uniquement le passage des porteurs majoritaires (Voir Figure I.3). Si les photons ont une énergie très supérieure à  $E_g$ , ils passent de la bande de valence à un niveau instable de la bande de conduction. L'excès d'énergie sera transmis sous forme de photons réseau cristallin puis perdue en chaleur et l'électron prendra un niveau stable dans la bande de conduction. Si les photons ont une énergie inférieure à  $E_g$ , ils ne seront pas absorbés et leurs énergies ne contribuent pas à la conversion photovoltaïque [5].

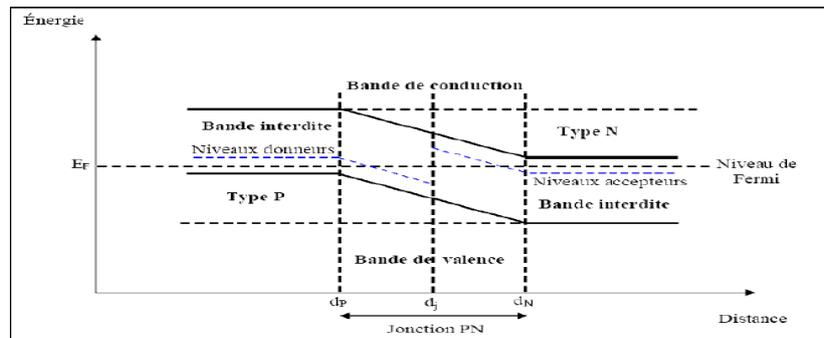


Figure 1-3 : Diagrammes de bandes d'énergie au voisinage de la jonction [5].

### 1.3.2. Cellule photovoltaïque :

La cellule photovoltaïque est un moyen de conversion de la lumière en énergie électrique par le processus « effet photovoltaïque ». Elle est réalisée à partir de deux couches de silicium, une dopée P (dopée au bore) et l'autre dopée N (dopée au phosphore) créant ainsi une

jonction P-N avec une barrière de potentiel. Lorsque les photons sont absorbés par le semi-conducteur, ils transmettent leur énergie aux atomes de la jonction PN de telle sorte que les électrons de ces atomes se libèrent et créent des électrons (charges N) et des trous (charges P). Ceci crée alors une différence de potentiel entre les deux couches. Cette différence de potentiel est mesurable entre les connexions des bornes positives et négatives de la cellule. A travers une charge continue, on peut en plus récolter des porteurs. La tension maximale de la cellule est d'environ 0,6v pour un courant nul. Cette tension est nommée tension de circuit ouvert( $V_{ov}$ ). Le courant maximal se produit lorsque les bornes de la cellule sont court-circuitées, il est appelé courant de court-circuit ( $I_{cc}$ ) et dépend fortement du niveau d'éclairement [5].

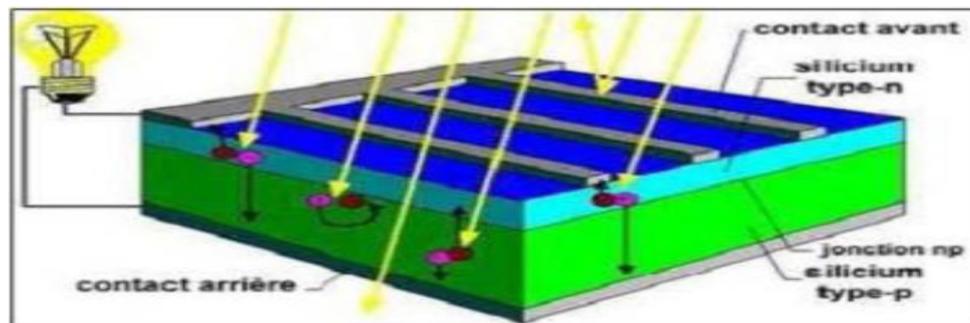


Figure 1.4 : Représentation schématique d'une cellule solaire [4].

#### 1.4. Différents types des cellules photovoltaïques :

Il existe différents types de cellules solaires ou cellules photovoltaïques. Chaque type de cellule est caractérisé par un rendement et un coût qui lui sont propres. Cependant, quel que soit le type, le rendement reste assez faible : entre 8 et 23 % de l'énergie que les cellules reçoivent. Actuellement, il existe trois principaux types de cellules [6].

### 1.4.1 Cellules monocristallines :

Les cellules monocristallines sont les photopiles de la première génération, elles sont élaborées à partir d'un bloc de silicium cristallisé en un seul cristal (Voir Figure 1.5). Son procédé de fabrication est long et exigeant en énergie; plus onéreux, il est cependant plus efficace que le silicium poly-cristallin. Du silicium à l'état brut est fondu pour créer un barreau. Lorsque le refroidissement du silicium est lent et maîtrisé, on obtient un monocristal. Un Wafer (tranche de silicium) est alors découpé dans le barreau de silicium. Après divers traitements (traitement de surface à l'acide, dopage et création de la jonction P-N, dépôt de couche antireflet, pose des collecteurs), le Wafer devient cellule. Les cellules sont rondes ou presque carrées et, vues de près, elles ont une couleur uniforme. Elles ont un rendement de 15 à 22 %, mais la méthode de production est laborieuse [1].

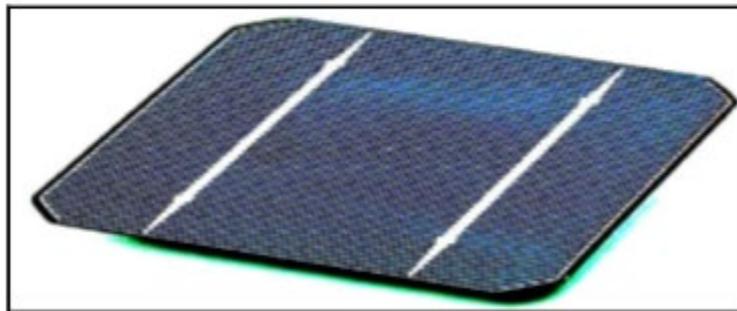


Figure 1.5: Cellule photovoltaïque (monocristalline) [1].

### 1.4.2. Cellules poly-cristallines :

Les cellules polycristallines sont élaborées à partir d'un bloc de silicium cristallisé en forme de cristaux multiples. Vus de près, on peut voir les orientations différentes des cristaux (tonalités différentes), (Voir Figure 1.6). Elles ont un rendement de 11 à 15%, mais leur coût de production est moins élevé que les cellules monocristallines. Ces cellules, grâce à leur potentiel de gain de productivité, se sont aujourd'hui imposées. L'avantage de ces cellules par rapport au silicium monocristallin est qu'elles produisent peu de déchets de coupe et qu'elles

nécessitent 2 à 3 fois moins d'énergie pour leur fabrication. Le wafer est scié dans un barreau de silicium dont le refroidissement forcé a créé une structure Poly-cristalline. Durée de vie estimée : 30 ans [1].



Figure 1.6 : Cellule PV poly-cristalline. Source: Wikipédia

### 1.4.3. Cellules amorphes :

Les modules photovoltaïques amorphes ont un coût de production bien plus bas, mais malheureusement leur rendement n'est que 6 à 8% actuellement. Cette technologie permet d'utiliser des couches très minces de silicium qui sont appliquées sur du verre, du plastique souple ou du métal, par un procédé de vaporisation sous vide. Le rendement de ces panneaux est moins bon que celui des technologies Polycristallines ou monocristallines.

Cependant, le silicium amorphe permet de produire des panneaux de grandes surfaces à bas coût en utilisant peu de matière première [1].

| Matériau                        | Rendement                          | Longévité   | Caractéristiques  | Principales utilisations  |
|---------------------------------|------------------------------------|-------------|---|---|
| <b>Silicium monocristallin</b>  | 12 à 18%<br>(24,7% en laboratoire) | 20 à 30 ans | <ul style="list-style-type: none"> <li>* Très performant</li> <li>* Stabilité de production.</li> <li>* Méthode de production coûteuse et laborieuse.</li> </ul>  | Aérospatiale, modules pour toits, façades,...                                     |
| <b>Silicium poly-cristallin</b> | 11 à 15%<br>(19,8% en laboratoire) | 20 à 30 ans | <ul style="list-style-type: none"> <li>* Adapté à la production à grande échelle.</li> <li>* Stabilité de production, Plus de 50% du marché mondial.</li> </ul>   | Modules pour toits, façades, générateurs...                                       |
| <b>Amorphe</b>                  | 5 à 8%<br>(13% en laboratoire)     |             | <ul style="list-style-type: none"> <li>* Peut fonctionner sous la lumière fluorescente.</li> <li>* Fonctionnement si faible luminosité.</li> <li>* Fonctionnement par temps couvert.</li> <li>* Fonctionnement si ombrage partiel</li> <li>* La puissance de sortie varie dans le temps. En début de vie, la puissance délivrée est de 15 à 20% supérieure à la valeur nominale et se stabilise après quelques mois.</li> </ul> | Appareils électroniques (montres, calculatrices...), intégration dans le bâtiment |

Tableau 1.1 : Comparatif des différentes technologies [1].

### 1.5. Modules (ou Panneaux) PV :

Typiquement une cellule photovoltaïque produit moins de 2 watts sous approximativement 0,5 Volt. Alors Pour produire plus de puissance les cellules sont assemblées pour former un module Une association série de plusieurs cellules donne un module et une association série et/ou parallèle de plusieurs modules permet de réaliser un panneau photovoltaïque (Voir Figure 1.7) [7].

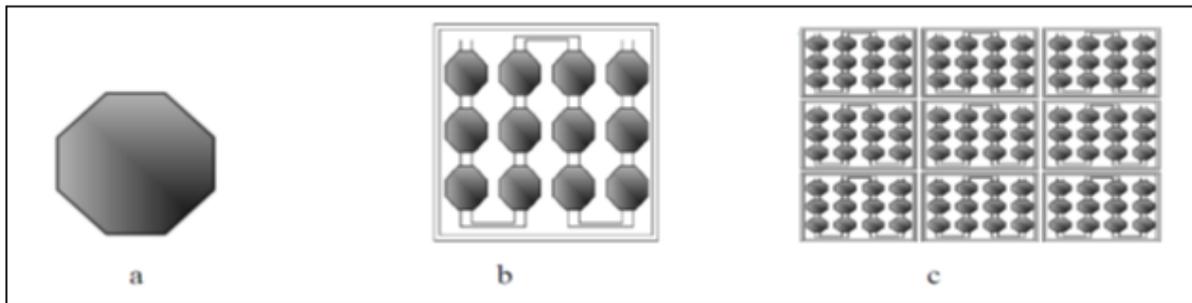


Figure 1.7 : Cellule, module et panneau photovoltaïques [4].

Un module photovoltaïque se compose généralement d'un circuit de 36 cellules en série, protégées de l'humidité par un capsulage de verre et de plastique. L'ensemble est ensuite muni d'un cadre et d'une boîte de jonction électrique.

Le passage d'un module à un panneau se fait par l'ajout de diodes de protection, une en série pour éviter les courants inverses et une en parallèle, dite diode by-pass, qui n'intervient qu'en cas de déséquilibre d'un ensemble de cellules pour limiter la tension inverse aux bornes de cet ensemble et minimiser la perte de production associée . Les connections en série de plusieurs cellules augmentent la tension pour un même courant, tandis que la mise en parallèle accroît le courant en conservant la tension. La puissance crête, obtenue sous un éclairage maximal sera proportionnelle à la surface du module. La rigidité de la face avant (vitre) et l'étanchéité sous vide offerte par la face arrière soudée sous vide confèrent à l'ensemble sa durabilité [8].

### 1.6. Générateur photovoltaïque(GPV) :

Dans des conditions d'ensoleillement standard ( $1000\text{W}/\text{m}^2$  ;  $25^\circ\text{C}$  ; AM1.5), la puissance maximale délivrée par une cellule silicium de  $150\text{ cm}^2$  est d'environ  $2.3\text{ W}_C$  sous une tension de  $0.5\text{V}$ . Une cellule photovoltaïque élémentaire constitue donc un générateur électrique de faible puissance insuffisante en tant que telle pour la plupart des applications domestiques ou industrielles. Les générateurs photovoltaïques sont, de ce fait réalisés par association, en série et/ou en parallèle, d'un grand nombre de cellules élémentaires [9].

$$V_{\text{co(ns)}} = N_s * V_o \quad (1.2)$$

Avec :

$$I_{\text{cc}} = I_{\text{cc(ns)}} \quad (1.3)$$

Une association de ns cellules en série permet d'augmenter la tension du générateur photovoltaïque (GPV). Les cellules sont alors traversées par le même courant et la caractéristique résultant du groupement série est obtenue par addition des tensions élémentaires de chaque cellule, (Voir Figure 1.8). L'équation (1.2) résume les caractéristiques électriques d'une association série de ns cellules. Ce système d'association est généralement le plus communément utilisé pour les modules photovoltaïques du commerce. Comme la surface des cellules devient de plus en plus importante, le courant produit par une seule cellule augmente régulièrement au fur et à mesure de l'évolution technologique alors que sa tension reste toujours très faible. L'association série permet ainsi d'augmenter la tension de l'ensemble et donc d'accroître la puissance de l'ensemble. Les panneaux commerciaux constitués de cellules de première génération sont habituellement réalisés en associant 36 cellules en série ( $V_{\text{co(ns)}}=0.6 * 36= 21.6\text{V}$  ) afin d'obtenir une tension optimale du panneau  $V_{\text{opt}}$  proche de celle d'une tension de batterie de  $12\text{V}$ [4].

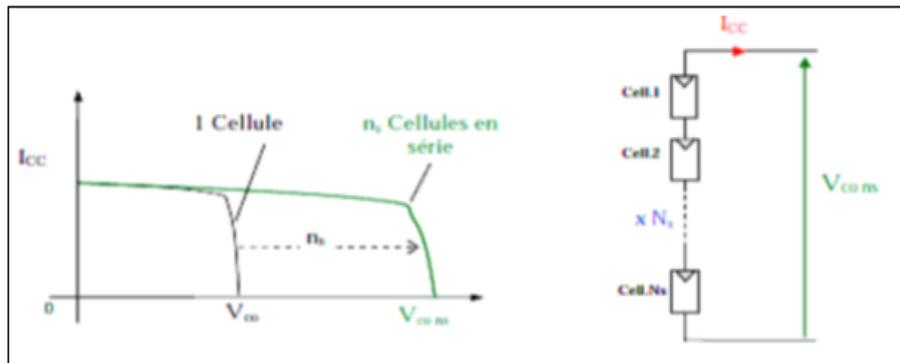


Figure 1.8 : Caractéristiques résultantes d'un groupement de ns cellules en série [10].

D'autre part, une association parallèle de  $n_p$  cellules est possible et permet d'accroître le courant de sortie du générateur ainsi créé. Dans un groupement de cellules identiques connectées en parallèle, les cellules sont soumises à la même tension et la caractéristique résultant du groupement est obtenue par addition des courants, (Voir Figure 1.9). L'équation (1.4) résume à son tour les caractéristiques électriques d'une association parallèle de  $n_p$  cellules [4].

$$I_{cc(np)} = n_p * I_{cc} \text{ Avec } V_{co(np)} = V_{co} \tag{1.4}$$

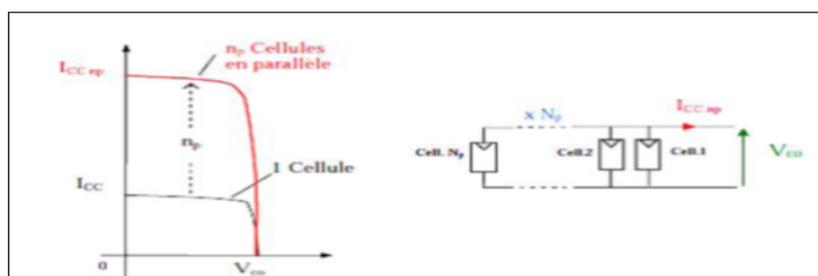


Figure 1.9: Caractéristiques résultant d'un groupement de  $n_p$  cellules en parallèle [10]

Les deux types de regroupement sont en effet possibles et souvent utilisés afin d'obtenir en sortie des valeurs de tension et intensité souhaités. Ainsi, pour ns cellules en série, constituant

des branches elles-mêmes  $n_p$  en parallèle, la puissance disponible en sortie du générateur PV est donnée par :

$$P_{pv} = n_s V_{pv} * n_p I_{pv} \quad (1.5)$$

Si l'on désire avoir un générateur PV ayant un courant de sortie plus intense, on peut soit faire appel à des cellules PV de plus grande surface et de meilleur rendement, soit associer en parallèle plusieurs modules PV de caractéristiques similaires. Pour qu'un générateur PV ainsi constitué puisse fonctionner de façon optimale, il faut que les ( $n_s$ ,  $n_p$ ) cellules se comportent toutes de façon identique. Elles doivent pour cela être issues de la même technologie, du même lot de fabrication et qu'elles soient soumises aux mêmes conditions de fonctionnement (éclairage, température, vieillissement et inclinaison). La puissance du générateur PV sera optimale si chaque cellule fonctionne à sa puissance maximale notée  $P_{max}$ . Cette puissance est le maximum d'une caractéristique  $P(V)$  du générateur, et correspond au produit d'une tension optimale notée  $V_{opt}$  et d'un courant optimal noté  $I_{opt}$ . Cette caractéristique dépend fortement de l'éclairage auquel est soumis le générateur et de sa température [4].

## **1.7. Chaîne de conversion de l'énergie solaire photovoltaïque :**

### **1.7.1. Installation PV autonome :**

Dans le cas d'une installation autonome, l'énergie produite par les panneaux solaires photovoltaïques est utilisée immédiatement (pompage, ventilation, etc...) ou stockée dans des batteries pour une utilisation différée (Voir Figure 1.10). Le courant continu produit alimente directement des appareils prévus à cet effet ou il est transformé en alternatif selon le besoin

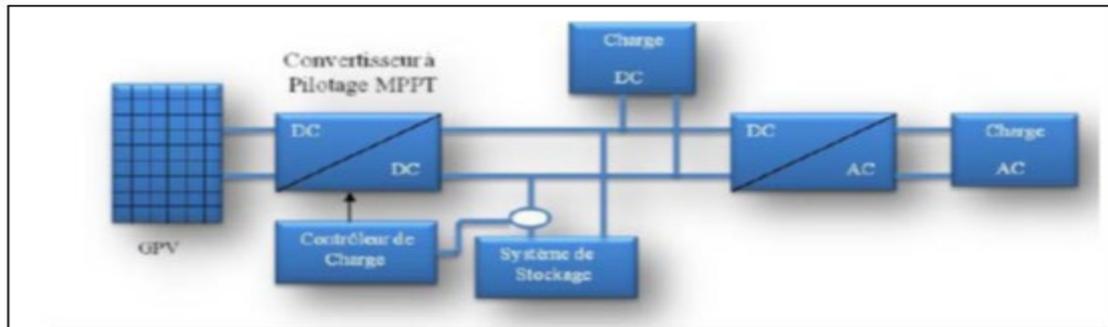


Figure 1.10: Installation photovoltaïque autonome [8].

### 1.7.2. Installation PV couplée au réseau :

Le système peut également être connecté au réseau. L'avantage du raccordement est de se dispenser du coûteux et problématique stockage de l'électricité. Dans ses versions les plus économiques l'onduleur ne peut fonctionner qu'en présence du réseau, une éventuelle panne de ce dernier rend in-opérationnel le système de production d'origine renouvelable. Un onduleur réversible est nécessaire si on a une charge à courant continu (Voir Figure 1.11). Si la consommation locale est supérieure à la production de la centrale, l'appoint est fourni par le réseau. Dans le cas contraire, l'énergie est fournie au réseau public et sert à alimenter les consommateurs voisins [8].

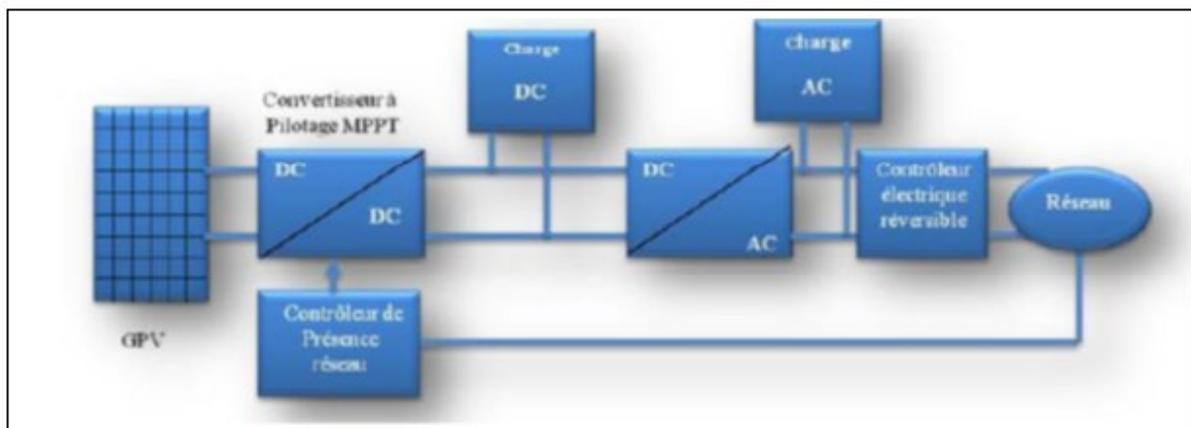


Figure 1.11 : Installation photovoltaïque couplée au réseau [8].

### 1.7.3. Les différents types de systèmes photovoltaïques:

Il existe deux types de structures de système photovoltaïques :

1) Les systèmes à connexion directe au réseau Cette installation est constituée d'un générateur photovoltaïque qui est connecté à l'aide d'un onduleur au réseau électrique. IL existe dans la littérature de nombreux exemples.

2) Le système à bus continu intermédiaire. Le générateur photovoltaïque est connecté à un bus continu par l'intermédiaire d'un convertisseur continu-continu. Un onduleur délivre une tension modulée. Celle-ci est filtrée pour réduire le taux d'harmonique (THD) On obtient alors en sortie de ce dispositif une tension utilisable pouvant être injectée dans le réseau.

Il existe plusieurs architectures pour les dispositifs permettant de convertir la tension continue issue du générateur photovoltaïque en une tension sinusoïdale utilisable (230V) [11].

## 1.8. Avantages et inconvénients d'une installation PV :

### 1.8.1. Avantages :

- ✚ Son carburant est gratuit : Le soleil est la seule ressource dont a besoin un panneau solaire. Et le soleil brillera jusqu'à la fin des temps. De plus, la plupart des cellules photovoltaïques sont fabriquées à base de silicium, un matériau abondant et non toxique (second matériau le plus abondant sur Terre).
- ✚ L'énergie solaire photovoltaïque ne génère ni bruit, ni émissions nocives, ni gaz polluants : L'électricité solaire utilise seulement l'énergie du soleil comme carburant. Elle ne crée aucun coproduit nocif et contribue activement à réduire le réchauffement climatique.
- ✚ Les systèmes photovoltaïques sont très sûrs et d'une grande fiabilité : L'espérance de vie d'un module solaire est d'environ 30 ans. La performance des cellules

photovoltaïques est généralement garantie par les fabricants pour une durée de 20 à 25 ans. Le photovoltaïque est donc une technologie fiable sur le long terme. De plus, la fiabilité des produits est garantie aux consommateurs

- ✚ Les modules photovoltaïques sont recyclables et les matériaux utilisés pour leur production (silicium, verre, aluminium, etc.) peuvent être réutilisés. Le recyclage n'est pas seulement bénéfique pour l'environnement, il contribue également à réduire l'énergie nécessaire pour produire ces matériaux et ainsi à réduire leur coût de fabrication [4].
- ✚ L'énergie solaire photovoltaïque exige peu de maintenance : Les modules solaires ne nécessitent pratiquement aucune maintenance et sont faciles à installer.
- ✚ L'énergie solaire photovoltaïque fournit de l'électricité aux zones rurales les plus isolées : Les systèmes photovoltaïques apportent une valeur ajoutée aux zones rurales (en particulier dans les pays en développement où il n'y a pas de réseau électrique disponible).
- ✚ L'énergie solaire photovoltaïque peut être intégrée de manière esthétique dans les bâtiments : Les modules solaires peuvent couvrir toits et façades, contribuant ainsi à l'autonomie énergétique des bâtiments. Ils sont silencieux et peuvent être intégrés de manière très esthétique
- ✚ L'énergie solaire captée par la terre pendant une heure pourrait suffire à la Consommation mondiale pendant une année : Au total, ce rayonnement représente 1.6 milliards de TWh, soit huit mille fois la Consommation énergétique annuelle mondiale.

### **1.8.2. Inconvénients :**

Le développement du photovoltaïque est rapide, mais représente encore peu de chose dans le bilan énergétique mondial. L'ensemble des modules existant actuellement produit autant

d'énergie que 20 % d'une tranche nucléaire. Ce n'est notamment pas une solution significative pour répondre immédiatement aux enjeux nationaux actuels.

- ✚ La fabrication du module photovoltaïque relève de la haute technologie et requiert des investissements d'un coût élevé.
- ✚ Le rendement réel de conversion d'un module est faible (la limite théorique pour une cellule au silicium cristallin est de 28%)
- ✚ Les générateurs photovoltaïques ne sont compétitifs par rapport aux générateurs diesel que pour des faibles demandes d'énergie en région isolée.
- ✚ Lorsque le stockage de l'énergie électrique sous forme chimique (batterie) est nécessaire, le coût du générateur photovoltaïque est accru .la fiabilité et les performances du système restent cependant équivalentes pour autant que la batterie et les composants de régulation associés soient judicieusement choisis ⚡ Tributaire des conditions météorologiques.
- ✚ Beaucoup d'appareils vendus dans le marché fonctionnent au 220 à 230 V alternatif. Or, l'énergie issue du générateur PV est unidirectionnelle et de faible voltage [4]

## 1.9. Conclusion

Dans ce chapitre, nous avons présenté en général sur l'énergie photovoltaïque, sa définition et un aperçu historique de sa découverte et l'histoire de son utilisation, qui était il y a 40 ans dans les zones isolées de tous les pays du monde utilisant des batteries pour stocker l'énergie solaire. Photovoltaïque et comment assembler des panneaux solaires, nous avons également abordé l'installation de l'énergie photovoltaïque associée au réseau électrique, et à la fin nous avons présenté quelques-uns des avantages et des inconvénients de l'énergie photovoltaïque.

## Rréférences

1. Labouret, Anne, and Michel Villos. *Energie solaire photovoltaïque*. Vol. 3. Malakoff, France : Dunod, 2006.
2. Lasnier, France, and Tony Gan Ang. *Photovoltaic engineering handbook*. Routledge, 2017.
3. Ricaud, Alain, and Michael GRATZEL. "Photopiles solaires: de la physique de la conversion photovoltaïque aux filières, matériaux et procédés." *Cahiers de chimie* (1997).
4. Mida, Dris. *Contribution à la Modélisation d'un Système de Production d'Energie Electrique Hybride «Eolien-Photovoltaïque»*. Diss. Université Mohamed Khider-Biskra, 2019.
5. Zerhouni, F. Z. "Adaptation Optimale d'une Charge à un Générateur Photovoltaïque'." *Mémoire de Magister, Institut d'Electronique* (1996).
6. Gergaud, Olivier. *Modélisation énergétique et optimisation économique d'un système de production éolien et photovoltaïque couplé au réseau et associé à un accumulateur*. Diss. École normale supérieure de Cachan-ENS Cachan, 2002.
7. Belghitri, H. "Modélisation, simulation et optimisation d'un système hybride éolien photovoltaïque." *Mémoire de magister, Université de Tlemcen, Algérie* (2011).
8. Zidani, C., F. Benyarou, and B. Benyoucef. "Simulation de la position apparente du soleil et estimation des Energies Solaires incidentes sur un Capteur Plan pour la Ville de Tlemcen en Algérie." *Rev. Energ. Ren* 6.2 (2003).
9. Petibon, S. "Nouvelles Architectures Distribuées de Gestion et de Conversion de l." *Energie pour les Applications Photovoltaïques* (2009).
10. etCh, Ch Perrin de Brichambrant. "Vauge, "Le gisement solaire." *Evaluation de la ressource énergétique*", Technique et Documentation Lavoisier Paris (1982).
11. Stine, William B., and Michael Geyer. *Power from the Sun*. Power from the sun. net, 2001.

## **Chapitre 2**

# **Les modèles prédictives de la puissance photovoltaïque**

## 2.1 Introduction

Ce chapitre présente les différentes méthodes qui sont utilisées dans le cadre de la prévision de la puissance photovoltaïque. Nous détaillerons les modèles utilisés pour réaliser cette étude. Il existe plusieurs façons de réaliser la prévision de la ressource solaire. Le choix de l'une ou l'autre méthode dépend de l'horizon de prévision et des besoins de l'utilisateur. En effet, tous les modèles n'ont pas la même précision en fonction du type de prévision souhaité, du lieu, de l'horizon temporel, ou encore du type et voire du nombre de données disponibles [1]. Les 3 grandes familles de modèles prédictifs sont réparties en fonction des horizons de prévision :

- Le très court terme, dont l'horizon est compris entre quelques minutes et une heure.
- Le court terme, dont l'horizon de prévision s'étend de 1 heure à 6 heures.
- Le moyen terme, de 1 jour à 1 semaine.

Nous allons dans cette section présenter les différentes manières de réaliser la prévision de l'éclairement solaire. Nous entrerons ensuite dans le détail des techniques qui nous intéressent.

## 2.2 La Prévision puissance photovoltaïque

### 2.2.1 Modèles linéaires

#### a) Modèle Autorégressif à Moyenne Mobile (ARMA)

Dans les années 1970, [2] ont décrit la méthodologie de l'analyse des séries temporelles et ils ont ainsi développé la famille de modèles constitués par les modèles auto régressifs à moyenne mobile. Il s'agit d'une approche statistique de l'analyse des séries temporelles. Une des combinaisons de modèle auto régressif (AR) avec un modèle de moyenne mobile (MA) permet le développement du modèle ARMA. Ce modèle, utilisé pour la prévision de séries temporelles stationnaires, est utilisé dans de nombreux domaines et plus particulièrement dans le domaine de la prévision du rayonnement solaire, il s'agit d'un modèle linéaire.

On définit les modèles AR et MA, respectivement d'ordre  $p$  et  $q$ , pour une série temporelle  $x(t)$  et  $t \in \mathbb{Z}$  par :

AR( $p$ ) :

$$x(t) = \sum_{i=1}^p \varphi(i) \cdot x(t-i) + \varepsilon(t) \quad (2.1)$$

MA( $q$ ) :

$$x(t) = \sum_{i=1}^q \theta(i) \cdot \varepsilon(t-i) \quad (2.2)$$

La combinaison des deux modèles devient alors ARMA ( $p, q$ ) :

$$x(t) = \sum_{i=1}^p \varphi(i) \cdot x(t-i) + \sum_{i=1}^q \theta(i) \cdot \varepsilon(t-i) \quad (2.3)$$

Où  $\varphi(i)$  et  $\theta(i)$  sont les paramètres du modèle,  $p$  et  $q$  les ordres et  $\varepsilon$  le résidu qui est un bruit blanc est bien souvent omise dans la littérature si la série temporelle est stationnaire [3],[4]. Le modèle ARMA est donc un modèle basé sur une combinaison de mesures et d'erreurs antérieures pour caractériser une donnée actuelle. La phase d'optimisation de ce modèle détermine les ordres du modèle. Les paramètres du modèle ( $\varphi$  et  $\theta$ ) sont déterminés pendant la phase d'apprentissage[5]. Ce modèle est très utilisé dans l'analyse des séries temporelles, il est peu gourmand en ressources et est rapide à mettre en œuvre.

### **b) Modèle Autorégressif Intégrée Moyenne Mobile ARIMA**

Les modèles ARIMA constituent une classe générale de modèles statistiques qui peuvent être convertis en processus stationnaire, tout en utilisant "la différenciation". Donc, les modèles ARIMA sont une généralisation des modèles ARMA. Ils comprennent une composante autorégressive (AR), une composante moyenne mobile (MA), et un terme de différenciation ( $d$ ) ; il est désigné couramment par ARIMA ( $p, d, q$ ) et donné par l'expression mathématique suivante :

$$X(t) = (1 - B)^d x(t) \quad (2.4)$$

$$X(t) = \sum_{i=1}^p \varphi(i) \cdot X(t-i) + \sum_{i=1}^q \theta(i) \cdot \varepsilon(t-i) \quad (2.5)$$

Où  $B$  est un opérateur de retard, les coefficients d'ajustement  $(i)$  et  $(i)$  sont estimés en utilisant la procédure de minimisation [6].

Il existe une multitude d'évolutions de ce type de modèle telles que ARMAX, SARMA, SARIM, Le lecteur intéressé peut se référer à l'ouvrage de Box et Jenkins sur l'analyse des séries temporelles [2].

### **2.2.2. Modèles non-linéaires**

L'Intelligence Artificielle (AI) reproduit les quatre capacités cognitives humaines : percevoir, comprendre, agir, apprendre. Elle se décline essentiellement en deux domaines : l'apprentissage machine ou « Machine Learning » et l'apprentissage profond « Deep Learning ». En plus de ces deux techniques, plusieurs concepts tournent autour pour former ce que l'on appelle les domaines de l'AI qui regroupent de nombreux processus et diverses applications.

#### **a) L'Apprentissage automatique « Machine Learning »**

L'apprentissage automatique est un domaine qui fait partie de l'informatique, il est classé dans la famille des méthodes d'intelligence artificielle. L'utilisation de l'apprentissage automatique est aujourd'hui largement répandue dans de nombreux domaines. Ce type d'approche permet, de manière avantageuse, de résoudre des problèmes qui sont impossible à représenter par des algorithmes explicites. Les modèles d'apprentissage automatique sont en capacité de trouver des relations entre les entrées et les sorties même si la représentation est impossible, cela les rendent particulièrement adaptés aux tâches de prévisions. Les quatre types d'apprentissage du Machine Learning :

- L'apprentissage supervisé (supervise Learning), est le plus populaire pour l'apprentissage automatique car plus facile à comprendre et plus simple à mettre en œuvre. Avec des données sous forme d'exemples avec des étiquettes, l'algorithme d'apprentissage est alimenté d'exemples de paires exemple-étiquette, ce qui permet à

l'algorithme de prédire l'étiquette pour chaque exemple et de lui indiquer s'il a prédit la bonne réponse ou non. Au fil du temps, l'algorithme apprendra à approximer la nature exacte de la relation entre les exemples et leurs étiquettes. Une fois pleinement formé, l'algorithme d'apprentissage supervisé sera capable d'observer un nouvel exemple jamais vu auparavant et de prédire une bonne étiquette pour celui-ci.

- L'apprentissage non-supervisé (unsupervised Learning), le système est formé avec des données non étiquetées et sans donner les bonnes réponses. C'est très instructif lorsque nous ne savons pas ce que nous cherchons dans les données traitées.
- L'apprentissage semi-supervisé (semi-supervised Learning), qui consiste à fournir de nombreux exemples au système, ainsi que la bonne réponse pour certains d'entre eux. Ce type d'apprentissage utilise les données non-annotées pour compléter l'apprentissage supervisé.
- L'apprentissage par renforcement (reinforcement Learning), il est né du mariage de la psychologie expérimentale [7] et les neurosciences computationnelles [8]. Les méthodes algorithmiques de l'apprentissage par renforcement reposent sur des principes simples issus de l'étude de la cognition humaine ou animale pour permettre de faire à des agents automatisés des tâches dans un cadre de programmation générique. Le système s'améliore à force de punitions et de récompenses.

### **A.1. Réseau de Neurones Artificiels**

Les réseaux de neurones artificiels (ANN), une technique inspirée du fonctionnement du cerveau humain, permet d'aborder sous des angles nouveaux de problèmes de perception, de mémorisation, d'apprentissage et de raisonnement [9].

Les réseaux de neurones se sont imposés comme des alternatives très prometteuses pour constituer un modèle mathématique capable d'approximer des relations entre les variables. Contrairement aux méthodes traditionnelles, les réseaux de neurones sont réalisés sans faire

aucune hypothèse sur la répartition des variables, et sans imposer aucune forme particulière aux données. Ils sont largement employés avec succès pour la prévision dans divers domaines [10], [11]. Ces réseaux de neurones ont été considérés comme des outils utiles pour les problèmes de classification et de régression. Leur objectif était de comprendre les propriétés du système nerveux à partir des composants élémentaires.

### *A.1.1.Principes généraux*

Un neurone est une unité de calcul. Elle peut comporter 1 ou plusieurs entrées et 1 sortie calculée grâce à différentes caractéristiques :

- Des entrées ( $X$  ou  $E$ ), la sortie applique le même fonctionnement ;
- Chacune des entrées à un poids ( $W$ ) accordé à chacune des entrées et permettant de modifier l'importance de certaines par rapport aux autres ;
- Une fonction d'agrégation, qui permet de calculer une unique valeur à partir des entrées et des poids correspondants ;
- Un seuil (ou biais), permettant d'indiquer quand le neurone doit agir ;
- Une fonction d'activation, qui associe à chaque valeur agrégée une unique valeur de sortie dépendant du seuil.

Le résultat du calcul du neurone n'est autre que la somme des produits de toutes les entrées et des poids, le tout passé par un "filtre" que l'on appelle fonction d'activation (sortie). Le neurone formel peut donc se résumer sous la forme suivante la Figure (2.1):

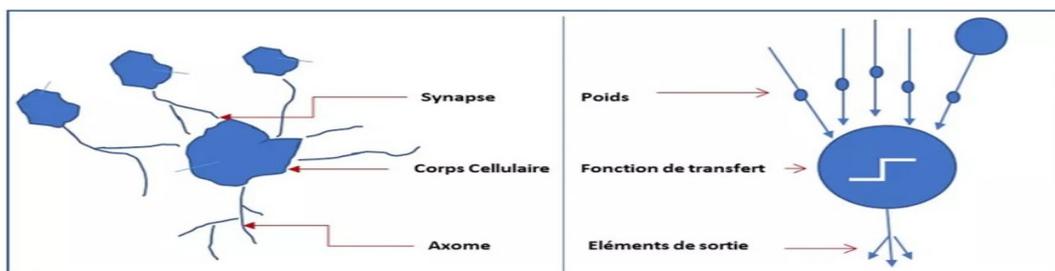


Figure 2.1. Représentation schématique du neurone artificiel [11].

## A.2. Les Régression de Processus Gaussienne

En anglais « Gaussian process regression (GPR) » sont connus depuis longtemps en statistiques, mais ils ne sont utilisés que depuis peu en Machine Learning [12], développée assez récent [13] : un réseau de neurones place une probabilité a priori sur l'espace de fonctions, et lorsque la couche cachée est infinie, il s'agit d'un GPR. Ce type de modèles est, en réalité, une généralisation d'une distribution gaussienne (ou normale) multi variée. Il s'agit de modèles non linéaires. Avant d'expliquer le principe des processus gaussiens, il est important de définir le cadre d'étude lié à la statistique Bayésienne.

### A.2.1. La statistique Bayésienne

La statistique Bayésienne est une théorie fournit aux chercheurs un outil pour mettre à jour leurs précédentes estimations en présence de nouvelles données, basées sur la probabilité conditionnelle (la probabilité qu'un certain événement ait lieu, étant donné l'occurrence d'un autre événement). Le théorème de Bayes est décrit par l'équation (2.6).

$$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{P(A)} \quad (2.6)$$

De plus  $P(A)$  peut-être écrite comme une marginalisation suivant l'équation (2.7)

$$P(A) = \sum_i P(A|B_i)P(B_i) \quad (2.7)$$

Avec  $\{B_i\}$  une partition de l'ensemble des possibles de B. On peut alors définir le théorème de Bayes par l'équation (2.8)

$$P(B|A) = \frac{P(A|B)P(B)}{\sum_i P(A|B_i)P(B_i)} \quad (2.8)$$

### A.2.2.L'inférence Bayésienne

L'inférence Bayésienne facilite l'apprentissage supervisé dans le cadre bayésien. L'inférence signifie littéralement : une conclusion donnée sur la base de l'évidence, la première tâche dans l'apprentissage supervisé est d'approximer  $P(A|B)$  avec le modèle approprié [14]. Autrement dit, il faut mettre en place des modèles paramétrés pour définir notre probabilité conditionnelle comme décrit par l'équation (2.9).

$$P(B|A) = f(A, \theta) \quad (2.9)$$

Avec  $\theta$  un vecteur de paramètres, et  $f$  notre modèle. Etant donné un ensemble  $D$  de  $N$  données d'exemples de notre variable, une technique conventionnelle pour entraîner le modèle serait d'utiliser une fonction de perte pour optimiser les paramètres  $\theta$ . Les prédictions de  $B$  sont ainsi faites, étant donné  $A$  en évaluant  $f(A|\theta)$  avec des paramètres fixés à leurs valeurs optimales.

Pour obtenir une distribution postérieure sur  $\theta$ , une distribution préalable ( $\theta$ ) doit être spécifiée avant d'observer les données. Le besoin d'une distribution a priori est souvent vu comme un inconvénient de l'inférence Bayésienne. Cependant, en excluant toutes les variables sans intérêt, l'approche Bayésienne est capable de préférer des modèles simples qui suffisent à expliquer les données, sans inclure des complexités superflues [14].

L'inférence Bayésienne peut être résumée par l'équation (2.10), calculée par la loi de Bayes

$$P(\theta|D) = \frac{P(D|\theta) P(\theta)}{P(D)} \quad (2.10)$$

Si la donnée  $D$  est considérée comme un vecteur d'entrée  $X$  et la valeur cible correspondante  $y$ , alors l'équation (2.10) peut être reformulée suivant l'équation (2.11).

$$P(\theta|y, X) = \frac{P(y|X, \theta) P(\theta)}{P(y|X)} \quad (2.11)$$

Avec :

$(\theta)$  : les connaissances a priori sur les paramètres avant d'observer les données ;

$(y|X)$  : la vraisemblance d'observer nos résultats ou cibles, en fonction de données d'entrées définies, et une certaine distribution de  $\theta$ ;

$(y|X)$  : la constante de normalisation.

On pourrait réécrire l'équation (2.12) ainsi :

Distribution a posteriori = vraisemblance \* connaissance a priori / constant de normalisation (2.12)

Un processus gaussien ou  $G$  peut être décrit par le système d'équations (2.13)

$$(x) \sim (m(x), k(x, x')) \quad (2.13)$$

$$(x) = [f(x)] \quad (2.14)$$

$$(x, x') = [(f(x) - m(x))(f(x') - m(x')))] \quad (2.15)$$

Avec  $(x)$  le processus réel que l'on souhaite modéliser,  $m$  la moyenne,  $k$  la fonction de covariance ou kernel,  $E$  l'espérance mathématique et  $x$  et  $x'$  deux points différents. [13] ont défini que les processus gaussiens sont une généralisation de la probabilité de distribution gaussienne. Alors que les probabilités de distribution sont utilisées pour décrire des données aléatoires, un processus (stochastique) gouverne les propriétés des fonctions. Au lieu de calculer une distribution complète sur les fonctions pour approximer un processus sous-jacent, nous allons nous limiter à la distribution des propriétés de ces fonctions sur un nombre fini de points.

### A.2.3. Prédire à partir des processus gaussiens

Etant donnée un ensemble de points de test, la distribution de probabilité de de la loi jointe entre les données d'entraînement et les sorties de test) est donnée par une loi normale définie par l'équation (2.16).

$$\begin{bmatrix} f \\ f^* \end{bmatrix} \sim \mathcal{N} \left( \begin{bmatrix} m(x) \\ m(x^*) \end{bmatrix}, \begin{bmatrix} K(X, X) & K(X, X^*) \\ K(X^*, X) & K(X^*, X^*) \end{bmatrix} \right) \quad (2.16)$$

S'il y a  $n$  données d'entraînements et  $n^*$  données tests, alors  $K(X, X^*)$  représente la matrice  $n \times n^*$  de covariance entre les données d'entraînement  $X$  et les données de test  $X^*$ .  $X^*$  définit le symbole de la loi normale.

### 1.3. Machines à Vecteurs Supports pour la Régression

Le développement de ces modèles « Support Vector Machine (SVM) » en anglais est directement issu des travaux de Vladimir Vapnik dans les années 80 [15]. Ce sont d'un ensemble de techniques d'apprentissage supervisé destinées à traiter des problèmes de discrimination ou de régression, sont des classifieur linéaires généralisés. Cette méthode a été appliquée avec succès à la prévision de séries temporelles. Le formalisme des SVM est similaire à celui des processus Gaussiens. La formule mathématique des SVM appliquée à la prévision de séries temporelles est [16] :

$$x(t+h) = \sum_{i=1}^n a_i \cdot k_{\text{rbf}}(x_i, x_{\text{test}}) + b \quad (2.17)$$

Dans laquelle,  $x_i$  est le  $i^{\text{ème}}$  vecteur d'entrées pour l'apprentissage et  $x_{\text{test}}$  le vecteur de test.

La fonction de base radiale est donnée par :

$$k_{\text{rbf}}(x_p, x_q) = \exp \left[ \frac{-(x_p - x_q)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (2.18)$$

Le paramètre  $b$  (paramètre de biais) est déduit de l'équation précédente, l'hyper paramètre  $\sigma$  également, il définit notamment la complexité du modèle. Concernant les SVR, les coefficients  $a_i$  sont liés à la différence de deux multiplicateurs de Lagrange qui sont déduits par la résolution d'un problème de programmation quadratique. Contrairement aux réseaux de neurones artificiels, sujets aux problèmes de minimums locaux, pour les SVR le problème est strictement convexe et ne possède donc qu'une seule et unique solution. En outre, il faut souligner (contrairement aux processus Gaussiens) que tous les modèles d'entraînement ne

participent pas à la relation précédente. En effet, un choix pratique d'une fonction de coût (fonction  $\varepsilon$  de Vapnik) [17] dans le problème quadratique, permet d'obtenir une solution particulière construite à partir d'une régression. A noter alors que certains des coefficients  $a_i$  seront non-nuls.

### **A. L'apprentissage profond « Deep Learning »**

L'apprentissage profond (DL) branche du machine Learning où la machine est capable d'apprendre par elle-même, basée sur un ensemble d'algorithmes modélisant des abstractions de haut niveau dans des données en utilisant des architectures de modèle particulièrement complexes, sont interconnectés pour traiter et mémoriser des informations, comparer des problèmes ou situations quelconques avec des situations similaires passées et résoudre le problème de la meilleure façon possible[18-19].

### **2.2.3 Les méthodes hybrides**

En raison du comportement non stationnaire des paramètres de puissance PV et la variété des conditions atmosphériques, les modèles de prévision uniques sont insuffisants pour fournir une estimation précise dans certains cas. À cet égard, différents modèles hybrides ont été proposés ces dernières années pour résoudre les inefficacités des modèles uniques et améliorer la précision des prévisions. Dans le processus de classification des modèles hybrides en différents groupes, l'étape principale consiste à classer la nature de la technique de prétraitement utilisée.

Dans ce travail, nous nous intéressons à l'utilisation des techniques d'apprentissage de décomposition multi-échelles en raison de leurs hautes performances pour augmenter la précision des prévisions [19].

#### **2.2.3.1. Développement chronologique de la méthode CEEMDAN**

Récemment, Wu et Huang [21], ont développé une méthode appelée décomposition empirique modal (EMD) pour analyser les données provenant de systèmes non stationnaires et non

linéaires. Cet algorithme décompose le signal en une série de fonctions oscillatoires, connues sous le nom de fonctions de mode intrinsèque (IMF). Le puissant outil EMD adaptatif se comporte comme un banc de filtres dyadique et est utile pour filtrer le bruit dans les domaines de mesure. Cependant, l'EMD a des inconvénients, tels que le mélange de mode. Les oscillations de différentes amplitudes se trouvent dans un mode ou des oscillations similaires se rencontrent dans différents modes. Pour éviter ce problème, Wu et Huang [22] ont proposé Ensemble EMD (EEMD), une méthode basée sur l'algorithme EMD. La méthode proposée suit une étude des caractéristiques statistiques du bruit blanc, ce qui implique une analyse assistée par un bruit. Cette dernière ajoute un bruit blanc d'une distribution de fréquence uniforme dans EMD pour éviter le mélange en mode.

Actuellement, les méthodes de filtrage basées sur l'EEMD sont disponibles. Toutefois, l'EEMD introduit de nouveaux problèmes, le bruit blanc ajouté n'est pas complètement éliminé, et différents modes peuvent être produits par l'interaction entre le signal et le bruit. Pour résoudre ces problèmes, l'Ensemble Empirique Décomposition Modal Complémentaire (CEEMD) a été introduite, l'IMF final peut être obtenu en faisant la moyenne des IMF produits dans la décomposition des EEMD pour les signaux ayant des valeurs positives et négatives des bruits blancs. Néanmoins, cette méthode nécessite un coût de calcul élevé et ne résout pas les Modes. Ainsi, l'EEMD complet avec bruit adaptatif (CEEMDAN) a été proposé. Cette méthode réduit la charge de calcul et surmonte les modes supplémentaires [20]. Il est judicieux avant d'éclaircir la CEEMD de donner un panorama des différentes méthodes qui ont précédé cette dernière.

### **2.2.3.1. ADécomposition modale empirique (EMD)**

L'EMD décompose d'une façon adaptative un signal en une somme de composantes oscillantes par l'utilisation d'un processus de tamisage. Chaque composante est une forme d'onde de

moyenne nulle, modulée en amplitude et en fréquence nommée IMF (Intrinsic Mode Fonctions) traduite par la fonction modale intrinsèque (SiftingProcess) (Figure .2.3).

Contrairement aux représentations temps-fréquence précédentes, la décomposition EMD est locale, itérative et entièrement pilotée par les données intrinsèques au signal. L'extraction des IMFs est non linéaire, mais leur recombinaison pour la reconstruction exacte du signal est linéaire. L'EMD a montré ses capacités comme outil d'analyse adaptative multi-échelles des signaux non-stationnaires [22].

### ▪ Principe de la décomposition

Le signal  $x(t)$  peut alors s'écrire :

$$x(t) = \sum_{j=1}^N IMF_j(t) + r(t) \quad (2.19)$$

Où  $IMF_j(t)$  est la  $j$ ème oscillation,  $r(t)$  est le résidu de la décomposition et  $N$  est le nombre d'IMFs. Même si la notion d'IMFs repose plus sur une intuition que sur une définition très rigoureuse, cette fonction doit respecter certains critères comme précisé ci-dessous. Une IMF (ou mode empirique) est une fonction telle que :

$$IMF: \begin{cases} R \rightarrow R \\ t \rightarrow IMF_j \end{cases} \quad (2.20)$$

Qui vérifie les conditions suivantes :

- a) De moyenne nulle.
- b) Les nombres d'extrema et de passages à zéro diffèrent au plus de un (en d'autres termes, cela signifie qu'entre un minimum et un maximum successifs, une IMF passe par zéro). Cette condition est nécessaire pour que la fréquence instantanée n'ait pas de fluctuations indésirables dues à l'asymétrie du signal. Les deux conditions précédentes assurent l'unicité du mode oscillatoire de l'IMF à chaque instant.
- c) Une IMF suit une loi de modulation en amplitude et en fréquence (comportement oscillant) Naturellement de type mono-composant [23].

### ▪ Processus de tamisage

#### - Principe algorithmique

Les différentes étapes du procédé de tamisage peuvent s'écrire sous la forme du pseudo-code Développé. Jusqu'à ce que  $h_j, i(t)$  vérifient les conditions nécessaires d'une IMF, en analysant la décomposition du signal suivant :

$$x(t) = \cos(20\pi t) + \cos(2\pi t) \quad (2.21)$$

où  $t$  varie de 0 à 2 s (période d'échantillonnage de 10<sup>-3</sup>s). Le signal est constitué de deux Oscillations distinctes, l'une rapide et l'autre plus lente figure 2.2 (a).

De manière plus littérale, Trouver les extrema locaux (maximum et minimum) du signal (étape 3(b)). Ceux-ci sont symbolisés par des points sur la figure 2.2. (b).

- Estimer les enveloppes supérieures et inférieures par interpolation respective des maxima et minima locaux (étape 3.c). Ceux-ci sont indiqués par les courbes de la figure (2.2. (c)). L'interpolation utilisée dans ce cas est basée sur les splines cubiques.
- Estimer l'enveloppe moyenne locale à partir des enveloppes supérieures et inférieures (Étape 3.d). Celle-ci est représentée sur la figure (2.2(d)) [24].

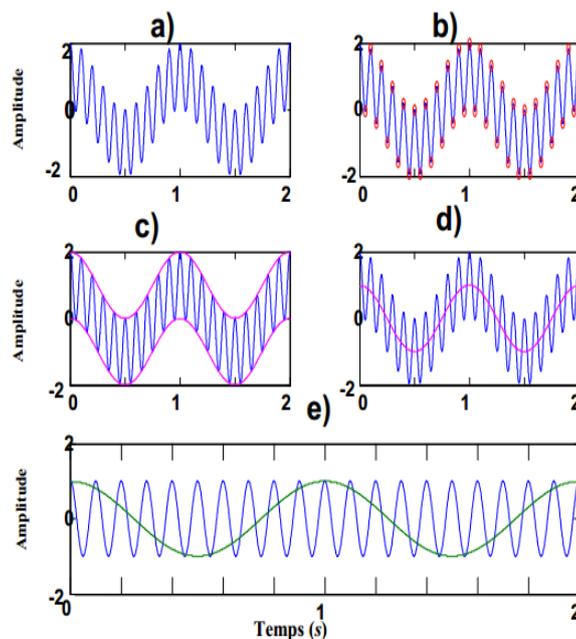


Figure.2.2.Principe de tamisage pour l'estimation de la 1<sup>ère</sup> IMF du signal  $x(t)$  [24].

### 2.2.3.1.B. La méthode CEEMD

Pour bien éliminer le résidu du bruit blanc ajouté qui est entaché aux IMF's de la méthode EEMD et augmenter l'efficacité de calcul, l'Ensemble Empirique Décomposition Modal Complémentaire (CEEMD) a été destinée à remplacer la méthode EEMD en tant que nouvelle version de la méthode EMD [23].

#### Algorithme de la méthode CEEMD

Dans la méthode CEEMD, du bruit blanc gaussien est ajouté et soustrait au signal original pour générer des ensembles d'IMFs. Par conséquent, deux mélanges composés des données originales sont obtenus par :

$$\begin{bmatrix} M1 \\ M2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} S \\ B \end{bmatrix} \quad (2. 22)$$

Où :

- S est le signal original.
- B est le bruit blanc gaussien ajouté.
- M1 est la somme du signal original avec le bruit blanc gaussien ajouté.
- M 2 la différence entre le signal original et le bruit blanc gaussien.

Ainsi, les IMFs obtenues en additionnant du bruit blanc au signal contribuent à une série des IMF's contaminées par des résidus dus au bruit blanc gaussien ajouté.

De même, les IMF's obtenues en soustrayant du bruit blanc au signal contribuent à une autre série des IMF's contaminées des résidus dus au bruit blanc soustrait.

Les IMFs finales est la moyenne de l'ensemble des deux séries IMFs [24].

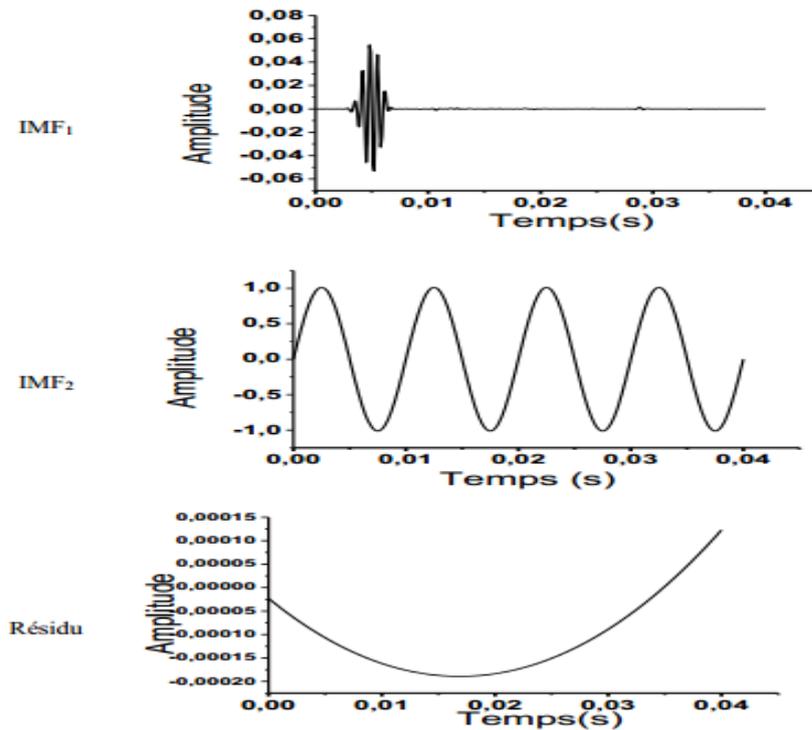


Figure 2.3. Décomposition CEEMD du signal  $x(t)$  [24].

### 2.2.3.1.C. La méthode CEEMDAN

La méthode CEEMDAN permettant une amélioration de l'algorithme EEMD qui décompose un signal avec un nombre d'essais  $N$  inférieur à celui obtenu par la méthode EEMD.

#### ❖ Algorithme de la méthode CEEMDAN

La méthode précédente conduit à un nouveau problème, qui est la charge de calcul élevée dans la décomposition CEEMD. Pour réduire le coût de calcul et conserver la capacité d'éliminer le mélange en mode, un algorithme CEEMDAN est proposé [21]. Les étapes de décomposition du CEEMDAN sont les suivantes:

- 1) Décomposer le signal  $x(t) + W_0 \epsilon_i(t)$  pour obtenir le premier mode en utilisant l'algorithme EMD

$$C_1(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N C_1^i \quad i \in \{1, \dots, N\} \quad (2.23)$$

Où  $W_0$  est l'amplitude du bruit blanc ajouté, et  $\varepsilon(t)$  est le bruit blanc avec la variance unitaire.

2) Calculer le signal de différence;

$$r_1(t) = X(t) - C(t) \quad E \quad (2.24)$$

3) Décomposer  $r_1(t) + w_1 E_1(\varepsilon^1(t))$  pour obtenir le premier mode et définir le second mode

$$C_1(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(r_1(t) + w_1 E_1(\varepsilon^1(t))) \quad (2.25)$$

4) Pour  $k = 2, \dots, K$ , calculez le  $K^{\text{ième}}$  résidu et obtenez le premier mode.

Définissez le  $K + 1^{\text{ième}}$  mode comme suit:

$$C_{k+1}(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(r_K(t) + W_K E_K(\varepsilon^i(t))) \quad (2.26)$$

Où  $E_j$  est une fonction pour extraire le  $j^{\text{ième}}$  IMF décomposé par EMD.

5) Répétez l'étape 4 jusqu'à ce que le résidu ne contienne pas plus de deux extrema. Le modérésidu est alors défini comme:

$$R(t) = x(t) - \sum_{i=1}^N C_K(t) \quad (2.27)$$

Par conséquent, le signal  $x(t)$  peut être exprimé comme suit:

$$x(t) = \sum_{i=1}^N C_K(t) + R(t) \quad (2.28)$$

#### 2.2.4. Imagerie du ciel ou « Sky Imaging »

La technique consiste à l'utilisation des images du ciel provenant d'acquisitions terrestres (lentilles grand angle). Cette catégorie de méthodes de prédiction solaire prédit le mouvement du nuage et ses effets sur le rayonnement solaire d'un lieu géographique spécifique. Cette classe peut faire des prédictions temporelles (instantanées) allant jusqu'à 15 à 30 min. Le Total Sky Imager (TSI) est représenté sur la Figure (2.4) composé d'un miroir hémisphérique convexe avec une caméra au-dessus. Le miroir contient une bande d'ombre de suivi du soleil pour protéger la caméra des reflets du soleil. Ce dispositif se distingue par la facilité de mise en œuvre et résolution temporelle pour la prévision du rayonnement solaire à très court terme [24].



Figure 2.4 : Dispositif Total Sky Imager (TSI)[3].

### 2.3. Conclusion

Dans le présent chapitre, nous avons revu les différentes approches et fondements permettant la prédiction et la prévision de la puissance photovoltaïque. Nous avons constaté qu'il est très difficile de faire un choix clair parmi les méthodes de prédiction existantes dans la littérature. Cependant, pour l'horizon de prédiction à court terme, nous avons quelques méthodes de prédiction qui donnent de très bons résultats. Tous ces modèles choisis à constituent un panel de techniques assez intéressant pour s'attaquer à des problèmes de prévision. Nous pouvons citer :

- ✚ Les méthodes dites « classiques » sont généralement les moins complexes (ARMA, ARIMA) ;
- ✚ Les méthodes basées sur les fonctions Kernel (Machine Learning) ;
- ✚ Les méthodes plus compliquées sont celles dites Ensemble « Deep Learning » ;
- ✚ Les méthodes hybrides.

La méthode de CEEMDAN

Le chapitre à venir portera sur la performance de l'hybridation des réseaux d'ondelettes et les modèles GPR et CEEMDANE pour la prédiction de l'énergie photovoltaïque.

### References:

1. Reikard, Gordon. "Predicting solar radiation at high resolutions: A comparison of time series forecasts." *Solar energy* 83.3 (2009): 342-349.
2. Box, George EP, and Gwilym M. Jenkins. "Time series analysis: Forecasting and control San Francisco." Calif: Holden-Day (1976).
3. Delignières, Didier. "Séries temporelles–Modèles ARIMA." *Séminaire EA" Sport–Performance–Santé* (2000).
4. Doucouré, Boubacar. Proposition, intégration dans un système de gestion de réseau intelligent et validation expérimentale d'une méthode de prédiction pour un système d'énergies renouvelables. Diss. Université du Québec à Trois-Rivières, 2015.
5. Fouilloy, Alexis. Comparaison de méthodes d'apprentissage automatique de prévision de la ressource solaire pour une application à une gestion optimisée des réseaux intelligents. Diss. Université de Corse-Pascal PAOLI, 2019.
6. Box, George EP, et al. *Time series analysis: forecasting and control*. John Wiley & Sons, 2015.
7. Greenspan, Ralph J., and Bernard J. Baars. "Consciousness eclipsed: Jacques Loeb, Ivan P. Pavlov, and the rise of reductionistic biology after 1900." *Consciousness and Cognition* 14.1 (2005): 219-230.
8. Cyr, André. "Intelligence artificielle et robotique bio-inspirée: modélisation de fonctions d'apprentissage par réseaux de neurones à impulsions." (2016).
9. Crone, Sven F. "Stepwise selection of artificial neural network models for time series prediction." *Journal of Intelligent Systems* 14.2-3 (2005): 99-122.
10. Chakraborty, B., et al. "Bishop, CM, *Neural Networks for Pattern Recognition*, Oxford University Press, New York, 1995. Carreira-Perpiñán M., *Mode-Finding for Mixtures of Gaussian Distributions*, *IEEE transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 22, no. 11, November 2000, 1318-1323." *IEEE transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence* 22.11 (2000): 1318-1323.
11. Touzet, Claude. *les réseaux de neurones artificiels, introduction au connexionnisme*. Ec2, 1992.
12. Neal, Radford M. *Bayesian learning for neural networks*. Vol. 118. Springer Science & Business Media, 2012.
13. Rasmussen, C. E., and C. K. Williams. "Gaussian processes for machine learning (Vol. 38, pp. 715–719)." (2006).

14. Tipping, Michael E. "Bayesian inference: An introduction to principles and practice in machine learning." Summer School on Machine Learning. Springer, Berlin, Heidelberg, 2003.
15. Vapnik, Vladimir. The nature of statistical learning theory. Springer science & business media, 1999.
16. Lauret, Philippe, et al. "A benchmarking of machine learning techniques for solar radiation forecasting in an insular context." *Solar Energy* 112 (2015): 446-457.
17. BACH, SYLVAIN ARLOT ET FRANCIS. "Apprentissage Statistique M2 Probabilités et Statistiques, Université Paris-Sud Cours 1: Théorie de l'apprentissage statistique: de Vapnik à la localisation (1/2)." (2015).
18. Guermoui, Mawloud, et al. "A novel ensemble learning approach for hourly global solar radiation forecasting." *Neural Computing and Applications* 34.4 (2022): 2983-3005.
19. Guermoui, Mawloud, et al. "A comprehensive review of hybrid models for solar radiation forecasting." *Journal of Cleaner Production* 258 (2020): 120357.
20. Zhang, G. Peter. "Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model." *Neurocomputing* 50 (2003): 159-175.
21. Li, Chengwei, Liwei Zhan, and LiqunShen. "Friction signal denoising using complete ensemble EMD with adaptive noise and mutual information." *Entropy* 17.9 (2015): 5965-5979.
22. Mahgoun, Hafida. Analyse non stationnaire des signaux vibratoires dans la surveillance des machines et la prévention des défaillances. Diss. 2018.
23. Lakhdar, H. A. F. S. I. Application de la technique EMD pour l'analyse des données des signaux de fuite dans les réseaux de distribution d'eau. Diss. UNIVERSITE DE MOHAMED BOUDIAF M'SILA FACULTE DE TECHNOLOGIE, 2016.
24. Mohguen, Wahiba. Améliorations de la méthode EEMD. Diss. 2018.
25. Lin, Jinshan. "Improved ensemble empirical mode decomposition and its applications to gearbox fault signal processing." *International Journal of Computer Science* 9.6 (2012): 194-199.
26. Rudd, Timothy Robert. "Benefits of near-term cloud location forecasting for large solar PV." (2011).

## **Chapitre 3**

# **Résultats et Discussions**

### 3.1. Introduction

Dans ce chapitre on présente les différentes centrales photovoltaïques en Algérie et expose les résultats obtenus après avoir appliqué ces modèles sur les données collectées. Il est divisé en différentes sections relatives à des conditions expérimentales différentes. Nous présentons la localisation des différentes stations de systèmes PV en Algérie. Puis nous discutons des résultats obtenus à partir du modèle GPR sur la base de l'utilisation des données endogènes, exogènes et le mélange entre les deux données. Ensuite nous comparons les résultats obtenus avec notre modèle hybride proposé CEEMDAN-GPR. Les conclusions les plus objectives possibles sont dressées afin de mettre en lumière les points forts et les points faibles des différents modèles suivant les situations dans lesquelles ils ont été utilisés.

### 3.2. Les centrales Photovoltaïque en Algérie :

La société SKTM (ShariketKahrabawaTaketMoutadjadiada) a installé depuis 2014 un nombre de 23 centrales photovoltaïques sur le territoire national comme illustré sur la Figure (3.1) qui sont en service. Elles sont regroupées en trois groupes Figure (3.2) selon la situation géographique [1];

- **L'unité des Hauts Plateaux Est** : elle comporte les contrôles suivants ; M'sila, El Hadjira, Oued Nechou, Batna, Djelfa et Souk Ahras. Elle présente une puissance totale de 121,1 MW.
- **L'unité des Hauts Plateaux Ouest** : elle comporte les contrôles suivants ; Laghouat, S.B Abbes, Naama, Saida et El Bayadh. Elle présente une puissance totale de 145 MW.
- **L'unité du Sud** : elle comporte les contrôles suivants ; Adrar, Kabertène, Tindouf Djanet, ZouietKounta, In Salah, Timimoune, Tamanrasset, Reggane, Aoulef. Elle présente une puissance totale de 78MW.

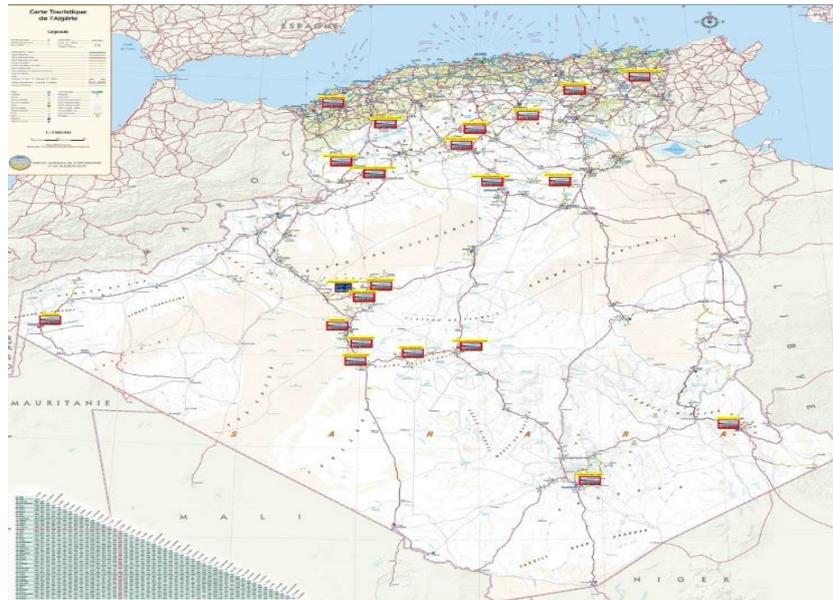


Figure 3.1. Localisation géographique des centrales PV relevant de SKTM. [2].

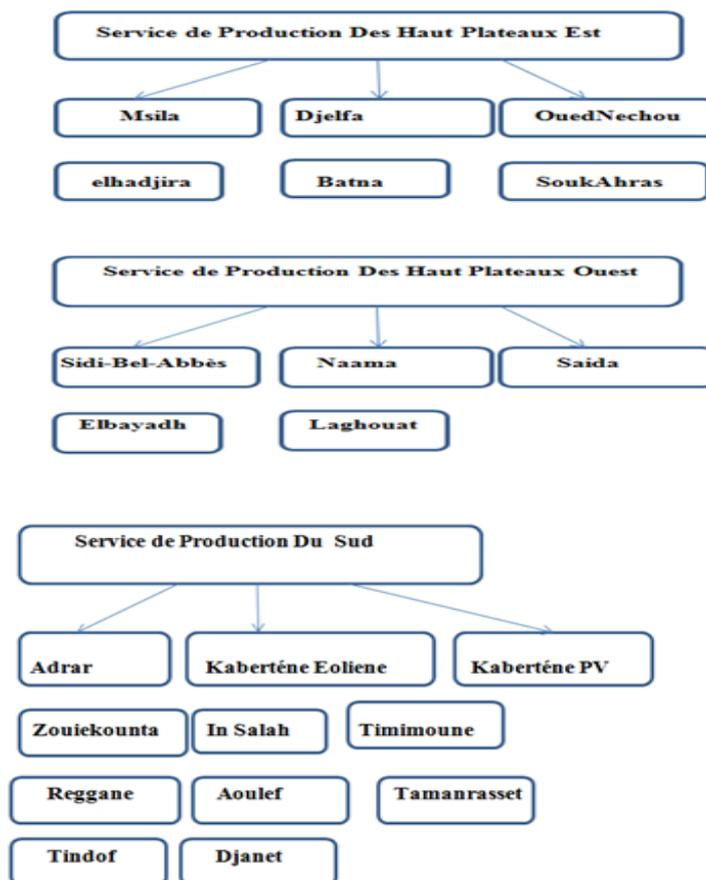


Figure 3.2. Répartition des centrales photovoltaïques en Algérie Selon la région.

### 3.3. Description del'installation photovoltaïque d'OUED NECHOU Ghardaïa

Le central solaire photovoltaïque de Ghardaïa est réalisée par S.P.E. «Société Algérienne de production de l'électricité» sur un site à environ 15 km au nord de la ville de Ghardaïa, près du village de OUED NECHOU située à une latitude de  $32^{\circ}24'N$  et une longitude de  $3^{\circ}48'E$  avec une altitude de 566m. Le terrain d'assiette est d'une envergure de 10 hectares qui est limitée au nord et à l'ouest par la route nationale N°01, au sud et à l'est par un terrain vague. OUED NECHOU est caractérisé par une irradiation solaire qui atteint en été des valeurs d'ordre de 900 à 1000 W/m<sup>2</sup> et un climat saharien dont les conditions climatiques sont très sévères vu la température élevée et les tempêtes de sable auxquelles les régions de sud sont soumises .Ce central pilote permettra de tester le comportement de ce genre d'équipements et son adaptation au climat du sud. Le central est d'une puissance nominale d'environ 1100 kWc (crête).



Figure 3.3. CentralePV Oued Nechou.

### 3. 3.1 Constitution de la centrale

Le central est un projet «pilote», partagée en huit (08) sous-champs; contenant quatre (04) modules photovoltaïques de technologie différentes et deux (02) type de structures (fixe et Motorisé).

- Sous champ (1): 105 KWc en silicium monocristallin structure motorisé.
- Sous champ (2): 98.7 KWc en silicium poly cristallin structure motorisé.
- Sous champ (3): 100.8 KWc en couche minces (Tellurure de cadmium Cd-Te) structure fixe.
- Sous champ (4): 100.116 KWc en silicium amorphe structure fixe.
- Sous champ (5): 105 KWc en silicium monocristallin structure fixe.
- Sous champ (6): 98.7 KWc en silicium poly cristallin structure fixe.
- Sous champ (7): 255 KWc en silicium monocristallin structure fixe.
- Sous champ (8): 258.5 KWc en silicium poly cristallin structure fixe.

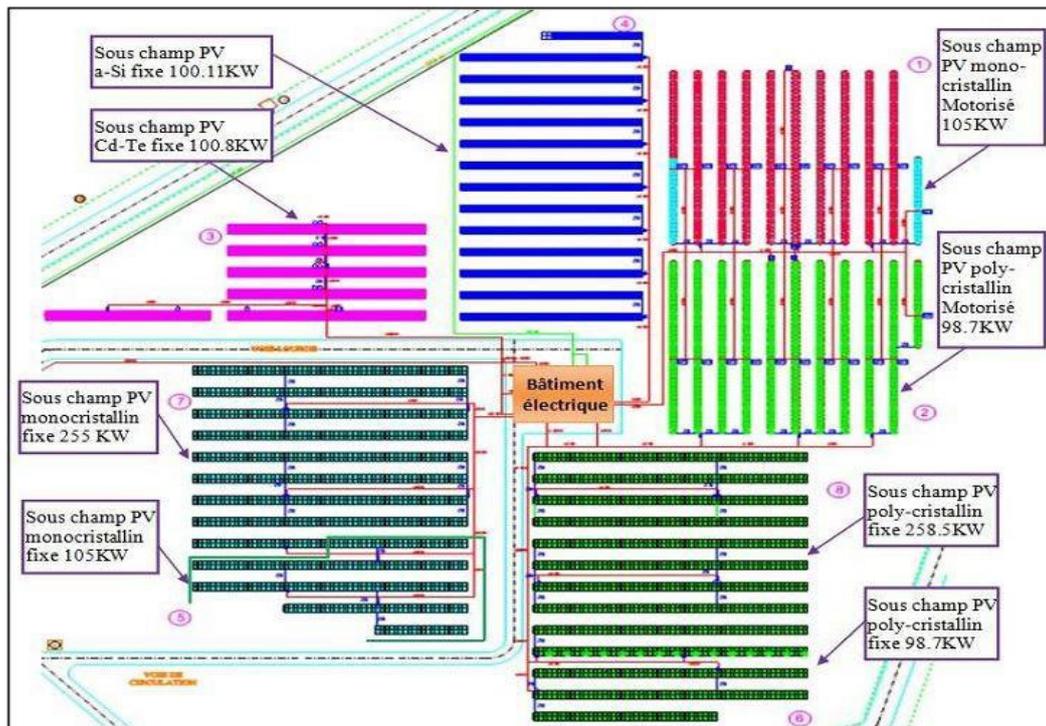


Figure 3.4 : Répartition des sous champs dans le central PV.

### 3.4 Statistiques métrologies de Centrale PV Oued Nechou de l'année 2017

- L'histogramme de la puissance photovoltaïque de la station Oued Nechou

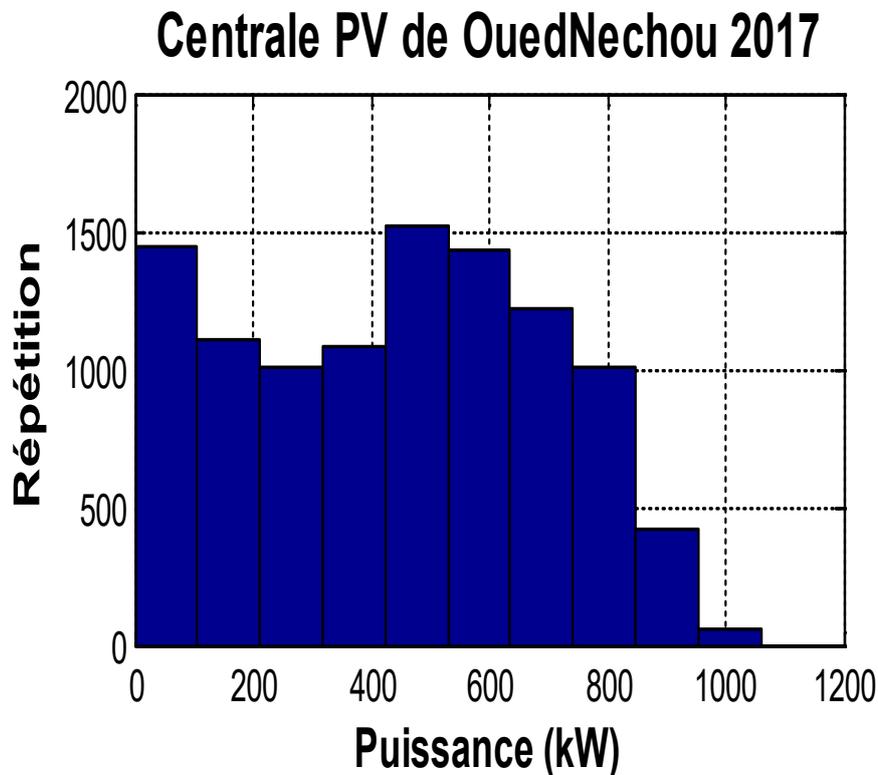


Figure 3.5.L'histogramme de puissance PV

L'histogramme de la figure 3.5, présente le nombre d'occurrences des valeurs de la Puissance générée par la station photovoltaïque de Oued-Nechou pour l'année 2017.

- Les valeurs de puissance sont limitées entre 0 et plus de 1000kW. On note que les valeurs confinées entre 400kW et 500kW sont les plus fréquentes.
- Les valeurs les moins répétitives sont supérieures à 900 kW.
- La plupart des valeurs sont comprises entre 0kW et 800kW.

Cela indique la disponibilité de l'énergie photovoltaïque dans cette région désertique.

- L'histogramme de rayonnement global de la station Oued-Nechou :

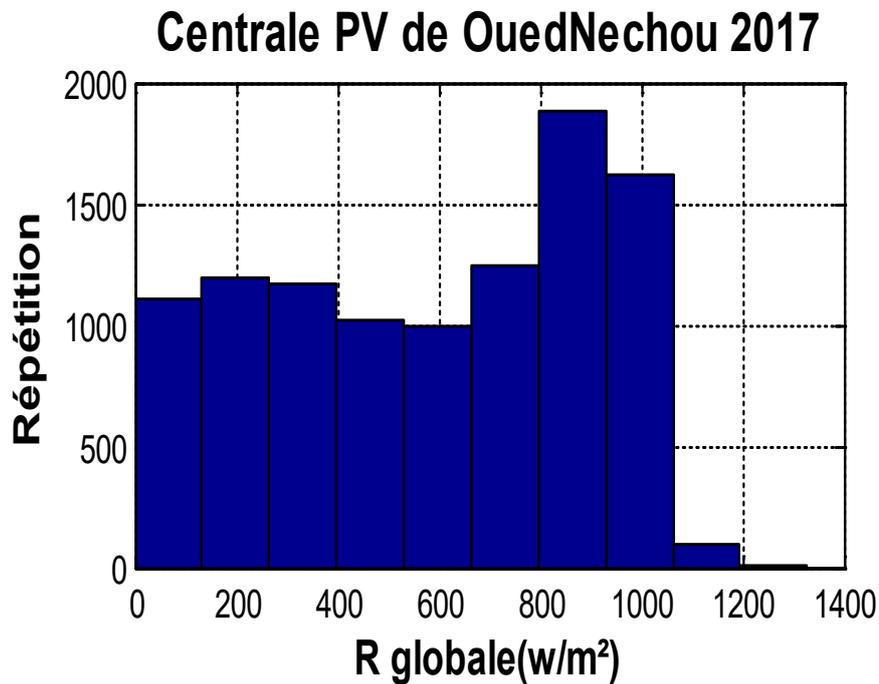


Figure 3.6. L'histogramme de rayonnement globale.

L'histogramme de la figure 3.6, présente le nombre d'occurrences des valeurs de globale de rayonnement enregistrée au Centre photovoltaïque Oued-Nechou pour 2017.

La piste reproductible représente la distribution

- Les valeurs la plus fréquente est comprise entre 800 et 900
- Les valeurs les moins fréquentes sont comprises entre 1100 et 1200
- Notez que la plupart des valeurs sont comprises entre 0 et 1100

Cela indique la disponibilité des rayonnements tout au long de l'année dans cette région.

- L'histogramme de température de la station Oued Nechou

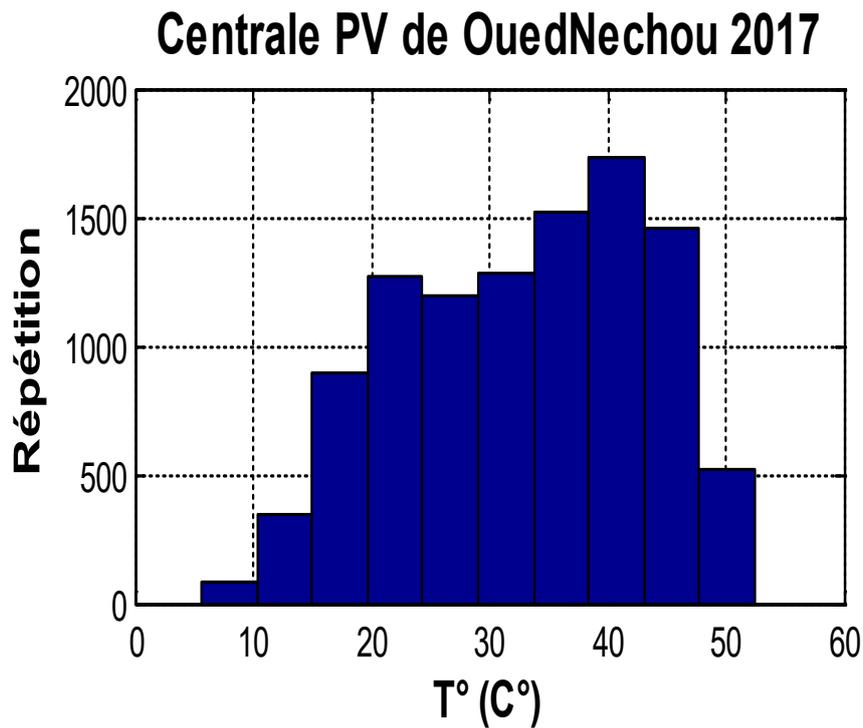


Figure 3.7.L'histogramme de température.

L'histogramme de la figure 3.7, présente le nombre d'occurrences des valeurs des températures enregistrée au Centre photovoltaïque Oued-Nechou pour 2017.

- La valeur la plus fréquente se situe entre (38 C°) et 43(C°)
- Valeurs moins fréquentes entre 5 et 10 (C°)
- Notez que la plupart des valeurs sont comprises entre 20 et 43 (C°)

Indiquant une température élevée dans l'État de Ghardaïa.

- L'histogramme de vitesse de vent de la station Oued-Nechou

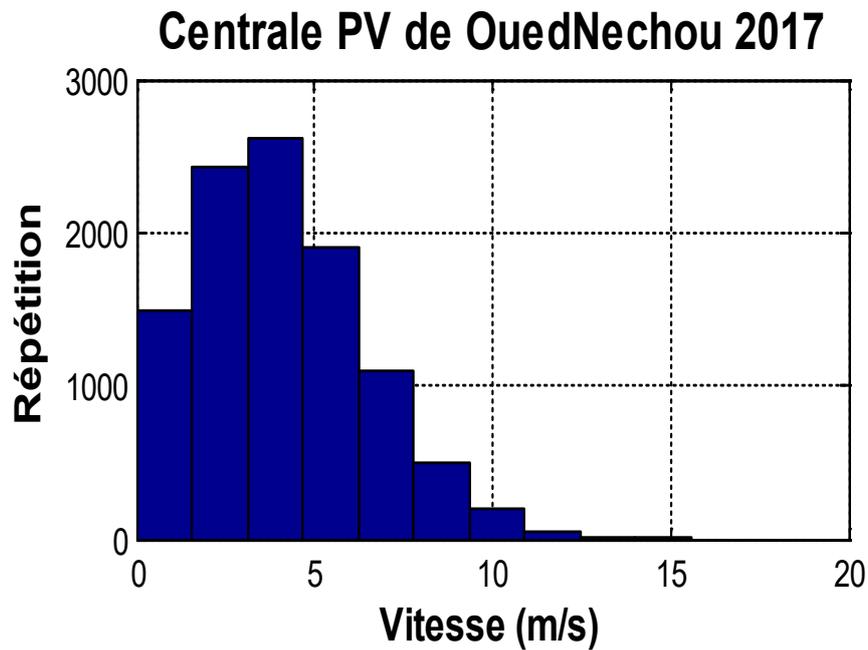


Figure 3.8.L'histogramme vitesse du vent.

L'histogramme de la figure 3.8, présente le nombre d'occurrences des valeurs de vitesse du vent enregistrée au Centre photovoltaïque Oued-Nechou pour 2017.

-La piste de répétition représente la répétition des valeurs de vitesse du vent au centre PVOuedNechou pour 2017.

- La valeur la plus fréquente se situe entre 3 et 4,5 (m/s)
- Valeurs moins fréquentes entre 13 et 18 (m/s)
- Notez que la plupart des valeurs sont comprises entre 0 et 8 (m/s).

- L'histogramme d'humidité de la station OuedNechou

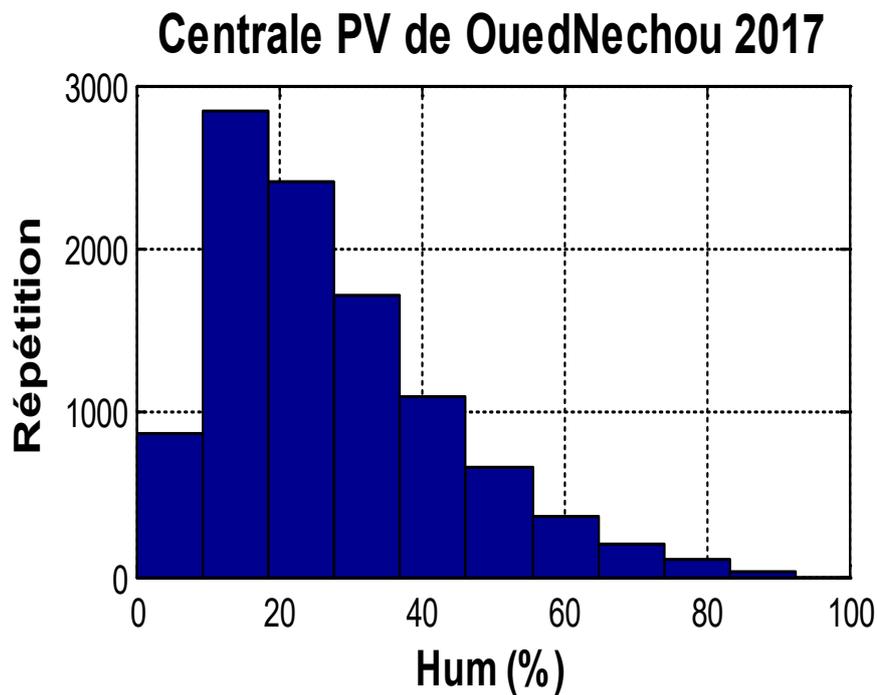


Figure 3.9.L'histogramme d'humidité.

L'histogramme de la figure (3.9), présent le nombre d'occurrences des valeurs d'humidité enregistrée au Centre photovoltaïque OuedNechou pour 2017.

- Où le rapport de 10 à 20 (%) est le plus fréquent.
- La fréquence diminue progressivement tous les 10(%) jusqu'à 90 (%).

▪ L'histogramme de pression de la station OuedNechou

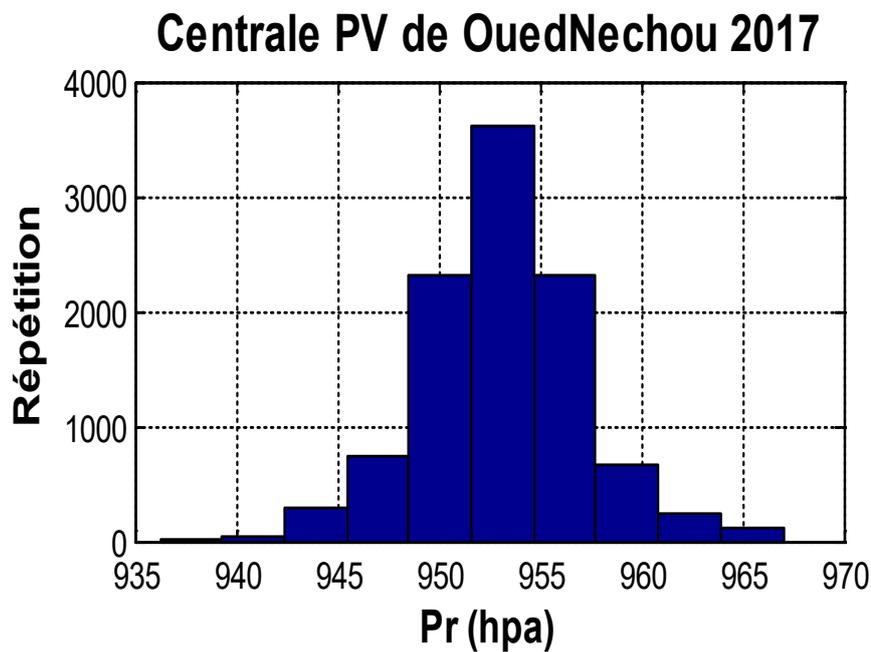


Figure 3.10.L'histogramme de pression.

L'histogramme de la figure 3.10, présente le nombre d'occurrences des valeurs de pression enregistrée au Centre photovoltaïque OuedNechou pour 2017.

- Notez que les valeurs les plus fréquentes sont confinées entre 952 et 955 (hpa)
- Valeurs moins fréquentes entre 937 et 943 (hpa)

La pression atmosphérique ne dépasse pas 1000 (hpa), ce qui indique que cette zone est désertique.

### 3.5 Méthodologie de création d'un modèle GPR

Les procédures de prédiction traditionnelles sont réalisées en deux phases principales, la phase d'apprentissage et la phase de test. L'estimateur reçoit les données d'apprentissage utilisées pour construire le modèle en entrée. Il reçoit ensuite les données de test utilisées pour prédire de nouvelles valeurs basées sur le modèle généré précédemment. Lorsque le processus est terminé, les données de test et les prédictions sont comparées pour estimer le taux d'erreur. Deux années (2016 et 2015) de données ont été utilisées pour entraîner et évaluer notre modèle.

Figure 4-1 montre l'évolution de la puissance PV durant l'année 2017 pour le site d'étude. On peut noter que le comportement de la sortie du système PV ressemble à celui des signaux périodiques bruités. Le bruit résultant de la couverture nuageuse, est plus important durant les mois d'hiver [2].

### 3.6 Description de la méthode proposée pour la prédiction PV

L'objectif de cette recherche est d'évaluer la possibilité de l'augmentation des performances de prévision de la puissance PV pour un pas de demi—heure. La prévision de la caractéristique aléatoire de la puissance du PV horaire avec une grande précision est un problème très difficile. À cet égard, un nouveau modèle de prévision hybride est développé (voir Fig3.12).

Le modèle proposé est basé principalement sur la régression de processus gaussien (GPR) comme prédicteur essentiel et l'utilisation de la méthode de décomposition CEEMDAN (Complete Ensemble Empirical Mode Decomposition with Adaptive Noise) comme technique de prétraitement des. Dans la rubrique suivante et dans les sections suivantes, pour plus de simplicité, le modèle suggéré sera appelé CEEMDAN-GPR. Le processus de prévision de notre modèle est basé sur quatre étapes principales comme suit [3-4]:

- ✓ Normalisation et filtrage de des données PV.

- ✓ Définir la valeur optimale du PV précédent (notée  $\rho$ ) pour les variables exogènes et endogènes.
- ✓ Pour une analyse et une prévision efficaces, les données PV mesurées sont divisées en plusieurs bandes de fréquences. Les paramètres de CEEMDAN-GPR sont ensuite ajustés pour produire la sortie désirée de la puissance PV. L'approche CEEMDAN-GPR proposée s'avère adaptée à la prévision des données PV horaires avec des performances de modélisation élevées.

La série chronologique historique (PV) a été décomposée en composants simples et linéaires à l'aide de la méthode de décomposition CEEDAN en différentes gammes de fréquences de basse à haute fréquence. Après cela, toutes les séries chronologiques décomposées sont utilisées comme entrée pour les réseaux GPR non linéaires. Le processus de prévision principal de notre modèle CEEMDAN-GPR est divisé en plusieurs phases; tout d'abord, une valeur de décalage appropriée pour les données PV doit être déterminée. Les variables spécifiées sont ensuite divisées en données multi-échelles avec des fréquences variables en utilisant CEEMDAN.

Ensuite, tous les résultats de l'algorithme CEEMDAN sont transmis au modèle de prévision pour la prévision de la puissance PV. L'approche de décomposition CEEMDAN a été utilisée pour décomposer les données d'entrée et extraire des solutions cachées qui permettent une prévision précise de la puissance photovoltaïque générer durant une demi-heure.

Les données historiques PV d'entraînement sont traitées selon l'équation [5-6]:

$$data_{LearNorm} = \frac{data_{Learning} - Min(data_{Learning})}{Max(data_{Learning}) - Min(data_{Learning})} \quad (3.1)$$

En fonction des données d'entraînement, les données de test sont normalisées, comme indiqué ci-dessous.

$$data_{TestNorm} = \frac{data_{Testing} - Min(data_{Learning})}{Max(data_{Learning}) - Min(data_{Learning})} \quad (3.2)$$

$\text{Max}(\text{data})_{\text{Learning}}$ , and  $\text{Min}(\text{data})_{\text{Learning}}$  représentent le maximum et le minimum de l'ensemble de données d'apprentissage. Dans le modèle CEEMDAN-GPR proposé, les avantages de l'approche de décomposition CEEMDAN et du modèle de prévision GPR sont combinés pour améliorer de manière significative la prévision PV horaire.

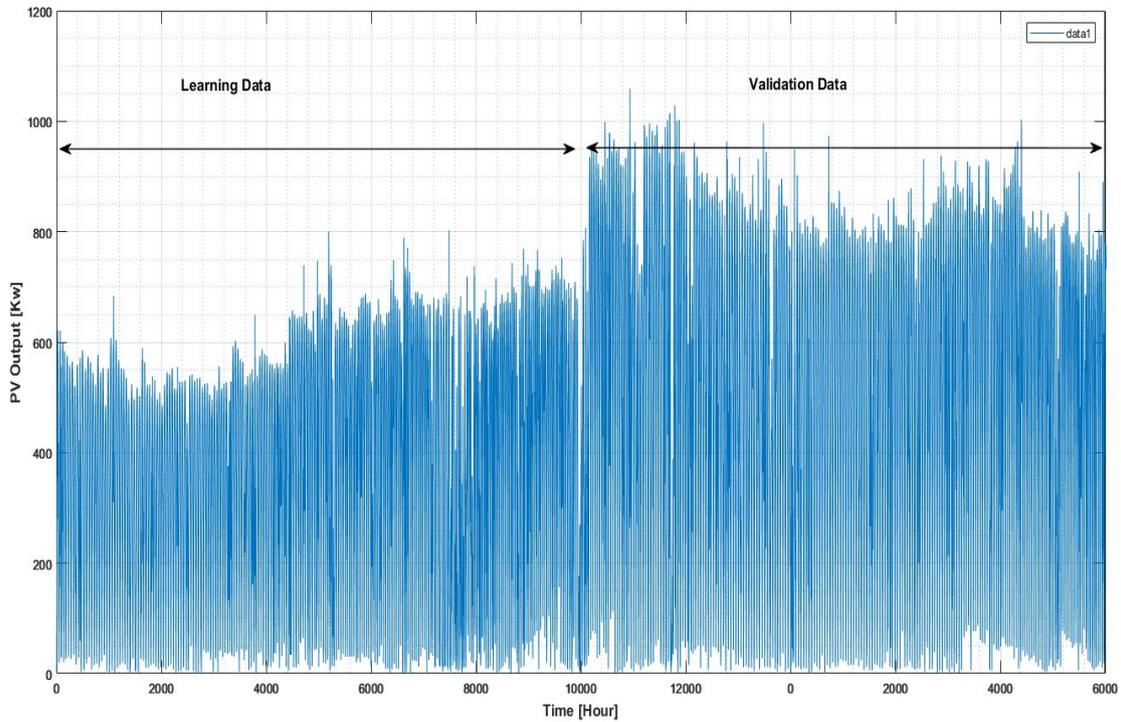


Figure 3.11.L'évolution de la puissance PV Oued NachouGhardaia.

### 3.7 Evaluation des performances

Pour évaluer les performances du modèle de prévision CEEMDAN-GPR proposé avec les techniques actuelles, trois paramètres sont utilisés pour l'évaluation du modèle : l'erreur quadratique moyenne (RMSE), l'erreur quadratique moyenne normalisée (nRMSE) et le coefficient de corrélation ( $r$ ). Les données de rayonnement solaire horaire mesurées et prévues sont utilisées comme entrée [6-9]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\bar{H} - H)^2} \quad (3.3)$$

$$nRMSE = \frac{RMSE}{\sum_{i=1}^n H} \quad (3.4)$$

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (\bar{H} - \text{mean}(\bar{H}))(H - \text{mean}(H))}{\sum_{i=1}^n (\bar{H} - \text{mean}(\bar{H}))^2 (H - \text{mean}(H))^2} \quad (3.5)$$

où n est le nombre d'observations du puissance PV, H et  $\bar{H}$  sont respectivement les valeurs mesurées et prévues.

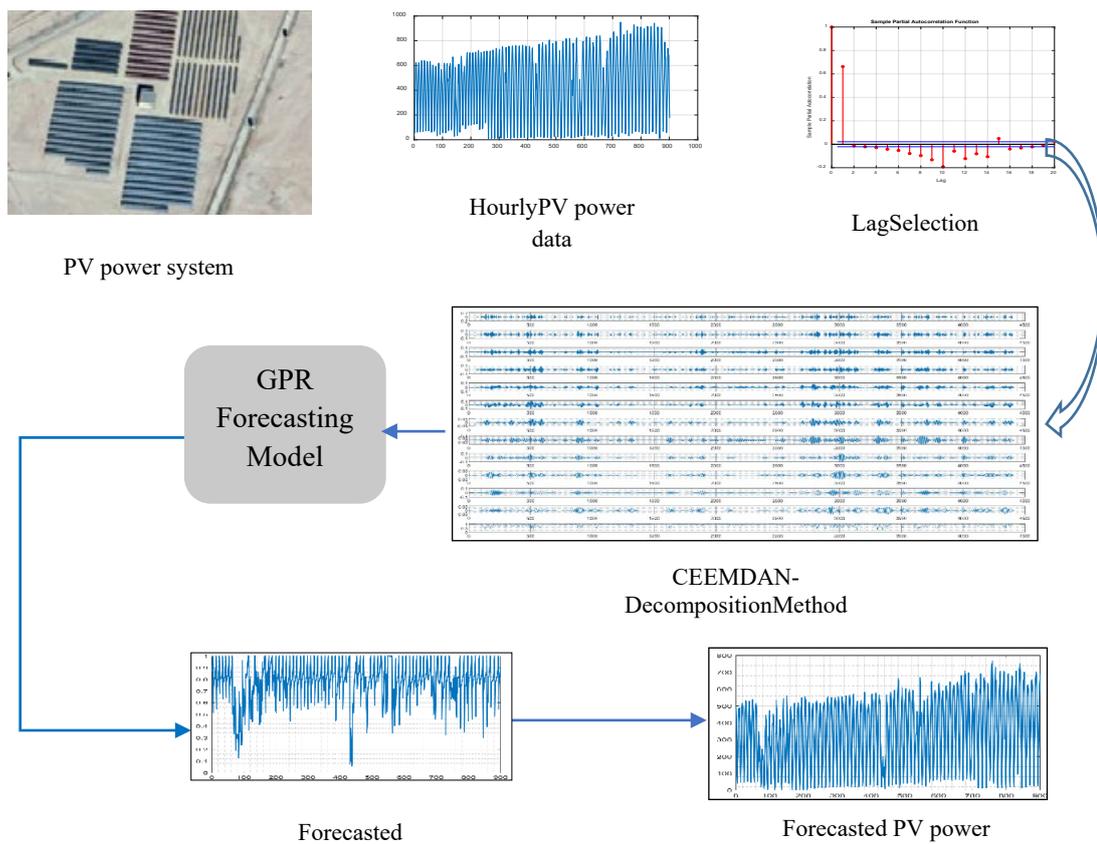


Figure 3.12. Organigramme de la méthode proposée

### 3.8 Prédiction de la puissance photovoltaïque

Dans cette section, les données météorologiques sont utilisées pour prédire la puissance PV horaire, plusieurs combinaisons d'entrées ont été testées entre les données endogènes et les données exogènes. Le premier groupe est basé sur l'utilisation de plusieurs variables exogènes, le deuxième est basé sur des données endogènes, et le troisième groupe est basé sur la combinaison de données exogènes et endogènes [10-12].

Ensemble 1 -GPR  $\{GH_{1...10}; T_{1...10}; V_{1...10}; H_{1...10}; Pr_{1...10}\}$ .

Ensemble 2 -GPR  $\{PV_{1...10}\}$ .

Ensemble 3 -GPR  $\{GH_{1...10}; T_{1...10}; V_{1...10}; H_{1...10}; Pr_{1...10}; PV_{1...10}\}$ .

Ensemble 4 -CEEMDAN-GPR  $\{PV_{1...10}\}$ .

### 3.9 Résultats et discussion

Pour tester les performances de la nouvelle approche de prévision CEEMDAN-GPR, plusieurs ensembles de prévision sont adoptés dans cette étude. L'approche CEEMDAN - GPR proposée est optimisée pour un horizon maximum d'une demi-heure incluant des données endogènes et exogène. Le modèle CEEMDAN-GPR a été testé sur un ensemble de données d'OuedNechou, Ghardaïa, avec 50 % de données utilisé pour l'entraînement, et l'autre partie est utilisée pour l'évaluation du modèle. Les tableaux 3.1-3.7 résument les résultats obtenus par différents ensembles utilisées pour prédire la puissance PV.

Un examen attentif des tableaux 3.1-3.5 montre que la meilleure performance qui peut être obtenue pour le premier groupe et celle de l'ensemble **GPR**  $\{GH_1, GH_2\}$ . Avec cette combinaison, on a pu obtenir un coefficient de corrélation  $R = 89.17\%$  et un  $nRMSE = 38.84$ , alors que si on inclut toutes les variables exogène, on obtient un  $R = 60.22\%$  et un  $rRMSE = 55.82$ . D'après les résultats obtenir des données exogène, on remarque quela température, l'humidité, la pression, et la vitesse du vent ne sont pas des variables discriminative pour la prédiction de la puissance PV par rapport au rayonnement solaire globale.

Pour le deuxième groupe (GPR-2) les performances sont meilleures en utilisant les données endogènes avec un  $R=88.23\%$  et un  $nRMSE 27.31\%$  pour un décalage de 1, par rapport à l'inclusion de toutes les variables exogène, qui ont donné un  $R = 60.22\%$  et un  $rRMSE = 55.82$ .

À partir des résultats présentés dans les tableaux 3.1-3.6 de nombreuses observations peuvent être déduites : la corrélation entre la puissance PV générée par la station d'OuedNachou et les données météorologique est très faible ce qui entraîne une mauvaise qualité des prévisions, parmi les données météorologiques le rayonnement solaire global donne de bons résultats de prédiction à l'échelle d'une demi-heure. La troisième observation concernant l'utilisation des données endogène qui donne des très bons résultats de prédiction par rapport aux données exogène en raison de sa forte corrélation avec la sortie (la variation intra-horaire est très faible dans le site de Ghardaia).

Tableau 3.1. Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage de rayonnement global solaire (GH)

| Model     | Input            | RMSE (Kw)     | nRMSE        | R(%)         |
|-----------|------------------|---------------|--------------|--------------|
| GPR-Model | GH-1             | 183.16        | 39.18        | 89.02        |
|           | <b>GH-1-GH-2</b> | <b>181.56</b> | <b>38.84</b> | <b>89.17</b> |
|           | GH-1-GH-3        | 218.88        | 46.18        | 78.56        |
|           | GH-1-GH-4        | 220.31        | 47.12        | 78.82        |
|           | GH-1-GH-5        | 218.04        | 46.63        | 79.35        |
|           | GH-1-GH-6        | 216.05        | 46.21        | 80.21        |
|           | GH-1-GH-7        | 229.24        | 49.036       | 74.98        |
|           | GH-1-GH-8        | 217.17        | 46.45        | 79.34        |
|           | GH-1-GH-9        | 217.5         | 46.52        | 79.189       |
|           | GH-1-GH-10       | 212.53        | 45.46        | 81.07        |

Tableau 3.2. Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage du Température (T)

| Model     | Input           | RMSE (Kw)     | nRMSE        | R(%)         |
|-----------|-----------------|---------------|--------------|--------------|
| GPR-Model | T-1             | 382.26        | 81.76        | 12.44        |
|           | T-1- T-2        | 376.62        | 80.56        | 10.47        |
|           | T-1- T-3        | 414.61        | 88.68        | 34.14        |
|           | T-1- T-4        | 376.75        | 80.58        | 39.13        |
|           | T-1- T-5        | 375.09        | 80.23        | 37.55        |
|           | <b>T-1- T-6</b> | <b>374.05</b> | <b>80.01</b> | <b>38.76</b> |
|           | T-1- T-7        | 379.97        | 81.27        | 29.23        |
|           | T-1- T-8        | 278.96        | 95.30        | 090.03       |
|           | T-1- T-9        | 472.66        | 101.11       | 34.56        |
|           | T-1- T-10       | 379.46        | 81.17        | 38.47        |

Tableau 3.3 : Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage du Vitesse de vent.

| Model     | Input           | RMSE (Kw)     | nRMSE        | R(%)       |
|-----------|-----------------|---------------|--------------|------------|
| GPR-Model | V-1             | 300.98        | 64.38        | 7.90       |
|           | V-1- V-2        | 300.84        | 64.35        | 6.60       |
|           | V-1- V-3        | 300.93        | 64.37        | 5.3        |
|           | <b>V-1- V-4</b> | <b>300.73</b> | <b>64.32</b> | <b>3.3</b> |

|  |                                    |        |       |      |
|--|------------------------------------|--------|-------|------|
|  | V <sub>-1</sub> - V <sub>-5</sub>  | 301.18 | 64.42 | 1.05 |
|  | V <sub>-1</sub> - V <sub>-6</sub>  | 301.38 | 64.46 | 0.1  |
|  | V <sub>-1</sub> - V <sub>-7</sub>  | 301.81 | 64.56 | 1.3  |
|  | V <sub>-1</sub> - V <sub>-8</sub>  | 301.70 | 64.54 | 1.18 |
|  | V <sub>-1</sub> - V <sub>-9</sub>  | 301.59 | 64.52 | 0.82 |
|  | V <sub>-1</sub> - V <sub>-10</sub> | 301.69 | 64.54 | 0.94 |

Tableau 3.4 : Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage du L'humidité :

| Model     | Input                 | RMSE (Kw)     | nRMSE        | R(%)         |
|-----------|-----------------------|---------------|--------------|--------------|
| GPR-Model | Hum-1                 | 301.82        | 64.56        | 11.34        |
|           | Hum -1- Hum -2        | 306.48        | 65.56        | 30.79        |
|           | Hum -1- Hum -3        | 297.63        | 63.66        | 40.09        |
|           | Hum -1- Hum -4        | 282.91        | 60.51        | 40.37        |
|           | Hum -1- Hum -5        | 298.61        | 63.87        | 40.77        |
|           | Hum -1- Hum -6        | 289.17        | 61.85        | 33.86        |
|           | Hum -1- Hum -7        | 308.89        | 66.07        | 37.76        |
|           | <b>Hum -1- Hum -8</b> | <b>280.84</b> | <b>60.07</b> | <b>39.22</b> |
|           | Hum -1- Hum -9        | 289.11        | 61.84        | 39.49        |
|           | Hum -1- Hum -10       | 494.90        | 105.87       | 7.86         |

Tableau 3.5. Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage du Vitesse de pression.

| Model     | Input                                    | RMSE (Kw)     | nRMSE        | R(%)         |
|-----------|--|---------------|--------------|--------------|
| GPR-Model | Pr <sub>-1</sub>                         | 300.99        | 64.38        | 6.13         |
|           | Pr <sub>-1</sub> - Pr <sub>-2</sub>      | 300.93        | 64.37        | 8            |
|           | Pr <sub>-1</sub> - Pr <sub>-3</sub>      | 300.85        | 64.35        | 11.38        |
|           | Pr <sub>-1</sub> - Pr <sub>-4</sub>      | 300.77        | 64.33        | 7.95         |
|           | Pr <sub>-1</sub> - Pr <sub>-5</sub>      | 300.71        | 64.32        | 8.40         |
|           | Pr <sub>-1</sub> - Pr <sub>-6</sub>      | 300.66        | 64.31        | 8.12         |
|           | Pr <sub>-1</sub> - Pr <sub>-7</sub>      | 300.63        | 64.31        | 8.10         |
|           | Pr <sub>-1</sub> - Pr <sub>-8</sub>      | 300.61        | 64.30        | 8.11         |
|           | Pr <sub>-1</sub> - Pr <sub>-9</sub>      | 300.58        | 64.30        | 7.63         |
|           | <b>Pr<sub>-1</sub>- Pr<sub>-10</sub></b> | <b>293.61</b> | <b>62.81</b> | <b>16.64</b> |

Tableau 3.6. Résultats de prédiction de la puissance PV avec différents décalage de la puissance PV précédente

| Model     | Input                               | RMSE (Kw)     | nRMSE        | R(%)         |
|-----------|-------------------------------------|---------------|--------------|--------------|
| GPR-Model | <b>PV<sub>-1</sub></b>              | <b>127.69</b> | <b>27.31</b> | <b>88.23</b> |
|           | PV <sub>-1</sub> - PV <sub>-2</sub> | 407.59        | 87.18        | 3.02         |
|           | PV <sub>-1</sub> - PV <sub>-3</sub> | 455.45        | 97.42        | 12.27        |
|           | PV <sub>-1</sub> - PV <sub>-4</sub> | 443.50        | 94.86        | 0.5          |

|                                       |        |       |      |
|---------------------------------------|--------|-------|------|
| PV <sub>-1</sub> - PV <sub>-.5</sub>  | 436.86 | 93.44 | 5.47 |
| PV <sub>-1</sub> - PV <sub>-.6</sub>  | 432.92 | 92.60 | 3.74 |
| PV <sub>-1</sub> - PV <sub>-.7</sub>  | 430.94 | 92.17 | 3.2  |
| PV <sub>-1</sub> - PV <sub>-.8</sub>  | 430.61 | 92.11 | 7.37 |
| PV <sub>-1</sub> - PV <sub>-.9</sub>  | 428.92 | 91.75 | 8.13 |
| PV <sub>-1</sub> - PV <sub>-.10</sub> | 426.47 | 91.23 | 8.75 |

Pour le troisième ensemble concernant le mélange entre les données endogènes et les données exogènes. Les résultats de prédiction Tableau 3.7, on voit bien que les résultats de prévision en termes d'indicateurs statistiques sont inférieurs à ceux obtenus avec des variables endogènes, sauf la combinaison du cas des variables endogènes avec la pression dans laquelle les résultats de prévision sont marginalement améliorés en termes de l'erreur de prédiction et le coefficient de corrélation.

Tableau 3.7. Résultats de prédiction de la puissance PV par l'ensemble exogène/endogène PV/GH.

| Model     | Input                | RMSE ( Kw )   | nRMSE        | R(%)         |
|-----------|----------------------|---------------|--------------|--------------|
| GPR-Model | PV/GH                | 255.99        | 54.74        | 63.07        |
|           | PV/T                 | 273.73        | 58.54        | 40.20        |
|           | PV/V                 | 128.52        | 27.49        | 88.14        |
|           | PV/Hum               | 240.04        | 51.33        | 66.27        |
|           | <b>PV/Pr</b>         | <b>127.46</b> | <b>27.26</b> | <b>88.25</b> |
|           | PV/GH, T, V, Hum, Pr | 281.58        | 60.22        | 55.82        |

Une autre remarque importante est que la combinaison de toutes les variables exogènes et endogènes n'augmente pas la précision des prévisions du modèle en raison de la non-pertinence de la plupart des données d'entrée.

Tableau 3.8. Résultats de prédiction de la puissance PV par le modèle hybride CEEMDAN-GPR et le modèle conventionnel GPR.

| <b>Model/Input</b>                           | <b>RMSE (Kw)</b> | <b>nRMSE</b> | <b>R(%)</b>  |
|--|------------------|--------------|--------------|
| GPR {PV <sub>-1</sub> }                      | 127.69           | 27.31        | 88.23        |
| GPR {Pr <sub>-1</sub> - Pr <sub>-10</sub> }  | 293.61           | 62.81        | 16.64        |
| GPR {Hum <sub>-1</sub> - Hum <sub>-8</sub> } | 280.84           | 60.07        | 39.22        |
| GPR {V <sub>-1</sub> - V <sub>-4</sub> }     | 300.73           | 64.32        | 3.3          |
| GPR {PV/Pr}                                  | 127.46           | 27.26        | 88.25        |
| <b>GPR{T<sub>-1</sub>- T<sub>-8</sub>}</b>   | <b>183.16</b>    | <b>39.18</b> | <b>89</b>    |
| <b>CEEMDAN-GPR {PV<sub>-1</sub>}</b>         | <b>90.92</b>     | <b>20.94</b> | <b>93.09</b> |

Les performances atteintes avec l'utilisation de notre méthode proposée CEEMDAN-GPR avec les variables endogène CEEMDAN-GPR montre la fiabilité de ce dernier par rapport à l'utilisation du modèle unique GPR dans le cas exogène ou endogène, les résultats numérique de la prédiction de la sortie du système PV en termes de R et les erreurs de prédiction montre que l'hybridation de la méthode de décomposition CEEMDAN avec le modèle GPR améliore les performances de prévision du modèle GPR avec une réduction importante de l'erreur de prédiction.

Une comparaison des valeurs de la puissance PV horaire prédite par le modèle hybride CEEMDAN-GPR et ses valeurs mesurées, est menée. De ces figures, on peut le voir que le modèle CEEMDAN-GPR {PV<sub>1...10</sub>} a montré son efficacité pour la prédiction de la puissance PV et ses sorties sont en accord avec les valeurs observées.

Les résultats ont montré l'effet significatif de la combinaison utilisée sur la précision des modèles CEEMDAN-GPR. Pour démontrer la précision du modèle CEEMDAN-GPR, ses prédictions sont comparées au modèle classique (GPR). Les résultats ont montré une amélioration significative des performances du modèle CEEMDAN-GPR apparaissant dans les indices statistiques (voir tableau 3.8).

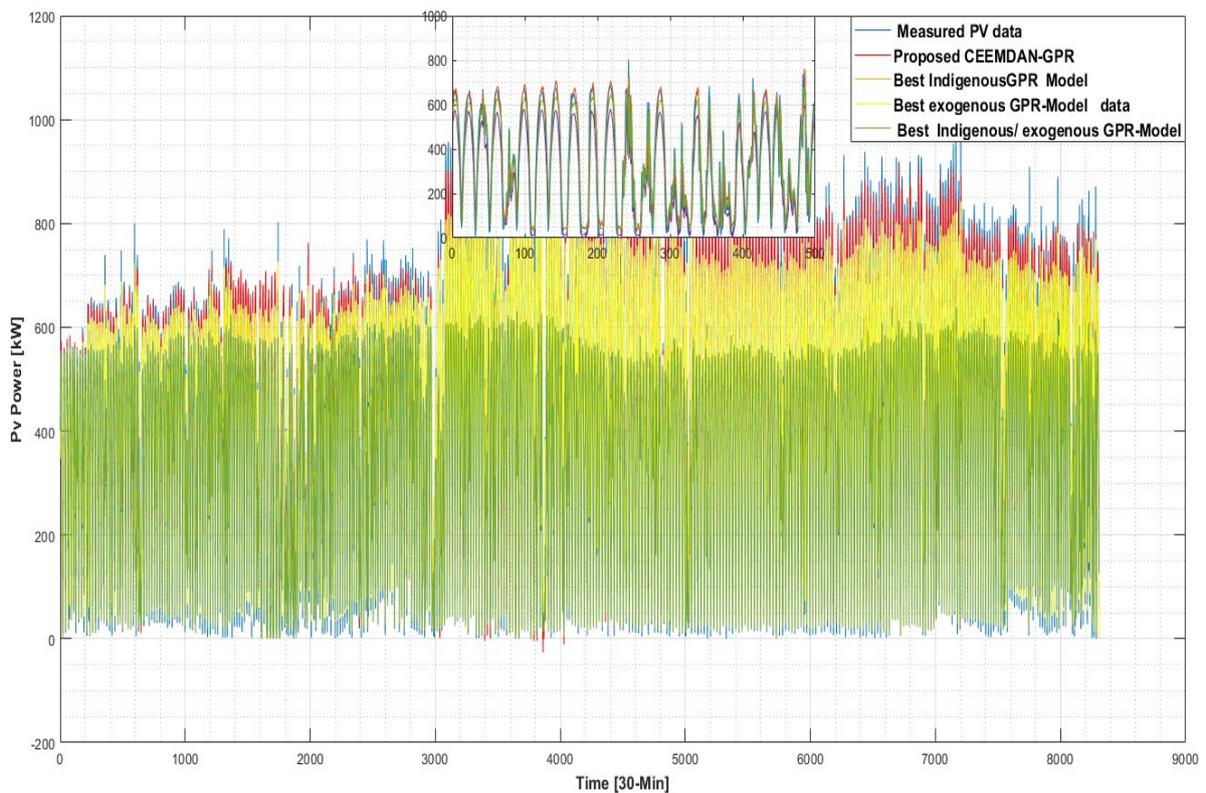


Figure 3.13. La puissance PV mesuré par rapport au meilleur estimé par les différents ensembles.

Une comparaison des valeurs de la puissance PV prédite par le modèle hybride CEEMDAN-GPR et les différentes combinaisons possibles des valeurs endogènes et exogènes avec ses valeurs mesurées, est menée. Les résultats sont reportés en Figure (3.3). De cette figure, on peut voir que le modèle proposée a montré son efficacité pour la prédiction de la puissance PV générer par le système de Oued Nachouet ses sorties sont en accord avec les valeurs observées, à l'exception de quelques jours où les conditions de ciel réduisent

considérablement l'énergie du rayonnement solaire qui influer directement sur la puissance PV.

La valeur idéale du coefficient de corrélation (R) est égale à un, ce qui signifie une correspondance parfaite entre les valeurs prédites et mesurées. Le nuage de points des valeurs prédite  $PV_{\text{pred}}$  et mesurée  $PV_{\text{obs}}$  est illustré à la figure (3.4),

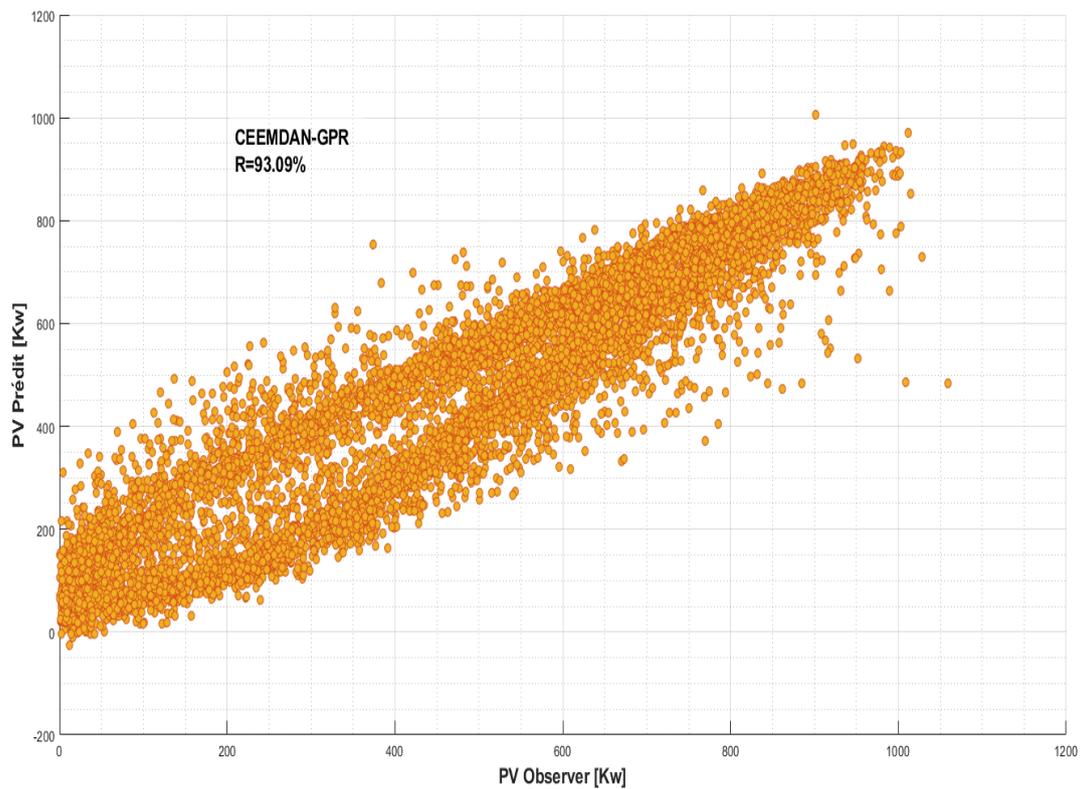


Figure 3.14. Dispersion de PV mesuré et estimé avec le modèle CEEMDAN-GPR

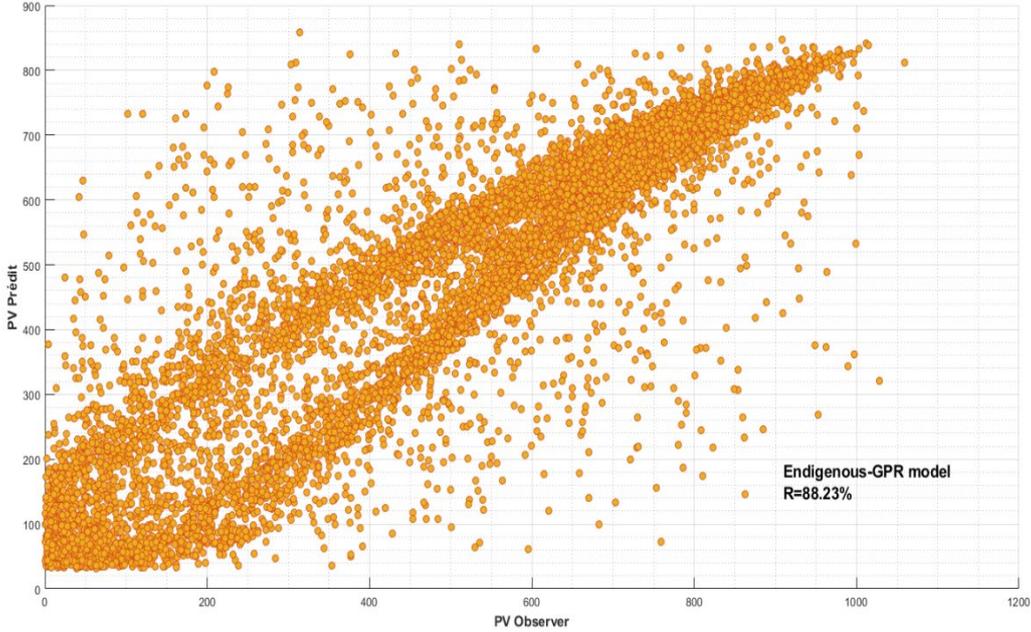


Figure 3.15. Dispersion de PV mesuré et estimé avec le modèle endogènes -GPR

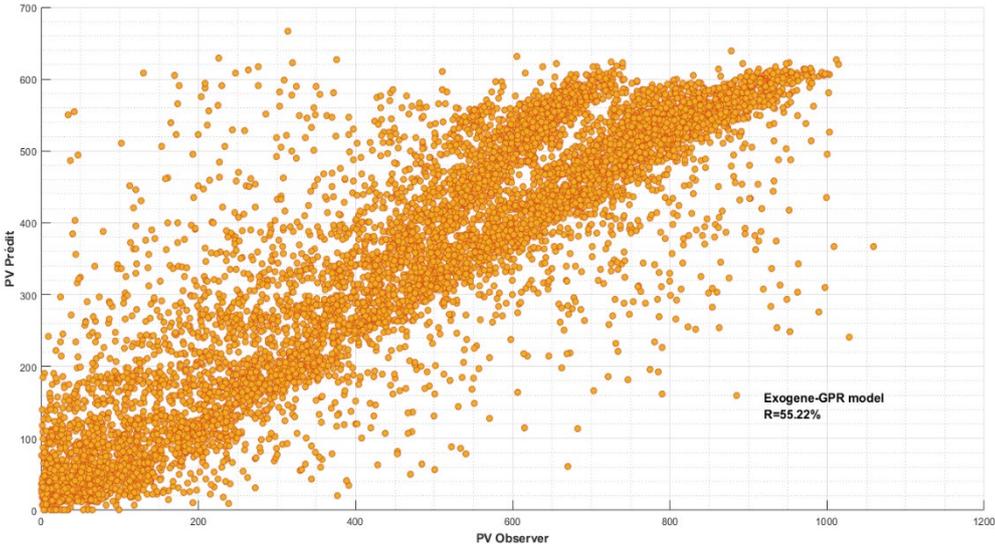


Figure 3.16. Dispersion de PV mesuré et estimé avec le modèle exogène-GPR

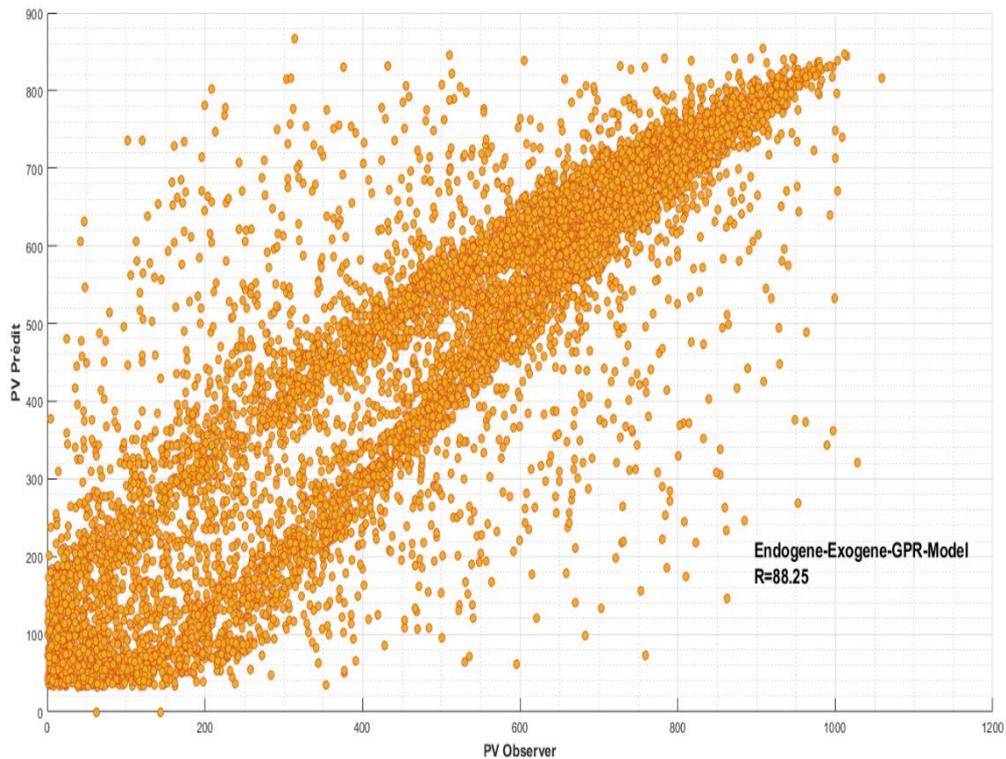


Figure 3.17. Dispersion de PV mesuré et estimé avec le modèle exogène-endogène-GPR

Le modèle CEEMDAN-GPR avec les données endogènes est considéré comme le modèle optimal pour la prédiction de la puissance PV à une échelle d'une demi-heure, car on peut voir que la dispersion entre les valeurs mesurées et estimées est faible ( $R=93.09\%$ ), alors que la dispersion est forte dans les autres cas. Les résultats sont représentés par les diagrammes de dispersion (scatter-diagrams) reportés en Figure (3-14,3-17).

### 3.10 Conclusion

Le modèle conventionnel basé sur le modèle GPR a été utilisé et a permis la prédiction de la série temporelle de puissance photovoltaïque à l'échelle horaire à partir de celle des données météorologiques (variables exogènes) et des données du PV au temps précédant (variables endogènes) comme entrées. Les performances sont telles que le coefficient de corrélation est de 89.17 et le rRMSE est de 38.84 % à partir des données météorologiques (variables exogènes), et le coefficient de corrélation est de 88.23 et le rRMSE est de 27.31 % à partir des données de la puissance PV au temps précédant le jour prédit (variables endogènes) comme entrées. Ces performances ont amélioré par l'introduction d'algorithme de décomposition CEEMDAN pour décomposer les données d'entrées. Par conséquent le rRMSE s'améliore de 18 % à partir des variables exogènes, le rRMSE s'améliore de 7 % à partir des variables endogènes. Le modèle hybride CEEMDAN-GPR proposé a apporté une amélioration important à la puissance PV horaire in situ.

## Références

1. Hneini, MemaBabe. Etude de la centrale photovoltaïque de Skhouna (Saida). Diss. UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF-M'SILA, 2019.
2. Cherier, Mohamed Kamal, et al. "Multi-hour ahead forecasting of building energy through a new integrated model." *Environmental Progress & Sustainable Energy* (2022): e13823.
3. Guermoui, Mawloud, et al. "A novel ensemble learning approach for hourly global solar radiation forecasting." *Neural Computing and Applications* 34.4 (2022): 2983-3005.
4. Guermoui, Mawloud, et al. "New soft computing model for multi-hours forecasting of global solar radiation." *The European Physical Journal Plus* 137.1 (2022): 162.
5. Gairaa, Kacem, et al. "Contribution of ordinal variables to short-term global solar irradiation forecasting for sites with low variabilities." *Renewable Energy* 183 (2022): 890-902.
6. Guermoui, Mawloud, et al. "Forecasting intra-hour variance of photovoltaic power using a new integrated model." *Energy Conversion and Management* 245 (2021): 114569.
7. Guermoui, Mawloud, et al. "A novel hybrid model for solar radiation forecasting using support vector machine and bee colony optimization algorithm: review and case study." *Journal of Solar Energy Engineering* 143.2 (2021).
8. Guermoui, Mawloud, and AbdelazizRabehi. "Soft computing for solar radiation potential assessment in Algeria." *International Journal of Ambient Energy* 41.13 (2020): 1524-1533.
9. Rabehi, Abdelaziz, et al. "Decomposing global solar radiation into its diffuse and direct normal radiation." *International Journal of Ambient Energy* 41.7 (2020): 738-743.
10. Khelifi, Reski, et al. "Multi-step-ahead forecasting of daily solar radiation components in the Saharan climate." *International Journal of Ambient Energy* 41.6 (2020): 707-715.
11. Guermoui, Mawloud, FaridMelgani, and Céline Danilo. "Multi-step ahead forecasting of daily global and direct solar radiation: a review and case study of Ghardaia region." *Journal of Cleaner Production* 201 (2018): 716-734.

12. Guermoui, Mawloud, John Boland, and AbdelazizRabehi. "On the use of BRL model for daily and hourly solar radiation components assessment in a semiarid climate." *The European Physical Journal Plus* 135.2 (2020): 1-16.

## Conclusion Générale

L'Algérie, à travers sa nouvelle politique énergétique, tend à favoriser le développement des énergies renouvelables, en particulier l'énergie solaire, en raison de sa situation géographique, qui comprend l'un des plus hauts gisements d'énergie solaire au monde. L'exploitation de ce gisement d'énergie solaire, soulevé certains défis techniques en raison de son caractère intermittent et aléatoire, ou son intégration dans les réseaux d'exploitation (électrique ou thermiques) pose des problèmes pour le maintien de l'équilibre production-consommation, par conséquent, une utilisation efficace de cette énergie photovoltaïque nécessite des prévisions fiables. L'enjeu actuel des chercheurs est de développer des modèles prédictifs qui permettent d'atteindre de bonnes performances en réduisant significativement le taux d'erreur par rapport aux différentes échelles de temps (minute, horaire, journalière ou mensuelle).

En effet, la prédiction du comportement ou de la réponse de tout phénomène, que ce soit par des techniques statistiques ou d'autres techniques d'apprentissage (empiriques, stochastiques, ...), nécessite un ensemble de variables d'entrée dans les modèles ou ce que l'on appelle des entrées. Il a été remarqué que la majorité des modèles proposés dans la littérature dans le contexte de la prévision de l'énergie photovoltaïque sont principalement basés sur des réseaux neuronaux artificiels et utilisent plusieurs variables d'entrée (durée d'ensoleillement, humidité, vitesse du vent, pression température, ...), ce qui n'est pas toujours évident en raison de l'indisponibilité des différents dispositifs nécessaires pour mesurer ces variables climatiques dans un site donné.

Dans ce mémoire, nous avons fait un rappel des différentes notions de base concernant l'énergie photovoltaïque et étudié les modèles prédictifs de l'énergie photovoltaïque. Dans le dernier chapitre nous présentons les résultats obtenus de notre simulation.

La première méthode consiste à utiliser le modèle traditionnel basé sur la méthodologie de régression de processus gaussien (GPR), qui a permis la prédiction de la série chronologique de l'énergie PV toutes les demi-heures pour les jours de l'année 2017 à partir des variables mesurables qui sont la température, l'humidité, rayonnement solaire, vitesse et du vent et la pression (appelées variables exogènes). Les résultats de prédiction en termes de coefficient de corrélation :  $R = 89\%$  et une erreur  $rRMSE = 38,84$  lors de l'utilisation des entrées externes liées au rayonnement solaire et dans le cas de la température, nous avons trouvé le meilleur coefficient de corrélation égale  $38\%$  et un  $rRMSE = 9,53\%$ . Pour la vitesse du vent nous avons trouvé la meilleure valeur de corrélation  $R = 30\%$  avec un  $rRMSE$  estimé à  $64$ . Dans le cas des entrées externes liées à l'humidité, nous obtenons le taux de corrélation estimé à  $0,39$  et le  $rRMSE$  est de  $60$ . Enfin, dans le modèle GPR {pression} la meilleure valeur de corrélation a atteint  $16\%$  et le  $rRMSE$  a atteint  $62$ .

Après cela, en deuxième étape nous avons entré les données endogènes dans le modèle (GPR) et nous avons obtenu une meilleure précision par rapport aux données exogènes, et le taux de corrélation a été estimé à :  $88\%$  avec un  $rRMSE$  égale  $27$ .

Dans la troisième étape, nous collecté les meilleures valeurs des entrées externes et internes et les utilisées comme données d'entrée dans le modèle GPR, et la meilleure combinaison obtenu est : GPR {PV-Pr} avec une précision de  $R = 88,25\%$  et  $rRMSE = 27,26$ .

Dans la quatrième étape de notre étude, nous avons combiné le modèle (GPR) et la méthode CEEMDANE, et nous avons obtenu une bonne amélioration des performances de prédiction par rapport au modèle (GPR) seul, et nous avons trouvé que la valeur de corrélation estimée à :  $93\%$  et le  $rRMSE$  est de  $20,94$ . Les résultats obtenus prouvent l'efficacité de l'utilisation des techniques de décomposition pour améliorer la précision des prévisions de la puissance PV.

