

REPUBLIQUE ALGERIENNE DEMOCRATIQUE ET POPULAIRE
MINISTERE DE L'ENSEIGNEMENT SUPERIEUR ET DE LA RECHERCHE
SCIENTIFIQUE
UNIVERSITE MOHAMED BOUDIAF - M'SILA

FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE
N° :



DOMAINE : ELECTRONIQUE
FILIERE : ELECTRONIQUE
OPTION : INSTRUMENTATION

**Mémoire Présenté pour l'obtention du diplôme de Master
Académique**

Par :

-Hefied Slimane.
-Madi younes.

-Intitulé

**Prédiction à court terme de l'irradiation solaire à
l'aide d'un système hybride basé sur la
décomposition VMD et le deep learning**

Soutenu devant le jury composé de :

Dr. FODIL MALIKA Dr. Zemouri Nehed	Université Mohamed Boudiaf - M'SILA Université Mouloud Maamri - Tizi-Ouzo	Encadreur Co-Encadreur
---------------------------------------	--	---------------------------

Année universitaire : 2025/2026

Dédicaces

À nos parents, ces héros silencieux qui ont tout donné sans jamais rien attendre en retour, qui ont transformé leurs rêves en sacrifices pour que les nôtres deviennent réalité. À leurs nuits blanches, à leurs prières secrètes, à leur amour infini qui a éclairé notre chemin même dans les jours les plus sombres.

À nos frères et sœurs, confidents de toujours, complices de nos rires et remparts contre nos peines. À ceux qui ont cru en nous quand nous doutions, qui ont supporté nos absences et nos silences, et qui ont porté nos ambitions comme les leurs.

À cette amitié rare et précieuse qui a fait de ce travail bien plus qu'une simple obligation académique : une aventure humaine inoubliable, une école de patience et de dépassement, un témoignage vivant que rien n'est impossible quand deux cœurs battent à l'unisson. À tous ceux qui ont croisé notre route et laissé une empreinte, qui ont offert un conseil, une main tendue ou un simple sourire réconfortant. Ce modeste travail est le vôtre autant que le nôtre. Puisse-t-il être à la hauteur de l'amour que vous nous avez donné, de la confiance que vous nous avez accordée, et des sacrifices que vous avez consentis. Avec toute notre gratitude, notre humilité et notre amour éternel.

Slimane
younes

Remerciements

Au nom d'Allah, le Tout Miséricordieux.

Nous remercions Allah pour la force et la patience qu'Il nous a accordées tout au long de ce travail. Nous exprimons notre profonde gratitude à notre encadrante, Dr. FODIL MALIKA, pour sa disponibilité, sa rigueur scientifique et ses précieux conseils qui ont grandement enrichi ce mémoire. Nous adressons nos remerciements les plus sincères et toute notre reconnaissance à notre co-encadrante, Dr. ZEMOURI NAHED, pour sa gentillesse exceptionnelle, sa patience, ses encouragements constants, sa disponibilité malgré ses multiples responsabilités et ses remarques toujours pertinentes qui ont été d'une aide inestimable tout au long de ce travail. Nous tenons également à remercier notre professeur, M. BOUAMAR Mohammed, que nous considérons comme le meilleur enseignant que nous ayons eu. Sa passion pour la transmission du savoir, sa rigueur scientifique et ses précieux conseils nous ont accompagnés bien au-delà de ses cours, et nous sommes fiers d'avoir appris à ses côtés. Nous remercions chaleureusement les membres du jury pour l'honneur qu'ils nous font d'évaluer ce mémoire. Nos pensées les plus sincères vont à nos chers parents, nos familles, notre binôme et nos amis pour leur soutien indéfectible et leurs prières. Enfin, nous remercions toutes les personnes qui ont contribué, de près ou de loin, à la réalisation de ce mémoire.

Slimane

younes

Résumé

Ce travail traite de la prévision à court terme de la production d'énergie solaire photovoltaïque, un défi crucial pour assurer une intégration stable et fiable de cette énergie renouvelable dans les réseaux électriques modernes. En raison des fluctuations intrinsèques des conditions météorologiques, qui constituent un obstacle technique majeur, nous proposons un système hybride innovant combinant une technique avancée d'analyse de signal appelée décomposition en modes variés (VMD) et des modèles d'apprentissage profond (Deep Learning), en particulier les réseaux neuronaux récurrents. L'originalité de cette approche réside dans sa capacité à séparer le signal d'énergie solaire complexe en composants fréquentiels distincts et interprétables, permettant ainsi de distinguer les variations rapides liées aux événements météorologiques tels que le passage des nuages, et la tendance générale régulière conforme au cycle quotidien du rayonnement solaire. Appliqué à des données réelles collectées sur un site photovoltaïque dans la région d'Adrar en Algérie, ce système hybride montre une performance remarquable. Les résultats obtenus confirment que l'approche proposée constitue une solution robuste, efficace et prometteuse pour la gestion optimale des énergies renouvelables, ouvrant des perspectives enthousiasmantes pour l'amélioration de la fiabilité des réseaux électriques, même dans des conditions climatiques désertiques rigoureuses.

❖ **Mots-clés :** prévision à court terme, énergie solaire photovoltaïque, VMD, apprentissage profond, système hybride, Adrar.

Abstract

This work addresses short-term forecasting of photovoltaic solar energy production, a critical challenge to ensure stable and reliable integration of this renewable energy into modern electrical grids. Given the intrinsic fluctuations of weather conditions, which constitute a significant technical barrier, we propose an innovative hybrid system combining an advanced signal analysis technique called Variational Mode Decomposition (VMD) and deep learning models, particularly recurrent neural networks. The originality of this approach lies in its ability to decompose the complex solar energy signal into distinct interpretable frequency components, allowing for the differentiation between rapid fluctuations associated with weather events such as cloud passage and the regular general trend corresponding to the daily solar radiation cycle. Applied to real data collected from a photovoltaic site in the Adrar region of Algeria, this hybrid system demonstrates remarkable superiority. The obtained results confirm that the proposed approach constitutes a strong, efficient, and promising solution for optimal management of renewable energies, opening exciting prospects for improving the reliability of electrical grids, even under harsh desert climate conditions.

❖ **Keywords :** Short-term forecasting, photovoltaic solar energy, VMD, deep learning, hybrid system, Adrar.

الملخص

يتناول هذا العمل التنبؤ على المدى القصير لإنتاج الطاقة الشمسية الكهروضوئية، وهو تحدي بالغ الأهمية لضمان دمج مستقر وموثوق لهذه الطاقة المتجددة في الشبكات الكهربائية الحديثة. ونظراً للتقلبات الجوهرية للظروف الجوية، التي تشكل عائقاً تقنياً كبيراً، نقترح نظاماً هجيناً مبتكراً يجمع ، وخاصة الشبكات (Deep Learning) ونماذج التعلم العميق (VMD) بين تقنية متقدمة لتحليل الإشارات تدعى التحليل بالوضعيات المتغيرة العصبية المتكررة. تكمن أصالة هذا النهج في قدرته على فصل إشارة الطاقة الشمسية المعقدة إلى مكونات ترددية متميزة قابلة للتفسير، مما يسمح بالتمييز بين التقلبات السريعة المرتبطة بالأحداث الجوية كمرور السحب، والاتجاه العام المنتظم الموافق للدورة اليومية للإشعاع الشمسي. وبتطبيقه على بيانات حقيقية تم جمعها من موقع كهروضوئي في منطقة أدرار بالجزائر، يظهر هذا النظام الهجين تفوقاً ملحوظاً. تؤكد النتائج المتحصلة عليها أن المقاربة المقترحة تشكل حلاً قوياً وفعالاً وواعداً للإدارة المثلى للطاقات المتجددة، مما يفتح آفاقاً مثيرة لتحسين موثوقية الشبكات الكهربائية، حتى في الظروف المناخية الصحراوية القاسية.

كلمات مفتاحية: التنبؤ قصير المدى، الطاقة الشمسية الكهروضوئية، التعلم العميق، نظام هجين، أدرار

Liste des figures

Chapitre I

Figure I.1: Schéma général de l'énergie

Figure I.2: Évolution mondiale de la consommation d'énergie

Figure I.3: Répartition des principales sources d'énergie dans le monde

Figure I.4: Représentation des différentes énergies renouvelables

Figure I.5: Schéma général sur l'énergie solaire

Figure I.6: Schéma de principe de l'énergie éolienne

Figure I.7: Composants du nacelle éolienne

Figure I.8: Principe de fonctionnement de la géothermie

Figure I.9: Schéma d'une centrale hydroélectrique

Figure I.10: Production d'énergie à partir de la biomasse

Figure I.11: Principe de fonctionnement d'un système photovoltaïque

Figure I.12: Schéma d'une installation solaire thermique

Figure I.13: Schéma d'une centrale solaire thermodynamique

Figure I.14: Différents types de rayonnement solaire

Figure I.15: Spectre du rayonnement solaire

Figure I.16: Schéma complet d'un système photovoltaïque

Figure I.17: Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

Figure I.18: Différents types de panneaux photovoltaïques

Figure I.19: Association en série des modules photovoltaïques

Figure I.20: Association en parallèle des modules photovoltaïques

Figure I.21: Schéma de groupement photovoltaïque

Figure I.22: Structure interne d'un panneau photovoltaïque

Figure I.23: Schéma de fonctionnement du régulateur

Figure I.24: Schéma de fonctionnement de la batterie solaire

Figure I.25: Principe de fonctionnement d'un onduleur

Chapitre II

Figure II.1: Relation entre l'intelligence artificielle, Machine Learning et Deep Learning

Figure II.2: Classification des différents types d'apprentissage automatique

Figure II.3: Exemple de l'apprentissage supervisé

Figure II.4: Exemple de l'apprentissage non supervisé

Figure II.5: Exemple de l'apprentissage semi-supervisé

Figure II.6: Exemple de l'apprentissage par renforcement

Figure II.7: Architecture générale d'un modèle d'apprentissage profond

Figure II.8: Architecture d'un réseau de neurones récurrent

Figure II.9: Architecture d'un réseau de neurones convolutif

Figure II.10: Architecture d'un réseau de neurones à mémoire à long et à court terme

Figure II.11: Architecture d'une unité récurrente à portes

Figure II.12: Architecture d'un réseau bidirectionnel à mémoire à long et à court terme

Figure II.13: Processus de débruitage par décomposition modale empirique

Figure II.14: Processus de décomposition modale empirique complète avec bruit adaptatif

Figure II.15: Organigramme de la méthode de décomposition de Fourier

Figure II.16: Estimation de l'état de santé d'une batterie à l'aide de la transformée en ondelettes discrète

Figure II.17: Organigramme de la prédiction basée sur la décomposition en modes variationnels

Chapitre III

Figure III.1: Les données météorologiques de site Adrar

Figure III.2: Série temporelle de puissance solaire du site Adrar

Figure III.3: La corrélation entre l'énergie solaire et les entrées météorologiques de site Adrar

Figure III.4: Régression entre la puissance et les variables météorologiques

Figure III.5: Comparaison des modèles simples (LSTM, BiLSTM, GRU) - 300 premiers échantillons

Figure III.6: Décomposition du signal de puissance solaire par VMD

Figure III.7: Comparaison des modèles hybrides (VMD K=2) - 300 premiers échantillons

Liste des tableaux

Chapitre I

Tableau I.1: Avantages et inconvénients des différents types d'énergies renouvelables

Chapitre II

Tableau II.1: Résumé des mesures statistiques d'évaluation

Chapitre III

Tableau III.1: Paramètres statistiques de site adrar

Tableau III.2: Les hyperparamètres utilisés pour entraîner tous les modèles de prédiction

Tableau III.3: Résultats de performance des modèles appliqués au site d'Adrar avant VMD

Tableau III.4: Tableau de hyperparamètres VMD

Tableau III.5: Performances des modèles hybrides

Liste des symboles

❖ Symboles latins

C : Capacité de la batterie.

C_t : État interne d'une cellule LSTM à l'instant t .

DOD : Profondeur de décharge (Depth of Discharge).

E : Énergie.

E_{jour} : Énergie consommée par jour.

FF : Facteur de forme (Fill Factor).

G : Éclairement solaire.

H_t : Sortie concaténée du réseau BiLSTM.

I : Courant électrique.

I_{cc} : Courant de court-circuit.

I_{pcc} : Courant de court-circuit équivalent (groupement parallèle).

I_{scc} : Courant de court-circuit équivalent (groupement série).

K : Nombre de modes dans la décomposition VMD.

M : Noyau de convolution (filtre).

N_p : Nombre de modules en parallèle.

N_s : Nombre de modules en série.

P : Puissance électrique.

P_{inc} : Puissance du rayonnement incident.

P_m : Puissance maximale (point de puissance maximale).

R^2 : Coefficient de détermination.

S : Surface.

$S(i)$: Valeur de sortie de la convolution à la position i .

V : Tension électrique.

V_{bat} : Tension de la batterie.

V_{co} : Tension à vide (circuit ouvert).

V_{pco} : Tension à vide équivalente (groupement parallèle).

V_{sco} : Tension à vide équivalente (groupement série).

V_0 : Tension initiale de la batterie (pleine charge).

f : Fréquence.

f_t : Porte d'oubli (forget gate) d'une cellule LSTM.
 h_t : État caché (hidden state) à l'instant t .
 i_t : Porte d'entrée (input gate) d'une cellule LSTM.
 k : Indice du mode dans VMD / Constante de décharge.
 n : Nombre d'échantillons / Indice d'itération.
 o_t : Porte de sortie (output gate) d'une cellule LSTM.
 r_t : Porte de réinitialisation (reset gate) d'une cellule GRU.
 t : Temps.
 u_k : Mode k dans la décomposition VMD.
 $x(t)$: Signal d'entrée (série temporelle).
 y_i : Valeur réelle (observée) à l'instant i .
 $\hat{y}_i$: Valeur prédite à l'instant i .
 $\bar{y}$: Moyenne des valeurs réelles.
 z_t : Porte de mise à jour (update gate) d'une cellule GRU.
 $\check{c}_t$: État de cellule candidat (LSTM).
 $\check{h}_t$: État caché candidat (GRU).

❖ Symboles grecs

α : Paramètre de pénalité de bande passante (VMD).
 $\delta(t)$: Fonction delta de Dirac.
 ε : Seuil de convergence (VMD).
 η : Rendement / Efficacité énergétique.
 η_{reg} : Rendement du régulateur de charge.
 $\eta_{stockage}$: Rendement du stockage (batterie).
 λ : Multiplicateur de Lagrange (VMD).
 $\mu_n(t)$: Mode intrinsèque (IMF) dans VMD.
 τ : Pas de montée duale (VMD).
 ω : Pulsation / Fréquence angulaire.
 ω_k : Fréquence centrale du mode k (VMD).
 σ : Fonction d'activation sigmoïde.

❖ Opérateurs mathématiques

$*$: Produit de convolution.

$\odot$: Produit de Hadamard (produit élément par élément).

$\langle \rangle$: Produit scalaire.

$\|\cdot\|_2$: Norme L^2 (norme euclidienne).

∂_t : Dérivée partielle par rapport au temps ($\partial/\partial t$).

$\int$: Intégrale.

Σ : Somme.

arg min : Argument qui minimise la fonction.

tanh : Fonction d'activation tangente hyperbolique.

median : Médiane.

Liste des abréviations

ADMM	: Méthode des multiplicateurs à directions alternées
ARIMA	: Modèle autorégressif intégré à moyenne mobile
BiLSTM	: Réseau bidirectionnel à mémoire long terme
CEEMDAN	: Décomposition modale empirique complète avec bruit adaptatif
CNN	: Réseau de neurones convolutifs
DOD	: Profondeur de décharge
EMD	: Décomposition modale empirique
FC	: Couche entièrement connectée
FDM	: Méthode de décomposition de Fourier
GRU	: Unité récurrente à portes
IMF	: Fonction de mode intrinsèque
LSTM	: Mémoire long terme
MAE	: Erreur absolue moyenne
MAPE	: Erreur absolue moyenne en pourcentage
MedAE	: Erreur médiane absolue
MSE	: Erreur quadratique moyenne
nRMSE	: Racine de l'erreur quadratique moyenne normalisée
NWP	: Prévision numérique du temps
PV	: Photovoltaïque
RMSE	: Racine de l'erreur quadratique moyenne
RNN	: Réseau de neurones récurrents
SARIMA	: Modèle autorégressif intégré à moyenne mobile saisonnier
VMD	: Décomposition en modes variationnels
WDT	: Transformée en ondelettes

Table des matières

Dédicaces.....	I
Remerciements	II
Résumé	III
Liste des figures.....	IV
Liste des tableaux	V
Liste des symboles.....	VI
Liste des abréviations.....	VII
Table des matières.....	VIII
Introduction générale.....	1
Chapitre I : Généralités sur les énergies renouvelables	
I.1 Introduction.....	4
I.2 Définition de l'énergie.....	4
I.3 Energies dans le monde.....	5
I.4 Energies renouvelables.....	6
I.4.1 Historiques des énergies renouvelables.....	7
I.5 Différents types d'énergies renouvelables.....	8
I.5.1 Energie solaire	8
I.5.2 Energie éolienne	9
I.5.3 Géothermie.....	10
I.5.4 Hydraulique.....	11
I.5.5 Biomasse.....	12
I.6 Avantages et inconvénients des différents types d'énergies renouvelables.....	13
I.7 Étude approfondie de l'énergie solaire.....	16
I.7.1 Type d'énergie solaire.....	16
I.7.1.1 Energie solaire photovoltaïque.....	16
I.7.1.2 Energie solaire thermique.....	16
I.7.1.3 Energie solaire thermodynamique.....	17
I.7.2 Rayonnement solaire	17
I.7.3 Spectre solaire.....	18
I.7.4 Durée d'insolation.....	19
I.7.5 Principe de fonctionnement d'un système photovoltaïque.....	19

I.7.6 Composants d'un système photovoltaïque.....	19
I.7.6.1 Cellule photovoltaïque.....	19
I.7.6.1.1 Paramètres d'une cellule photovoltaïque.....	21
I.7.6.2 Module photovoltaïque.....	21
I.7.6.2.1 Association des modules photovoltaïque.....	21
I.7.6.3 Panneau photovoltaïque.....	23
I.7.6.4 Régulateur de charge.....	24
I.7.6.5 Batterie de stockage.....	25
I.7.6.6 Onduleur.....	26
I.8 L'impact des facteurs climatiques sur l'énergie solaire.....	27
I.8.1 Influence de l'irradiation.....	27
I.8.2 Influence de la température.....	27
I.8.3 Temps nuageux.....	27
I.8.4 Influence de l'humidité.....	28
I.8.5 Influence du vent.....	28
I.9 Conclusion.....	29
Chapitre II : Méthodes de décomposition pour la prédiction d'energie solaire	
II.1 Introduction.....	31
II.2 Classification des méthodes de prédiction de la production d'énergie solaire	32
II.2.1 Méthodes physiques.....	32
II.2.2 Méthodes statistiques.....	32
II.2.3 Méthodes basées sur l'intelligence artificielle	33
II.2.3.1 L'intelligence artificielle.....	33
II.2.3.1.1 Historique.....	33
II.2.3.1.2 Distinction entre l'intelligence artificielle ,Machine Learning et Deep Learning	34
II.2.3.2 Machine Learning.....	34
II.2.3.2.1 Différents types d'apprentissage automatique.....	35
II.2.3.3 Deep Learning.....	37
II.2.3.3.1 Modèles d'apprentissage profond.....	38
II.3 Objective de prédiction.....	42
II.4 Evaluation des performances des modèles de prédiction.....	43

II.5 Méthodes de décomposition des séries temporelles pour la prédiction d'énergie solaire..	45
II.5.1 Décomposition modale empirique (EMD)	45
II.5.2 Décomposition modale empirique complète avec bruit adaptatif (CEEMDAN) ...	46
II.5.3 Méthode de Décomposition de Fourier (FDM).....	47
II.5.4 Transformée en ondelettes (WDT).....	48
II.5.5 Décomposition en Modes Variationnels (VMD).....	48
II.5.5.1 Définition.....	48
II.5.5.2 Méthodes de décomposition basé sur VMD.....	49
II.5.5.2.1 Modèle contraint.....	50
II.5.5.2.2Modèle non contraint.....	50
II.5.5.2.3 Minimisation par rapport aux modes u_k	51
II.5.5.2.4 Minimisation par rapport aux fréquences centrales ω_k	51
II.5.5.2.5 Algorithme complet de décomposition en modes variationnels.	52
II.5.5.2.6 Reconstruction et débruitage inexacts.....	53
II.5.5.2.7 Conditions aux limites, périodicité et fenêtrage	53
II.5.5.3 Le principe de fonctionnement de VMD.....	54
II.6 Conclusion.....	55
Chapitre III : Résultats et discussion	
III.1 Introduction.....	57
III.2 Analyse exploratoire des données.....	58
III.2.1 Série temporelle des variables météorologiques.....	58
III.3 Analyse de corrélation.....	59
III.3.1 Matrice de corrélation.....	59
III.4 Modèles de prédiction : architectures et paramètres	61
III.4.1 Architecture des modèles LSTM, BiLSTM et GRU.....	61
III.4.2 Paramètres d'entraînement des modèles.....	62
III.5 Évaluation quantitative des modèles simples et hybrides.....	62
III.5.1 Visualisation des prédictions des modèles simples.....	62
III.6 Décomposition par VMD	64
III.6.1 Paramètres de l'algorithme VMD	64
III.6.2 Résultats de la décomposition VMD.....	65
III.6.3 Résultats des prédictions obtenues après l'utilisation de VMD	66
III.6.4 Analyse comparative des métriques d'évaluation.....	67

III.7 Discussion.....	67
III.8 Conclusion.....	68
Conclusion générale.....	69
Références.....	71

Introduction générale

L'énergie est la pierre angulaire de la nouvelle génération, elle est très importante pour garantir une vie stable, c'est pourquoi il est nécessaire de compter sur de nouvelles sources d'énergie afin d'éviter la perte de l'équilibre environnemental. Les énergies renouvelables représentent la solution appropriée pour l'environnement et il est temps de passer des combustibles nuisibles à l'environnement à la production d'énergie à partir de l'environnement[1]. Dans de nombreuses régions du monde, les générateurs solaires et l'énergie éolienne sont devenus la source la moins chère et constituent une alternative réalisable aux combustibles. En raison de la densité de la population, il est devenu possible de trouver des solutions pratiques pour produire de l'électricité au lieu de dépendre du pétrole, du charbon et du gaz naturel si ces ressources ne sont pas suffisantes pour répondre aux besoins, plus coûteuses compte tenu de leurs effets nocifs sur l'environnement. Dans ce contexte, les énergies renouvelables représentent la solution la plus appropriée pour l'avenir car elles sont plus durables et moins nuisibles. Parmi ces sources, l'énergie solaire constitue une alternative appropriée en Algérie grâce à la présence du rayonnement solaire toute l'année. Malgré ces avantages, l'intégration à grande échelle de l'énergie solaire photovoltaïque dans les réseaux électriques est confrontée à un obstacle technique important, à savoir les interruptions et les fluctuations. La production photovoltaïque dépend fortement des conditions météorologiques variables telles que les nuages, la température, l'humidité et la poussière, ce qui rend la prévision de la quantité d'énergie produite une tâche difficile [2]. Cette variabilité peut entraîner une dégradation de l'offre et de la demande, constituant un obstacle à la gestion fiable du réseau électrique. C'est pourquoi il est nécessaire de développer des systèmes de prévision précis et robustes de la production solaire.

Ce travail s'inscrit dans ce cadre problématique et notre objectif dans ce mémoire est de concevoir et d'évaluer un modèle hybride pour la prévision de l'énergie solaire, combinant une technique avancée d'analyse de signal connue sous le nom de décomposition en modes variationnels (VMD) et des algorithmes d'apprentissage profond (Deep Learning), plus précisément les réseaux LSTM, BiLSTM et GRU. L'idée principale est d'analyser le signal complexe de l'énergie solaire en plusieurs composantes plus simples, une composante lente et une composante rapide, puis de prédire séparément ces composantes avant de les recombinaison, ce qui permet aux modèles de mieux saisir la dynamique cachée du signal.

Pour valider notre approche, nous avons utilisé des données climatiques réelles telles que la température, le rayonnement solaire, l'humidité, la pression et la vitesse du vent, à partir desquelles nous avons déduit les mesures de puissance solaire, incluant le site photovoltaïque de la wilaya d'Adrar, dans le sud de l'Algérie. C'est une région caractérisée par un climat désertique et une température élevée.

Plan du mémoire : Il se compose de 3 chapitres :

Le premier chapitre : nous donne une vue d'ensemble des énergies renouvelables avec un accent particulier sur l'énergie solaire photovoltaïque, son rayonnement, ses composants et l'effet des facteurs climatiques sur sa performance.

Le deuxième chapitre : présente certaines méthodes de prévision physiques et statistiques basées sur l'intelligence artificielle, puis détaille les techniques d'analyse des séries temporelles avec un focus sur la méthode VMD et ses facteurs mathématiques, ainsi que certains modèles profonds LSTM, GRU et BiLSTM.

Le troisième chapitre : est consacré au travail pratique et présente l'analyse exploratoire des données, comme l'étude de la corrélation, l'application de la VMD et l'entraînement de modèles simples et hybrides, à partir desquels nous observons ou discutons les résultats obtenus, et enfin nous terminons le mémoire par une conclusion générale.

Chapitre I

Généralités sur les énergies renouvelables

I.1 Introduction

L'énergie représente une partie essentielle et universelle de tous les phénomènes naturels, étant considérée comme la pierre angulaire du développement, qu'il soit économique ou social. Depuis longtemps, elle a contribué à habilitier l'humanité dans de nombreux domaines tels que le progrès, la mobilité ainsi que la production. Cependant, depuis l'entrée de l'humanité dans l'ère de la révolution industrielle, la dépendance aux combustibles fossiles est devenue quasi totale dans de nombreux secteurs, ce qui a entraîné l'apparition de nombreux grands défis, dont la dépendance complète aux ressources non renouvelables d'une part, et l'aggravation du réchauffement climatique d'autre part [3].

Face à ces problèmes environnementaux et économiques, les énergies renouvelables rivalisent aujourd'hui avec leurs homologues issues des sources d'énergie conventionnelles, et sont considérées comme une alternative propre et économique afin d'assurer une transition énergétique excellente, durable et respectueuse de l'environnement [4].

Le premier chapitre offre un aperçu général et structuré de ces énergies. Nous y présentons une définition de l'énergie, ainsi que la situation actuelle de l'énergie dans le monde, basée sur des statistiques récentes, en plus de présenter les différents types d'énergies renouvelables telles que solaire, éolienne, hydraulique, et autres sources, en exposant leurs avantages et inconvénients de manière détaillée. Enfin, nous nous concentrerons spécifiquement sur l'énergie solaire Et en particulier la photovoltaïque qui constitue la base de notre sujet, où nous analyserons le rayonnement solaire et expliquerons son mécanisme physique, en plus de présenter ses composants principaux sans oublier les différents facteurs météorologiques affectant son rendement en termes d'énergie.

I.2 Définition de l'énergie

Tous les phénomènes naturels tirent leur dynamisme de l'énergie : la croissance végétale, le souffle du vent, les flux des rivières, les vagues de l'océan, la chute d'objets... Dans le domaine de la physique, on considère cela comme la faculté d'un système à accomplir un travail. Elle se manifeste de diverses manières (thermique, cinétique, électrique...), et l'un de ses attributs principaux est sa capacité à être transformée d'une forme à une autre [5].

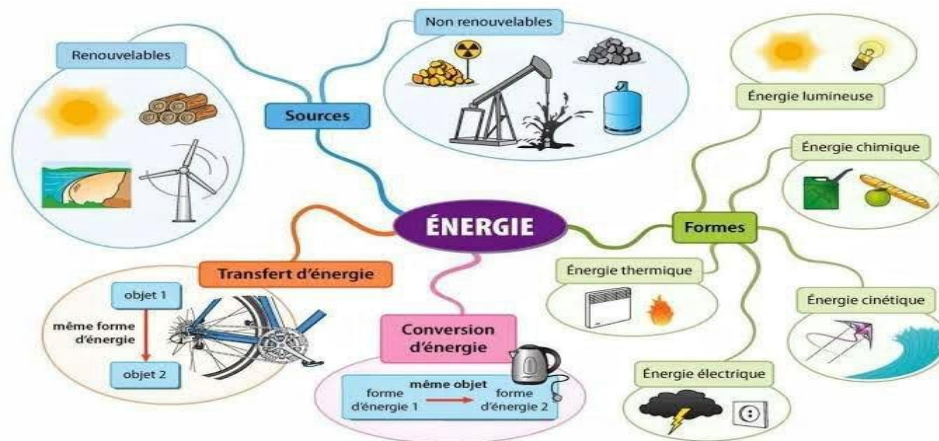


Figure I.1: Schéma général de l'énergie

I.3 Energies dans le monde

À partir de la révolution industrielle, l'utilisation extensive du pétrole comme principale source d'énergie a commencé à augmenter le niveau de dioxyde de carbone dans l'atmosphère. Durant les dernières décennies, l'industrialisation de plusieurs pays a entraîné une accélération du rythme. Effectivement, l'humanité consomme présentement trente fois plus d'énergie qu'il y a cent ans [6]. Cette augmentation est principalement due à la croissance démographique, au développement industriel et à l'amélioration des niveaux de vie dans de nombreux pays.

En conséquence, la demande mondiale d'énergie continue d'augmenter, ce qui nécessite la recherche de sources d'énergie durables et respectueuses de l'environnement.

De plus, l'usage de combustibles fossiles pose deux enjeux cruciaux : l'émission de CO₂ dans l'atmosphère, qui est un gaz à effet de serre, et l'extraction de ressources qui ne sont pas renouvelables, susceptible d'entraîner leur épuisement. Actuellement, ces deux problématiques constituent des défis majeurs pour les gouvernements des nations industrialisées ainsi que pour d'importantes organisations internationales.

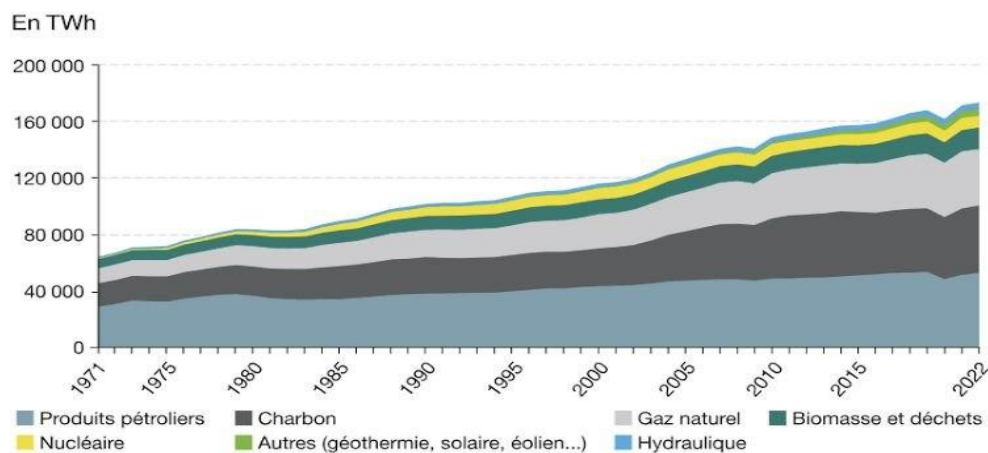


Figure I.2: Évolution mondiale de la consommation d'énergie [7]

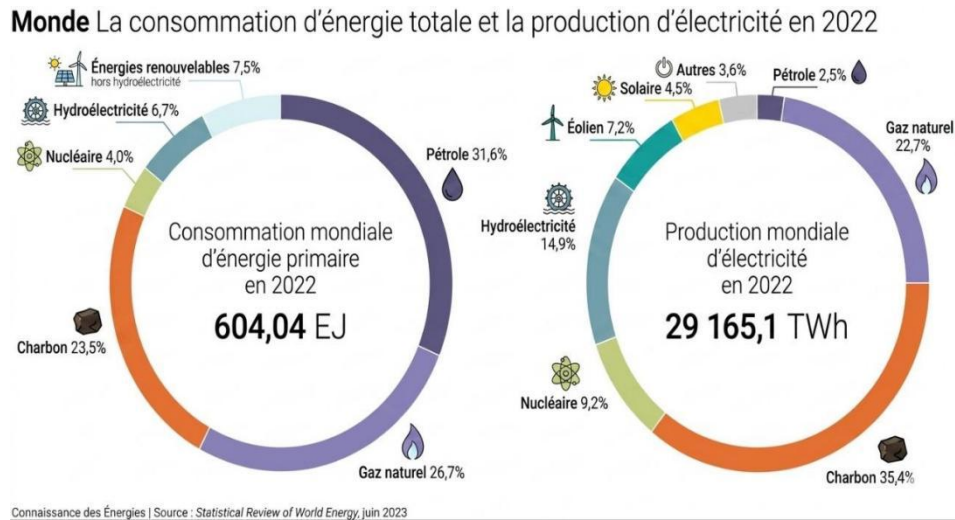


Figure I.3: Répartition des principales sources d'énergie dans le monde [8]

I.4 Energies renouvelables

Une source d'énergie renouvelable est une ressource énergétique qui se régénère assez rapidement pour être jugée inépuisable à l'échelle du temps humain [10]. Les énergies renouvelables proviennent de phénomènes naturels réguliers ou constants induits par les corps célestes, principalement le Soleil (rayonnement), mais aussi la Lune (marée) et la Terre (énergie géothermique).

L'usage des énergies renouvelables n'est pas une nouveauté. L'homme exploite ces ressources depuis les temps les plus reculés. Par le passé, les moulins à eau et à vent, le bois de chauffage, l'énergie animale et les voiliers ont grandement participé à l'évolution de la civilisation humaine. Ces activités représentaient une économie à part entière, particulièrement en milieu rural où elles avaient autant d'importance et de diversité que la production alimentaire. Cependant, dans les nations développées, à partir du XIXe siècle, elles ont été graduellement mises de côté au profit d'autres sources d'énergie considérées comme plus prometteuses. Ainsi, la contamination de l'air, l'augmentation de la température mondiale, les dangers liés au nucléaire et l'épuisement des ressources ont révélé l'impératif d'un progrès économique qui préserve notre environnement dans lequel nous habitons [9].

Les crises pétrolières successives depuis les années 70 ont mis en évidence les dangers économiques et géopolitiques liés à la production d'énergie basée sur l'utilisation des ressources fossiles, dont les réserves sont inégalement réparties et finissables. En outre, une portion significative du globe ne sera probablement jamais connectée aux réseaux électriques, l'élargissement étant trop onéreux pour les régions isolées, faiblement peuplées ou d'accès compliqué.

Ainsi, les énergies renouvelables offrent plusieurs avantages par rapport aux énergies fossiles :

- Elles sont généralement moins nuisibles pour l'environnement, n'émettent pas de gaz à effet de serre et ne génèrent pas de déchets.
- Elles sont non épuisables.
- Elles permettent une fabrication décentralisée qui répond à la fois aux ressources et aux exigences locales [9].

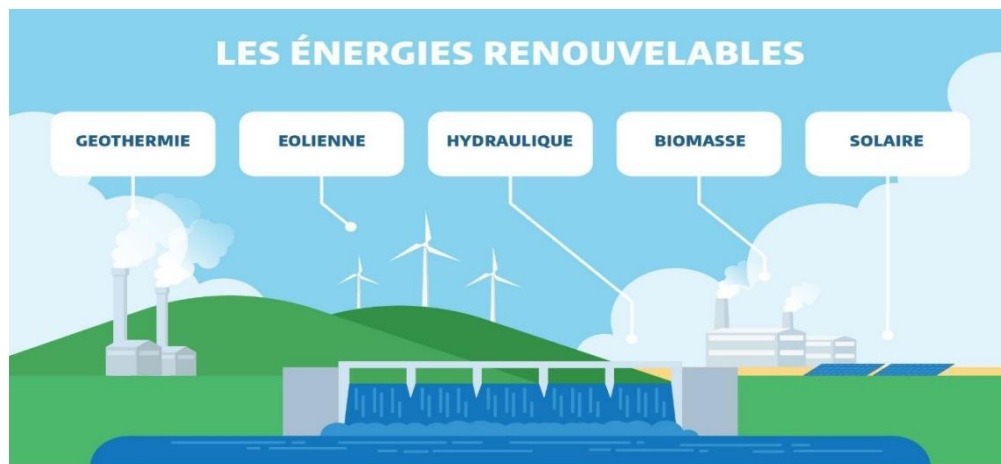


Figure I.4: Representation des différentes énergies renouvelables

I.4.1 Historiques des énergies renouvelables

Bien que l'expression « énergie renouvelable » soit relativement nouvelle, ayant vu le jour en 1970, les diverses formes d'énergie qui la composent existent pratiquement depuis la création de la Terre. Leur exploitation par l'humanité remonte à plusieurs centaines, voire milliers d'années. La biomasse a été utilisée notamment pour le chauffage et pour favoriser le développement de l'industrie métallurgique.

On a utilisé l'énergie solaire thermique pour déshydrater les aliments, les céréales ou le foin. De nombreux établissements humains ont vu le jour grâce aux sources géothermales.

Les civilisations égyptienne et minoenne ont utilisé l'énergie éolienne pour faire avancer leurs navires. On utilisait déjà l'énergie hydraulique en Perse et dans l'Empire romain, il y a plus de deux mille ans. Au Moyen Âge, l'Europe a réexporté et adopté à grande échelle des techniques telles que les moulins à vent, les moulins marins et les moulins hydrauliques pour diverses applications, comme le broyage des céréales, le pompage de l'eau, l'animation de martinets ou la production de papier.

Avec l'évolution des machines thermiques, la demande croissante de puissances par les concentrations industrielles et les exigences de productivité finiraient par rendre ces générateurs mécaniques de faible puissance dépassés.

Les discussions initiées dans les pays développés quelques années avant le premier choc pétrolier ont néanmoins éveillé la conscience publique sur le fait que l'augmentation exponentielle de la consommation d'énergie fossile pourrait entraîner, dans une perspective temporelle humaine, des pénuries d'approvisionnement et mener à des scénarios environnementaux irréversibles en raison de l'engorgement des mécanismes de rétablissement des équilibres naturels.

C'est dans un tel cadre que la recherche et le développement de convertisseurs capables d'exploiter le potentiel des énergies issues directement ou indirectement de l'énergie solaire et géothermique ont été initiés ou relancés. On les a alors désignées sous le terme d'énergies renouvelables, et on les a mises en avant comme une option pour contrer le contrôle prédominant des sources fossiles dans l'équilibre énergétique mondial [11].

I.5 Différents types d'énergies renouvelables

Les énergies renouvelables se caractérisent par leur capacité à être régénérées de façon naturelle. On distingue cinq principales catégories d'énergies renouvelables, classées selon leur degré d'utilisation actuel :

- L'énergie solaire.
- L'énergie du vent.
- L'énergie hydraulique (ou hydroélectricité).
- La biomasse (comprenant le bois de chauffage et le biogaz, entre autres).
- La géothermie.

I.5.1 Energie solaire

Malgré sa distance de 150 millions de kilomètres de notre terre, le soleil représente indéniablement notre principale source d'énergie. Les réactions nucléaires qui s'y produisent perpétuent et régénèrent constamment cette source énergétique. Évidemment, la quantité d'énergie reçue varie selon les moments. Les périodes nocturnes et les moments nuageux sont des instances où l'énergie solaire est absente ou réduite. En général, la puissance reçue chaque année à la surface de la Terre peut varier entre 85 et 290 watts par mètre carré. Ainsi, l'écart varie de 01 à 03 entre les régions ayant le moins et le plus d'ensoleillement. Cet écart est significatif mais pas énorme : aucune région du monde n'est sans potentiel solaire.

L'énergie solaire peut être transformée soit en chaleur, soit en électricité. Cette énergie peut être exploitée de façon thermique, thermodynamique ou photovoltaïque.

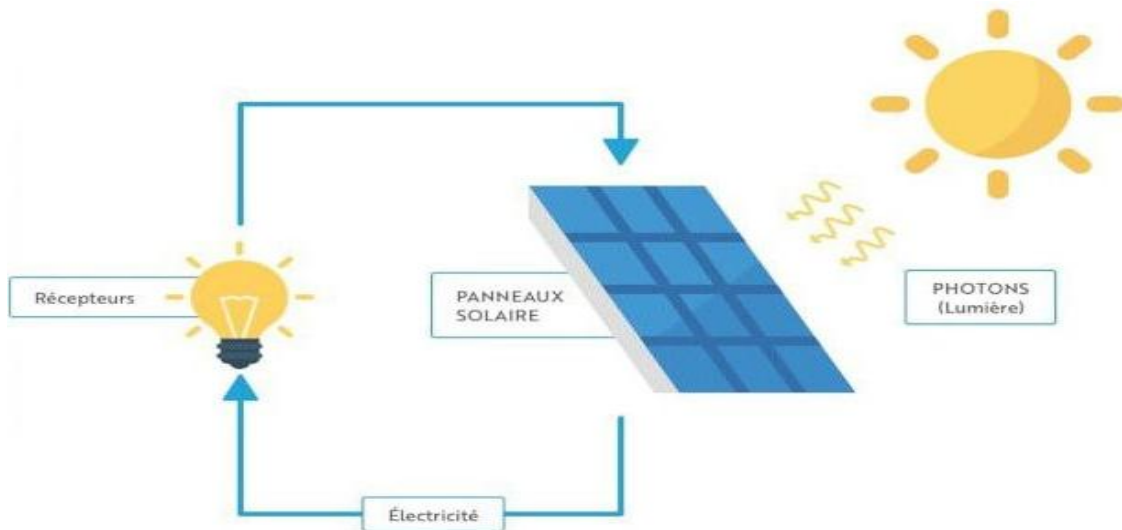


Figure I.5: Schéma général sur l'énergie solaire

I.5.2 Énergie éolienne

L'énergie éolienne, une forme d'énergie renouvelable, exploite la puissance du vent pour générer de l'électricité. Elle opère grâce à des turbines éoliennes, qui sont de hauts pylônes dotés de pales. Lorsque le vent se lève, les pales tournent et entraînent un générateur électrique. Ce générateur convertit l'énergie cinétique de rotation en énergie électrique. Ce genre d'énergie est écologique, n'émet pas de CO₂, et le vent constitue une ressource gratuite et durable. Toutefois, la production d'énergie éolienne est soumise à la puissance et à la constance du vent, et les turbines peuvent générer du bruit ou transformer le paysage [12].

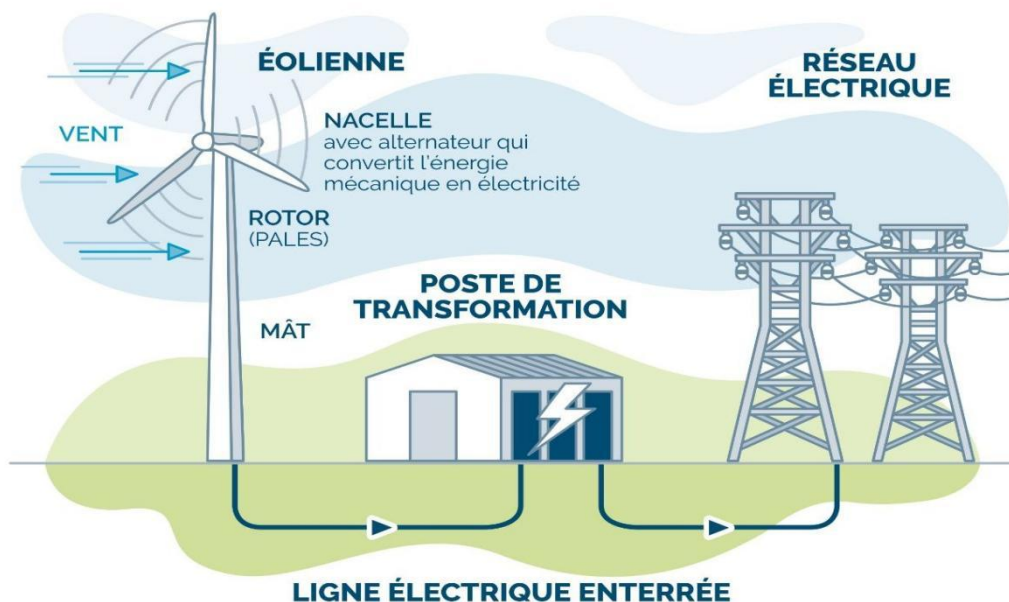


Figure I.6: Schéma de principe de l'énergie éolienne

Le dispositif de conversion éolienne se compose essentiellement de :

- Une turbine éolienne accompagnée de ses composants mécaniques, dont la fonction est de transformer une portion de l'énergie éolienne en énergie mécanique.
- Un générateur électrique qui convertit une portion de l'énergie mécanique présente sur l'axe en énergie électrique.
- Une charge électrique qui peut être soit statique, soit dynamique, ou bien un réseau de distribution d'énergie électrique.
- Une interface d'électronique de puissance, généralement positionnée entre le générateur et la charge, adapte la forme de l'énergie électrique fournie par le générateur pour répondre aux besoins de la charge.
- Un système de contrôle et de régulation garantissant une conversion optimale en régime stationnaire, et possiblement en régime dynamique [12].

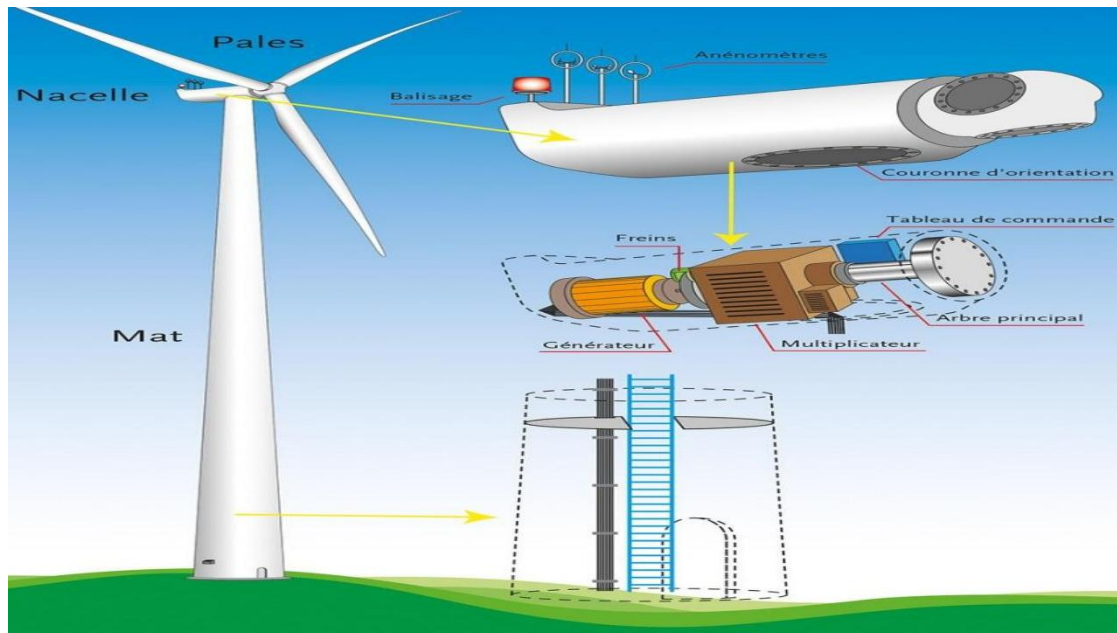


Figure I.7: Composants du nacelle eolienne

I.5.3 Géothermie

Dans le domaine de l'ingénierie, le concept de « géothermie » englobe les méthodes d'exploitation de l'énergie thermique interne de la Terre afin de l'utiliser comme source de chaleur ou de la transformer en électricité via des turbines et des générateurs électriques. Pour exploiter l'énergie géothermique, un liquide est mis en mouvement dans les profondeurs du sol. Ce liquide peut provenir d'une nappe phréatique naturelle, de l'eau introduite dans une roche chaude étanche ou dans des forages spécifiques. Dans tous les scénarios, le fluide se chauffe et monte avec une température supérieure [13].

L'idée est d'extraire l'énergie géothermique présente dans le sous-sol. La majeure partie de la chaleur terrestre provient de la radioactivité naturelle des roches qui composent la croûte terrestre.

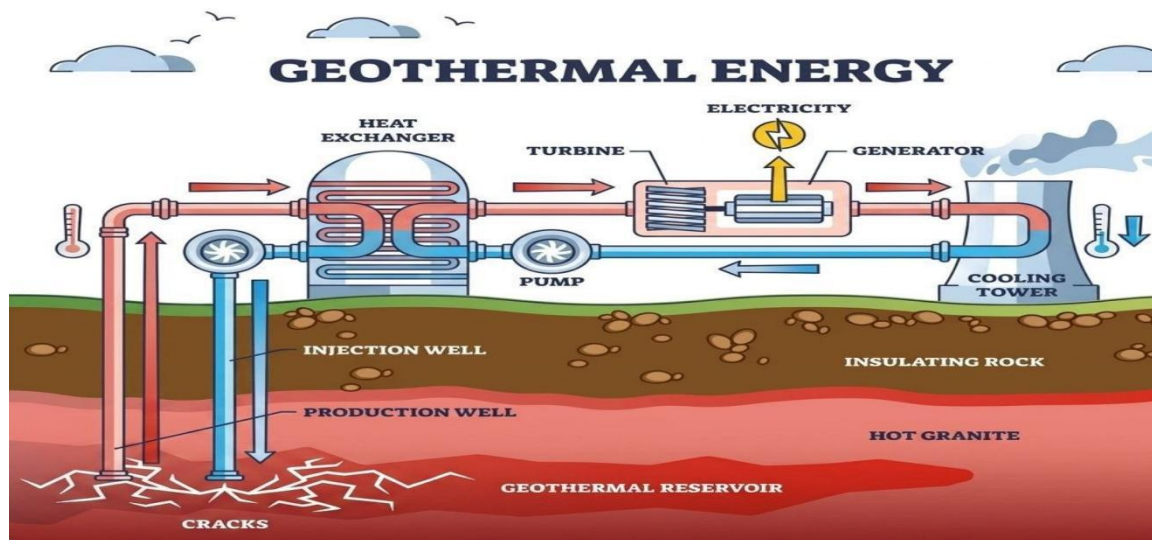


Figure I.8: Principe de fonctionnement de la géothermie

I.5.4 Hydraulique

L'énergie hydraulique opère de manière similaire à l'énergie éolienne : le courant de l'eau entraîne une turbine qui génère de l'électricité. Plus la vitesse de l'eau est élevée, plus l'énergie générée est grande. Effectivement, la production d'énergie est fonction de la pression et du volume d'eau disponible. La différence de hauteur entre la surface du lac et l'emplacement de la turbine est à l'origine de la pression. Cette méthode de génération d'électricité est parmi les plus écologiques et performantes (absence de résidus et de CO₂) [14].

Quoi qu'il en soit, l'énergie hydraulique (tout comme de nombreuses énergies renouvelables) demande un investissement conséquent initial mais nécessite peu d'entretien et de fonctionnement.

En revanche, cet important investissement hydraulique a souvent le privilège d'être amorti sur une durée de vie très étendue. Après l'amortissement de l'investissement initial sur une durée de quinze à trente ans, le coût de l'électricité générée ne s'élève plus qu'à 2 centimes d'euro/kWh, ce qui correspond aux frais d'opération et de maintenance, qui demeurent faibles, même en cas d'utilisation prolongée.

L'énergie hydraulique à grande échelle est donc très avantageuse sur de nombreux sites. La petite hydraulique peut également être avantageuse sur le plan financier, puisque son coût global (incluant l'amortissement) fluctue entre 2 et 5 centimes d'euro/kWh.

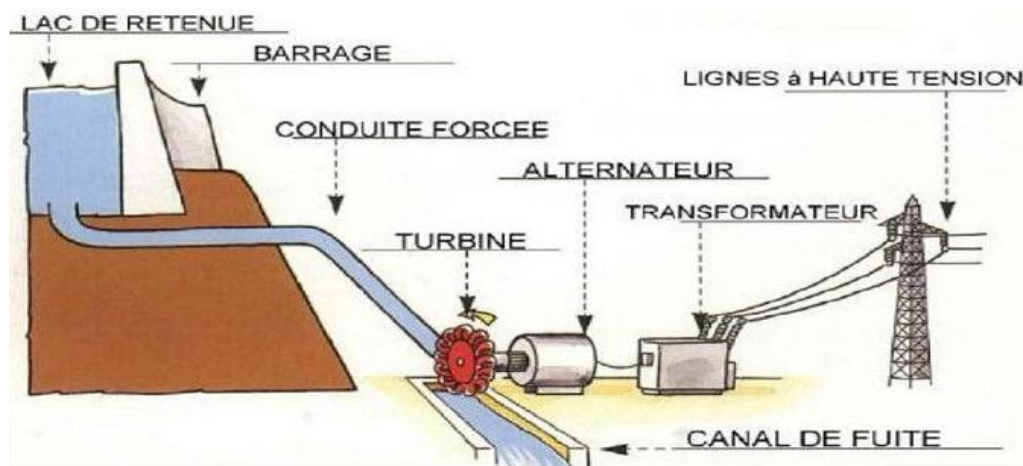


Figure I.9:Schéma d'une centrale hydroélectrique

I.5.5 Biomasse

La biomasse désigne la totalité de la matière organique, qu'elle provienne du règne végétal ou animal. Elle peut provenir de forêts, d'environnements marins et aquatiques, de haies, de parcs et de jardins, d'industries produisant des coproduits, de déchets organiques ou d'effluents issus de l'élevage.

C'est la source d'énergie principale pour la cuisine et le chauffage. Cette biomasse, qui englobe tous les produits dérivés des plantes ou de leurs résidus, qu'ils soient secs ou déshydratés, tels que le bois, la paille, les résidus d'olives et la bagasse de canne à sucre, est utilisée par le biais de la combustion ou de la métabolisme.

Pour qu'elle soit considérée comme une véritable énergie renouvelable, les quantités consommées ne doivent pas dépasser celles produites. Selon les exigences, elle offre la possibilité de produire de la chaleur ou de l'électricité. Par conséquent, sa contribution à la production d'énergie globale est considérable par rapport aux autres sources d'énergie [15].

Il existe principalement deux manières d'utiliser la biomasse :

- Pendant le processus de fermentation des déchets, il est possible de recueillir le gaz méthane et de l'exploiter comme énergie.
- La biomasse peut aussi être brûlée.

Dans les deux scénarios, la chaleur peut être exploitée pour générer de l'électricité dans des centrales thermiques.

L'avantage réside dans le fait que le dioxyde de carbone émis dans l'atmosphère lors de la combustion de la biomasse ou du méthane est contrebalancé par celui capté par la régénération des plantes qui, par ailleurs, sont la principale source de biomasse. Ainsi, l'empreinte carbone peut être quasi nulle [13].

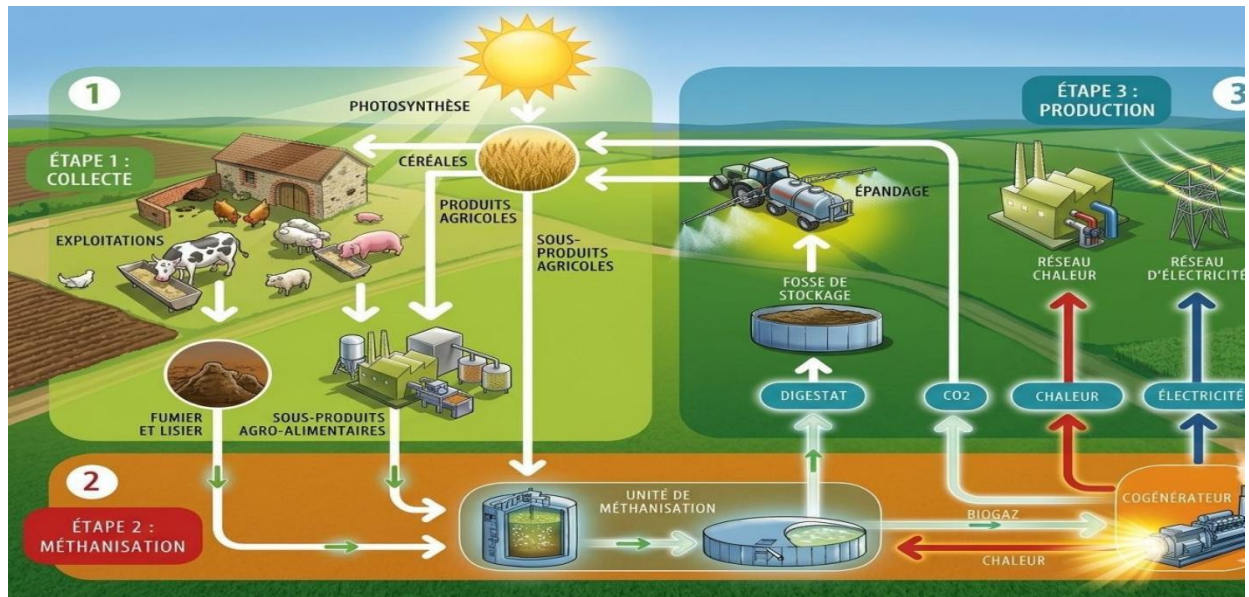


Figure I.10: Production d'énergie à partir de la biomasse [16]

I.6 Avantages et inconvénients des différents types d'énergies renouvelables

Tableau I.1: Avantages et inconvénients des différents types d'énergies renouvelables

types d'énergies renouvelables:	Les Avantages	les inconvénients
Energie solaire	- Énergie accessible partout sur la surface de notre monde. - Les toitures sont particulièrement adaptées à l'intégration des panneaux photovoltaïques. - On peut intégrer les capteurs solaires thermiques sur les toits ou sur les murs extérieurs des bâtiments.	- La technologie de pointe est nécessaire pour le stockage de l'énergie renouvelable. - Les panneaux solaires demeurent très coûteux. - Le niveau maximal de production est déterminé par la surface du capteur qui est exposée au soleil. - L'énergie renouvelable reste toujours liée à la saison et à l'emplacement géographique.

Energie éolienne	- L'énergie éolienne, respectueuse de l'environnement, fiable, abordable et propre, est une source d'énergie qui préserve notre environnement. - Parmi tous les moyens de production d'électricité, la source éolienne connaît de loin le taux de croissance le plus élevé.	- Parfois, le vent peut avoir des intensités inconstantes. - Les turbines éoliennes peuvent être bruyantes et altérer le panorama d'une région. - La génération d'énergie est liée à la force des vents et non pas à la demande en énergie.
Géothermie	- La géothermie ne dépend pas des conditions météorologiques. Le système puise gratuitement dans le sol près de deux tiers des besoins en chauffage d'une habitation, contribuant ainsi à la diminution de l'usage des énergies fossiles. - En général, le coût de maintenance des systèmes géothermiques est inférieur à celui des systèmes de chauffage traditionnels.	- Les systèmes géothermiques exploitent une énergie renouvelable, mais nécessitent une alimentation électrique qui n'est pas nécessairement renouvelable pour leur fonctionnement. - L'acquisition d'un système de ce genre nécessite une mise de fonds initiale relativement élevée. Il représente fréquemment le double d'un dispositif exploitant une énergie conventionnelle.

Hydraulique	- L'énergie reste accessible tant que le cours d'eau n'est pas à sec. Il s'agit donc d'une source d'énergie généralement accessible, sauf en période de sécheresse prolongée.	- Les barrages de plus grande taille ont la capacité d'inonder des étendues considérables, incluant parfois des régions entières. - Les barrages ont la possibilité de s'envaser, étant donné qu'ils limitent le débit de l'eau ainsi que celui de tous les matériaux transportés par les rivières.
Biomasse	- La ressource est largement accessible sur la planète, sauf dans les zones les plus sèches où le bois se fait rare. - Elle engendre peu de pollution et n'a pas d'impact sur l'effet de serre. Le coût du bois de chauffage n'est pas corrélé au prix du pétrole.	- Il s'agit d'une source d'énergie à faible densité. Pour assurer le chauffage pendant l'hiver, une quantité importante de bois sera nécessaire, impliquant un transport conséquent, une manipulation intensive et un espace de stockage considérable. - L'exploitation forestière doit se faire de manière à encourager une nouvelle mise en culture. Si ce n'est pas le cas, nous dégradons l'écosystème et détériorons la ressource.

I.7 Étude approfondie de l'énergie solaire

I.7.1 Types d'énergie solaire

I.7.1.1 Energie solaire photovoltaïque

L'énergie solaire photovoltaïque transforme directement la lumière (solaire ou autre) en électricité. Elle emploie des panneaux solaires constitués de cellules photovoltaïques ou de photopiles pour effectuer cette conversion d'énergie.



Figure I.11: Principe de fonctionnement d'un système photovoltaïque

I.7.1.2 Energie solaire thermique

Elle se distingue radicalement de l'énergie solaire photovoltaïque, car elle génère de la chaleur à partir du rayonnement solaire infrarouge pour réchauffer de l'eau ou de l'air. Dans ce contexte, on se sert de capteurs thermiques qui font appel à une technologie complètement différente. On les appelle communément « chauffe-eau solaires » ou encore « capteurs à air chaud ».

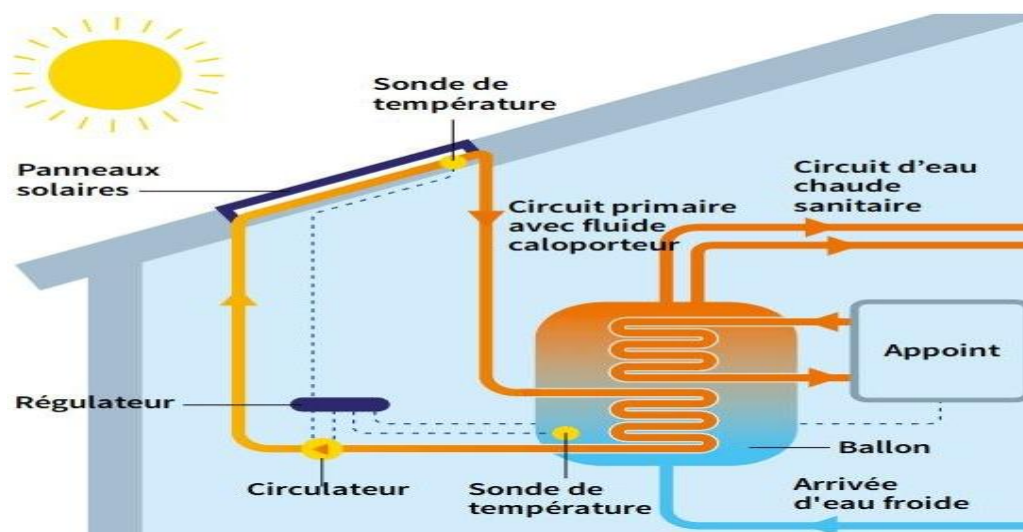


Figure I.12: Schéma d'une installation solaire thermique

I.7.1.3 Energie solaire thermodynamique

Nous avons également l'énergie solaire thermodynamique, qui repose sur le principe de concentration des rayons solaires grâce à des miroirs concaves. Ces miroirs concentrent la lumière en un point focal situé sur une tour, qui stocke l'énergie sous forme de chaleur pour la transformer ensuite en énergie mécanique via une turbine à vapeur, par exemple.

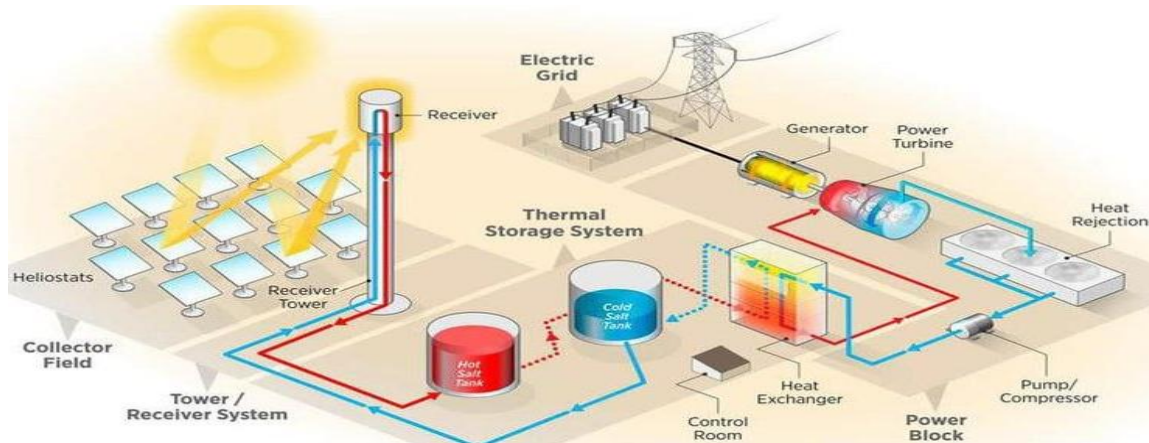


Figure I.13: Schéma d'une centrale solaire thermodynamique

I.7.2 Rayonnement solaire

L'énergie solaire est produite à partir de la lumière solaire. Il s'agit de la diffusion d'une onde dont la longueur varie entre 0,2 et 4,10⁻⁶ m. Évitant la nécessité d'un support matériel pour le transport, il atteint le sol après avoir perdu une grande partie de son intensité due à l'absorption d'une partie de l'ultraviolet [17].

Effectivement, on a recensé quatre catégories de rayonnement dans les publications scientifiques :

- **Rayonnement direct** : correspond à la lumière qui provient directement du soleil et qui est captée par la cellule. Cette radiation est la différence entre la radiation globale et la radiation diffuse, et elle peut être quantifiée à l'aide d'un pyréliomètre.
- **Diffusion du rayonnement** : Cela est causé par l'absorption et la dispersion d'une portion du rayonnement solaire total par l'atmosphère, ainsi que sa réflexion par les nuages et les aérosols.
- **L'albédo ou la réflexion du rayonnement** : il s'agit de la quantité de rayonnement réfléchi par le sol ou d'autres éléments comme l'eau, la neige, etc.
- **L'irradiation globale** : c'est l'énergie totale émise par le soleil, illustrée dans la figure I.14, qui arrive à la surface de la Terre sur une période de temps spécifique. Pour un rayonnement solaire vertical, il est approximativement de 1.000 W/m², et cela correspond à la combinaison des trois types de rayonnement mentionnés précédemment.

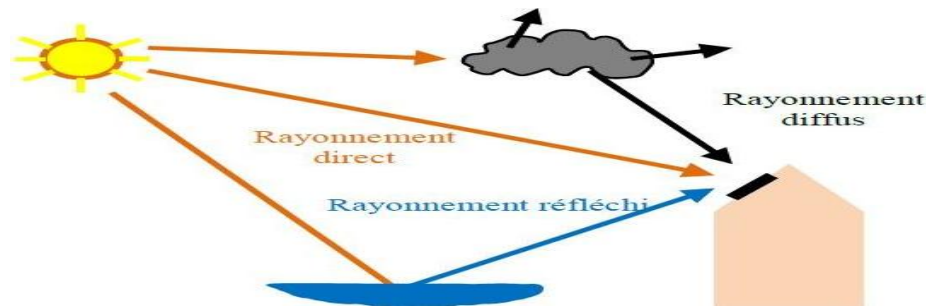


Figure I.14: Différents types de rayonnement solaire

I.7.3 Spectre solaire

Le soleil produit des particules, connues sous le nom de photons, en volumes considérables. Il s'agit du rayonnement solaire. Ces flux de photons, souvent désignés sous le terme de radiations ou rayons, parcourent l'espace à une vitesse de 300 000 km/s (la vitesse de la lumière) et arrivent sur Terre sous diverses longueurs d'onde.

Les différents types de rayons sont identifiés en fonction de leur longueur d'onde : il s'agit du spectre solaire.

Heureusement, les couches supérieures de l'atmosphère arrêtent ces rayons à longueur d'onde extrêmement courte (rayons X, gamma), qui sont très dangereux.

Les ondes de longueur d'onde très longue (ondes radio) sont extrêmement faibles à la surface terrestre. Nous recevons principalement :

- Les Ultraviolets (UV), qui ont une longueur d'onde de 200 nm à 380 nm, sont invisibles et ne produisent pas de chaleur, mais ils peuvent endommager les cellules.
- La lumière visible, de 380 à 780 nm, nous offre la possibilité de distinguer les formes et les couleurs.
- Les infrarouges (IR), dont la longueur d'onde s'étend de 780 à 1000 nm et qui sont invisibles, réchauffent les substances solides ou gazeuses avec lesquelles ils interagissent.

L'analyse spectrale du rayonnement solaire est présentée dans la figure suivante (figure I.15) :

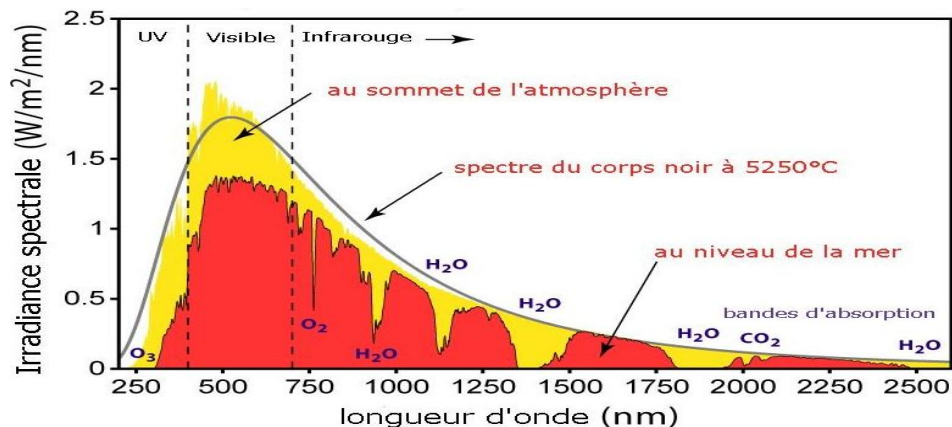


Figure I.15: Spectre du rayonnement solaire

I.7.4 Durée d'insolation

La durée d'exposition au soleil se réfère au nombre d'heures pendant la journée, de l'aube à la tombée de la nuit, où le soleil est clairement visible. L'observation est réalisée grâce à l'héliographe Campbell-Stokes, un dispositif qui utilise une sphère de cristal pour focaliser les rayons solaires sur un papier qui se consume lorsqu'il est exposé au soleil.

Donc, seules les périodes où le soleil est clairement visible sont comptabilisées, ce que l'on appelle la durée d'insolation réelle ou effective. Cela dépend de la visibilité du lever du soleil depuis le lieu d'observation et de la couverture nuageuse [18].

I.7.5 Principe de fonctionnement d'un système photovoltaïque

Le principe de fonctionnement du système photovoltaïque repose sur la conversion directe de la lumière du soleil en électricité à travers plusieurs étapes techniques. Le processus commence par la conversion photovoltaïque au niveau de la cellule, où la lumière est absorbée et transformée en charges électriques, puis collectée. Ensuite, le courant produit est dirigé vers un régulateur qui gère la charge de la batterie pour éviter la surcharge ou la décharge profonde. L'énergie est ensuite stockée dans les batteries avant d'être reconvertie en courant alternatif par un onduleur pour alimenter les appareils domestiques [19].

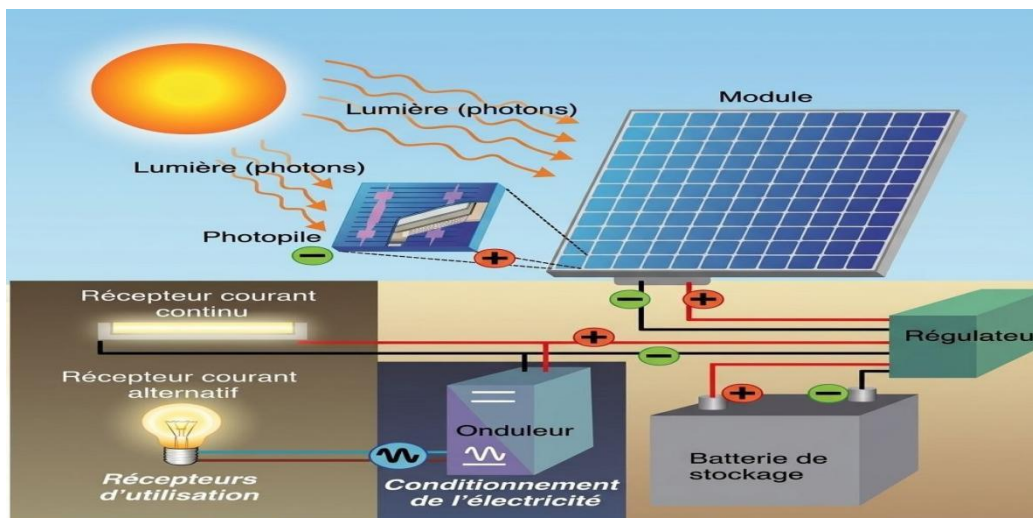


Figure I.16: Schéma complet d'un système photovoltaïque

I.7.6 Composants d'un système photovoltaïque

I.7.6.1 Cellule photovoltaïque

La cellule photovoltaïque est un élément optoélectronique qui permet la conversion de la lumière solaire en énergie électrique grâce à un mécanisme connu sous le nom d'« effet photovoltaïque ». Elle possède des caractéristiques situées entre celles des conducteurs et des isolants, puisqu'elle est fabriquée à partir de matériaux semi-conducteurs.

Ce semi-conducteur comprend deux éléments distincts, l'un ayant une surabondance d'électrons et l'autre un manque d'électrons, dénommés respectivement dopé de type n et dopé de type p (figure I.17). Les contacts sur la face éclairée de la cellule sont conçus comme une grille pour ne couvrir qu'une petite portion de la surface (5 à 10%). La partie dorsale peut être intégralement métallisée [20].

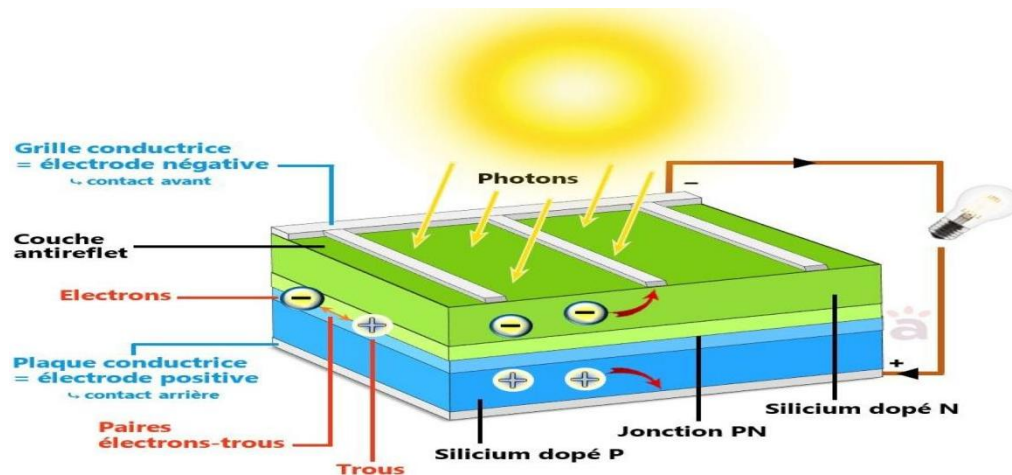


Figure I.17: Principe de fonctionnement d'une cellule photovoltaïque

Les cellules photovoltaïques les plus courantes sont basées sur le silicium et se répartissent en trois catégories comme suit :

- **Les cellules monocristallines** : bien qu'elles soient les plus onéreuses en raison de leur processus de fabrication complexe, elles offrent également le meilleur rendement.
- **Les cellules polycristallines** : en raison de leur conception simplifiée, leur coût de production est inférieur à celui des cellules monocristallines, bien qu'elles aient également une efficacité moindre.
- **Les cellules amorphes** : Bien qu'elles aient une faible efficacité, elles requièrent seulement une mince couche de silicium et leur coût reste modeste. On les retrouve fréquemment dans de petits appareils de consommation comme les calculatrices solaires ou encore les montres.

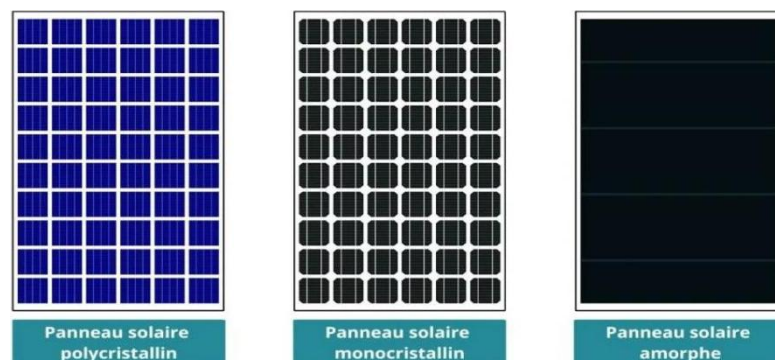


Figure I.18: Différents types de panneaux photovoltaïques [21]

I.7.6.1.1 Paramètres d'une cellule photovoltaïque

- **La puissance maximale :** L'utilisateur de générateur photovoltaïque vise principalement à obtenir la puissance optimale. Cette puissance peut être atteinte sous des conditions standardisées (25°C et un éclairage de 1000 W/m²).
- **Tension en circuit ouvert, V_{co} :** Il s'agit de la tension mesurée sans charge aux bornes de la cellule photovoltaïque lorsqu'elle est soumise à un éclairage maximal.
- **Courant de court-circuit, I_{cc} :** Courant fourni par une cellule en court-circuit pour une illumination « plein soleil ».
- **Efficacité énergétique (η) :** Il s'agit du quotient de la puissance électrique optimale fournie par la cellule photovoltaïque $P_m(I_m, V_m)$ et de la puissance de rayonnement incidente P_{inc} . Il est fourni par :

$$\eta = \frac{P_m}{P_{inc}} = \frac{I_m \cdot V_m}{P_{inc}} \quad (I.1)$$

Où :

$P_{inc} = G \cdot S$ est égale au produit de l'éclairement G et de la surface totale S du générateur PV.

- **Forme factorielle FF :** il s'agit de facteur de forme ou facteur de remplissage, qui correspond au rapport entre la puissance optimale P_m et le produit du courant de court-circuit I_{cc} multiplié par la tension à circuit ouvert V_{co} :

$$FF = \frac{P_m}{I_{cc} \cdot V_{co}} = \frac{I_m \cdot V_m}{I_{cc} \cdot V_{co}} \quad (I.2)$$

I.7.6.2 Module photovoltaïque

Un panneau solaire est composé de cellules disposées en série pour maximiser la puissance, car une cellule photovoltaïque ne peut produire que quelques watts à une tension inférieure au volt (tension de jonction PN).

Les modules sont configurés en série et parallèle afin de constituer un champ photovoltaïque d'une puissance crête déterminée en fonction de conditions spécifiques d'illumination, de température et de spectre solaire.

I.7.6.2.1 Association des modules photovoltaïque

- **Association en série :**

L'assemblage en série des modules permet d'obtenir une tension supérieure à celle d'un seul module, grâce à la somme des tensions à courant constant. Si N modules sont reliés en série, la sortie positive (+) du premier et la sortie négative (-) du module N correspondent aux points de sortie [22].

La caractéristique résultante de l'assemblage est acquise en additionnant les tensions pour N_s modules.

La caractéristique résultante d'un arrangement en série est illustrée dans la (figure I.19).

$$I_{scc} = I_{cc} \quad (I.3)$$

$$V_{sco} = N_s \cdot V_{co} \quad (I.4)$$

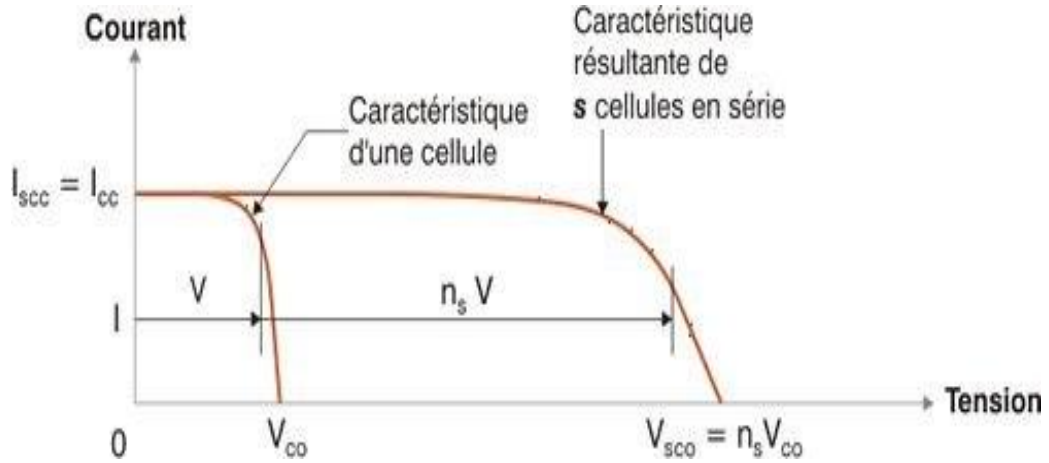


Figure I.19: Association en série des modules photovoltaïques

➤ **Association en parallèle :**

Dans un assemblage de modules branchés en parallèle, ils sont exposés à la même tension et la caractéristique résultante du regroupement est déterminée par l'addition des courants à une tension stable (ce qui est le contraire du regroupement en série).

La figure suivante (figure I.20) illustre la caractéristique $I=f(V)$:

$$I_{pcc} = N_p \cdot I_{cc} \quad (I.5)$$

$$V_{pco} = V_{co} \quad (I.6)$$

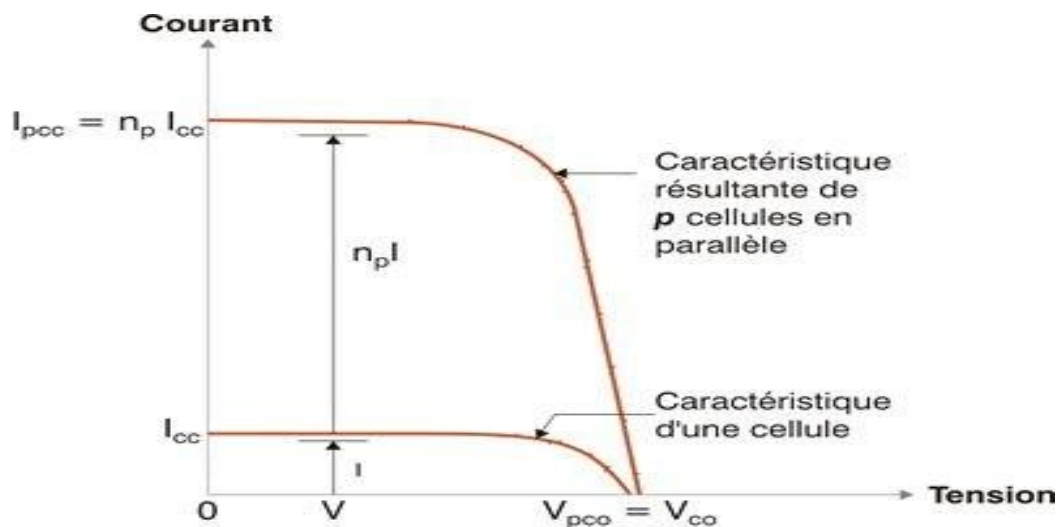


Figure I.20: Association en parallèle des modules photovoltaïques

➤ **Association mixte :**

En pratique, les générateurs photovoltaïques GPV sont souvent composés d'un champ série-parallèle pour répondre aux exigences énergétiques spécifiques.

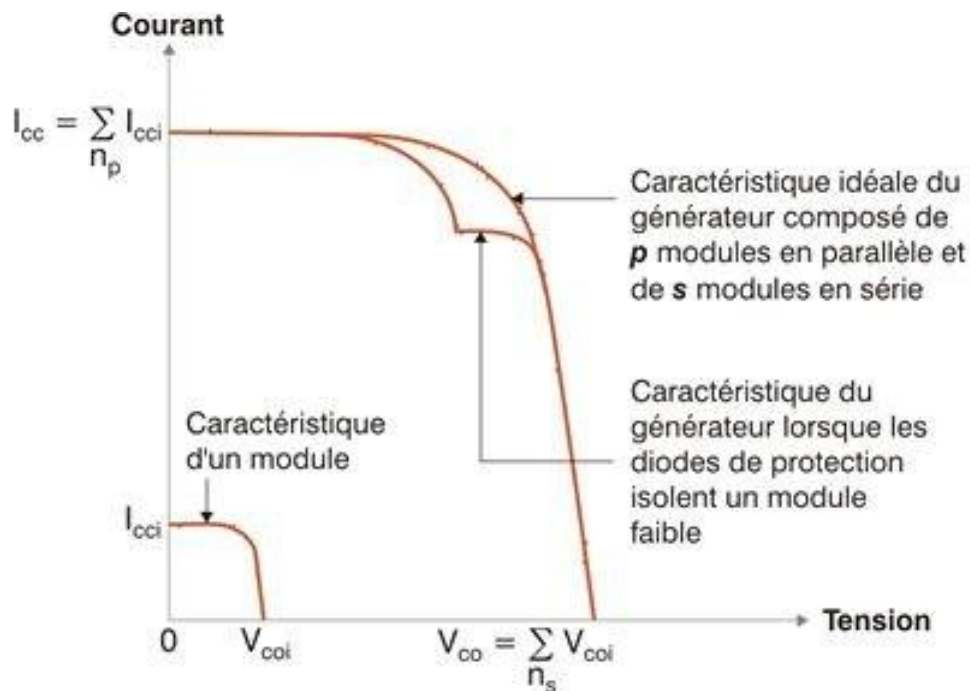


Figure I.21: Schema de groupement photovoltaïque

I.7.6.3 Panneau photovoltaïque

Un dispositif solaire photovoltaïque est un mécanisme établi pour transformer l'énergie lumineuse solaire en énergie électrique, à travers le phénomène de l'effet photovoltaïque. Elle se base fondamentalement sur des cellules de silicium dopé. Ces zones comprennent des zones de type n, qui sont caractérisées par un excédent d'électrons, ainsi que des zones de type p, qui présentent une pénurie d'électrons. L'effet des photons solaires sur ces cellules provoque une libération d'électrons, entraînant ainsi la production d'un courant électrique [23]. La combinaison de plusieurs de ces cellules basiques conduit à la création d'un module. Ainsi, l'assemblage de divers modules forme un tableau complet. Cette structure modulaire assure une flexibilité cruciale, facilitant l'obtention de la puissance électrique nécessaire pour différentes applications, que l'on parle de systèmes d'autoconsommation résidentiels ou d'installations de production à dimension centrale.

D'un point de vue pratique, le panneau solaire est l'élément le plus apparent d'un système d'installation. Il est généralement installé soit sur les toits des édifices, soit directement au sol, et son orientation est soigneusement réglée pour optimiser l'efficacité de la collecte du rayonnement solaire.

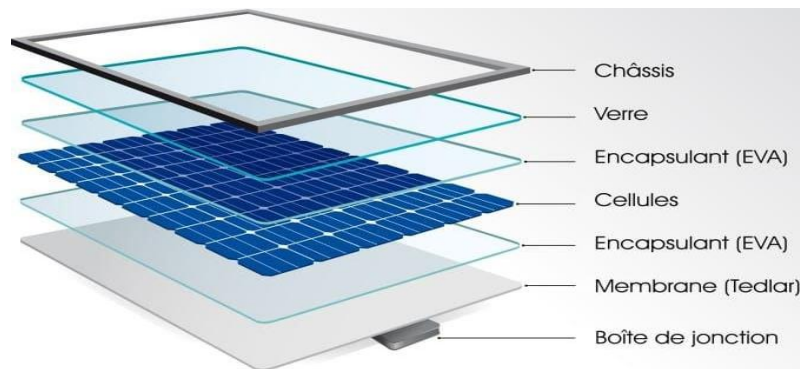


Figure I.22: Structure interne d'un panneau photovoltaïque

I.7.6.4 Régulateur de charge

Le contrôleur de charge effectue deux actions cruciales pour la sauvegarde de la batterie :

➤ **La protection contre la surcharge :**

Lorsque la batterie est entièrement chargée (en d'autres termes, pleine), sa tension approximative s'élève à 14.4 Volts (dans le cas d'une batterie plomb-acide de 12V). À ce stade, le régulateur interrompt ou réduit le flux de courant. Sans cette protection, la batterie risque de surchauffer, d'émettre des gaz nocifs et les plaques internes peuvent subir des dommages.

➤ **La protection contre la décharge profonde :**

Lorsque la batterie est presque déchargée, sa tension descend à environ 10.5 Volts (dans le cas d'une batterie de 12V). Ici, le dispositif de contrôle coupe l'alimentation des appareils fonctionnant sur batterie. Ainsi, on prévient tout dommage irréversible à la batterie.

Au fur et à mesure de sa décharge, la tension de la batterie diminue progressivement. J'ai employé cette équation pour établir un modèle de cela [24] :

$$V_{bat}(t) = V_0 - k \times t \quad (I.7)$$

où c'est la tension initiale (batterie chargée à fond) et k est un coefficient qui varie en fonction de l'intensité du courant utilisé (plus l'intensité est élevée, plus k augmente).

En réalité, le régulateur contrôle constamment la tension de la batterie, agissant comme un commutateur automatique.



Figure I.23: Schéma de fonctionnement du régulateur

1.7.6.5 Batterie de stockage

Dans un système solaire autonome, la batterie joue un rôle crucial en stockant l'énergie pour une utilisation ultérieure. En résumé, sans batterie, il n'y aura pas d'électricité la nuit ou lorsque le ciel est nuageux.

➤ **Pendant la charge (on stocke l'énergie) :**

La batterie convertit l'énergie électrique provenant du régulateur en énergie chimique. Cette énergie est conservée entre les plaques de la batterie, où la plaque positive contient du dioxyde de plomb (PbO_2) tandis que la plaque négative est composée de plomb (Pb) .

➤ **Pendant la décharge (on récupère l'énergie) :**

Lorsque l'on connecte un appareil (comme une lampe ou un réfrigérateur), la batterie renvoie le courant dans le sens inverse. Elle convertit l'énergie chimique en énergie électrique. L'appareil est alimenté par le courant qui sort de la batterie .

➤ **Calcul de la taille de batterie appropriée :**

On utilise cette formule pour déterminer la capacité de batterie à sélectionner [25] :

$$C_{bat} = \frac{E_{jour}}{\eta_{reg} \times V_{bat} \times DOD} \quad (1.8)$$

avec :

- C_{bat} : la capacité de la batterie en Ampères-heures (Ah)
- E_{jour} : l'énergie que je consomme par jour en Watts-heures (Wh)
- η_{reg} : le rendement du régulateur (entre 95% et 98% en général)
- V_{bat} : la tension de la batterie en Volts (souvent 12V, 24V ou 48V)
- DOD : la profondeur de décharge (Depth of Discharge)

➤ **L'importance de le DOD :**

Le DOD représente le pourcentage de la batterie que vous utilisez. Si la batterie est trop déchargée (c'est-à-dire, si son DOD est élevé), sa longévité se réduit. Dans la pratique, il est recommandé de ne pas dépasser un DOD de 50% pour les batteries au plomb, qui sont les plus couramment utilisées dans le solaire [25].

➤ **Le rendement du stockage :**

Ce rendement dit combien d'énergie récupère par rapport à ce que stocke :

$$\eta_{stockage} = \frac{E_{sortie}}{E_{entrée}} \times 100 \quad (1.9)$$

Pour une batterie au plomb, l'efficacité se situe entre 70% et 85%. Cela signifie que lors de la charge et de la décharge de la batterie, entre 15% et 30% de l'énergie est dissipée sous forme de chaleur.

Fonctionnement de la batterie solaire

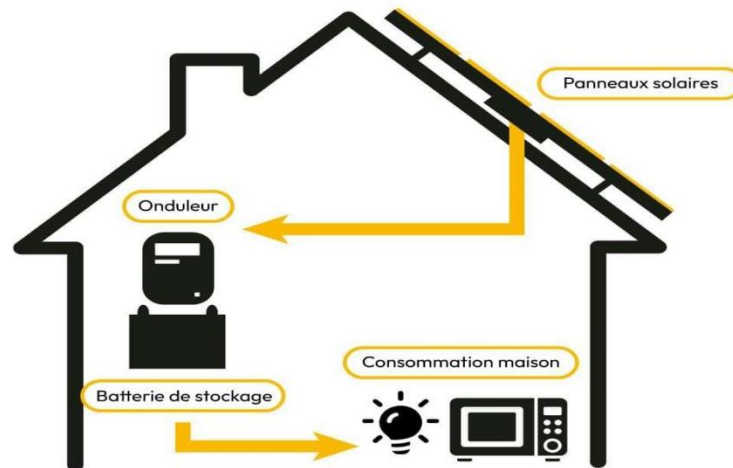


Figure I.24: Schéma de fonctionnement de la batterie solaire

I.7.6.6 Onduleur

Suite à la batterie, le courant demeure de type courant continu (DC). Toutefois, la majorité de nos équipements (téléviseur, réfrigérateur, lave-linge) requièrent une alimentation en courant alternatif (AC) de 220V. C'est la fonction de l'inverseur.

L'onduleur assure la conversion du courant continu provenant de la batterie (12V, 24V ou 48V) en courant alternatif (220V/50Hz). En Algérie, c'est la pratique courante pour les appareils domestiques. Sans onduleur, on peut seulement utiliser des lampes LED spéciales 12V ou des chargeurs de téléphone, mais pas les appareils normaux.

On distingue deux sortes d'onduleurs. Les onduleurs à onde sinusoïdale modifiée sont plus abordables, mais ils peuvent nuire aux équipements délicats tels que les réfrigérateurs ou les moteurs. Les onduleurs sinusoïdaux purs coûtent plus cher, mais fournissent une électricité propre semblable à celle du réseau électrique[26].

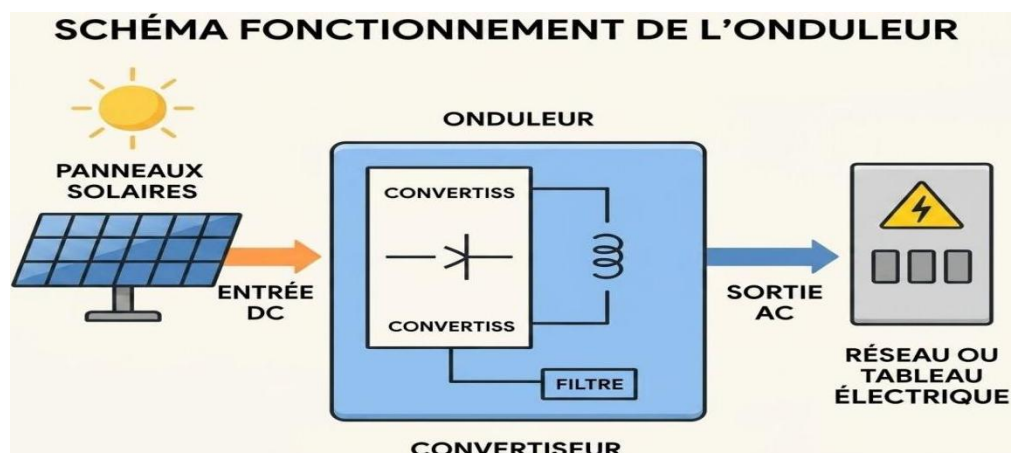


Figure I.25: Principe de fonctionnement d'un onduleur[27]

I.8 L'impact des facteurs climatiques sur l'énergie solaire

I.8.1 Influence de l'irradiation

L'analyse de l'impact de la température et de l'irradiation sur les caractéristiques photovoltaïques en conditions réelles démontre que pour des modules photovoltaïques en technologie monocristalline et polycristalline, la puissance maximale s'accroît avec l'accroissement de l'irradiation solaire sur le lieu. Donc, avec la baisse du taux d'irradiation, l'efficacité énergétique du panneau photovoltaïque se réduit.

En effet, un panneau solaire recueille le plus d'énergie lumineuse quand il est positionné de manière perpendiculaire aux faisceaux solaires. Toutefois, la trajectoire de ces rayons change au cours de la journée et des saisons. De plus, une intensité d'ensoleillement supérieure donne lieu à une production d'énergie accrue au sein des cellules solaires, ce qui améliore l'efficacité de l'installation photovoltaïque [28].

I.8.2 Influence de la température

L'efficacité des panneaux solaires décroît d'à peu près 0,5% pour chaque hausse de température d'un degré Celsius. Cela indique qu'un temps chaud, surtout sous une exposition solaire directe forte, peut influencer de manière importante la puissance maximale générée par les panneaux solaires. L'accroissement de la température a un impact défavorable sur les panneaux solaires en couches minces et ceux en silicium cristallin, ce qui provoque une réduction de leur efficacité. Effectivement, l'efficacité des panneaux a tendance à diminuer avec une hausse de la température. Donc, la température influence défavorablement l'efficacité des panneaux solaires.

En effet, pour maximiser la performance des panneaux solaires, il est indispensable de considérer des dispositifs de refroidissement afin de conserver une température plus fraîche. Il existe diverses techniques de refroidissement, comme le refroidissement à l'air forcé et le refroidissement à l'eau. Ces dispositifs favorisent l'élimination de la chaleur produite par les panneaux solaires, ce qui aide à conserver leur efficacité à des niveaux idéaux, surtout dans des situations d'exposition solaire intense.

I.8.3 Temps nuageux

Un ciel couvert réduit la performance des panneaux solaires en diminuant à la fois le volume de lumière solaire atteignant la surface et la température de l'air environnant. À l'opposé de l'influence à long terme de la poussière, la couverture nuageuse peut provoquer des fluctuations importantes dans la production photovoltaïque sur une courte période de quelques minutes, en raison de son effet instantané.

Par conséquent, il existe une relation inverse entre les nuages et la production d'énergie solaire.

Ceci se réduit lorsque l'épaisseur du couvercle nuageux s'accroît. Il est estimé qu'en un même emplacement géographique, la proportion de diminution de la puissance de sortie due à une légère couverture nuageuse sur un panneau photovoltaïque atteint 23,80%. Par ailleurs, il est estimé qu'un module photovoltaïque subit une perte de puissance de sortie d'environ 66,75% à cause d'une couverture nuageuse dense [29].

1.8.4 Influence de l'humidité

L'impact de l'humidité fluctue de diverses façons selon son accroissement ou sa réduction dans l'atmosphère. Selon Gwandu, l'humidité affecte le niveau d'irradiation de la lumière solaire, ce qui entraîne une diminution des radiations atteignant le panneau photovoltaïque à cause de la réflexion provoquée par les particules de vapeur d'eau .

En outre, la hausse de l'humidité accentue le problème de l'accumulation de poussière, car des résidus solides se déposent sur le panneau photovoltaïque et altèrent son efficacité [40, 44]. Toutefois, l'impact le plus marquant de l'humidité sur les cellules solaires à long terme est la corrosion des cellules et des raccords métalliques, ainsi que la dégradation des polymères employés. Ces occurrences ont lieu lors d'une exposition prolongée des panneaux photovoltaïques à l'humidité, conduisant à une infiltration d'eau dans le module.

Toutefois, l'humidité peut aussi jouer un rôle bénéfique, car la combinaison de l'humidité et des vents peut améliorer l'efficacité des panneaux solaires photovoltaïques (PV) dans les conditions climatiques élevées. Ensemble, ils ont un rôle essentiel dans la réfrigération des surfaces des panneaux solaires [30].

1.8.5 Influence du vent

Le vent améliore la performance des panneaux solaires en refroidissant les cellules photovoltaïques, ce qui diminue leur température et augmente leur rendement [31]. Cet effet permet de compenser la surchauffe pendant les journées chaudes. Outre l'éclairement et la température ambiante, le vent est l'élément qui a le plus d'impact sur la température opérationnelle du système photovoltaïque. Une augmentation de la vitesse du vent entraîne une diminution de l'humidité atmosphérique, ce qui améliore l'efficacité du panneau. Cependant, une forte vitesse du vent peut provoquer une élévation de la poussière et sa dispersion autour des panneaux, ce qui réduit l'efficacité des cellules, particulièrement dans la région du Sahara où les vents puissants sont fréquemment liés à des tempêtes de sable. Le vent est donc l'un des facteurs climatiques qui impactent significativement la performance des panneaux solaires .

I.9 Conclusion

Dans ce chapitre remarquable, nous avons pu poser la pierre angulaire, qui est importante pour comprendre notre sujet. Nous avons d'abord observé que la dépendance de l'homme à travers l'histoire aux combustibles fossiles crée de nombreuses crises, telles que l'épuisement des ressources et le réchauffement climatique. Face à ces constats, les énergies renouvelables apparaissent comme une excellente alternative, une solution propre et fiable pour une transition énergétique durable.

Parmi les différentes formes d'énergie renouvelable, l'énergie solaire a particulièrement attiré notre attention. Nous avons détaillé son principe de fonctionnement, depuis le rayonnement solaire jusqu'au mécanisme complet de production d'énergie électrique, en mentionnant ses composants essentiels. De plus, nous avons montré l'impact déterminant de divers facteurs météorologiques tels que la température, le rayonnement, l'humidité, et d'autres facteurs sur l'efficacité du rendement énergétique des panneaux solaires.

Cette formulation nous conduit naturellement à nous intéresser aux différentes méthodes de prévision, en tant qu'argument indispensable pour lutter contre les fluctuations climatiques ayant un impact direct sur la production photovoltaïque. Par conséquent, le chapitre suivant sera consacré à la présentation des différentes techniques d'analyse et de prévision de l'énergie solaire, afin d'anticiper au mieux ses variations.

ChapitreII

Méthodes de décomposition pour la prédiction d'energie solaire

II.1 Introduction

Les fluctuations intrinsèques ainsi que l'intermittence dans la production d'énergie sont considérées comme les plus grands problèmes représentant un obstacle technique croissant à son intégration fiable à grande échelle dans les réseaux électriques. Contrairement aux sources d'énergie traditionnelles contrôlées par des centrales telles que l'énergie thermique et hydraulique, la production issue de l'énergie photovoltaïque dépend principalement des différentes conditions météorologiques, qui sont instables et variables, telles que la couverture nuageuse, la température, l'alternance jour/nuit, les saisons et autres contraintes de cette source énergétique. Ces contraintes rendent difficile la prédiction de la quantité d'énergie produite par cette source, mais d'un autre côté, elles sont très nécessaires pour garantir un équilibre entre l'offre et la demande du réseau. Afin de surmonter cet obstacle de prédiction pour assurer une stabilité cruciale des différents systèmes électriques, l'utilisation de modèles de prévision avancés est devenue une priorité indispensable pour résoudre ces problèmes.

Ce chapitre aborde de manière complète les différentes méthodes d'analyse et de prédiction de l'énergie solaire. Les méthodes de prédiction seront classées en trois grandes catégories : les méthodes physiques, spécialisées dans la modélisation numérique du temps, les méthodes statistiques qui exploitent les données historiques telles que SARIMA et ARIMA, et enfin les méthodes basées sur l'intelligence artificielle, comprenant divers types d'apprentissage automatique et d'apprentissage profond. Ensuite, nous détaillerons la partie relative à la méthode d'analyse par modes variationnels VMD [32]. en présentant ses différentes bases mathématiques, le modèle contraint et non contraint, ainsi que l'algorithme ADMM ; nous décrirons également son mécanisme de fonctionnement en détail et son importance majeure dans l'amélioration de la prévision. Cela interviendra après avoir évoqué certaines méthodes d'analyse classiques en général, telles que l'analyse par modes empiriques EMD, sa version améliorée CEEMDAN [33]. ainsi que plusieurs autres méthodes.

II.2 Classification des méthodes de prédiction de la production d'énergie solaire

II.2.1 Méthodes physiques

Les approches physiques offrent des prédictions basées sur les valeurs des éléments atmosphériques directement associés à la production d'énergie solaire.

Ces techniques s'appuient sur des données météorologiques dérivées de la modélisation numérique du temps (NWP), comme l'irradiation solaire, les précipitations, la température, l'humidité, la pression atmosphérique, la force du vent, le relief, entre autres.

On peut obtenir les prédictions numériques du temps (NWP) par divers modes de prédiction, y compris le Système de prévision d'ensemble pour la recherche et la prédiction météorologiques (WEPS), la Recherche et la prévision météorologiques déterministes (WRFD) ou encore la Recherche et la prédiction météorologiques par radar (RWRF) [34].

Le modèle NWP est conçu pour la prédiction météorologique à court terme, sur quelques heures ou jours, et n'a pas besoin de données passées. Toutefois, la NWP repose sur la constance des conditions météorologiques, et il est compliqué de mettre en place des modèles physiques pour la NWP.

Malgré que les approches physiques se basent sur une représentation directe des processus atmosphériques, elles souffrent de contraintes liées à leur complexité et à leur dépendance des conditions météorologiques.

Afin de surmonter ces limitations, des stratégies différentes fondées sur l'étude des données passées ont vu le jour, y compris les techniques statistiques.

II.2.2 Méthodes statistiques

Contrairement aux méthodes physiques, les approches statistiques se fondent uniquement sur l'examen des données passées. Ces études ont pour objectif de repérer des corrélations, des tendances, des cycles et des dépendances temporelles dans les données passées de production d'énergie ou de rayonnement solaire, avec l'intention de prévoir ces éléments dans le futur, sans avoir besoin d'une modélisation explicite des phénomènes atmosphériques sous-jacents [35].

Cette catégorie comprend notamment les modèles suivants :

➤ **Modèle autorégressif intégré à moyenne mobile (ARIMA):** Ces modèles sont élaborés pour représenter la structure de corrélation inhérente d'une série temporelle dans l'objectif de prédire à court terme [36].

- **Modèle autorégressif intégré à moyenne mobile saisonnier (SARIMA):** Cette méthode, particulièrement adaptée au domaine de l'énergie solaire, prend en compte les cycles saisonniers et les fluctuations diurnes habituelles du rayonnement [37].
- **Méthodes de lissage exponentiel:** Elles génèrent des prévisions basées sur des moyennes pondérées des données passées, en attribuant une plus grande importance aux observations les plus récentes pour mieux capter les changements rapides [38].
- **Régression linéaire multiple:** Elle est utilisée pour définir des liens directs et linéaires entre l'énergie solaire et certaines variables indépendantes, comme par exemple la température. Les méthodes statistiques présentent l'avantage principal de leur simplicité d'application et de leur coût computationnel modeste. Cependant, leur capacité à comprendre les dynamiques non linéaires et les variations brusques du rayonnement (par exemple, pendant le passage des nuages) reste limitée. Ces constats expliquent en partie la tendance observable, dans la littérature contemporaine, à l'évolution des modèles purement statistiques vers des méthodes hybrides intégrant le machine learning .

II.2.3 Méthodes basées sur l'intelligence artificielle

II.2.3.1 Intelligence artificielle

L'intelligence artificielle est un domaine de l'informatique visant à concevoir des machines intelligentes, en contraste avec l'intelligence naturelle des organismes vivants. Le terme a beaucoup évolué au fil du temps, il englobe dorénavant toutes les idées visant à permettre à une machine de pouvoir émuler les capacités cognitives de l'Homme, et de les surpasser.

On le retrouve dans les aides virtuels tels que Google Home ou Alexa d'Amazon, qui ont la capacité d'examiner les mots prononcés par une personne, de les interpréter et de répondre à la requête formulée dès qu'elle entre dans le domaine des possibilités de l'appareil.

II.2.3.1.1 Historique

C'est autour de l'année 1945, peu après la Seconde Guerre mondiale, que les premières pensées concernant l'intelligence artificielle ont émergé, grâce à des recherches sur le cerveau et plus précisément sur les neurones. L'expression IA a été formalisée vers les années 1950. En termes simples, l'idée même de l'intelligence artificielle est de remplacer l'homme par des entités informatiques suffisamment intelligentes pour accomplir diverses tâches de manière autonome [39].

II.2.3.1.2 Distinction entre l'intelligence artificielle, Machine Learning et Deep Learning

Certaines problématiques croissent de manière exponentielle en fonction de la taille des exemples présentés, influant sur le temps nécessaire pour les traiter. Il se peut que, à l'échelle humaine, le problème ne soit pas résoluble dans les délais impartis. C'est pour cette raison que des méthodes de traitement ont émergé pour surmonter cette anxiété, telles que la capacité à fragmenter un problème en sous-problèmes mesurables ayant une solution.

Dans le discours public, on confond souvent « intelligence artificielle », apprentissage automatique (machine learning) et apprentissage profond (deep learning).

Pourtant, ces notions ne sont pas équivalentes, mais sont imbriquées :

- L'intelligence artificielle comprend le machine Learning, qui est une sous-catégorie du deep Learning.
- L'intelligence artificielle peut également inclure divers autres types de composants logiciels, tels que les moteurs de règles.

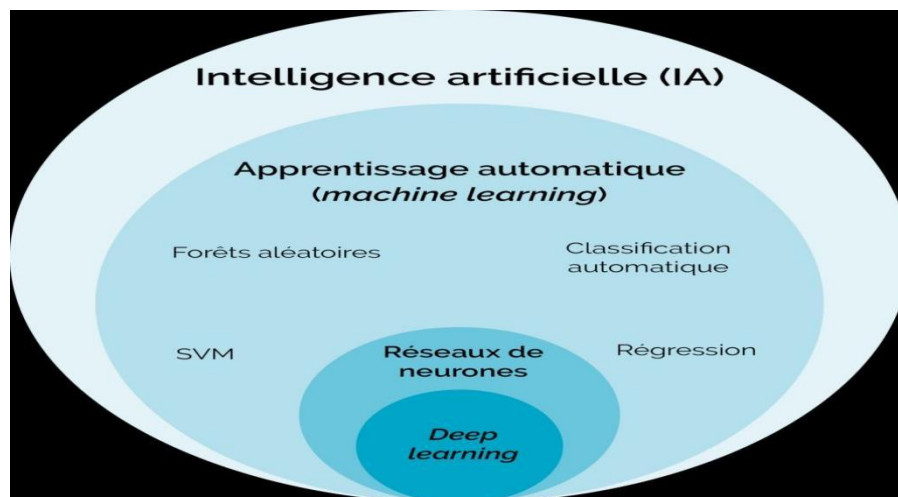


Figure II.1: Relation entre l'intelligence artificielle, Machine Learning et Deep Learning [40]

II.2.3.2 Machine Learning

L'apprentissage automatique est une application de l'IA qui permet aux systèmes d'apprendre et de s'améliorer à partir de l'expérience sans être explicitement programmés. L'apprentissage automatique vise à créer des programmes informatiques qui peuvent accéder et exploiter les données de manière autonome pour apprendre.

Les systèmes de recommandation, souvent présentés comme un instrument de tri des données utilisant des algorithmes d'apprentissage automatique pour suggérer les articles les plus appropriés à un utilisateur ou à un client spécifique, représentent une application fréquente de l'apprentissage automatique.

D'autres applications fréquentes incluent la détection de fraudes, le filtrage du courrier indésirable, l'identification des menaces liées aux logiciels malveillants, l'automatisation des processus d'affaires (BPA) et la maintenance prédictive [41].

L'intelligence artificielle s'avère précieuse pour décortiquer l'immense volume d'informations aisément accessibles dans le monde actuel, facilitant ainsi le processus de décision. On peut utiliser l'intelligence artificielle dans plusieurs secteurs, comme les investissements, la publicité, les prêts, la régulation des nouvelles, la détection de fraudes, entre autres.

II.2.3.2.1 Différents types d'apprentissage automatique

On classe fréquemment l'apprentissage automatique traditionnel en fonction de la manière dont un algorithme améliore sa précision dans ses prédictions. On distingue quatre méthodes fondamentales : l'apprentissage supervisé, l'apprentissage non supervisé, l'apprentissage semi-supervisé et l'apprentissage par renforcement. Le choix de l'algorithme par les data scientists est déterminé par les données qu'ils ont l'intention de prévoir [42].



Figure II.2: Classification des différents types d'apprentissage automatique

➤ Apprentissage supervisé :

Les algorithmes d'apprentissage supervisé conviennent aux tâches suivantes :

- **Classification binaire** : Séparer les données en deux classes distinctes.
- **Classification multi-classes** : Sélection parmi plus de deux catégories de réponses.
- **Modélisation de régression** : Prédire des valeurs continues.
- **Assemblage** : intégration des prédictions provenant de divers modèles d'apprentissage statistique afin d'obtenir une prédiction exacte.

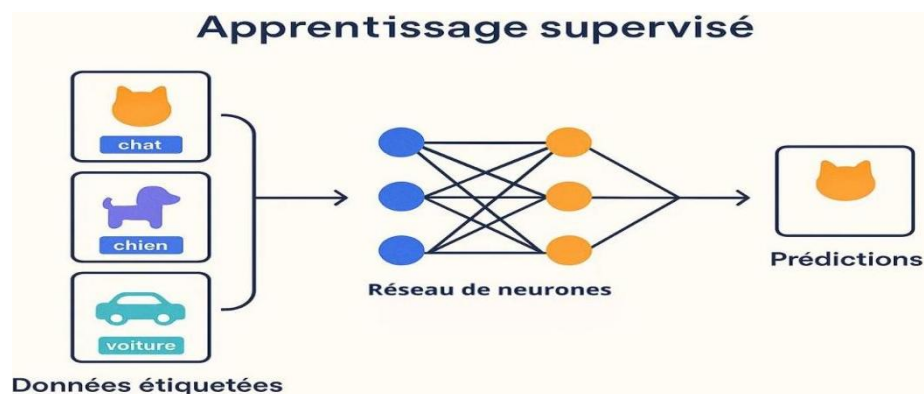


Figure II.3: Exemple de l'apprentissage supervisé

➤ **Apprentissage non supervisé :**

Les tâches suivantes conviennent pour les algorithmes d'apprentissage non supervisé :

- **Regroupement :** division de l'ensemble des données en catégories basées sur la similarité.
- **Identification des anomalies :** repérage de points de données atypiques au sein d'un jeu de données.
- **Exploration des associations :** repérage de groupes d'éléments qui apparaissent souvent conjointement dans un ensemble de données.
- **Diminution de la dimensionnalité :** diminution du nombre de variables présentes dans un jeu de données.

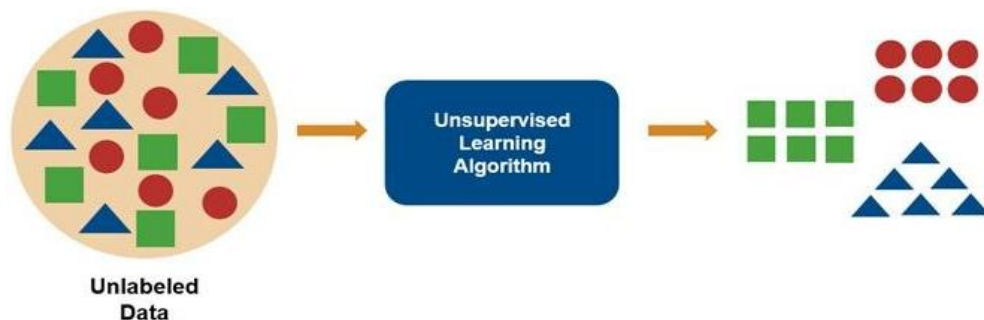


Figure II.4: Exemple de l'apprentissage non supervisé

➤ **Apprentissage semi-supervisé :**

L'apprentissage semi-supervisé est utilisé dans plusieurs domaines, notamment :

- **Traduction automatique :** formation d'algorithmes pour traduire une langue sur la base d'un dictionnaire de mots incomplet.
- **Détection des fraudes :** repérage des situations frauduleuses lorsque seuls quelques exemples positifs sont disponibles.
- **Étiquetage des données :** les algorithmes entraînés sur de petits ensembles de données peuvent apprendre à appliquer automatiquement des étiquettes de données à des ensembles plus grands.

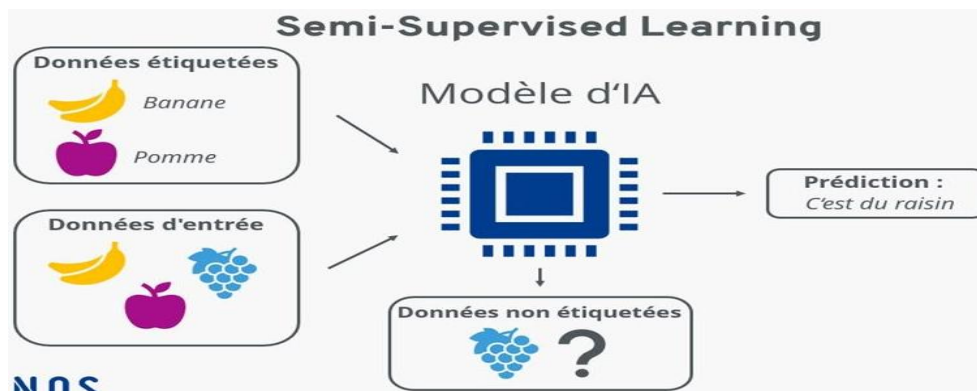


Figure II.5: Exemple de l'apprentissage semi-supervisé

➤ Apprentissage par renforcement :

On utilise fréquemment l'apprentissage par renforcement dans des secteurs tels que :

- **Robotique** : Cette méthode permet aux robots de se former à réaliser des activités dans le monde réel.
- **Jeu vidéo** : l'apprentissage par renforcement a servi à enseigner aux bots comment jouer à divers jeux vidéo.
- **Administration des ressources** : face à des ressources restreintes et un but précis, l'apprentissage par renforcement peut assister les entreprises dans la planification de la répartition des ressources.



Figure II.6: Exemple de l'apprentissage par renforcement

II.2.3.3 Deep Learning

L'apprentissage profond, ou Deep learning en anglais, est l'une des technologies majeures du Machine learning. Le Deep Learning fait référence à des algorithmes capables de simuler les fonctions du cerveau humain via l'utilisation de réseaux neuronaux artificiels. Les réseaux sont constitués de plusieurs dizaines, voire centaines, de « couches » de neurones, chaque couche recevant et déchiffrant les informations de la précédente.

Les modèles de Deep learning ont généralement une meilleure performance avec des volumes importants de données, contrairement aux modèles d'apprentissage automatique traditionnels qui semblent atteindre un seuil d'amélioration au-delà duquel leur performance se stabilise.

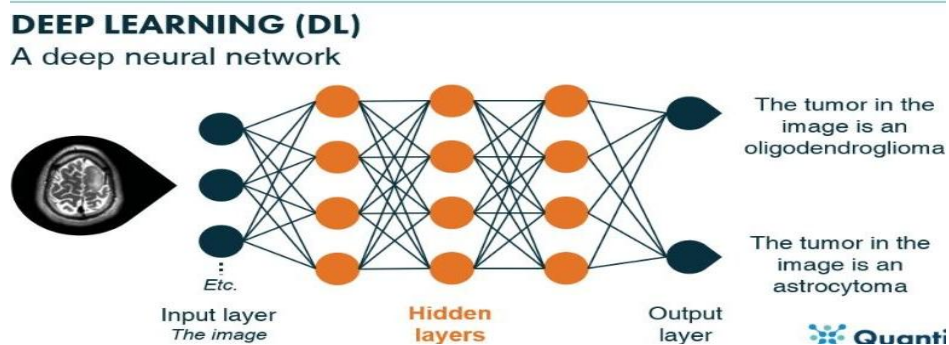


Figure II.7: Architecture générale d'un modèle d'apprentissage profond [43]

II.2.3.3.1 Modèles d'apprentissage profond

➤ Réseaux de neurones récurrents (RNNs) :

Les réseaux de neurones récurrents (RNN) représentent un type de réseau neuronal employé pour la modélisation des données séquentielles. Les RNN, qui sont dérivés des réseaux feedforward, montrent une similitude de comportement avec le fonctionnement du cerveau humain. Pour simplifier : les réseaux de neurones récurrents génèrent des résultats prédictifs sur des données séquentielles que d'autres algorithmes ne sont pas capables de produire. La mise à jour de l'état caché est précisée par l'équation: [44].

$$h_t = \tanh (W_{xh}x_t + W_{hh}h_{t-1} + b_h) \quad (\text{II.1})$$

où h_t désigne l'état caché à l'instant t , x_t représente l'entrée, W_{xh} et W_{hh} sont les matrices de poids, et b_h correspond au terme de biais.

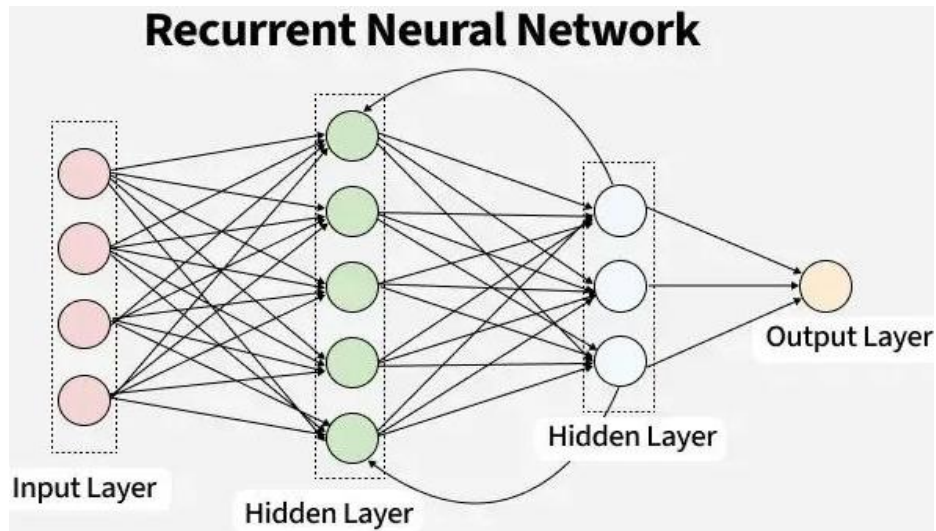


Figure II.8: Architecture d'un réseau de neurones récurrent

➤ Réseaux de neurones convolutifs (CNN) :

Le CNN, aussi appelé ConvNets, est une méthode d'apprentissage profond prisée qui se retrouve dans beaucoup d'applications liées à la reconnaissance d'images et à la détection d'objets. La convolution se réfère à une opération mathématique effectuée sur deux fonctions, produisant une fonction résultante qui illustre le changement dû à l'opération réalisée [45].

L'expression traditionnelle de l'opération de convolution, lorsqu'elle est appliquée à une séquence unidimensionnelle, se présente généralement comme suit :

$$S(i) = (K * I)(i) = \sum_m I(i+m)K(m) \quad (\text{II.2})$$

Dans cette expression, I représente la séquence d'entrée, K désigne le noyau de convolution (souvent appelé filtre), et $S(i)$ correspond à la valeur de sortie de l'opération de convolution à la position i .

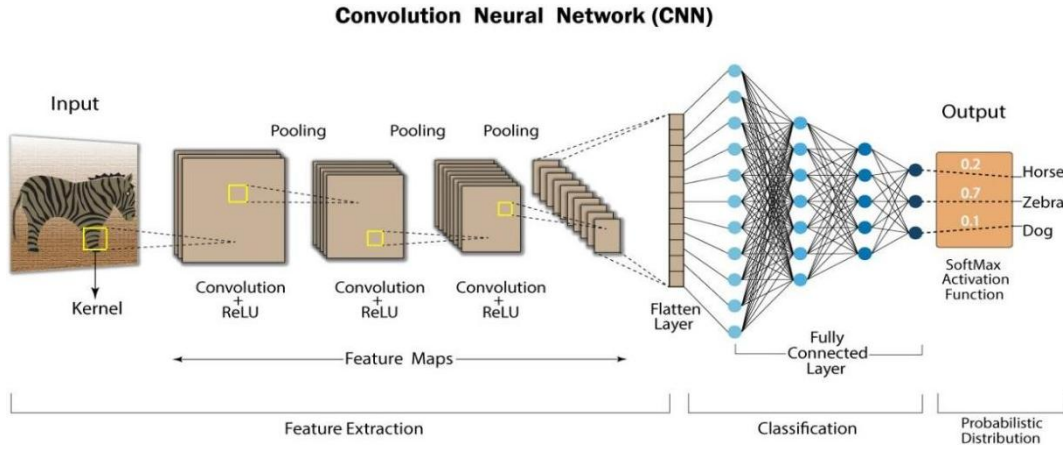


Figure II.9: Architecture d'un réseau de neurones convolutif

➤ **Réseaux de neurones à mémoire à long et à court terme (LSTM) :**

Les LSTM représentent une variante spécifique des RNN et possèdent une grande aptitude à assimiler les dépendances sur le long terme. L'exemple ci-dessous illustre comment fonctionne le LSTM.

Le modèle LSTM est composé de divers éléments de mémoire, désignés sous le nom de cellules (représentées par des blocs rectangulaires).

La condition de la cellule ainsi que l'état caché sont transmis à la cellule suivante. Comme le suggère son appellation, les blocs de mémoire conservent des informations. On utilise des mécanismes dénommés portes pour apporter des modifications à ces blocs de mémoire.

L'élément central des LSTM est l'état de la cellule (la ligne horizontale supérieure traversant le diagramme). Les relations mathématiques suivantes définissent la dynamique interne d'unité LSTM :

➤ **La porte d'oubli (forget gate) se définit par :**

$$f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (\text{II.3})$$

➤ **Pour la porte d'entrée (input gate) :**

$$i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (\text{II.4})$$

➤ **L'état de cellule candidat (candidate cell state) est donné par :**

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_c[h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (\text{II.5})$$

➤ **La mise à jour de l'état de la cellule (cell state update) s'opère comme suit :**

$$C_t = f_t \otimes C_{t-1} + i_t \otimes \tilde{C}_t \quad (\text{II.6})$$

➤ **la porte de sortie (output gate) s'exprime par :**

$$o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (\text{II.7})$$

➤ **L'état caché final (hidden state) est alors calculé comme :**

$$h_t = o_t \otimes \tanh(C_t) \quad (\text{II.8})$$

Dans ces expressions, σ représente la fonction sigmoïde et $\tanh$ correspond à la tangente hyperbolique. Le symbole $\otimes$ indique un produit élément par élément, aussi connu sous le nom de produit de Hadamard. Les termes f_t , i_t et o_t désignent respectivement les vecteurs des portes d'oubli, d'entrée et de sortie. C_t représente l'état interne de la cellule, tandis que h_t est l'état caché final de l'unité [44].

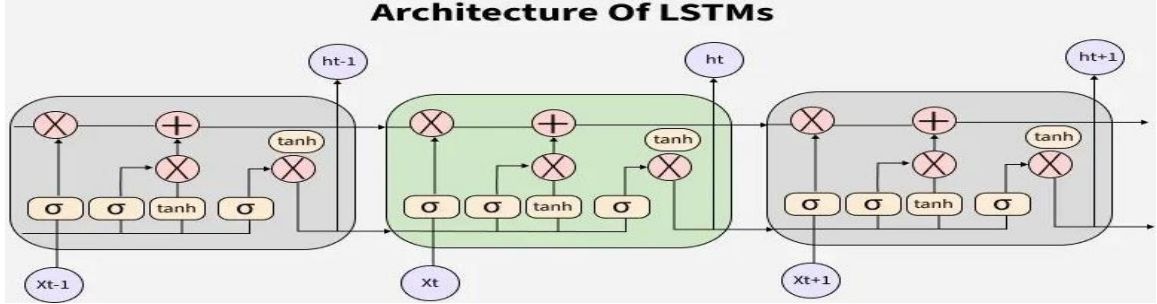


Figure II.10: Architecture d'un réseau de neurones à mémoire à long et à court terme [46]

➤ **Unités récurrentes à portes (GRU) :**

Le GRU (Gated Recurrent Unit), une version simplifiée du LSTM, a été présenté par Cho et ses collègues en 2014. À la différence du LSTM qui comporte deux états (celui de cellule et celui de caché) ainsi que trois portes, le GRU se caractérise par un unique état (l'état caché) et deux portes : la porte de réinitialisation (reset gate) et la porte de mise à jour (update gate). Cette simplification diminue le nombre de paramètres à assimiler, ce qui rend l'apprentissage du GRU plus rapide tout en offrant des performances comparables au LSTM dans une multitude d'applications. Concernant la prédiction des cellules solaires polycristallines, une recherche récente (2025) a démontré que le GRU obtient des résultats comparables au LSTM. [47]. Les équations d'un GRU sont :

➤ **Reset gate (porte de réinitialisation) :**

$$r_t = \sigma(W_r \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_r) \quad (\text{II.9})$$

➤ **Update gate (porte de mise à jour) :**

$$z_t = \sigma(W_z \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_z) \quad (\text{II.10})$$

➤ **Candidate hidden state (état caché candidat) :**

$$\tilde{h}_t = \tanh(W_h \cdot [r_t \otimes h_{t-1}, x_t] + b_h) \quad (\text{II.11})$$

➤ **Hidden state (mise à jour de l'état caché) :**

$$h_t = (1 - z_t) \otimes h_{t-1} + z_t \otimes \tilde{h}_t \quad (\text{II.12})$$

où r_t est la porte de réinitialisation (détermine quoi oublier), z_t est la porte de mise à jour (détermine quoi conserver), et $\tilde{h}_t$ est l'état caché candidat.

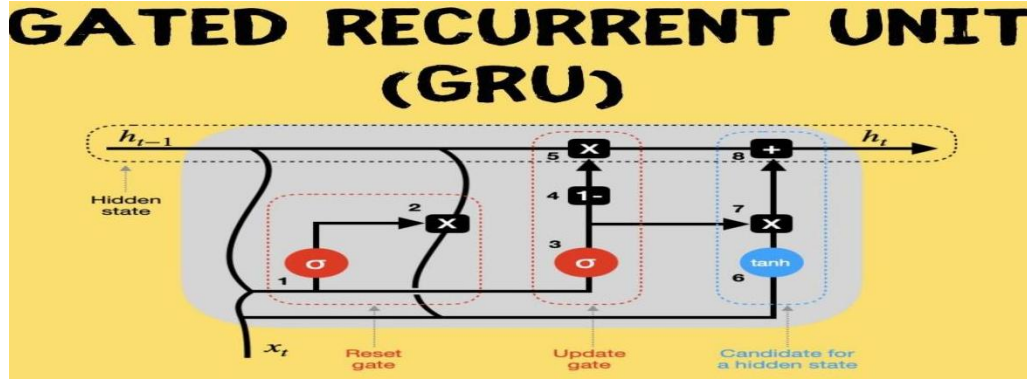


Figure II.11: Architecture d'une unité récurrente à portes

➤ **Réseaux bidirectionnels à mémoire à long et à court terme (BiLSTM) :**

Le BiLSTM (Bidirectional Long Short-Term Memory) est une variante du LSTM qui analyse la séquence dans les deux directions : un LSTM vers l'avant (de $t=1$ à T) et un LSTM vers l'arrière (de $t=T$ à 1). On concatène ensuite les sorties des deux LSTM pour créer une représentation enrichie qui englobe à la fois le contexte du passé et celui du futur à chaque instant [48]. Ce type d'architecture est particulièrement adapté lorsque la prévision à un moment précis peut être améliorée grâce à l'information des événements futurs (comme dans les applications de traitement du langage naturel). Concernant les séries temporelles de l'énergie solaire, le BiLSTM est capable de saisir des dépendances bidirectionnelles, surtout si les données sont manipulées en lots (hors ligne). La sortie du BiLSTM est fournie par :

$$\vec{h}_t = LSTM_{forward}(x_t, \vec{h}_{t-1}) \quad (\text{II.13})$$

$$\bar{h}_t = LSTM_{backward}(x_t, \bar{h}_{t+1}) \quad (\text{II.14})$$

$$H_t = [\vec{h}_t, \bar{h}_t] \quad (\text{II.15})$$

où $\vec{h}_t$ est l'état caché forward, $\bar{h}_t$ est l'état caché backward, et H_t est leur concaténation constituant la sortie finale du BiLSTM [48].

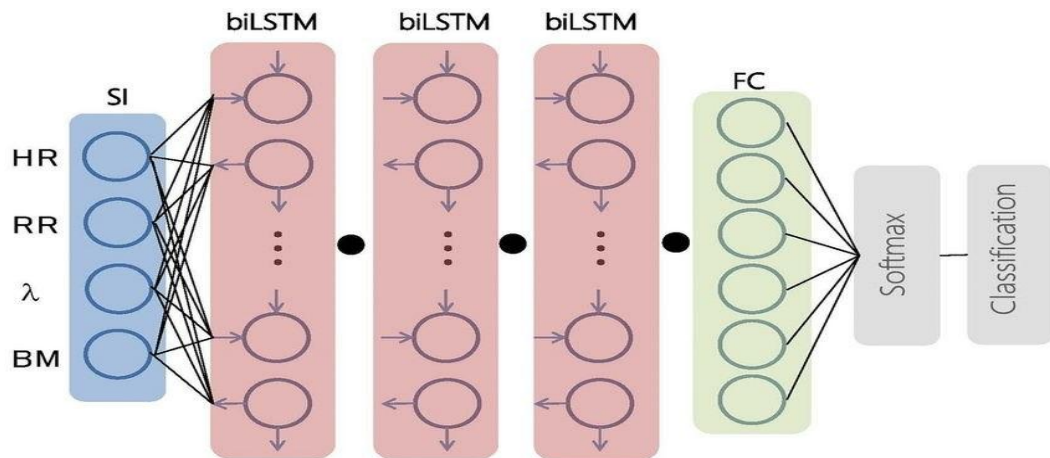


Figure II.12: Architecture d'un réseau bidirectionnel à mémoire à long et à court terme

II.3 Objectif de prédiction

La prédiction de l'énergie solaire vise principalement à anticiper la production d'électricité en se basant sur des données passées et des projections météorologiques. L'objectif de cette approche est d'améliorer l'incorporation de cette énergie dans les réseaux électriques.

Avant tout, la prédiction permet de réduire les incertitudes liées à la variabilité de l'énergie solaire, qui est influencée par des éléments comme le cycle jour-nuit, la couverture nuageuse ou les variations saisonnières. Une prédiction améliorée permet d'éviter les déséquilibres entre la production et la consommation, qui pourraient causer des perturbations dans le réseau ou une hausse des coûts d'exploitation [49].

De plus, elle permet d'optimiser la gestion des réseaux électriques. Cela permet aux opérateurs d'accéder à des données précises sur les volumes d'énergie solaire prévus à différents délais (court, moyen et long terme), ce qui facilite la planification de l'utilisation des autres sources de production d'énergie (thermiques, hydrauliques) pour pallier les insuffisances solaires.

En outre, la prédiction contribue à une diminution notable des coûts économiques. Une évaluation exacte aide à réduire les sanctions dues aux divergences entre la production anticipée et la production effective, tout en optimisant l'administration et l'efficacité des marchés de l'électricité. Finalement, cette aptitude à prédire contribue à l'accélération de la transition énergétique. En rendant la production d'énergie solaire plus prévisible, on facilite son déploiement à grande échelle tout en préservant la stabilité du réseau électrique [49].

En définitive, la visée globale de la prédiction est de transformer l'énergie solaire, malgré sa nature variable, en une ressource énergétique fiable, constante et économiquement rentable.

II.4 Evaluation des performances des modèles de prédiction

Plusieurs indicateurs statistiques sont employés pour effectuer une évaluation précise du modèle. Le tableau 4 présente des indicateurs fréquemment utilisés pour évaluer un modèle, tels que le coefficient de détermination (R^2), l'erreur quadratique moyenne (RMSE ; en W/m^2), l'erreur absolue moyenne (MAE ; en W/m^2), l'erreur quadratique moyenne (MSE) et l'erreur absolue médiane (MedAE).

Tableau II.1: Résumé des mesures statistiques d'évaluation

Metrics	Equation	Description
L'erreur moyenne absolue	$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i - \hat{y}_i $	L'erreur moyenne absolue est un indicateur fréquemment employé pour évaluer l'écart entre les valeurs observées et les valeurs estimées. L'équation fournit la formule mathématique correspondante.
L'erreur quadratique moyenne	$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2$	On peut utiliser l'erreur quadratique moyenne pour évaluer plusieurs estimateurs, particulièrement lorsqu'un d'eux présente un biais ; elle est définie par la formule .

Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne	$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$	La RMSE, ou Racine de l'Erreur Quadratique Moyenne, est un indicateur de la dispersion des valeurs estimées par rapport aux valeurs observées. Plus la valeur est faible, meilleur est le modèle. Selon la formule, on définit la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne.
L'erreur médiane absolue	$MedAE = \text{median}(y_i - \hat{y}_i)$	L'erreur médiane absolue (MAE) est un indicateur employé pour juger l'efficacité des modèles de régression. Elle calcule la valeur médiane des différences absolues entre les valeurs réelles et celles prédites.
Coefficient de détermination	$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}$	Le R^2, ou coefficient de détermination, est une mesure statistique qui évalue la concordance entre les prédictions d'un modèle et les valeurs effectives. La formule définit celui-ci.

II.5 Méthodes de décomposition des séries temporelles pour la prédiction d'énergie solaire

Avant de se pencher sur la méthode de décomposition modale variationnelle (VMD), qui constitue le cœur de ce chapitre, il est pertinent d'esquisser un aperçu des méthodes courantes de décomposition des signaux souvent citées dans les travaux concernant la prévision de l'énergie solaire. Cet effort a pour but de situer la VMD par rapport à d'autres méthodes reconnues, comme la décomposition modale empirique (EMD), sa version perfectionnée, le CEEMDAN, la décomposition de Fourier (FDM) ou même la transformée en ondelettes. Il est primordial de comprendre les principes d'opération et les contraintes inhérentes à ces différentes techniques pour apprécier correctement les avantages distinctifs de la VMD.

II.5.1 Décomposition modale empirique (EMD)

Dernièrement, Wu et Huang [50]. ont élaboré une technique nommée Décomposition Empirique Modèle (EMD) pour l'analyse des données issues de systèmes non linéaires et non stationnaires.

Cet algorithme fractionne le signal en une suite de fonctions oscillantes, appelées fonctions de mode intrinsèque (IMF). L'outil EMD adaptatif, très performant, fonctionne comme un ensemble de filtres dyadiques et est bénéfique pour éliminer le bruit dans les domaines de mesure.

Toutefois, l'EMD présente des désavantages comme le mélange de mode. On retrouve des oscillations de diverses amplitudes dans un mode, ou des oscillations analogues sont observées dans différents modes.

L'approche EMD est élaborée sur la base de l'hypothèse fondamentale que chaque signal est composé de divers modes d'oscillation intrinsèques simples. Chaque méthode, qu'elle soit linéaire ou non, comportera un nombre identique de points extrêmes et de croisements à zéro. Chaque mode doit être distinct et autonome par rapport aux autres. Ainsi, chaque signal pourrait être décomposé en plusieurs IMF.

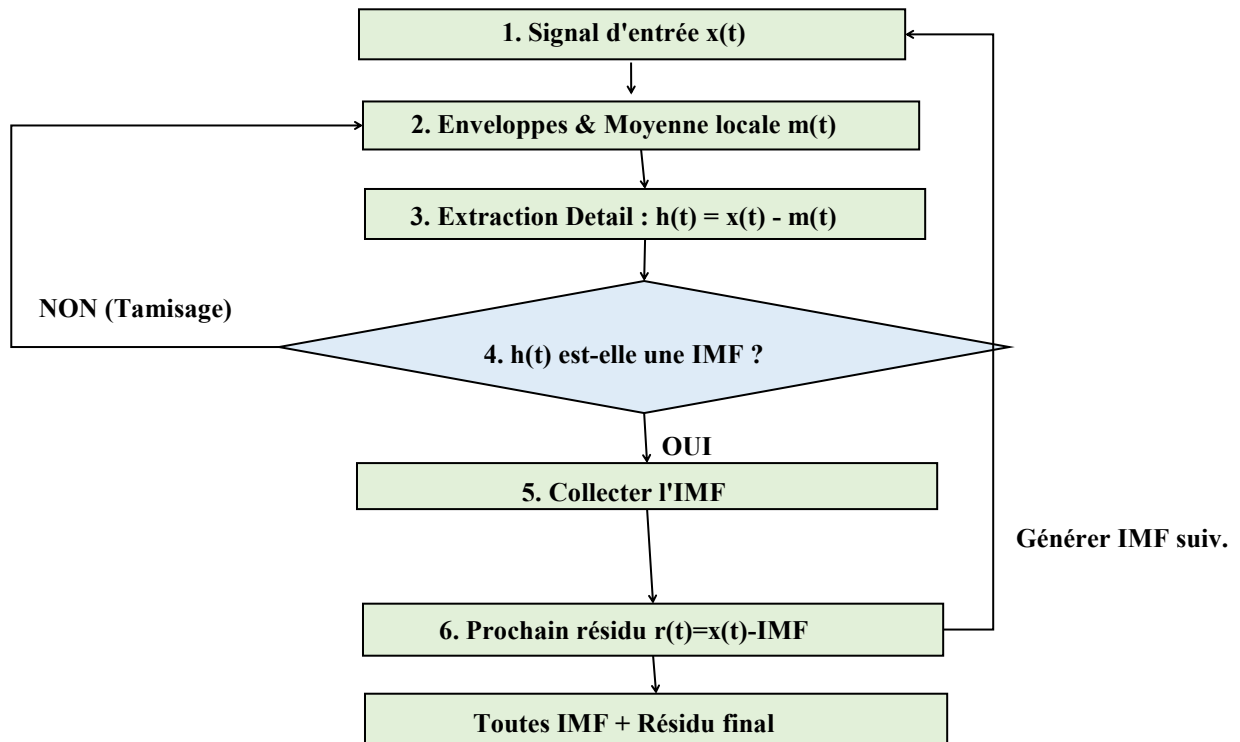


Figure II.13: Organigramme de la méthode de décomposition modale empirique

II.5.2 Décomposition modale empirique complète avec bruit adaptatif(CEEMDAN)

Selon Wu et Huang [50]. ils ont suggéré Ensemble EMD, une approche fondée sur l'algorithme EMD. La technique suggérée Cela implique une étude des caractéristiques statistiques du bruit blanc, qui nécessite une analyse assistée par le bruit. Cette méthode intègre un bruit blanc à distribution de fréquence uniforme dans l'EMD afin d'éviter le mélange en mode.

À l'heure actuelle, les techniques de filtrage basées sur l'EEMD sont accessibles. Cependant, l'EEMD engendre de nouvelles problématiques, le bruit blanc ajouté n'est pas totalement supprimé, et différents modes peuvent surgir de l'interaction entre le signal et le bruit. L'Ensemble Empirique Décomposition Modal Complémentaire (CEEMD) a été mise en place pour traiter ces défis, et l'IMF final peut être déterminé par le biais d'une moyenne. Des IMF générés à partir de la décomposition EEMD pour des signaux présentant des valeurs positives et négatives de bruits blancs. Toutefois, cette méthode implique un coût computationnel. Elevée ne solutionne pas les Modes.

Donc, le CEEMD complet avec bruit adaptatif (CEEMDAN) a été suggéré. Cette approche diminue la charge computationnelle et dépasse les modes supplémentaires [51].

Avant de clarifier le CEEMD, il est pertinent de présenter un aperçu des diverses méthodes qui ont précédé cette approche.

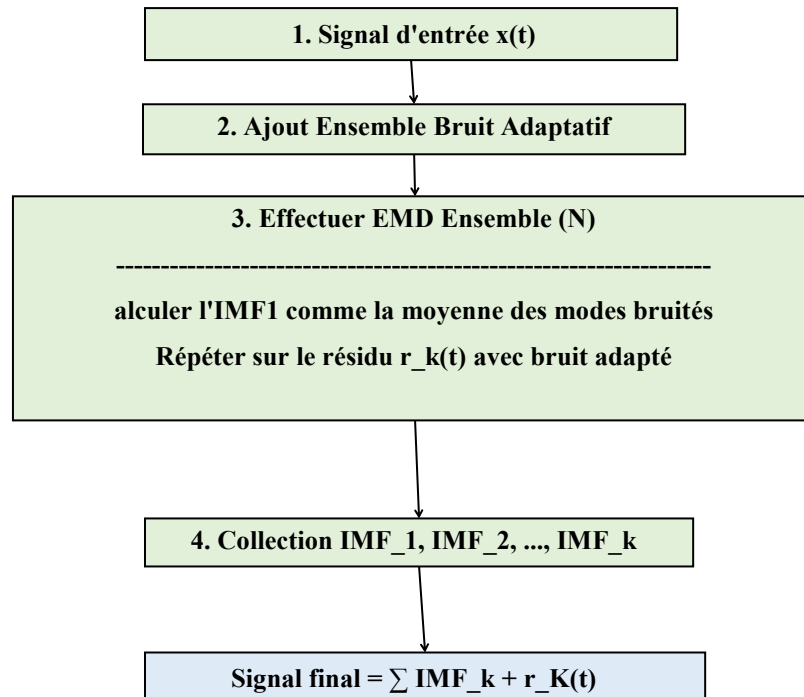


Figure II.14: Organigramme de méthode décomposition modale empirique complète avec bruit adaptatif

II.5.3 Méthode de Décomposition de Fourier (FDM)

La Méthode de Décomposition de Fourier (FDM), élaborée par Singh et ses collègues en 2017 [52]. est une méthodologie d'analyse temps-fréquence conçue pour les signaux non stationnaires. La FDM s'appuie sur les principes de la théorie de Fourier et la transformée d'Hilbert. À la différence des approches classiques, elle offre la possibilité de visualiser les fluctuations locales en termes de fréquence et d'amplitude des signaux. En substance, la FDM examine les signaux en fonction de leurs composantes de fréquence, sans qu'il soit nécessaire qu'ils soient stationnaires au sens classique de la transformée de Fourier.

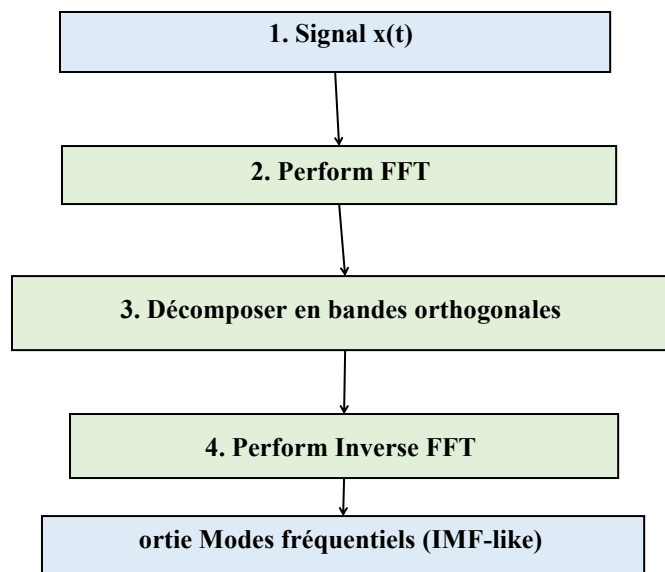


Figure II.15: Organigramme de la méthode de décomposition de Fourier

II.5.4 Transformée en ondelettes (WDT)

La méthode des ondelettes, également appelée ondelette en anglais, est une approche employée dans le secteur de la manipulation du signal et de l'analyse des informations. Elle s'appuie sur l'emploi de courtes impulsions répétitives sous forme de fonctions d'ondelettes. Ces ondes servent à l'examen des données dans le but de repérer les légers changements dans les signaux au fil du temps et en fonction de la fréquence.

La méthode des ondelettes est applicable dans divers secteurs, y compris la compression de données, le traitement de signaux et l'examen d'images [53].

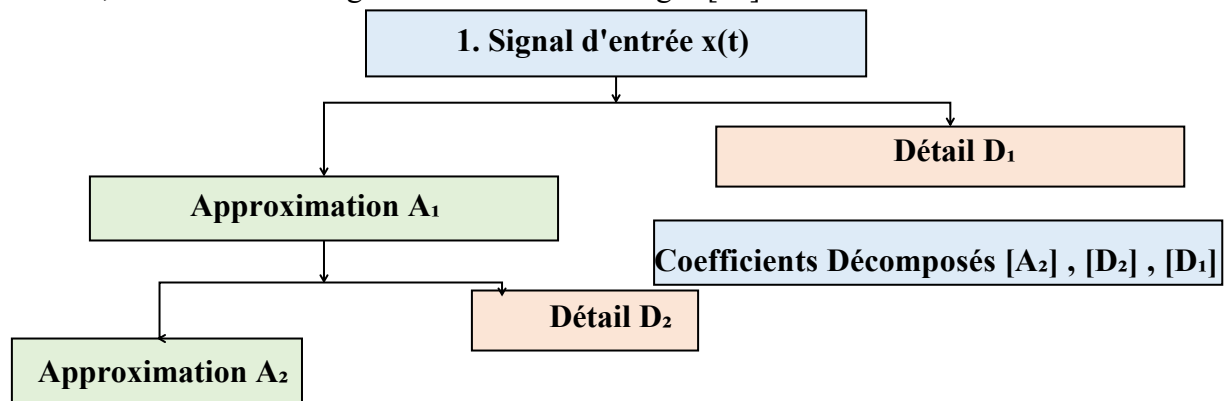


Figure II.16: Organigramme de la méthode de transformée en ondelettes discrète

II.5.5 Décomposition en Modes Variationnels (VMD)

Dans ce mémoire, la méthode de décomposition modale variationnelle (VMD) occupe une place prépondérante parmi les différentes techniques de décomposition évoquées précédemment. Nous allons procéder à une analyse approfondie de cette méthode, compte tenu de son importance majeure en tant qu'outil de prétraitement pour les séries temporelles relatives à la production solaire dans le contexte de notre recherche. Dans les parties suivantes, nous allons d'abord fournir une définition succincte, puis expliquer son mode d'opération avant de présenter ses bases mathématiques [54].

II.5.5.1 Définition

L'approche du traitement du signal via la Décomposition en Modes Variationnels (VMD) a été présentée par Dragomiretskiy et Zosso en 2014 [54]. Cette méthode facilite la séparation d'un signal complexe en éléments plus basiques, appelés modes. Chaque mode présente une fréquence centrale qui lui est propre. Il est important de souligner que la VMD effectue l'estimation de ces modes en même temps, ce qui la différencie des méthodes séquentielles.

Le principal atout de la VMD est sa faculté à séparer efficacement les différentes composantes d'un signal, telles que le bruit, les tendances à grande échelle et les variations rapides, en prévenant toute confusion entre elles.

Cette caractéristique la rend particulièrement appropriée pour l'étude de signaux non stationnaires et non linéaires, souvent observés, par exemple, dans le secteur de la production d'énergie solaire.

En résumé, la VMD s'avère être un outil performant pour le prétraitement des données avant leur incorporation dans des modèles de prédiction. Elle aide à réduire le bruit et favorise la prévisibilité du signal, ce qui entraîne une précision accrue des prévisions.

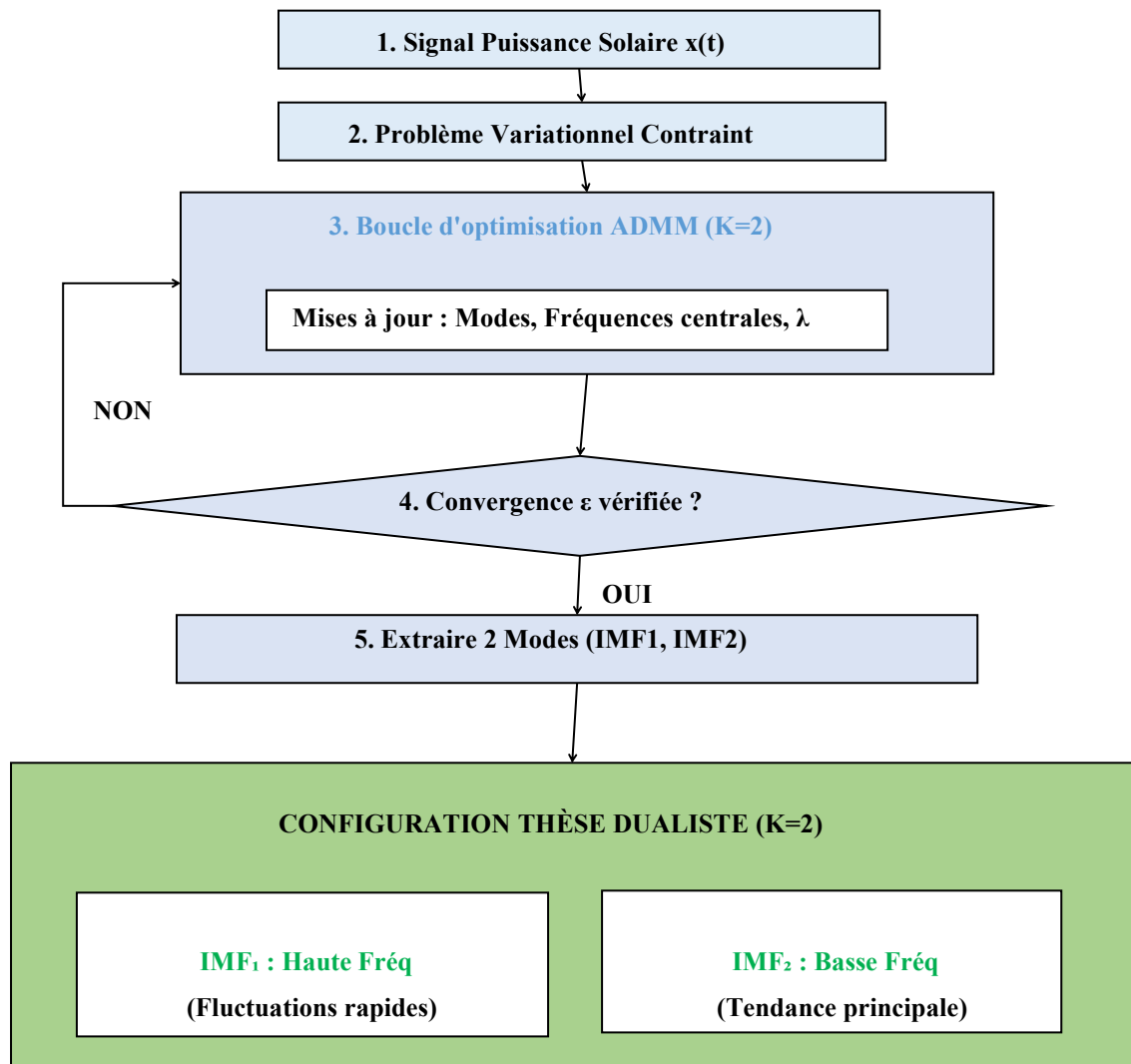


Figure II.17: Organigramme de la méthode de décomposition en modes variationnels [60].

II.5.5.2 Méthodes de décomposition basé sur VMD

Suite à la description de la VMD et de ses apports présentée dans la section antérieure, cette partie est dédiée à une étude mathématique détaillée de son fonctionnement. Cette dernière comprend l'analyse de ses formalisations, tant sous contraintes qu'en l'absence de contraintes, ainsi que la présentation de l'algorithme ADMM mis en œuvre pour sa résolution.

II.5.5.2.1 Modèle contraint

Dans cette partie, nous introduisons notre modèle de décomposition modale variationnelle, qui se fonde sur les trois notions décrites dans la section antérieure.

La décomposition modale variationnelle vise à fractionner un signal d'entrée en une série de sous-signaux (modes) ayant des caractéristiques de parcimonie spécifiques, tout en préservant la représentation du signal d'entrée. La largeur de bande spectrale définit la parcimonie a priori de chaque mode. En d'autres termes, nous demandons que chaque mode k soit principalement concentré autour d'une fréquence centrale ω_k , qui est définie lors de la décomposition [55].

Afin d'estimer la bande passante d'un mode, nous suggérons le plan suivant :

- 1- Pour chaque mode u_k , on détermine le signal analytique correspondant en utilisant la transformée de Hilbert, ce qui nous permet d'obtenir un spectre de fréquence unilatéral.
- 2- Pour chaque mode, le spectre de fréquence est atténué vers la bande de base en le combinant avec une exponentielle ajustée à la fréquence centrale estimée.
- 3- Actuellement, l'évaluation de la bande passante se fait par le biais de la régularité gaussienne H1 du signal démodulé, c'est-à-dire en utilisant le carré de la norme L^2 du gradient. Le problème variationnel soumis à des contraintes est comme suit:

$$\min_{u_k, \omega_k} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad \text{s.t.} \quad \sum_k u_k = f \quad (\text{II.16})$$

II.5.5.2.2 Modèle non contraint

Il existe plusieurs méthodes pour aborder la contrainte de reconstruction. Nous proposons d'employer conjointement un terme de pénalité quadratique et des multiplicateurs de Lagrange pour transformer le problème en une problématique sans contraintes. Ainsi, nous définissons le Lagrangien augmenté L comme suit [56]:

$$L(u_k, \omega_k, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|_2^2 + \|\mathcal{F} \sum u_k\|_2^2 + \langle \lambda, \mathcal{F} \sum u_k \rangle. \quad (\text{II.17})$$

La résolution du problème de minimisation initial est obtenue en tant que point celle du lagrangien augmenté L , grâce à une série de sous-optimisations itératives connues sous le nom de méthode des multiplicateurs de directions alternées (ADMM). Dans les sections qui suivent, nous expliquons comment résoudre les sous-problèmes individuels.

II.5.5.2.3 Minimisation par rapport aux modes u_k

Pour actualiser les modes u_k , nous reformulons d'abord le sous-problème comme suit en tant que problème de minimisation équivalent [94] :

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in \mathbb{R}} \left\{ \alpha \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| \hat{f} \sum u_i + \frac{\hat{\lambda}}{2} \right\|_2^2 \right\}. \quad (\text{II.18})$$

Grâce à l'isométrie de Fourier de Parseval/Plancherel basée sur la norme L^2 , ce problème peut être résolu dans le domaine spectral [94] :

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{\hat{u}_k, \hat{u}_k^* = \hat{u}_k^*} \left\{ \alpha \left\| j\omega [(1 + \text{sgn}(\omega + \omega_k)) \hat{u}_k(\omega + \omega_k)] \right\|_2^2 + \left\| \hat{f} \sum \hat{u}_i + \frac{\hat{\lambda}}{2} \right\|_2^2 \right\}. \quad (\text{II.19})$$

Nous procédons désormais à une substitution de variables $\omega \rightarrow \omega + \omega_k$ dans le premier terme :

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{\hat{u}_k, \hat{u}_k^* = \hat{u}_k^*} \left\{ \alpha \left\| j(\omega - \omega_k) [(1 + \text{sgn}(\omega)) \hat{u}_k(\omega)] \right\|_2^2 + \left\| \hat{f} \sum \hat{u}_i + \frac{\hat{\lambda}}{2} \right\|_2^2 \right\}. \quad (\text{II.20})$$

Grâce à l'utilisation de la symétrie hermitienne des signaux réels dans le terme de fidélité de reconstruction, il est possible d'exprimer les deux termes en tant qu'intégrales sur le demi-espace des fréquences non négatives :

$$\hat{u}_k^{n+1} = \arg \min_{\hat{u}_k, \hat{u}_k^* = \hat{u}_k^*} \left\{ \int_0^\infty 4 \alpha (\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 + 2 \left(\hat{f} \sum \hat{u}_i + \frac{\hat{\lambda}}{2} \right)^2 d\omega \right\}. \quad (\text{II.21})$$

On obtient facilement la solution de ce problème d'optimisation quadratique en annulant la première dérivée pour les fréquences positives :

$$\hat{u}_k^{n+1} = \left(\hat{f} \sum_{i \neq k} \hat{u}_i + \frac{\hat{\lambda}}{2} \right) \frac{1}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (\text{II.22})$$

ce qui correspond clairement à un filtrage de Wiener du résidu courant, avec une distribution a priori du signal $1/(\omega - \omega_k)^2$ [57]. Le spectre intégral du mode réel est alors obtenu de manière simple par la complétion symétrique hermitienne.

De manière réciproque, le mode dans le domaine temporel est obtenu en tant que partie réelle de la transformée inverse de Fourier de ce signal analytique filtré.

II.5.5.2.4 Minimisation par rapport aux fréquences centrales ω_k

Les fréquences centrales ω_k ne sont pas présentes dans le terme de fidélité de reconstruction, mais seulement dans la distribution a priori de la bande passante. Ainsi, le problème correspondant s'exprime comme suit :

$$\omega_k^{n+1} = \arg \min_{\omega_k} \left\{ \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\}. \quad (\text{II.23})$$

Comme auparavant, l'optimisation peut se faire dans le domaine de Fourier, et nous procédons finalement à l'optimisation :

$$\omega_k^{n+1} = \underset{\omega_k}{\operatorname{argmin}} \left\{ \int_0^\infty (\omega - \omega_k)^2 |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega \right\}. \quad (\text{II.24})$$

On résout facilement ce problème quadratique de la manière suivante :

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(\omega)|^2 d\omega}. \quad (\text{II.25})$$

ce qui situe la valeur récente de ω_k au centre de gravité du spectre de puissance du mode associé.

Cette fréquence porteuse moyenne représente la fréquence d'une régression linéaire par moindres carrés effectuée sur la phase instantanée observée dans le mode.

II.5.5.2.5 Algorithme complet de décomposition en modes variationnels

En incorporant les solutions de sous-optimisations dans l'algorithme ADMM et en réalisant une optimisation directe dans le domaine de Fourier quand c'est pertinent, on parvient à l'algorithme complet pour la décomposition modale variationnelle, résumé dans l'algorithme 1.

Algorithm 1 Complete optimization of VMD

1: Initialize $\hat{u}_k^1, \omega_k^1, \hat{\lambda}^1, n \leftarrow 0$

2: repeat

3: $n \leftarrow n+1$

4: for $k=1:K$ do

5: Update $\hat{u}_k$ for all $\omega \geq 0$:

$$\hat{u}_k^{n+1} \leftarrow \frac{\hat{f} \sum_{i < k} \hat{u}_i^{n+1} - \sum_{i > k} \hat{u}_i^n + \frac{\hat{\lambda}^n}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (\text{II.26})$$

6: Update ω_k :

$$\omega_k^{n+1} \leftarrow \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}_k^{n+1}(\omega)|^2 d\omega} \quad (\text{II.27})$$

end for

8: Dual ascent for all $\omega \geq 0$:

$$\hat{\lambda}^{n+1} \leftarrow \hat{\lambda}^n + \tau \left(\hat{f} \sum_k \hat{u}_k^{n+1} \right) \quad (\text{II.28})$$

9: until convergence: $\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2 / \|\hat{u}_k^n\|_2^2 < \epsilon$.

II.5.5.2.6 Reconstruction et débruitage inexacts

Dans ce contexte, le multiplicateur de Lagrange a pour mission de garantir le respect de la contrainte, alors que la pénalité quadratique favorise une meilleure convergence [56]. Dans le cas où une reconstruction précise n'est pas exigée et où une certaine tolérance d'erreur est acceptable, on se sert uniquement de la pénalité quadratique, sans tenir compte du multiplicateur de Lagrange.

serait le choix adéquat. Effectivement, la pénalité quadratique représente en tant que telle la fidélité a priori des moindres carrés en lien avec un bruit additif gaussien [58].

II.5.5.2.7 Conditions aux limites, périodicité et fenêtrage

Jusqu'à maintenant, les signaux f et les modes u_k ont été traités comme continus sur l'ensemble de l'axe $t \in \mathbb{R}$.

Toutefois, dans le domaine du traitement du signal, il est plus fréquent de manipuler des signaux discrets à durée limitée.

Les problèmes ne se produisent qu'aux frontières du signal [59]. Lorsqu'on examine des signaux de courte durée, l'hypothèse sous-jacente est que le signal examiné n'est qu'une portion d'une période infiniment longue d'un signal périodique. Ainsi, le spectre d'une fonction simple sur une petite plage, tel que $f(t)=t$, renferme une somme considérable d'harmoniques à haute fréquence, car on envisage le spectre d'une fonction périodique en dents de scie. Ceci influence considérablement le terme de lissage $H1$. Deux options sont disponibles. La première : ne pas prendre en compte les frontières en limitant l'évaluation à l'intervalle ouvert $(0,1)$. Toutefois, cela viole l'isométrie de Fourier de Parseval/Plancherel.

Nous proposons donc une approche moins extrême : le fenêtrage lisse, couramment employé dans l'analyse de Fourier à court terme. Cette méthode est bénéfique lorsque la VMD est réalisée sur de brefs segments d'un signal temporel bien plus étendu.

Nous ferons appel à une fenêtre gaussienne. Il est nécessaire d'appliquer cette technique au signal d'entrée f avant l'algorithme VMD. Suite à la décomposition, les modes peuvent être « défêtrés » simplement par une division.

Toutefois, cela aura un impact notable sur la fidélité de la reconstruction à proximité des bords de la fenêtre. Dans une analyse à court terme utilisant une fenêtre glissante sur une plus longue période, les modes peuvent être regroupés par simple addition sans amplification d'erreur.

II.5.5.3 Le principe de fonctionnement

L'approche VMD vise à décomposer un signal $x(t)$ en une collection de N composantes intrinsèques $\mu_n(t)$, avec n variant de 1 à N . Chaque IMF $\mu_n(t)$ est perçue comme un signal de type bande passante étroite avec une fréquence centrale f_n , ou une pulsation $\omega_n = 2\pi f_n$ ($n = 1, 2, 3, \dots, N$). Les auteurs suggèrent de définir le signal analytique $\mu_{n,a}(t)$ de chaque mode $\mu_n(t)$ en utilisant la Transformée de Hilbert pour évaluer la bande passante d'un mode, ce qui permet d'obtenir un spectre de fréquence unilatéral [56].

Cette opération est formulée par le produit de convolution ci-dessous :

$$\mu_{n,a}(t) = \mu_n(t) * \left(\delta(t) + \frac{1}{\pi t} \right) \quad (\text{II.29})$$

Le spectre du signal analytique $\mu_{n,a}(t)$ est également de type passe-bande mais non centré. Pour obtenir un spectre passe-bande centré, $\mu_{n,a}(t)$ doit être déphasé en le multipliant par la fonction $e^{j\omega_n t}$. En effet, si la Transformée de Fourier du signal $\mu_{n,a}(t)$ est $U_{n,a}(\omega)$, alors la Transformée de Fourier de $\mu_{n,a}(t)e^{j\omega_n t}$ est $U_{n,a}(\omega + \omega_n)$.

On peut déterminer la bande passante de chaque mode, c'est-à-dire chaque IMF $\mu_n(t)$, en réduisant au minimum la norme L2 du gradient au carré du signal analytique déphasé.

L'approche de la décomposition modale variationnelle est alors formulée en tant que problème de minimisation ou d'optimisation avec contraintes dans le cadre du calcul variationnel, comme indiqué ci-dessous :

$$\min_{\{\mu_n\}, \{\omega_n\}} \left\{ \sum_n \left\| \left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * \mu_n(t) \right\| e^{j\omega_n t} \right\|^2 \quad (\text{II.30})$$

Les IMFs et les fréquences sont continuellement actualisées en utilisant les équations suivantes :

$$\hat{\mu}_k^{n+1}(\omega) = \frac{\hat{\chi}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{\mu}_i^n(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k^n)^2} \quad (\text{II.31})$$

$$\omega_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{\mu}_k(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{\mu}_k(\omega)|^2 d\omega} \quad (\text{II.32})$$

$$\lambda^{n+1}(\omega) = \lambda^n(\omega) + \tau \left(\hat{\chi}(\omega) - \sum_{k=1}^K \hat{\mu}_k^{n+1}(\omega) \right) \quad (\text{II.33})$$

On peut résoudre le problème d'optimisation en recourant à des méthodes d'optimisation numérique comme la descente de gradient.

Après avoir obtenu les éléments intrinsèques $\mu_n(t)$, il est possible de reconstituer le signal d'entrée en additionnant ces composantes :

$$x(t) \approx \sum_{n=1}^N \mu_n(t) \quad (\text{II.34})$$

II.6 Conclusion

Dans le deuxième chapitre, nous avons proposé une vision spéciale et complète des différentes méthodes de prévision de l'énergie solaire en distinguant trois grandes familles de méthodes : les méthodes physiques basées sur la modélisation atmosphérique, les méthodes statistiques fondées sur les données historiques telles que ARIMA et SARIMA, ainsi que les méthodes plus avancées, notamment celles basées sur l'intelligence artificielle comme l'apprentissage automatique et l'apprentissage profond. Ensuite, nous avons exploré différentes techniques d'analyse des séries temporelles, dont le rôle est d'appliquer un traitement préliminaire nécessaire pour améliorer la qualité des prévisions. Parmi toutes ces techniques, nous avons mis en lumière l'analyse VMD, qui constitue le cœur de notre étude en raison de sa capacité à séparer efficacement le bruit, les tendances ainsi que les fluctuations rapides des signaux complexes. Cela a été fait en présentant ses bases mathématiques, en particulier le modèle contraint, ainsi que l'algorithme ADMM qui permet de le résoudre.

Grâce à ces bonnes bases théoriques des méthodes de prévision et d'analyse, nous allons les tester sur le terrain dans le chapitre applicatif à venir afin de prédire la production d'énergie solaire d'un parc photovoltaïque réel situé dans la wilaya d'Adrar en Algérie. Nous allons appliquer les modèles de prédiction que nous avons étudiés, en particulier les méthodes d'apprentissage profond qui constituent la base de notre sujet, en les combinant avec l'analyse VMD pour démontrer l'efficacité du système hybride par rapport aux méthodes de prédiction simples, en évaluant leurs performances sur des données réelles dans des conditions climatiques désertiques appropriées.

Chapitre 3

Résultats et discussion

III.1 Introduction

Dans le cadre de l'aspect appliqué, nous consacrons ce chapitre à la présentation et à l'analyse des différents résultats obtenus dans la modélisation du sujet de la prédiction de la quantité d'énergie solaire exploitée dans la région du sud de la wilaya d'Adrar en Algérie. Cela inclut des mesures météorologiques diverses collectées dans un fichier Excel avec un pas de temps de 30 minutes [61]. ces mesures météorologiques comprenant la pression, la température, le rayonnement solaire, l'humidité et enfin la puissance solaire.

Ce chapitre vise à développer un modèle de prédiction précis et fiable capable de prédire la quantité de production d'énergie solaire en se basant sur différentes variables atmosphériques. Dans cette modélisation, un ensemble varié de modèles de prédiction a été testé, à savoir LSTM, BILSTM et enfin GRU propres à l'apprentissage profond. Pour atteindre notre objectif, nous avons divisé ces modèles en deux blocs: un bloc simple reposant uniquement sur les variables météorologiques originales, tandis que l'autre bloc est hybride, intégrant une analyse préalable du signal avec une analyse de la décomposition modale variationnelle (VMD) , et enfin, nous évaluons la performance des ces modèles différents, individuels et hybrides, en utilisant plusieurs métriques telles que R^2 , RMSE, MAE, MAPE, nRMSE, puis nous discutons des résultats obtenus.

III.2 Analyse exploratoire des données

III.2.1 Série temporelle des variables météorologiques

Nous avons utilisés des différentes données météorologiques pour prédire l'énergie solaire de la région d'Adrar [61]. où les cinq variables météorologiques ont été extraites, à savoir le rayonnement solaire, la température, la vitesse du vent, l'humidité, et enfin la pression atmosphérique. La figure III.1 illustre les variations temporelle des différentes variables météorologiques durant la période de l'étude.

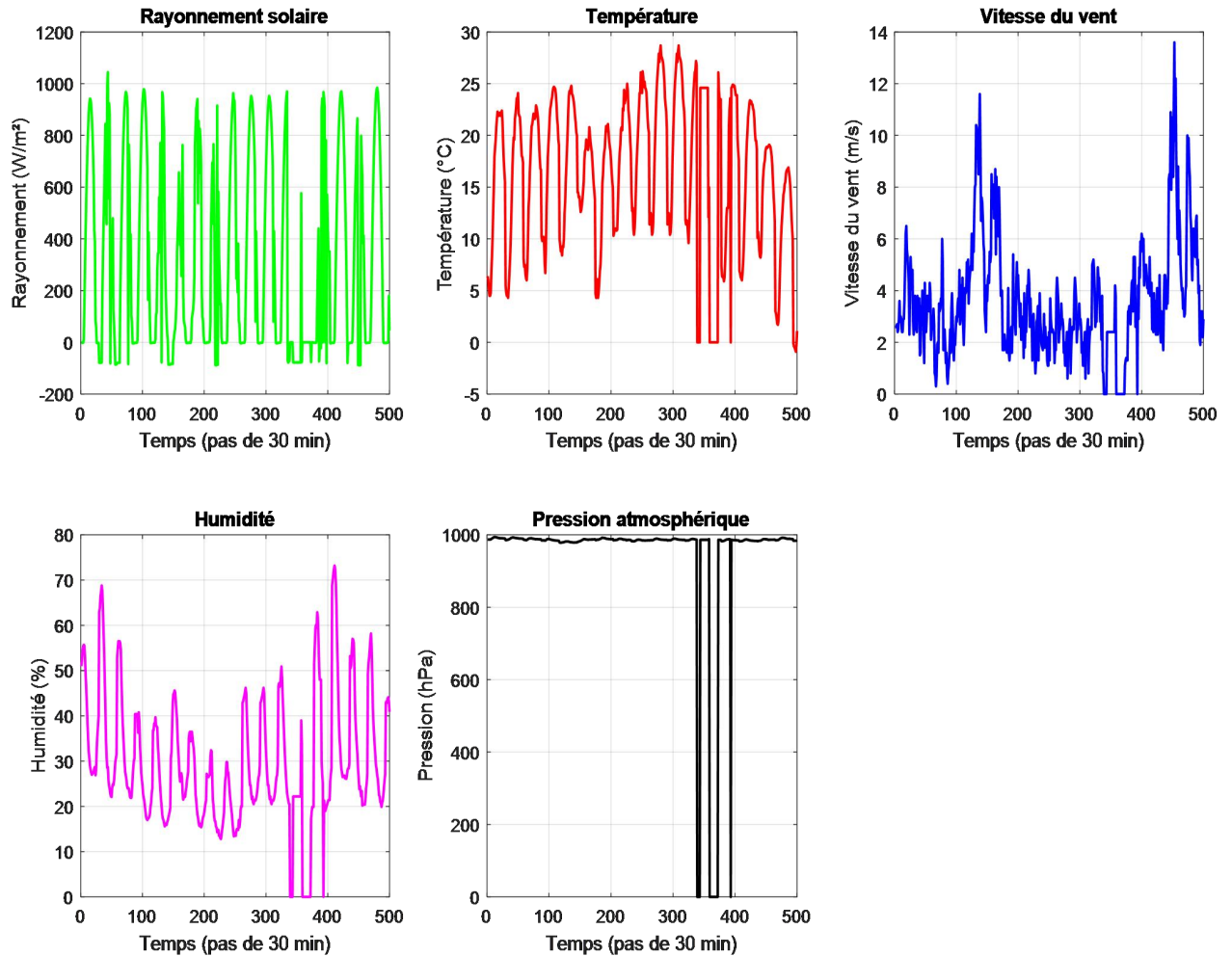


Figure III.1: Les données météorologiques de site Adrar

Le Tableau III.1 regroupe les principaux paramètres statistiques — valeur maximale (**Max**), moyenne (**Mean**), écart type (**Std**) et moyenne mobile (**Min**) — calculés à partir des données météorologiques et de puissance des sites étudiés, permettant une analyse descriptive de leur comportement temporel.

Tableau III.1: Paramètres statistiques de site adrar

Paramètres	Max	min	std	mean
Adrar	2934	0	899.6604	948.3673

La Figure III.2 illustre la variation de la puissance réelle des sites d'Adrar.

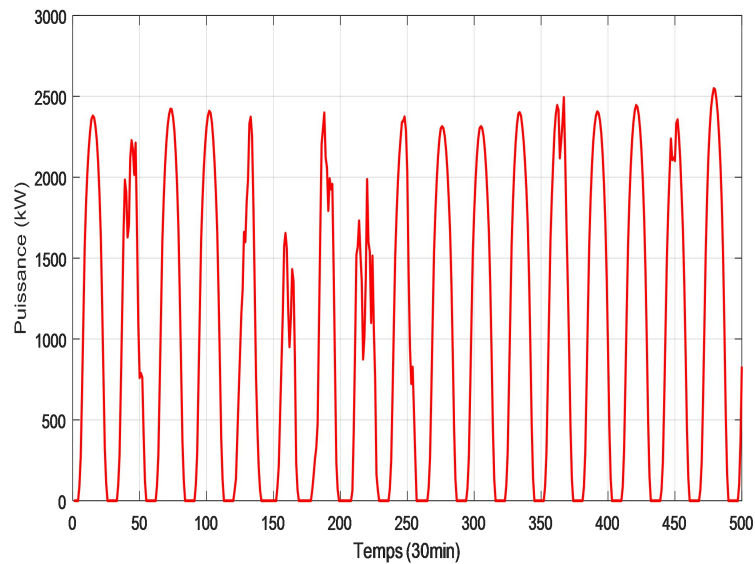


Figure III.2: Série temporelle de puissance solaire du site Adrar

III.3 Analyse de corrélation

III.3.1 Matrice de corrélation

Dans la phase précédente, nous avons analysé les variations des différentes entrées au fil du temps. Nous passons maintenant à la mesure des relations linéaires entre la puissance solaire et les différentes variables météorologiques, à travers le calcul de la matrice de corrélation. La Figure III.3 représente la matrice des coefficients de corrélation de Pearson entre les différentes paires de corrélations, à savoir la puissance, le rayonnement, la température, la vitesse du vent et l'humidité.

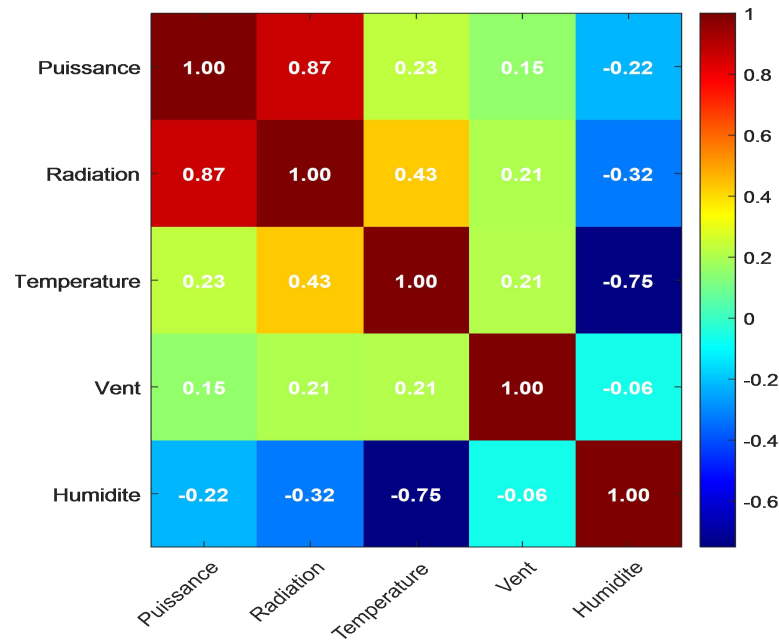


Figure III.3: La corrélation entre l'énergie solaire et les entrées météorologiques de site Adrar

Le coefficient de corrélation entre la puissance et le rayonnement solaire est très élevé, ce qui est un excellent signe d'un point de vue physique puisque la source principale d'énergie est le

rayonnement solaire. En revanche, le coefficient de corrélation entre la puissance et la température est modéré, ce qui montre que les jours les plus ensoleillés sont naturellement aussi les plus chauds. À l'inverse, les corrélations entre la puissance et la vitesse du vent ainsi qu'entre la puissance et l'humidité sont très faibles, ce qui confirme que ces deux variables n'ont pas un effet linéaire important sur la production d'énergie solaire. La Figure III.4 représente les diagrammes de dispersion entre les différentes variables météorologiques et la puissance solaire, ainsi que leurs lignes de régression linéaire.

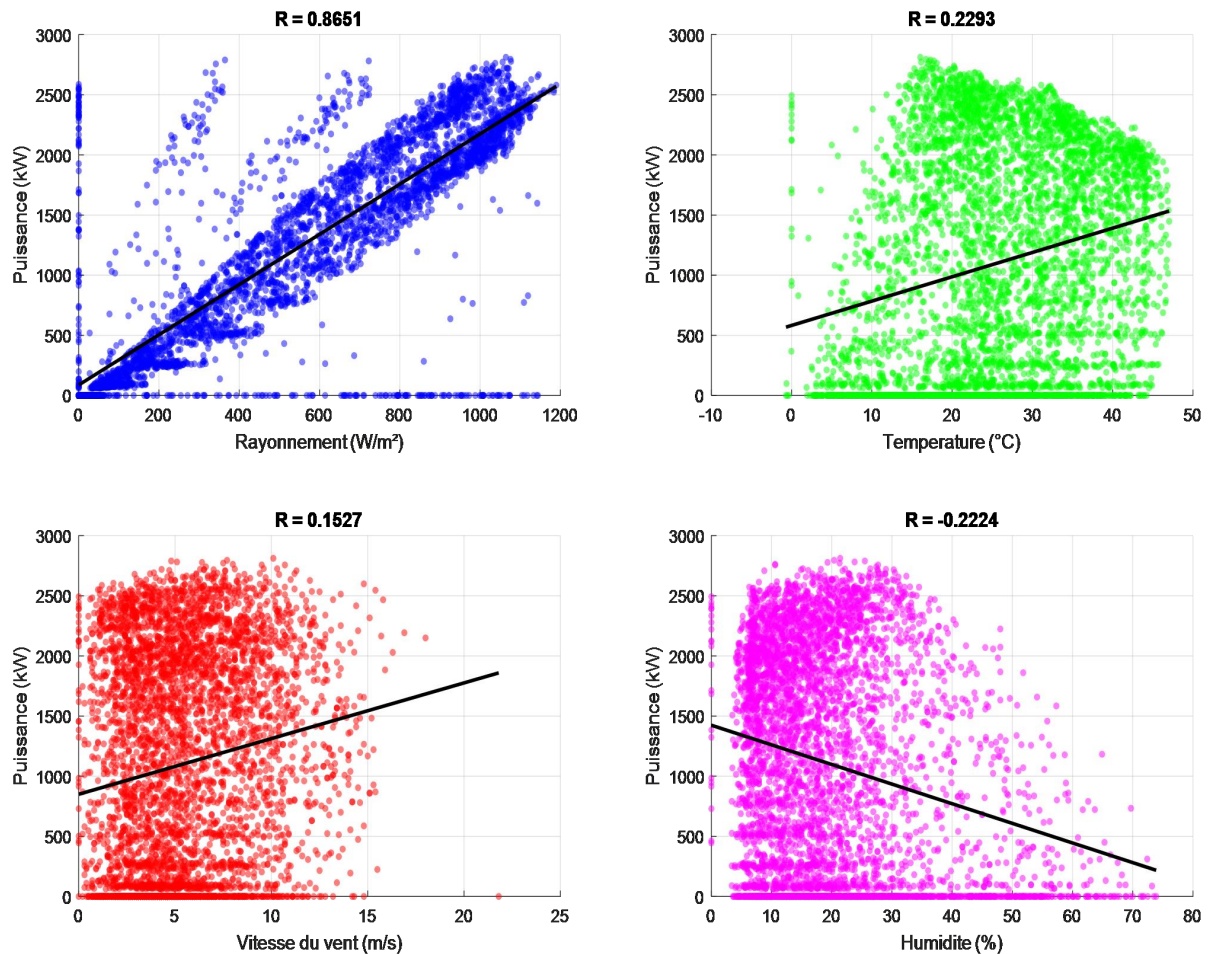


Figure III.4: Régression entre la puissance et les variables météorologiques

On observe sur la Figure III.4 que les différents points représentant la puissance et le rayonnement solaire se concentrent fortement autour de la ligne de régression, ce qui nous conduit à confirmer la corrélation linéaire solide entre ces deux variables. Quant à la relation proposée entre la puissance et la température, nous remarquons que les différents points sont plus dispersés, ce qui correspond à une corrélation modérée entre elles.

Dans le contexte de ces résultats et des résultats précédents, nous avons décidé de retenir à la fois le rayonnement solaire et la température pour les introduire comme variables dans les différents modèles de prévision que nous utiliserons. En plus d'éviter l'introduction de bruit provenant des variables qui compromettent la précision du processus de prédiction que nous effectuerons, ce qui améliore ainsi la capacité de généralisation des modèles.

III.4 Modèles de prédiction : architectures et paramètres

III.4.1 Architecture des modèles LSTM, BiLSTM et GRU

Après avoir effectué l'analyse des entrées et étudié la corrélation, nous passons immédiatement à la phase la plus importante, à savoir la phase de prédiction réelle. Nous avons conçu et mis en œuvre trois modèles pour appliquer l'apprentissage profond, à savoir LSTM, BiLSTM et GRU, où ces modèles partagent la même architecture excepté un élément, qui est le type de couche récurrente utilisée. L'architecture commune comprend les couches suivantes :

- ❖ **couche d'entrée séquentielle (sequence Input Layer)** : elle sert à recevoir les variables d'entrée sous forme de séquence temporelle. Le nombre de canaux d'entrée doit être compatible avec le nombre de variables sélectionnées.
- ❖ **La couche récurrente (LSTM, BiLSTM, GRU)** : elle contient 128 cellules et la sortie est réglée sur "last", ce qui signifie que seules les dernières sorties de la séquence sont conservées. Le choix de 128 cellules a été fait après de nombreuses expérimentations visant à atteindre un excellent équilibre entre la capacité d'apprentissage et le risque de surapprentissage.
- ❖ **Couche Dropout** : Nous avons appliqué un taux de 0,3 après la couche récurrente pour éviter le surapprentissage et améliorer la généralisation.
- ❖ **Trois couches entièrement connectées (fully connected layers)** : elles contiennent respectivement 64, 32 et 1 neurones. Ces couches transforment les caractéristiques extraites par la couche récurrente en une prédiction finale de la puissance.
- ❖ **Couche de régression (regression Layer)** : elle calcule l'erreur de prédiction en utilisant la fonction de perte Mean Squared Error (MSE).

III.4.2 Paramètres d'entraînement des modèles

Tableau III.2 présente les hyperparamètres utilisés pour entraîner tous les modèles LSTM, BILSTM, GRU. Ces hyperparamètres ont été choisis après plusieurs phases d'optimisation expérimentale visant à maximiser les performances prédictives de manière excellente pour garantir une convergence stable.

Tableau III.2 : Les hyperparamètres utilisés pour entraîner tous les modèles de prédiction

Paramètres	LSTM	BILSTM	GRU
Lookback	32	32	32
Nombre de cellules cachées	128	128	128
Dropout	0.3	0.3	0.3
Couches fully connected	3	3	3
Neurones (FC1, FC2, FC3)	64 , 32 , 1	64 , 32 , 1	64 , 32 , 1
Max Epochs	200	200	200
Mini Batch Size	32	32	32
Initial Learn Rate	0.001	0.001	0.001
Learn Rate Schedule	piecewise	piecewise	piecewise
Learn Rate Drop Factor	0.5	0.5	0.5
Learn Rate Drop Period	50	50	50
Optimizer	adam	adam	adam
Fonction de perte	MSE	MSE	MSE

III.5 Évaluation quantitative des modèles simples et hybrides

III.5.1 Visualisation des prédictions des modèles simples

Nous avons entraîné trois modèles de prévision simples, à savoir LSTM, BILSTM, et GRU, sur 70 % des données pendant la période d'entraînement. Ensuite, nous avons effectué un test sur les 30 % restants afin d'évaluer leurs performances.

La Figure III.5 présente une comparaison des prévisions des trois modèles simples avec les valeurs réelles de la puissance solaire, où nous avons limité la plage de lecture à 300 échantillons temporels du test uniquement pour une lecture claire et excellente.

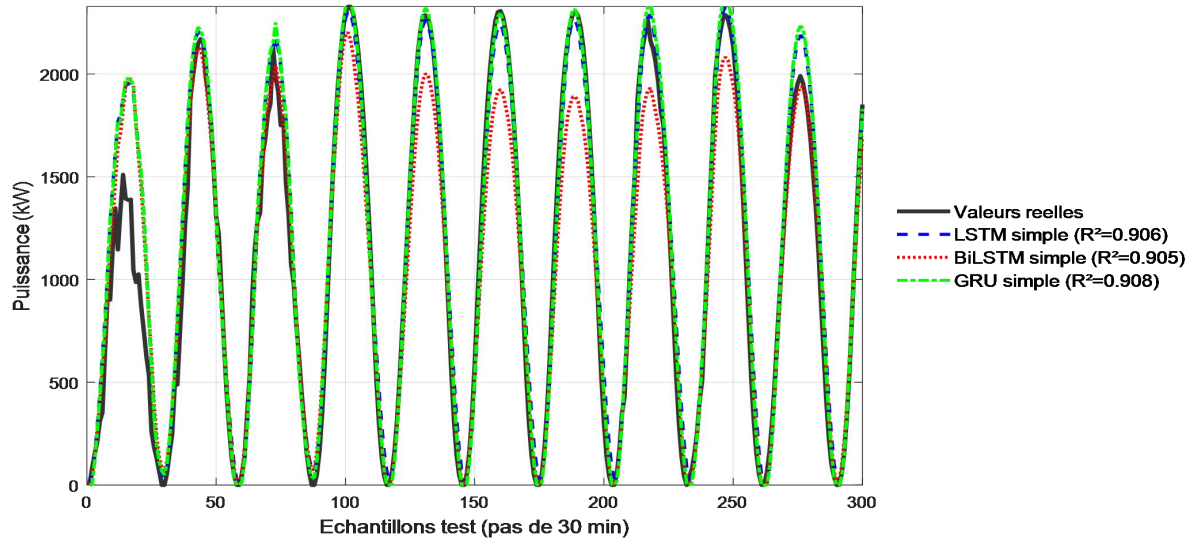


Figure III.5: Comparaison des modèles simples (LSTM, BiLSTM, GRU) - 300 premiers échantillons

La figure III.5 montre que les trois modèles (LSTM, BiLSTM et GRU) suivent correctement la tendance générale de la puissance photovoltaïque avant l'application du VMD. Cependant, des différences apparaissent au niveau de la précision des pics de production. Le modèle GRU les prédictions les plus proches des valeurs réelles, avec des courbes presque confondues. Le LSTM obtient également de bonnes performances, mais avec quelques écarts au niveau des maxima. En revanche, le BiLSTM tend à sous-estimer certains pics de puissance. Globalement, le modèle hybride GRU apparaît comme le plus performant avant l'utilisation du VMD.

Les performances des différents modèles de prédiction appliqués au site d'Adrar sont résumées dans le Tableau III.3. Chaque modèle a été évalué à l'aide de cinq indicateurs standards : RMSE, MAE, MAPE, R^2 et NRMSE, permettant d'analyser à la fois la précision, la stabilité et la capacité d'ajustement des prédictions par rapport à la puissance réelle mesurée sur le site.

Tableau III.3 : Résultats de performance des modèles appliqués au site d'Adrar avant VMD

Modèles/ critères	R^2	RMSE (kW)	MAE (kW)	MAPE (%)	nRMSE
LSTM	0.9060	237.39	128.64	31.97	0.1019
BILSTM	0.9054	238.12	153.35	25.28	0.1022
GRU	0.9084	234.31	118.91	23.73	0.1005

III.6 Décomposition par VMD

III.6.1 Paramètres de l'algorithme VMD

Tableau III.4 présente les paramètres que nous avons utilisés dans l'algorithme VMD. Ces paramètres ont été choisis après des phases d'optimisation expérimentale visant une analyse stable et efficace.

Tableau III.4: Tableau de hyperparamètres VMD

Paramètres	Valeur	description
k	2	Nombre de mode
Alpha	2000	Pénalité de bande passante
Tau	0	Pas de montée de bruit
DC	0	Pas de composante continue forcée
Init	1	Initialisation aléatoire
Max d'itérations	500	Nombre maximal d'itérations ADMM

Nous avons attribué au paramètre K, représentant le nombre de modes, la valeur 2 afin d'obtenir une séparation claire entre les deux composants. Pour le paramètre Alpha, nous avons adopté la valeur 2000, qui est généralement appropriée pour les signaux à dynamique temporelle, comme le signal que nous avons dans la puissance solaire, où son mécanisme réside dans le contrôle de la largeur de la bande passante. Ensuite, le paramètre Tau a été fixé à 0 afin d'éviter une amplification indésirable du bruit. De plus, DC a été fixé à 0 car le signal naturel ne contient pas de composante continue fonctionnelle. Pour l'initialisation aléatoire, nous avons mis init=1 pour garantir la reproductibilité des résultats. Enfin, la limite maximale du nombre d'itérations a été fixée à 500 pour assurer une convergence précise de l'algorithme ADMM.

III.6.2 Résultats de la décomposition VMD

Nous passons maintenant à l'application de l'analyse VMD sur le signal de puissance solaire afin d'extraire ses composantes fréquentielles. Nous avons d'abord normalisé la puissance solaire entre 0 et 1 pour faciliter la lecture par différents modèles de prédiction. Ensuite, nous avons appliqué l'algorithme VMD pour $K=2$. La Figure III.6 illustre le résultat de cette analyse, divisée en quatre parties. La première partie concerne le signal original de la puissance solaire naturelle que nous avons extrait auparavant. La deuxième partie traite du mode IMF1, qui est une composante à haute fréquence. La troisième partie représente le mode IMF2, qui est une composante à basse fréquence. Quant à la quatrième et dernière partie, elle montre la reconstruction du signal combinant les modes IMF1 et IMF2, superposée au signal de puissance solaire original, avec l'ajout également de l'erreur résiduelle.

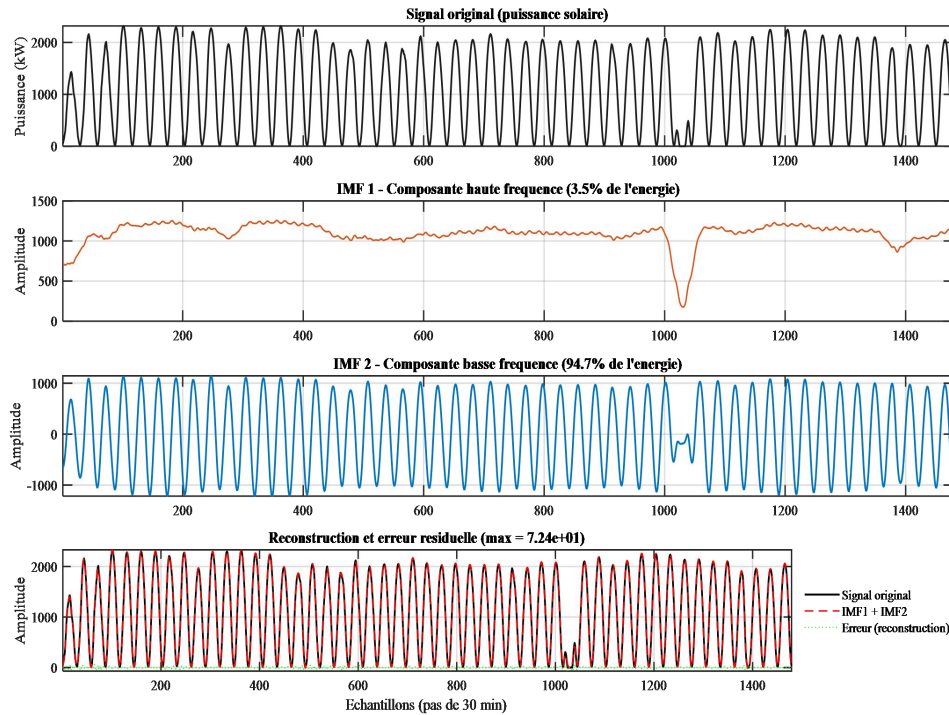


Figure III.6: Décomposition du signal de puissance solaire par VMD

L'analyse finale de la Figure III.6 montre que les deux modes extraits par l'application de VMD sont complètement différents l'un de l'autre, le mode IMF1 représentant la composante haute fréquence du signal, mettant en avant des oscillations rapides autour de zéro, avec seulement une petite fraction de l'énergie totale d'environ 3,5 %.

À travers cette situation, nous concluons qu'elle correspond physiquement de manière significative aux fluctuations rapides de la puissance solaire, dont la source est le passage des nuages, ainsi que les changements dans l'épaisseur des nuages ou diverses perturbations météorologiques de courte durée. Quant à la situation IMF2, elle représente la composante basse fréquence du signal, qui suit de manière précise l'enveloppe générale de la puissance

solaire, ainsi qu'un cycle journalier très clair. Par conséquent, cette situation contient la grande majorité de l'énergie, soit environ 94,7 %, et ainsi correspond au rayonnement solaire de base. Dans la quatrième partie de la Figure III.5, il nous est montré un processus de reconstruction des signaux IMF1 et IMF2 où ils sont superposés au signal original.

III 6.3 Résultats des prédictions obtenues après l'utilisation de VMD

Après avoir observé les prévisions des modèles simples, nous passons maintenant à l'intégration de l'analyse VMD pour enrichir les entrées des modèles de prévision.

La Figure III.7 présente différentes prévisions hybrides, à savoir LSTM+VMD, BiLSTM+VMD et GRU+VMD, qui sont comparées aux valeurs réelles de la puissance solaire pour les 300 premiers échantillons du test.

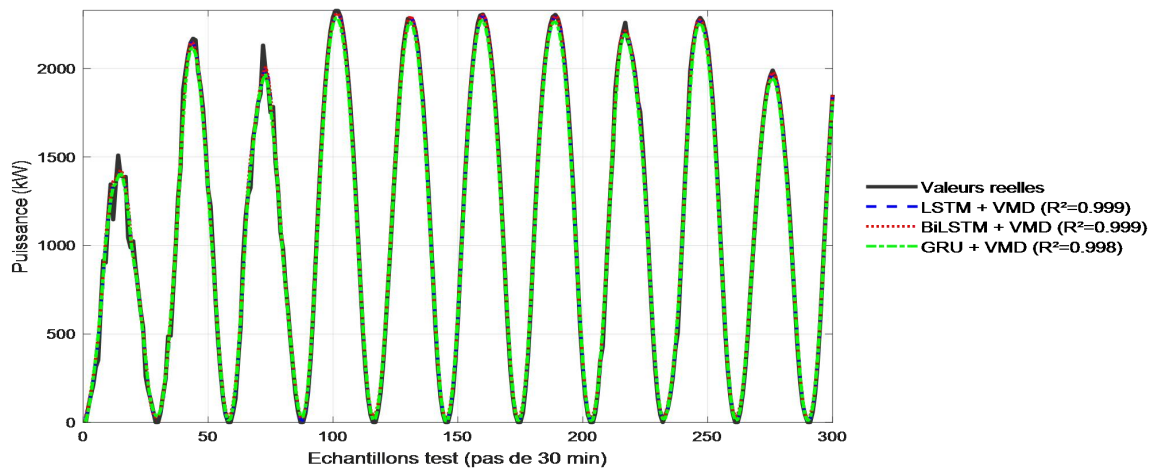


Figure III.7: Comparaison des modèles hybrides (VMD K=2) - 300 premiers échantillons

À travers l'analyse visuelle de la Figure III.7, nous remarquons une amélioration excellente des résultats comparée aux modèles standards de la Figure III.4, où les trois modèles hybrides suivent presque parfaitement les valeurs réelles de la puissance, rendant difficile la distinction entre les courbes des modèles de prévision et celle de la puissance réelle, même aux pics et aux creux de puissance.

On observe que le modèle LSTM+VMD, qui avait une performance modeste dans la version simple sans VMD, atteint le plus haut niveau de précision comparé aux autres modèles hybrides. La principale raison de cette amélioration est l'introduction de l'analyse VMD qui sépare le signal en deux composantes : IMF1 à haute fréquence et IMF2 à basse fréquence, permettant ainsi aux modèles de prévoir séparément le comportement à court terme, comme les fluctuations dues aux nuages, ainsi que le comportement à long terme représenté par le cycle quotidien.

Grâce à ces informations, le réseau permet une compréhension plus proche de la dynamique complète derrière la puissance solaire et améliore ses prévisions en conséquence.

De cette analyse, nous déduisons que tous les modèles hybrides ont donné d'excellents résultats avec un léger avantage pour LSTM+VMD, ce qui montre le rôle important joué par l'analyse VMD dans l'amélioration des performances de prévision des modèles hybrides

III.6.4 Analyse comparative des métriques d'évaluation

Pour compléter l'analyse visuelle et afin d'évaluer globalement la qualité des prévisions, nous avons calculé plusieurs indicateurs statistiques pour chaque modèle. Le Tableau III.5 présente ces indicateurs pour les trois modèles hybrides étudiés, où nous avons choisi ces indicateurs pour l'étude : le coefficient de détermination R^2 , la racine carrée de l'erreur quadratique moyenne RMSE, l'erreur absolue moyenne MAE, le pourcentage moyen d'erreur absolue MAPE, et enfin la racine carrée normalisée de l'erreur quadratique moyenne nRMSE.

Tableau III.5: Performances des modèles hybrides

modèles	R^2	RMSE (kW)	MAE (kW)	MAPE (%)	nRMSE
LSTM+VMD	0.9989	25.95	18.29	5.42	0.0111
BILSTM+VMD	0.9986	29.24	21.34	7.63	0.0125
GRU+VMD	0.9977	36.86	30.13	6.78	0.0158

III.7 Discussion

Les résultats obtenus confirment les observations visuelles précédentes, car nous constatons que les modèles simples offrent des performances modestes, avec un R^2 pour les trois modèles simples oscillant entre 0,9054 et 0,9084, tandis que pour le RMSE, les valeurs varient entre 234,31 kW et 237,39 kW, ce qui est élevé, indiquant une grande erreur de prévision. Quant aux résultats du MAPE, les pourcentages varient entre 23 % et 32 %, ce qui indique en fin de compte que les modèles simples ne peuvent pas suivre avec précision les fluctuations de la puissance solaire. En revanche, les modèles hybrides ont montré une amélioration remarquable dans toutes les mesures, avec des résultats de R^2 sautant entre 0,9977 et 0,9989, et une forte baisse des résultats du RMSE qui se situent seulement entre 25 kW et 37 kW. Et pour le MAPE, il devient très faible entre 5,4 % et 7,6 %, ce qui est excellent pour ce type de prédiction, et on trouve que pour le nRMSE, ses valeurs pour les modèles hybrides sont inférieures à 0,016, ce qui indique une erreur relative très faible, c'est-à-dire inférieure à 2 % de la plage de variation.

À partir de ces observations, on conclut que l'analyse VMD n'améliore pas seulement la qualité des prédictions, mais réduit également l'écart de performance entre les différentes structures.

III.8 Conclusion

Ce chapitre est consacré à une évaluation complète de la formulation du travail appliqué à la prédiction de l'énergie solaire pour un site dans la wilaya d'Adrar en Algérie, à travers la collecte des différents modèles utilisés pour l'apprentissage profond, à savoir LSTM, BILSTM, GRU avec analyse VMD. Cette analyse a été réalisée de manière organisée et séquentielle, de l'exploration des données à la phase d'évaluation quantitative des performances. L'étude exploratoire, ainsi que l'analyse de corrélation, ont clairement montré que le rayonnement solaire et la température sont les deux variables les plus appropriées et adaptées. Cela justifie leur choix comme seules entrées pour nos différents modèles. Ensuite, l'analyse VMD a joué un rôle majeur en divisant le signal de puissance solaire en deux composantes selon le nombre K .

Les modèles simples, c'est-à-dire sans VMD, ont donné des résultats modestes avec un R^2 d'environ 0,91 et un RMSE d'environ 235 kW, ainsi qu'un MAPE entre 23 et 32 %. Le GRU et le LSTM étaient légèrement meilleurs que le BILSTM, mais aucun des modèles n'a atteint la précision excellente et suffisante pour une application pratique. En revanche, l'intégration des modes d'analyse VMD comme entrées supplémentaires a conduit à une amélioration radicale et complète des modèles. Les modèles hybrides ont obtenu des résultats remarquables et exceptionnels, avec une valeur minimale de R^2 atteignant 0,997, tandis que le RMSE a diminué de 85 à 90 % pour atteindre des valeurs entre 25 et 37 kW, avec un MAPE ne dépassant pas 8 % comme valeur maximale parmi les modèles. Le modèle LSTM+VMD a pris la tête parmi tous les types de modèles avec un R^2 atteignant 0,9989 en tant que valeur la plus élevée, proche de la perfection dans la formulation de la prédiction.

Et en conclusion, nous disons que l'approche hybride consistant en l'analyse VMD combinée à l'apprentissage profond a montré son efficacité particulière et exceptionnelle pour la prédiction de la puissance solaire dans nos applications, atteignant une précision élevée proche de la perfection, avec un R^2 proche de un, la valeur la plus élevée jamais obtenue, et réduisant considérablement les erreurs, ce qui ouvre la voie à des systèmes de gestion des énergies renouvelable.

Conclusion générale

Dans notre travail de recherche et d'application concernant les domaines de la prédiction de la production d'énergie solaire photovoltaïque, nous avons développé une méthodologie hybride innovante combinant les modes variés VMD et les algorithmes d'apprentissage profond LSTM, GRU et BiLSTM. Notre objectif est d'améliorer la qualité ou la précision de la prédiction de la puissance solaire de manière quasi formelle en dépit des conditions météorologiques sévères, en utilisant des données réelles provenant d'un site photovoltaïque dans la wilaya d'Adrar en Algérie. L'étude exploratoire et l'analyse de corrélation ont montré que le rayonnement solaire et la température sont les variables les plus changeantes affectant la production d'énergie solaire, tandis que la vitesse du vent, l'humidité et la pression présentent des corrélations très faibles, ce qui les a placées en tant que variables secondaires. L'application de VMD avec une valeur $K=2$ a permis de décomposer le signal de puissance solaire en deux types : une composante haute fréquence IMF1 représentant environ 3,5 % de l'énergie totale avant les fluctuations dues aux nuages, et une composante basse fréquence IMF2 représentant environ 94,7 % de l'énergie globale, suivant précisément le cycle quotidien régulier du rayonnement solaire. L'erreur maximale de reconstruction n'a pas dépassé 72,4 kilowatts, ce qui la rend négligeable par rapport à la puissance totale. Les modèles simples LSTM, GRU et BiLSTM basés uniquement sur des variables climatiques fixes ont montré une performance limitée ou acceptable, avec un coefficient de détermination R^2 qui n'a jamais dépassé 0,9084 et une racine carrée de l'erreur moyenne d'environ 234 kilowatts. Cependant, l'intégration des IMF1 et IMF2 comme valeurs supplémentaires dans le modèle a considérablement amélioré la performance, quel que soit le modèle utilisé, LSTM+VMD étant le meilleur et le plus réussi avec un R^2 de 0,9989, une racine carrée de l'erreur quadratique moyenne de seulement 25,95 kilowatts et un pourcentage d'erreur absolue moyenne de 5,42 %. Comparé aux modèles simples, ces résultats montrent que la technique VMD, en séparant les différentes échelles temporelles du signal, a permis au réseau neuronal de mieux appréhender les dynamiques cachées de la puissance solaire en réponse. En conclusion, nous pouvons affirmer avec certitude que la méthodologie hybride proposée VMD+apprentissage profond a démontré une réponse exceptionnelle pour la prédiction de l'énergie solaire malgré les conditions climatiques désertiques, assurant une quasi-totalité de certitude et une réduction significative des erreurs, ce qui nous ouvre de nombreuses perspectives futures, notamment en testant d'autres valeurs du nombre de modes K , en

comparant VMD avec d'autres techniques d'analyse et de décomposition comme EMD, CEEMDAN, ainsi que l'intégration des données de prévision numérique du temps NWP, et en appliquant cette méthodologie au désert algérien.

Références

- [1] Panwar, N. L., Kaushik, S. C., & Kothari, S. (2011). Role of renewable energy sources in environmental protection: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, ,(3)15 .1524-1513
- [2] Saba, D., Laallam, F. Z., & Hadidi, A. (2024). Deep learning-based solar power forecasting: A systematic review.
- [3] Agence Internationale de l'Énergie (AIE). (2022). Statistiques mondiales de l'énergie 2022 : Consommation et impact environnemental. Paris : IEA Publications, pp. .25-10
- [4] Chabot, B. (2015). Histoire des énergies renouvelables : du moulin à eau au photovoltaïque. Paris : Éditions du Seuil, pp. .45-23
- [5] TOTAL SOLAR EXPERT : Construire un avenir énergétique durable, Juin 2013.
- [6] Mestre V, « étude et simulation d'un véhicule électrique à moteur synchrone mono source ». Thèse de doctorat, école centrale de lile.
- [7] SDES. (2025). Chiffres clés de l'énergie - Édition 2025: Consommation mondiale d'énergie primaire par énergie (2022-1971) [Graphique]. Service de la donnée et des études statistiques, Ministère de la Transition écologique.
- [8] Connaissance des Énergies. (2023, juin). Monde : La consommation d'énergie totale et la production d'électricité en 2022 [Graphique]. Statistical Review of World Energy.
- [9] Polycopié de cours , Dr SAIDI Hemza. Titre : Energies Renouvelables. 1ère année master électrotechnique (2017/2016).
- [10] ROBERT Jérôme, FABAS Laurent : Guide de la maison économe, Edition Eyrolle, Paris 2008.
- [11] BONAL Jean. ROSSETTI Pierre : Energies alternatives. Edition omniscience, France 2007.
- [12] L. Chang, 'Systèmes de Conversion de l'Énergie Éolienne', IEEE Canadian Review, pp. 1– 5,2002.
- [13] H. KANCHEV:«Gestion des flux énergétiques dans un système hybride de sources d'énergie renouvelable : Optimisation de la planification opérationnelle et ajustement d'un micro réseau électrique urbain » Thèse de Doctorat, PRES Université Lille Nord-de France2014.
- [14] Site : www.explorateurs-energie.ch .
- [15] Site : Energie-Renouvelable.tv.htm.

- [16] ADEME. (2018). Le schéma du procédé de la méthanisation agricole et la production de biogaz. Agence de la Transition Écologique. Repéré à ademe.fr .
- [17] Belkahla A. «Modélisation et Commande d'un système photovoltaïque sur la base des modèles à une et deux diodes utilisant Matlab / Simulink », Mémoire de Master, Université de Guelma, 2019 .
- [18] Touil N., Ghenbazi S., « Modélisation et Simulation d'un Système Photovoltaïque », Mémoire de Master, Université d'El-Oued, 2015 .
- [19] U.S. Energy Information Administration (EIA). (2024). Photovoltaic cells convert sunlight into electricity.
- [20] BOUZEGANE M., GAOUAOUI F., « Alimentation d'un moteur à courant continu par une source photovoltaïque », Mémoire de Master, Université De Tizi-Ouzou, 2018 .
- [21] ADEME. (2021). Le chauffage et l'eau chaude solaires : choisir le bon matériel. Guide pratique, Agence de l'Environnement et de la Maîtrise de l'Énergie.
- [22] J. Nelson, The Physics of Solar Cells, Imperial College Press, London, 2003 .
- [23] I. S. K. El-Mays, "Design and implementation of an MPPT solar charge controller," Master's thesis, Islamic University of Gaza, 2015 .
- [24] M. Camara, "Étude et dimensionnement d'un système photovoltaïque autonome," Mémoire de Master, Université Cheikh Anta Diop, Dakar, 2018.
- [25] H. Belmili, "Dimensionnement et optimisation d'un système photovoltaïque avec stockage," Thèse de Doctorat, Université de Tlemcen, 2014.
- [26] P. Rapin, Installations solaires photovoltaïques autonomes et connectées au réseau, Dunod, 2017.
- [27] Mikahl, J. (2018). Contribution à la modélisation, au dimensionnement et à la gestion d'un système de production photovoltaïque. Thèse de doctorat, Université de Technologie de Belfort-Montbéliard. Disponible sur HAL Thèses.
- [28] SABAH FETAH, MOHAMED SALMI, OUARDA ASSAS, HASSEN BOUZGOU , ABDELHAKIM BOURSAS, L'influence des paramètres climatiques en Algérie sur les performances des systèmes photovoltaïques, Laboratoire de Physique et Chimie des Matériaux, Université de M'sila.
- [29] J. A. AMUSAN, E.B. OTOKUNEFOR. The Effect of Cloud on the Output Performance of a Solar Module, Environmental Science, Engineering 2019.

- [30] A.AL BASHIR, M.AL DWERI, A.AL GHANDOOR, B.HAMMAD, W.AL KOUZ. Analysis of Effects of Solar Irradiance, Cell Temperature and Wind Speed on Photovoltaic Systems Performance. International Journal of Energy Economics and Policy ,2020 ,10(1) ,353-359.
- [31] ZOUAOUI HAYET. Impact des conditions météorologiques sur le rendement d'un panneau solaire PV. Mémoire master de physique appliquée , Université Larbi ben M'hidi Oum el Bouaghi, 2020.
- [32] Dragomiretskiy, K. & Zosso, D. (2014). Variational Mode Decomposition. IEEE Transactions on Signal Processing, Vol. 62, No. 3, pp. 531-544.
- [33] Huang, N.E., Shen, Z., Long, S.R., Wu, M.C., Shih, H.H., Zheng, Q., Yen, N.C., Tung, C.C. & Liu, H.H. (1998). The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proceedings of the Royal Society A, Vol. 454, pp. 903-995.
- [34] Wu, Y.-K.; Su, P.-E.; Wu, T.-Y.; Hong, J.-S.; Hassan, M.Y. Probabilistic wind-power forecasting using weather ensemble models. IEEE Trans. Ind. Appl. 5620–5609 ,54 ,2018. [CrossRef].
- [35] Voyant, C., et al. (2017). Machine learning methods for solar energy forecasting: A short review. In Handbook of Artificial Intelligence for Smart Grids (pp. 45-68).
- [36] Box, G. E. P., & Jenkins, G. M. (1976). Time Series Analysis: Forecasting and Control. Holden-Day.
- [37] IEEE. (2024). Machine Learning of Solar Energy Forecasting Using Ensemble LSTM Method. 2024 International Conference on Smart Grid and Clean Energy Technologies (ICSGCE), Cardiff, United Kingdom.
- [38] Bilan, N., et al. (2025). Hourly Photovoltaic Power Forecasting Using Exponential Smoothing: A Comparative Study Based on Operational Data. Solar, 5(4), 48.
- [39] <https://blog.cellenza.com/data/machine-learning/ia-machine-learning-de-la-perception-a-laction/>. Consulté le [11/03/2022].
- [40] Alenoach. (2020). Carto IA deepLearning [Image]. Wikipédia. https://fr.wikipedia.org/wiki/Fichier:Carto_IA_deepLearning.svg .
- [41] <https://www.appier.com/en/> . Consulté le [01/04/2022].
- [42] <https://www.techtarget.com/searchenterpriseai/definition/machine-learning-ML> . Consulté le [14/03/2022].

- [43] Quantib. (n.d.). Deep Learning (DL): A deep neural network for brain tumor classification. Quantib Medical Imaging. Retrieved June 5, 2026, from quantib.com
- [44] Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). Deep Learning. MIT Press.
- [45] https://www.projectpro.io/article/deep-learning-algorithms/443#mcetoc_1fa5p0p6q12 . Consulté le [12/06/2022].
- [46] Olah, C. (2015). Understanding LSTM Networks. Colah's Blog. Retrieved from <https://colah.github.io/posts/08-2015-Understanding-LSTMs/>
- [47] LeCun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. Nature, 521(7553), 436-444.
- [48] Graves, A., & Schmidhuber, J. (2005). Framewise phoneme classification with bidirectional LSTM and other neural network architectures. Neural Networks, 18(5-6), 602-610.
- [49] M. I. Oulad Tayeb et M. A. Lahachami, "Analyse Comparative des Techniques de Décomposition pour la Prévision d'Énergie Photovoltaïque," Mémoire de Master, Univ. Ghardaïa, 2024.
- [50] Li, C., L. Zhan, and L. Shen, Friction signal denoising using complete ensemble EMD with adaptive noise and mutual information. Entropy, 2015. 17(9):P. 5965-5979.
- [51] Zhang, G.P., Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model. Neurocomputing, 2003.50:P. 159/175.
- [52] P. Singh, S. D. Joshi, R. K. Patney, and K. Saha. The fourier decomposition method for nonlinear and non-stationary time series analysis. Proceedings of the Royal Society A, 473(2200), 2017.
- [53] Addison, P.S., The illustrated wavelet transform handbook: introductory theory and applications in science, engineering, medicine and finance. 2017: CRC press.
- [54] Dragomiretskiy, K., & Zosso, D. (2014). Variational mode decomposition. IEEE Transactions on Signal Processing, 62(3), 531-544.
- [55] Daubechies, I., Lu, J., & Wu, H. T. (2011). Synchrosqueezed wavelet transforms: An empirical mode decomposition-like tool. Applied and Computational Harmonic Analysis, 30(2), 243-261.
- [56] Bertsekas, D. P. (2014). Constrained Optimization and Lagrange Multiplier Methods. Academic Press.
- [57] Wiener, N. (1949). Extrapolation, Interpolation, and Smoothing of Stationary Time Series. MIT Press.

- [58] Hestenes, M. R. (1969). Multiplier and gradient methods. *Journal of Optimization Theory and Applications*, 4(5), 303/320.
- [59] Oppenheim, A. V., & Schaffer, R. W. (2010). *Discrete-Time Signal Processing*(3rd ed.). Pearson.
- [60] Zhao, X., et al. (2024). Solving the temporal lags in local significant wave height prediction with a new VMD-LSTM model.
- [61] Station de mesure de la wilaya d'Adrar, Algérie. (déc. 2016). Fichier Excel des séries temporelles (P (kW), Rglob (W/m²), T (°C), V (m/s), H (%), Patm (hPa)) – Pas de temps : 30 minutes. [Document de travail].