

FACULTE DE TECHNOLOGIE
DEPARTEMENT D'ELECTRONIQUE

N° :



DOMAINE : SCIENCE ET TECHNOLOGIE

FILIERE : ELECTRONIQUE

OPTION : INSTRUMENTATION

**Mémoire présenté pour l'obtention
Du diplôme de Master Académique**

Par :

TERRAFI Youcef

BOUSLAH Imad Eddine

Intitulé

**Prédiction A Court Terme d'Irradiance
Solaire Horizontale Globale Par La Méthode
D'ensemble De Vecteur A Support Machine**

Soutenu devant le jury composé de :

Dr. Kahlouche Ahmed	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Président
Mr. Mezaache Hatem	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Rapporteur
Dr. Zemouri Nahed	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Co-Rapporteur
Dr. Fodil Malika	Université Mohamed Boudiaf M'sila	Examineur

Année universitaire : 2023 / 2024

Remerciements

Tout d'abord, nous remercions Allah la toute puissante de nous avoir donné le courage et la patience nécessaires pour mener ce travail à son terme.

Nous souhaitons exprimer notre profonde gratitude à notre Encadreur,

***Mr. MEZAACHE Hatem**, pour ses conseils avisés, son soutien indéfectible et sa Patience. Ses précieuses orientations et son expertise ont été déterminantes pour la Réussite de ce mémoire.*

*Nous tenons également à remercier Dr. **ZEMOURI Nahed** pour son aide Précieuse et son soutien continu au cours de cette période de recherche. Ses conseils et*

Encouragements ont été d'une grande aide pour nous...

Enfin, nous remercions toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à L'accomplissement de ce mémoire. Que leurs contributions, petites ou grandes, soient ici reconnues et appréciées.

YOUCEF et IMAD EDDINE

Dédicaces

**JE DÉDIE CE TRAVAIL
A MA FAMILLE QUI M'A DOTÉ D'UNE ÉDUCATION
DIGNE,
SON AMOUR A FAIT DE MOI CE QUE JE SUIS
AUJOURD'HUI
A MA CHÈRE MÈRE:
BOUSLAH SAADIA
A CELLE QUI S'EST CHANGÉE LA NUIT EN JOUR POUR
M'ASSURER LES BONNES CONDITIONS
A MON CHER PÈRE:
BOUSLAH ABD ELHAMIDE
POUR LE GOUT À L'EFFORT QU'IL A SUSCITÉ EN MOI,
DE PAR SA RIGUEUR
A MON HONORABLE PROFESSEUR :
BOUSLAH NADIR
A MON CAMARADE "YOUCEF"
POUR CES EFFORTS ET SON SOUTIEN CONSTANT
A VOUS MES FRÈRES" OUSSAMA ET RAYANE"
A VOUS MES SŒURS "TEYSSIR ET MANAR"
A MON CHER" MOHAMED" MON MEILLEURE AMI, QUI
ME DONNE TOUJOURS DE
L'ESPOIR ET LES ENCOURAGEMENTS
A TOUTES MES AMIES, PARTICULIÈREMENT:
"HAMZA, OUALID, ,NABIL, BADREDDINE, SAMI,
ABDENNOUR, AYACHE,AZZEDDINE"
QUI M'ONT TOUJOURS ENCOURAGÉ, ET À QUI JE
SOUHAITE PLUS DE SUCCÈS.**

IMADEDLINE

**J'AI LE GRAND PLAISIR DE DÉDIER CE MODESTE
TRAVAIL :**

**A MA TRÈS CHÈRE MÈRE, TOUJOURS L'ESPOIR
DE VIVRE ET QUI N'A JAMAIS CESSÉ DE PRIER
POUR MOI.**

**A MON TRÈS CHER PÈRE, POUR SES
ENCOURAGEMENTS, SON SOUTIEN, SURTOUT
POUR SON AMOUR ET SON SACRIFICE AFIN QUE
RIEN N'ENTRAVE LE DÉROULEMENT DÈMES
ÉTUDES.**

YOUCEF

Abstract

In recent years, solar energy has been considered one of the essential renewable energy sources worldwide. Solar energy is a source of power that depends on the sun. Solar irradiation heavily depends on weather conditions, which are variable and uncontrollable. Consequently, predicting solar radiation plays a key role in integrating solar energy resources into the electrical grid. For this reason, several forecasting techniques have been proposed in the literature.

In this context, the main objective of this work is to develop a model for predicting global horizontal solar irradiation based on the ensemble method of support vector machines.

To evaluate the performance of the proposed prediction model, we have chosen the following metrics: Normalized Mean Squared Error (RMSE), Mean Absolute Error (MAE), Forecast Skill (FS), and the coefficient of determination (R^2).

Keywords: Solar Energy, Time Series, Global Horizontal Solar Irradiance, Prediction, Support Vector Machine.

Résumé

Au cours des dernières années, l'énergie solaire est considérée comme l'une des sources d'énergie renouvelable essentielle dans le monde, l'énergie solaire est une source d'énergie qui est dépendante du soleil. L'irradiation solaire dépend fortement des conditions météorologiques qui sont variables et incontrôlables. Par conséquent, la prévision du rayonnement solaire joue un rôle clé pour intégrer les ressources d'énergie solaire dans le réseau électrique. Pour cette raison plusieurs techniques de prévision ont été proposées dans la littérature.

Dans ce cadre l'objectif principale de ce travail est d'inventer un modèle pour la prévision d'irradiation solaire horizontale globale qui sera basé sur la méthode d'ensemble de vecteurs à support machine.

Pour l'évaluation des performances du modèle de prédiction proposé nous avons choisis comme critère les métriques suivantes : Erreur quadratique moyenne normalisée (**RMSE**), Erreur absolue moyenne (**MAE**), le coefficient compétence de prédiction (**FS**) et le coefficient de détermination (**R²**).

Mots clés : Energie Solaire, Séries Temporelles, Irradiance Solaire Horizontale Globale(**GHI**), Prédiction, Vecteur à Support Machine(**SVM**).

ملخص

في السنوات الأخيرة، تم اعتبار الطاقة الشمسية واحدة من مصادر الطاقة المتجددة الأساسية في العالم. الطاقة الشمسية هي مصدر طاقة يعتمد على الشمس. يعتمد الإشعاع الشمسي بشكل كبير على الظروف الجوية التي تكون متغيرة وغير قابلة للتحكم. وبالتالي، يلعب التنبؤ بالإشعاع الشمسي دورًا رئيسيًا في دمج موارد الطاقة الشمسية في شبكة الكهرباء. لهذا السبب، تم اقتراح عدة تقنيات للتنبؤ في الأدبيات.

في هذا السياق، الهدف الرئيسي من هذا العمل هو تطوير نموذج لتنبؤ بالإشعاع الشمسي الأفقي العالمي بناءً على طريقة مجموعة آلات المتجهات الداعمة.

لتقييم أداء نموذج التنبؤ المقترح، اخترنا المعايير التالية: متوسط الخطأ التربيعي المُطَبَّع (RMSE)، متوسط الخطأ المطلق (MAE)، مهارة التنبؤ (FS)، ومعامل التحديد (R^2).

الكلمات المفتاحية: الطاقة الشمسية، السلاسل الزمنية، الإشعاع الشمسي الأفقي العالمي، التنبؤ، آلة المتجهات الداعمة.

Sommaire

Introduction Générale

Chapitre I Généralité Sur L'énergie Solaire

I.1.Introduction	4
I.2.Definition L'energie Renouvelable	4
I.2.1.Croissance Et Avantages Des Energies Renouvelables Dans Un Système Energétique Durable	4
I.3.Historique De L'énergie Photovoltaïque Solaire	5
I.4.L'utilisation De L'energie Solaire	5
I.4.1.Le Concept D'énergie Solaire	6
I.4.2.Rayonnement Solaire	7
I.4.2.1.Rayonnement Direct	7
I.4.2.2.Rayonnement Diffus	8
I.4.2.3.Rayonnement Réfléchi Ou L'albédo	8
I.4.2.4.Rayonnement Global	8
I.5.L'énergie Solaire Photovoltaïque	9
I.6.1.Cellule Photovoltaïque Solaire	9
I.6.1.Cellule Photovoltaïque	9
I.6.2.La Structure	10
I.6.3.Le Principe D'une Cellule Solaire	10
I.7.Les Caractéristiques Du PV	11
I.8.Les Modules Solaires	11
I.9.Composants D'un Module Solaire Photovoltaïque	12
I.10.La Conversion En Energie Solaire	12
I.10.1.L'envoi De La Lumière	12
I.10.2.L'énergie Des Photons Est Transférée Aux Charges Electriques	13

I.10.3.La Réception Des Frais	13
I.11.L'impact De L'eclairage Et De La Temperature	13
I.12.L'énergie Solaire Dans Le Monde	15
I.13.Gisement Solaire En ALGERIE	16
I.14.Situation Energetique En ALGERIE	17
I.15.Présentation Des Diverses Methodes De Production D'energie Solaire Thermique	18
conclusion	20
Chapitre II	Les Vecteurs A Supports Machines
II.1.Introduction	22
II.2.Formulation	23
II.3.SVM Principe De Fonctionnement Général	23
II.3.1.Notion De Base	23
II.3.1.1.Hyperplan Séparateur	23
II.3.1.2.Vecteur De Support	24
II.3.1.3.La Marge	24
II.3.1.4.Fonction Noyau	25
II.3.2.Linéarité Et Non-Linéarité	25
II.4.Régression Vectorielle De Support(SVR)	26
II.5.Définition De La Régression Vectorielle De Support(SVR)	26
II.6.Le Concept De SVR	27
II.7.Les Termes Clés Dans La Régression Des Vecteurs De Soutien	27
II.7.1.Kernel	27
II.7.2.Hyperplan	28
II.7.3.Ligne De Démarcation	28
II.7.4Support Vectoriel Pour Les Régressions (SVR)	29

II.8.Les Options De Support Vectoriel Pour Les Régressions (SVR)	30
II.8.1.Kernel	30
II.8.2.Degré	30
II.8.3.Gamma	30
II.8.4.Le Paramètre De Régularisation C	30
II.8.5.Epsilon	30
II.9.Les Avantages De SVR	30
II.10.Les Limites De SVR	31
II.11.Utilisation De SVR En L'energie Solaire	32
II.11.1.Prévision De L'énergie Solaire Produite	32
II.11.2.Estimation De L'efficacité Des Systèmes Photovoltaïques	32
II.11.3.Détection Des Anomalies Et Maintenance Prédictive	32
II.11.4.Optimisation De La Gestion De L'énergie	32
II.11.5.Analyse De La Performance Des Panneaux Solaires Individuels	32
II.11.6.Recherche Et Développement De Nouveaux Matériaux	32
II.12.Régression Logistique	33
conclusion	34
Chapitre III Simulation Et Résultats D'exécution	
III.1.Introduction	36
III.2.Matlab 2013a	36
III.3.Définition D'une Série Temporelle	36
III.4.Classification De La Prediction De Rayonnement Solaire	37
III.4.1.Prédiction A Court Terme	37
III.4.2.Prédiction A Moyen Terme	37

III.4.3.Prédiction A Long Terme	37
III.5.Sources De Données	38
III.6.Évaluation Des Performances Prédicatives	40
III.6.1.Erreur Quadratique Moyenne (RMSE)	40
III.6.2.Compétence De Prévision (FS)	41
III.6.3.Coefficient De Détermination (R^2)	41
III.6.4.Erreur Moyenne Absolue Relative (MAPE)	41
III.7.Résultat D'exécution	41
III.7.1.Ensemble D'apprentissage	42
III.7.2.Ensemble De Validation	42
III.7.3.Ensemble De Test	42
III.7.4.Noyaux Utilisés	42
III.7.4.1.Support Vecteur Machines Avec Un Noyau A Base Radiale (SVM_RBF)	43
III.7.4.2.Support Vecteur Machines Avec Un Noyau Linéaire(SVM_LIN)	45
III.7.4.3.Support Vecteur Machines Avec Un Noyau Polynomial (SVM_POLY)	47
Conclusion	50
Conclusion Générale	52
Bibliographie	55

LISTE DES ABREVIATIONS

DC/AC	Courant continu / Courant alternatif.
I_{re}	Irradiation (kW/m ² /j).
PV	Photovoltaïque.
RBF	Fonction de base radiale.
SVM	Machine à vecteurs de support.
SVR	Régression à vecteurs de support.
R²	Coefficient de détermination.
FS	Compétence de prévision.
RMSE	Erreur quadratique moyenne.
GHI	Irradiation horizontale globale.
Gamma(γ)	Un coefficient d'échelle.
coef0	Une constante ajoutée qui contrôle le biais dans le noyau.
Degree	Le degré du polynôme, qui détermine le niveau de non-linéarité introduit par le noyau.
MAPE	Erreur moyenne absolue relative.

LISTE DES FIGURES

Figure I.1 Image du soleil.	06
Figure I.2 Analyse spectrale du rayonnement solaire.	07
Figure I.3 Les trois éléments qui constituent le rayonnement solaire global sur une surface inclinée.	09
Figure I.4 Exemple de cellule et de module photovoltaïque en silicium.	10
Figure I.5 Fonctionnement d'une cellule photovoltaïque.	11
Figure I.6 Module photovoltaïque.	
Figure I.7 Composition d'un module solaire photovoltaïque.	12
Figure I.8 Influence de l'éclairement solaire.	14
Figure I.9 Influence de la température.	15
Figure I.10 Irradiation globale journalière reçue sur plan horizontal aux mois de Juillet et Décembre.	16
Figure I.11 Répartition de la production nationale d'électricité en Algérie.	17
Figure I.12 Croissance annuelle du marché mondial du solaire thermique.	18
Figure I.13 Production de l'énergie solaire thermique.	19
Figure II.1 Classifieur linéaire et marge.	22
Figure II.2 Exemple d'hyperplan H.	24
Figure II.3 L'hyperplan optimal, vecteurs de support et marge.	
Figure II.4 La séparation linéaire et non linéaire.	25
Figure II.5 Exemple de changement de l'espace de données.	26
Figure II.6 Hyper plan.	28
Figure II.7 Hyperplan et ligne de démarcation.	29
Figure II.8 Le vecteur à support régression.	

Figure II.9 Régression Logistique.	33
Figure III.1 Location de TAMANRASSET.	39
Figure III.2 La série chronologique des données GHI sur 11 ans successives à chaque heure de station site de TAMANRASSET.	40
Figure III.3 La série chronologique de données GHI de 10000 échantillons.	41
Figure III.4.a Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machines avec un noyau à base radiale (SVM_RBF).	45
Figure III.4.b Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machines avec un noyau à base radiale (SVM_RBF).	
Figure III.5.a Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machine avec un noyau linéaire (SVM_LIN).	47
Figure III.5.b Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machine avec un noyau linéaire (SVM_LIN).	
Figure III.6.a Les résultats statistiques pour le site TAMANRASSET cite en utilisant un Support vecteur machine avec un noyau polynomial (SVM_POLY).	49
Figure III.6.b Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support vecteur machine avec un noyau polynomial (SVM_POLY).	
Figure III.7 Un histogramme représentant une Comparaison entre les différents types de SVM en terme les erreurs.	50

LISTE DES TABLEAUX

Tableau I.1 Quelques valeurs d'albédo.	08
---	----

Tableau III.1 Informations générales sur le site de test (TAMANRASSET).	40
Tableau III.2 Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machines avec un noyau à base radiale (SVM_RBF).	44
Tableau III.3 Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machines avec un noyau linéaire (SVM_LIN).	46
Tableau III.4 Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machines avec un noyau polynomial (SVM_POLY).	48
Tableau III.5 Comparaison entre les différents types de SVM en terme les erreurs.	50

Introduction Générale

Introduction Générale

L'avenir énergétique s'oriente vers les énergies renouvelables, qui sont des sources inépuisables comme le soleil, le vent, l'eau et la biomasse. Ces "énergies vertes" se distinguent par leur faible impact environnemental, ne produisant ni gaz à effet de serre ni pollution atmosphérique significative [1]. Contrairement aux énergies fossiles, elles ne contribuent pas à l'épuisement des ressources naturelles. Leur faible impact environnemental fait des énergies renouvelables un élément crucial des stratégies de Responsabilité Sociale des Entreprises (RSE). De nombreuses entreprises les intègrent dans leurs opérations pour réduire leur empreinte écologique et lutter contre le changement climatique [1].

L'énergie solaire, la plus abondante sur Terre, alimente la plupart des autres énergies renouvelables. Elle se convertit en électricité via des panneaux photovoltaïques ou en chaleur thermique pour le chauffage et la production d'électricité.

Cependant, le rayonnement solaire est sujet à des perturbations comme les nuages et les aérosols. Prédire l'irradiation solaire est donc crucial pour anticiper les performances des systèmes solaires et assurer la stabilité des réseaux électriques.

Les compagnies d'électricité doivent prédire la production et la consommation d'électricité pour optimiser l'utilisation des générateurs et réduire les coûts. Cela nécessite une estimation précise de l'irradiation solaire, complexe en raison de sa variabilité temporelle due aux conditions météorologiques [2].

Les énergies renouvelables sont un pilier du développement durable. Elles offrent une alternative viable aux énergies fossiles et contribuent à un avenir plus respectueux de l'environnement. La prédiction de l'irradiation solaire est essentielle pour améliorer l'efficacité et la rentabilité des systèmes solaires, augmentant ainsi la valeur de la production d'énergie solaire [2].

Dans notre étude, nous nous sommes intéressés la prévision d'énergie solaire dans une région spécifique de l'Algérie à savoir la ville de Tamanrasset située au sud Algérien.

Dans le cadre de notre mémoire nous avons utilisé un algorithme d'apprentissage automatique supervisé qui est SVM qui est basé sur les fonctions Kernel suivantes : un noyau à base radiale (RBF), un noyau linéaire (LIN) et un noyau polynomial (POLY).

Le travail présenté dans ce mémoire est donc organisé en trois chapitres qui sont structurés comme suit :

Le premier chapitre donne une description générale sur l'énergie solaire.

Dans ce chapitre, nous avons abordé le concept de l'énergie durable et souligné son importance à l'ère moderne. Nous avons également détaillé l'énergie solaire, qui constitue la base de ce travail. Nous avons expliqué comment l'énergie solaire est convertie en électricité via des panneaux photovoltaïques et l'importance de cette source d'énergie renouvelable.

L'objectif du deuxième chapitre est de présenter l'un des outils les plus utilisés dans l'apprentissage automatique supervisé pour la prévision de l'irradiation solaire. Qui est "SVM" (Support Vecteur Machine) comme fondement théorique, en mettant l'accent sur son application via "SVR" (Régression vectorielle de support), utilisée spécifiquement pour ce type de prévision. Nous avons illustré comment cette technique est employée pour analyser les données climatiques et prévoir avec précision l'irradiation solaire.

Le troisième chapitre constitue le cœur de notre étude, où nous avons présenté les résultats obtenus à partir de l'application de la méthode proposée pour notre système de prévision. Nous avons comparé les résultats et analysé les erreurs en utilisant des courbes et des tableaux qui facilitent la comparaison. En nous basant sur ces comparaisons, nous avons déterminé la meilleure méthode de prévision parmi celles utilisées, ce qui nous a permis d'améliorer la précision des prévisions de l'irradiation solaire à Tamanrasset, nous avons pu identifier la méthodes la plus efficace et précise pour la prévision, pour contribuer à optimiser l'utilisation de l'énergie solaire et à renforcer son rôle dans la satisfaction des besoins énergétiques durables de la région. Et à la fin nous terminerons notre travail par une conclusion générale.

**Chapitre I : Généralité Sur l'énergie
Solaire.**

I.1.Introduction

La source énergétique du soleil est presque illimitée, elle pourrait représenter plusieurs milliers de fois notre consommation totale d'énergie [3].C'est la raison pour laquelle l'humanité cherche depuis longtemps à exploiter cette énergie essentielle et répandue à travers la planète. Il a réussi à atteindre cet objectif grâce à la technologie appelée cellule photovoltaïque. Le terme "Photovoltaïque" est originaire du Grec et se compose de deux éléments : **Photos** : Lumière, **Volt** : Unité de tension électrique, du nom Alessandro volta.

Une partie du rayonnement solaire est transformée directement en énergie électrique par l'énergie solaire photovoltaïque. Une cellule photovoltaïque (PV) est utilisée pour convertir cette énergie, en utilisant un phénomène physique appelé effet photovoltaïque. Cette force électromotrice est produite lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière. La tension produite peut différer selon le matériau employé pour la construction de la cellule. La mise en série/parallèle de plusieurs cellules photovoltaïques crée un générateur photovoltaïque (GPV) avec une caractéristique courant-tension (I-V) non linéaire et un point de puissance maximale [4].

Dans ce chapitre, nous allons présenter une vue générale sur les énergies renouvelables, incluant leur définition et leurs ressources. Ensuite, nous aborderons quelques généralités sur l'énergie solaire.

I.2.Définition L'énergie Renouvelable

Le terme "énergie renouvelable" désigne une source d'énergie qui se renouvelle suffisamment rapidement pour être qualifiée d'inépuisable. Il est nécessaire que sa vitesse de formation soit plus rapide que sa vitesse d'utilisation. Les énergies renouvelables sont issues de processus naturels réguliers ou constants, principalement générés par le Soleil (énergie solaire, hydraulique, éolienne, biomasse), la Lune (énergie marémotrice, certains courants : énergie hydrolienne) et la Terre (géothermie profonde). À la différence des énergies fossiles et nucléaires, ces énergies ne sont pas stockées, mais plutôt consommées [5-6].

I.2.1.Croissance Et Avantages Des Energies Renouvelables Dans Un Système Energétique Durable

Ces dernières années, le développement et l'utilisation des énergies renouvelables ont connu une croissance significative. À l'horizon de 20 à 30 ans, tout

système énergétique durable reposera sur une utilisation rationnelle des sources traditionnelles et une utilisation croissante des énergies renouvelables [7].

De leur côté, ces énergies répondent à 13 % de la demande, dont 10 % pour l'hydraulique. Les énergies renouvelables ont deux avantages en comparaison avec les énergies classiques (fossiles et nucléaires) : elles ne génèrent pas d'émissions de gaz à effet de serre lors de leur utilisation et elles possèdent des gisements renouvelables, donc durables. Il s'agit d'énergies de circulation, contrairement aux énergies dites de stock (gaz, fioul, charbon, uranium,...) [7].

L'utilisation de sources d'énergies renouvelables pour produire de l'électricité décentralisée permet d'assurer une plus grande sécurité d'approvisionnement des consommateurs tout en préservant l'environnement [4,6].

I.3.Historique De L'énergie Photovoltaïque Solaire

L'énergie solaire photovoltaïque fait son apparition dans l'histoire en 1838, lorsqu'Alexandre Edmond Becquerel expérimente une batterie électrolytique à électrodes de platine et observe une augmentation du courant lorsque ces électrodes sont exposées au soleil. En 1873, Willoughby Smith fait la découverte de l'effet photovoltaïque dans les matériaux solides, en particulier le sélénium. Quelques années après, en 1877, William Grylls Adams et Richard Evans Day produisent de l'électricité en exposant le sélénium à la lumière, ce qui constitue la première cellule photovoltaïque au sélénium [8].

En 1953, la cellule solaire en silicium est découverte par Calvin Fuller, Gerald Pearson et Daryl Chaplin, qui peut générer une quantité d'électricité suffisante pour faire fonctionner de petits appareils électriques, ce qui marque une étape majeure dans l'histoire de l'énergie solaire photovoltaïque. Les premières cellules solaires commerciales sont commercialisées en 1956, mais leur prix est à l'origine très élevé.

C'est seulement en 1970 que les prix diminuent d'environ 80%, ce qui rend la technologie plus abordable. Les satellites américains et soviétiques sont alors équipés de cellules solaires à partir de la fin des années 1950 [8].

I.4.L'utilisation De L'énergie Solaire

Il s'agit d'une énergie infinie, si présente qu'on a tendance à l'ignorer. Cependant, cette énergie incidente est plus de 10 000 fois supérieure à la consommation mondiale d'énergie [5]. Ainsi, il s'agit d'une énergie abondance et durable.

Malheureusement, il est impossible de l'utiliser directement car il est nécessaire de la convertir en d'autres formes d'énergies plus bénéfiques [9] :

- ✓ En bénéficiant directement du rayonnement solaire (énergie passive).
- ✓ En utilisant la chaleur du rayonnement solaire (énergie thermique).
- ✓ En transformant le rayonnement solaire en électricité grâce à des cellules photovoltaïques (énergie photovoltaïque).

I.4.1. Le Concept D'énergie Solaire

Le soleil fait partie d'une multitude d'étoiles. Elle a un diamètre d'une cinquantaine de fois celui de la Terre. La lumière solaire, qui se déplace à une vitesse impressionnante de 300 000 kilomètres par seconde, parvient à la Terre en un peu plus de 8 minutes. Le soleil possède une masse suffisante pour pouvoir rayonner pendant des milliards d'années. Environ 100 milliards de milliards de kilowattheures sont émis par le soleil dans toutes les directions chaque seconde, et la Terre avec son atmosphère en reçoit environ 30 milliards la figure I.1 présente une image du soleil.



Figure I.1 Image du soleil [10].

Pour exprimer en unités thermiques l'énergie solaire atteignant annuellement l'atmosphère terrestre, on utilise l'unité Q ($1 Q = 10^{18}$ BTU), correspondant à 40 milliards de tonnes de charbon. Cette énergie annuelle est de 5 000 unités Q. Cette quantité d'énergie est impressionnante comparée aux 0,2 Q utilisés par l'humanité en 1972 et aux 0,2 Q employés par la photosynthèse terrestre annuellement [11].

Le spectre du rayonnement solaire varie (voir **Figure I.2**) de 0,3 micron à 5 microns, avec un maximum de 0,47 micron dans le visible. Le spectre visible va de 0,35 micron (violet) à 0,7 micron (rouge), le proche infrarouge commence au-delà de 0,7 micron.

L'énergie solaire peut être produite et utilisée de différentes manières :

- L'énergie solaire thermique, produisant de la chaleur via des panneaux sombres ou de la vapeur convertie ensuite en électricité.
- L'énergie solaire photovoltaïque, générant directement de l'électricité à partir de la lumière grâce à des panneaux solaires. Cette énergie est exploitée dans de nombreux pays, notamment ceux dépourvus de ressources énergétiques conventionnelles comme les hydrocarbures ou le charbon.

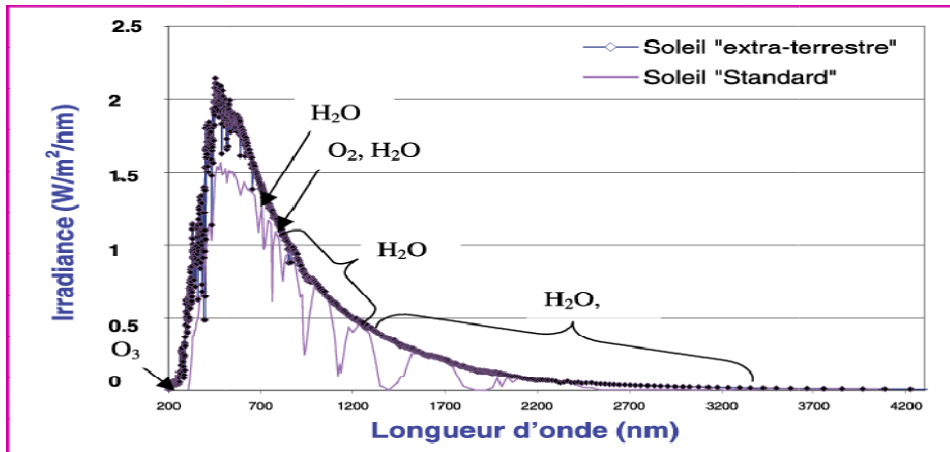


Figure I.2 Analyse spectrale du rayonnement solaire [12].

I.4.2. Rayonnement Solaire

Les réactions de fusion thermonucléaires génèrent l'énergie solaire en fusionnant plusieurs noyaux atomiques légers en un seul (4 noyaux d'hydrogène) en un noyau d'hélium [8]. On peut distinguer quatre types de rayonnement solaire, dont la proportion varie en fonction du lieu et du moment : le rayonnement **direct**, **diffus**, **l'albédo** et le **rayonnement global**. Au niveau du sol, le rayonnement global absorbé par une surface plane avec une quelconque inclinaison est composé de trois éléments clés [13] :

I.4.2.1. Rayonnement Direct

Le rayonnement solaire se manifeste sous la forme de rayons parallèles provenant du disque solaire, sans être dispersé par l'atmosphère. Si le rayonnement direct est I [14]. Pour un plan horizontal, le rayonnement est exprimé par l'expression suivante :

$$I = I_0 \times \sin \theta \quad (I.1)$$

Où

- I_0 est le rayonnement solaire extérieur.
- θ est l'angle de hauteur solaire calculé.

Avec : h niveau de luminosité.

I.4.2.2. Rayonnement Diffus

Il s'agit de la partie du rayonnement solaire qui a subi de nombreuses réflexions (dispersions) dans l'atmosphère.

I.4.2.3. Rayonnement Réfléchi Ou L'albédo

Il s'agit du rayonnement solaire réfléchi par le sol, ce rayonnement est directement influencé par la nature du sol (nuage, sable...). Il se distingue par un coefficient spécifique de la nature du lien, connu sous le nom d'Albédo (ϵ)

$$0 \leq \epsilon \leq 1 \quad (I.2)$$

Quelques valeurs de L'albédo varient en fonction de la surface du sol.

I.4.2.4. Rayonnement Global

Le sol transmet à un plan un rayonnement global qui résulte de la combinaison des trois composantes directe, diffuse et réfléchi.

Tableau I.1 Quelques valeurs d'albédo.

Surfaces du sol	Albédo
surface d'eau	0.01 à 0.1
Forêt	0.05 à 0.2
Sol cultivé	0.07 à 0.14
Pierres et rochers	0.15 à 0.25
Champs et prairies	0.1 à 0.3
Sol nul	0.15 à 0.4
Neige ancienne	0.5 à 0.7
Neige fraîche	0.8 à 0.95

La figure I.3 présente les éléments qui constituent le rayonnement solaire global sur une surface inclinée.

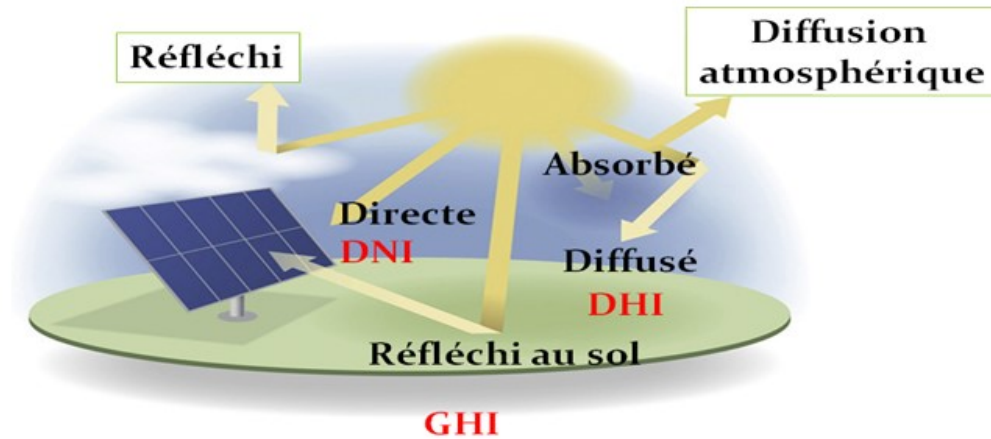


Figure I.3 Les trois éléments qui constituent le rayonnement solaire global sur une surface inclinée.

I.5.L'énergie Solaire Photovoltaïque

L'énergie solaire photovoltaïque repose sur l'utilisation du soleil comme source lumineuse. On peut capter et convertir cette énergie en électricité en utilisant des panneaux solaires installés sur les façades ou les toits des édifices.

On désigne cette évolution sous le nom d'« effet photovoltaïque ». Elle fut découverte par Antoine-César Becquerel en 1839. La technique implique la génération d'un courant lorsque la surface des panneaux est exposée à la lumière. L'expression « Photovoltaïque » est composée de deux termes : « photo », qui est un mot grec signifiant « lumière », et « voltaïque », dérivé du physicien italien Alessandro Volta, qui vient de « volt » et qui est l'unité de mesure du potentiel électrique [15]. La cellule est le composant essentiel d'un système photovoltaïque, car elle est l'élément fondamental de l'unité qui capte la lumière du soleil, tandis que les modules regroupent un grand nombre de cellules.

I.6.1.Cellule Photovoltaïque Solaire

I.6.1.Cellule Photovoltaïque

La cellule photovoltaïque, également connue sous le nom de photopile, est un appareil optoélectronique qui capte et transforme directement la lumière solaire grâce à un processus appelé « effet photovoltaïque » [16,17]. Cette force électromotrice est créée lorsque la surface de cette cellule est exposée à la lumière. Selon [18], la tension produite peut fluctuer entre 0,3V et 0,7V en fonction du matériau utilisé et de sa configuration, ainsi que de la température et du vieillissement de la cellule.

Illustre suivant est un exemple de cellule et de module photovoltaïque en silicium:

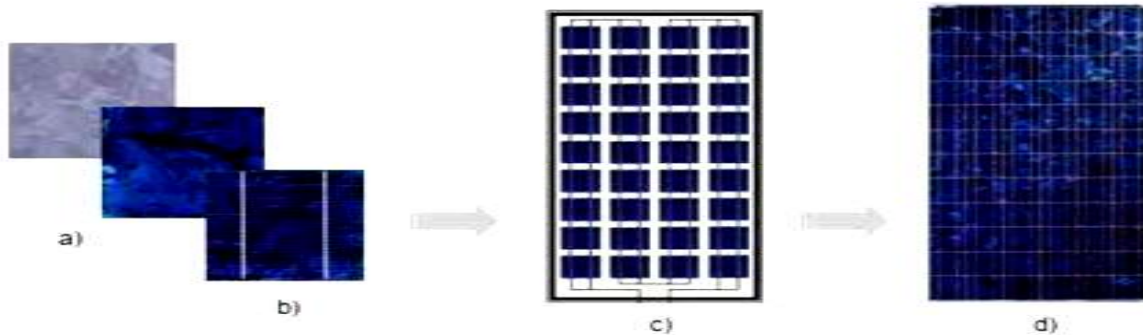


Figure I.4 Exemple de cellule et de module photovoltaïque en silicium [19].

- a) Plaquettes sans connectique.
- b) Cellule PV élémentaire.
- c) Générateur photovoltaïque.
- d) Photo d'un générateur PV poly-cristallin commercial.

I.6.2.La Structure

La construction de la cellule solaire se fait en respectant les étapes suivantes :

- Le dessus de la cellule est constitué de silicium enrichi en N. Cette couche contient plus d'électrons libres qu'une couche de silicium pur, d'où le terme de dopage N, qui signifie négatif (charge de l'électron). Le matériau conserve sa neutralité électrique : c'est le réseau cristallin qui peut généralement supporter une charge positive.
- La cellule est constituée de silicium dopé P dans sa couche inférieure. En moyenne, la quantité d'électrons libres de cette couche sera inférieure à celle d'une couche de silicium pur. Les électrons sont attachés au réseau cristallin, ce qui produit une charge positive. Les trous positifs (P) sont responsables de la conduction électrique, comme le montre la figure ci-dessous.

I.6.3.Le Principe D'une Cellule Solaire

Le fonctionnement de la cellule photovoltaïque repose sur le rayonnement solaire. Elle utilise l'effet photovoltaïque pour produire de l'électricité, obtenu par le choc des photons provenant de la lumière solaire sur un matériau semi-conducteur. L'énergie des photons est transmise par ce dernier aux électrons, ce qui entraîne la formation de la tension électrique. Le fonctionnement d'une cellule photovoltaïque est le suivant. :

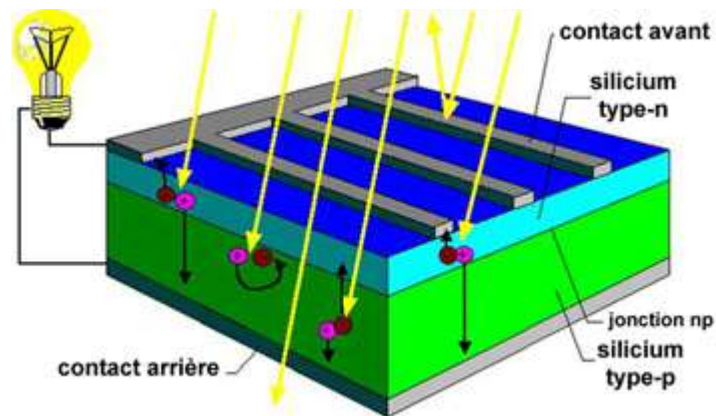


Figure I.5 Fonctionnement d'une cellule photovoltaïque [20].

I.7. Les Caractéristiques Du PV

Diverses catégories de cellules solaires : Trois catégories principales de cellules existent :

- Les cellules mono- cristallines.
- Les cellules poly-cristallines.
- Les cellules amorphes.

I.8. Les Modules Solaires

Afin d'accroître la production de puissance, les cellules photovoltaïques sont connectées entre elles afin de créer un module photovoltaïque, comme illustré dans la Figure I.6. La mise en série des cellules permet d'augmenter la tension tout en conservant le courant, tandis que la mise en parallèle augmente le courant pour la même tension. La protection de chaque série est assurée par une diode by-pass (ou diode anti-retour). Effectivement, lorsque la cellule est mal éclairée, la diode assure que l'échauffement qui en découle ne cause pas de détérioration ou de panne [21,22].



Figure I.6 Module photovoltaïque [23].

I.9.Composants D'un Module Solaire Photovoltaïque

En général, un module solaire photovoltaïque est constitué de six éléments (voir Figure I.7) [24] :

- Cadre en aluminium.
- Joint pour fixer le module.
- Verre pour la protection du module.
- Couche de l'EVA (EVA : éthylène-acétate de vinyle) pour résister aux intempéries et à l'humidité.
- Cellules photovoltaïques.

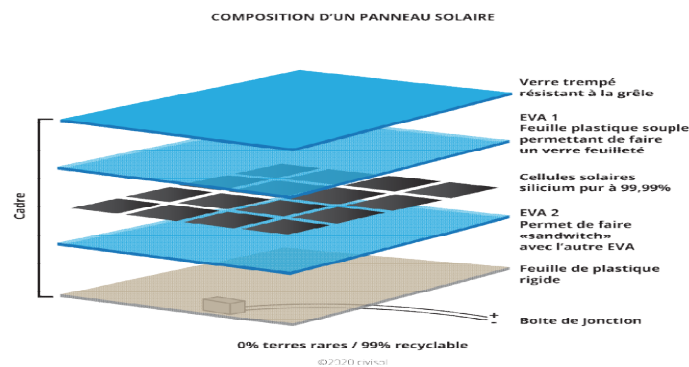


Figure I.7 Composition d'un module solaire photovoltaïque [25].

I.10.LaConversion En Energie Solaire

Trois phénomènes physiques sont impliqués, étroitement liés et simultanés :

- L'absorption de la lumière dans le matériau.
- Le transfert d'énergie des photons aux charges électriques.
- La collecte des charges. Il est donc clair qu'un matériau doit avoir des propriétés optiques et électriques spécifiques pour permettre la conversion photovoltaïque [24].

I.10.1.L'envoi De La Lumière

Comme mentionné précédemment, la lumière est constituée de photons, qui sont des grains de lumière, chacun ayant une énergie qui varie en fonction de sa longueur d'onde (ou de la couleur du rayon). Il est possible que ces photons pénètrent dans certaines matières et même traversent : les objets transparents pour notre œil permettent la lumière de passer.

En général, un rayon lumineux qui atteint un solide peut être soumis à trois phénomènes optiques :

- La réflexion implique l'émission de lumière par la surface de l'objet.
- La diffusion : la lumière passe à travers l'objet.
- La technique de l'absorption consiste à laisser la lumière pénétrer dans l'objet et à la renvoyer sous une autre forme.

I.10.2.L'énergie Des Photons Est Transférée Aux Charges Electriques

Les électrons, qui sont des charges négatives élémentaires, continuent dans la matière semi-conductrice et produisent le courant électrique sous l'effet de l'éclairage. Effectivement, chaque solide est composé d'atomes qui ont chacun un noyau (composé de protons et de neutrons) et un groupe d'électrons qui gravitent autour.

Les photons absorbés vont simplement transmettre leur énergie aux électrons périphériques (les plus éloignés du noyau), leur permettant ainsi de se débarrasser de l'attraction de leur noyau. Si on les « attire » ensuite vers l'extérieur, ces électrons libérés peuvent générer un courant électrique. En mode permanent, la libération de l'électron crée un « trou », ce qui se manifeste par une charge positive. Au cas où cet électron serait attiré à l'extérieur, c'est l'électron d'un atome voisin qui remplirait ce trou, laissant un autre trou, lui-même rempli par un électron voisin, etc. L'énergie électrique est donc produite par une circulation de charges élémentaires, d'électrons dans un sens et de trous dans l'autre sens [24].

I.10.3.La Réception Des Frais

Afin que les charges libérées par l'illumination produisent de l'énergie, il est nécessaire qu'elles se déplacent. Il est donc nécessaire de les "attirer" à l'extérieur du matériau semi-conducteur dans un circuit électrique. Autrement, elles se regroupent : l'électron, qui est chargé négativement, neutralise le « trou », qui est chargé positivement. En d'autres termes, les électrons qui seraient libérés retrouveraient leur état initial à la périphérie de leur atome : cela se traduirait par une libération d'énergie thermique (chaleur), mais sans aucune radiation électrique.

Les charges sont extraites dans une jonction créée intentionnellement dans le semi-conducteur. L'objectif est de créer un champ électrique en dehors du matériau, ce qui entraînera les charges négatives d'une part et les charges positives d'autre part [25].

I.11.L'impact De L'éclairage Et De La Température

La représentation graphique de la figure I.8 illustre la fluctuation du courant par rapport à la tension pour diverses intensités lumineuses et les niveaux de puissance

maximale pour chaque situation. Il est possible de constater que les points de fonctionnement à puissance maximale sont peu mobiles et se trouvent autour d'une valeur constante. Il est également possible de constater que le courant est directement lié au rayonnement solaire. En revanche, la tension est assez peu altérée. Il en résulte que le module est capable de fournir une tension adéquate, même à faible luminosité.

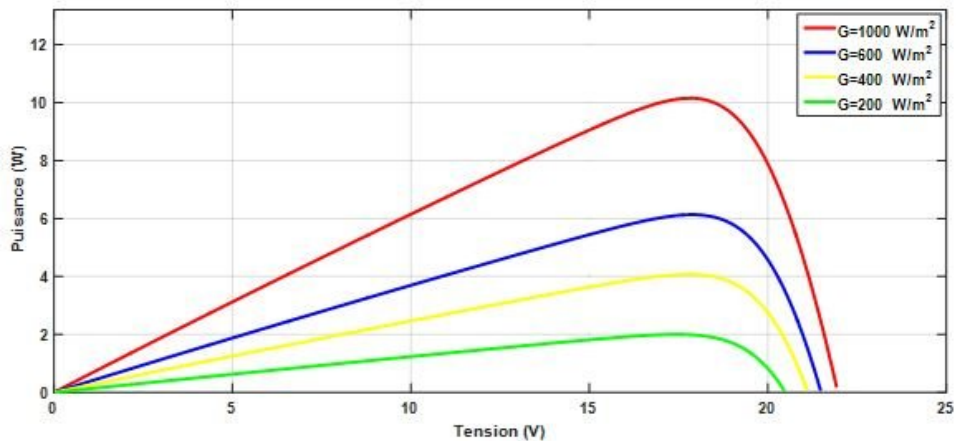


Figure I.8 Influence de l'éclairement solaire [26].

Le rendement d'une cellule photovoltaïque est fortement influencé par la température. De manière expérimentale, il est observé que le courant de court-circuit fluctue peu avec la température, tandis que la tension à vide est beaucoup plus affectée (environ - 0,4 %/K). Le rendement d'une cellule photovoltaïque est donc fortement influencé par la température (une perte de puissance de l'ordre de 9 à 15 % pour une augmentation de 30°). La figure I.9 présente l'influence de la température sur la cellule photovoltaïque.

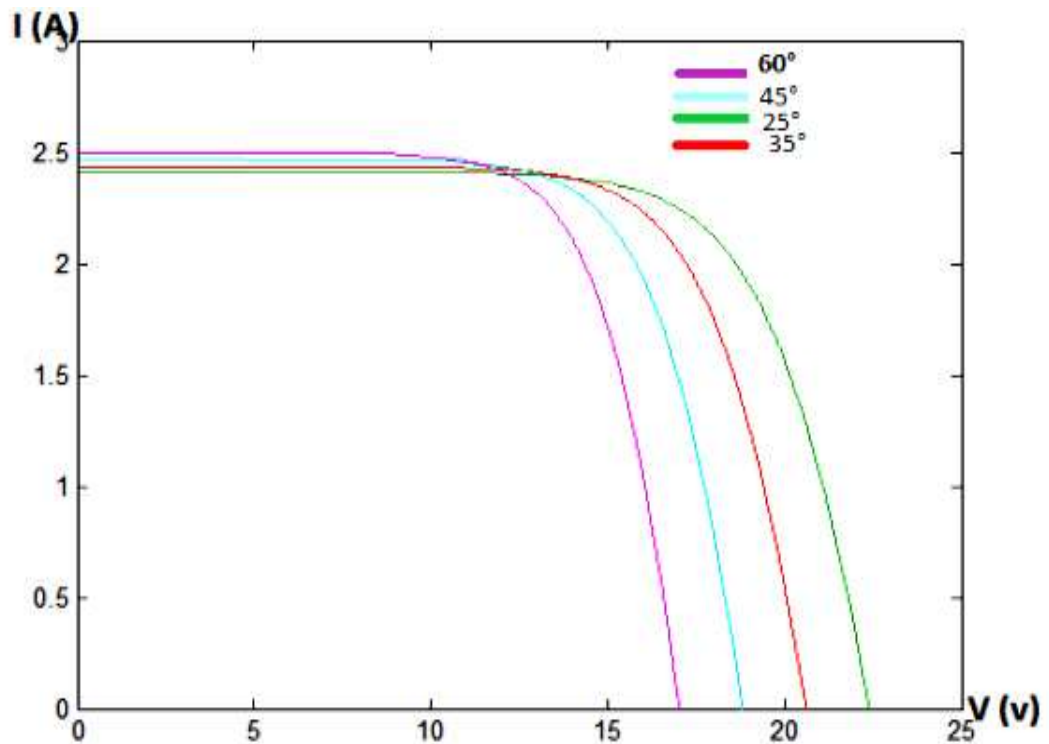


Figure I.9 Influence de la température [26].

I.12.L'énergie Solaire Dans Le Monde

Le photovoltaïque est, avec l'éolien, l'énergie qui connaît le plus rapide développement à l'échelle mondiale. Cependant, il sera nécessaire d'accélérer afin d'atteindre l'objectif de « neutralité carbone » en 2050. Afin d'y parvenir, il est nécessaire d'augmenter le nombre de grands parcs photovoltaïques au sol, ainsi que d'installer des panneaux sur les toits des parkings, des bâtiments collectifs et des maisons individuelles [27].

Une forme directe de l'électricité lorsque l'on la place au soleil. La production mondiale d'électricité photovoltaïque a atteint 1 000 térawatts-heure (TWh) en 2021. Selon les estimations de l'Agence internationale de l'énergie, qui a élaboré des « scénarios » pour atteindre la neutralité carbone à terme, la contribution du solaire devrait atteindre 6 970 TWh d'ici 2030. En résumé, nous devons augmenter de 7 fois nos performances actuelles en solaire photovoltaïque en dix ans [27].

Afin de diminuer l'importance des énergies fossiles (charbon, pétrole, gaz) qui sont plus polluantes et limitées, il est essentiel que l'électricité "verte" soit de plus en plus utilisée dans notre vie quotidienne, en particulier dans le domaine du chauffage et des transports. Les énergies renouvelables ou décarbonées représentent encore une part

très limitée. En 2021, la production d'électricité solaire a représenté un peu plus de 3,7 % de la production mondiale. En termes absolus, il s'agit de 1 000 TWh, derrière l'énergie éolienne (1 820 TWh), le nucléaire (2 750 TWh) et l'hydraulique des grands barrages (4 200 TWh) [27].

I.13. Gisement Solaire En Algérie

Les dépôts solaires constituent une collection de données qui expliquent comment le rayonnement solaire disponible évolue à un endroit spécifique et sur une période spécifique. Il offre la possibilité de simuler le fonctionnement envisageable d'une installation solaire, ce qui permet de réaliser son dimensionnement le plus précis en fonction de la demande d'énergie à répondre [28].

En raison de sa position géographique, l'Algérie dispose d'un des plus grands gisements solaires au monde [31]. La plupart des régions du pays bénéficient d'un ensoleillement annuel supérieur à 2000 heures, avec un maximum de 3900 heures (hauts plateaux et désert du Sahara). Environ 5 kWh d'énergie par jour sont consommés par la plupart du pays pour 1 m², ce qui équivaut à environ 1700 kWh/m² /an au nord et 2263 kWh/m² /an au sud [29,30].

L'irradiation solaire globale quotidienne reçue sur un plan horizontal pour les mois de décembre et juillet est illustrée dans la Figure I.10 [31,32].

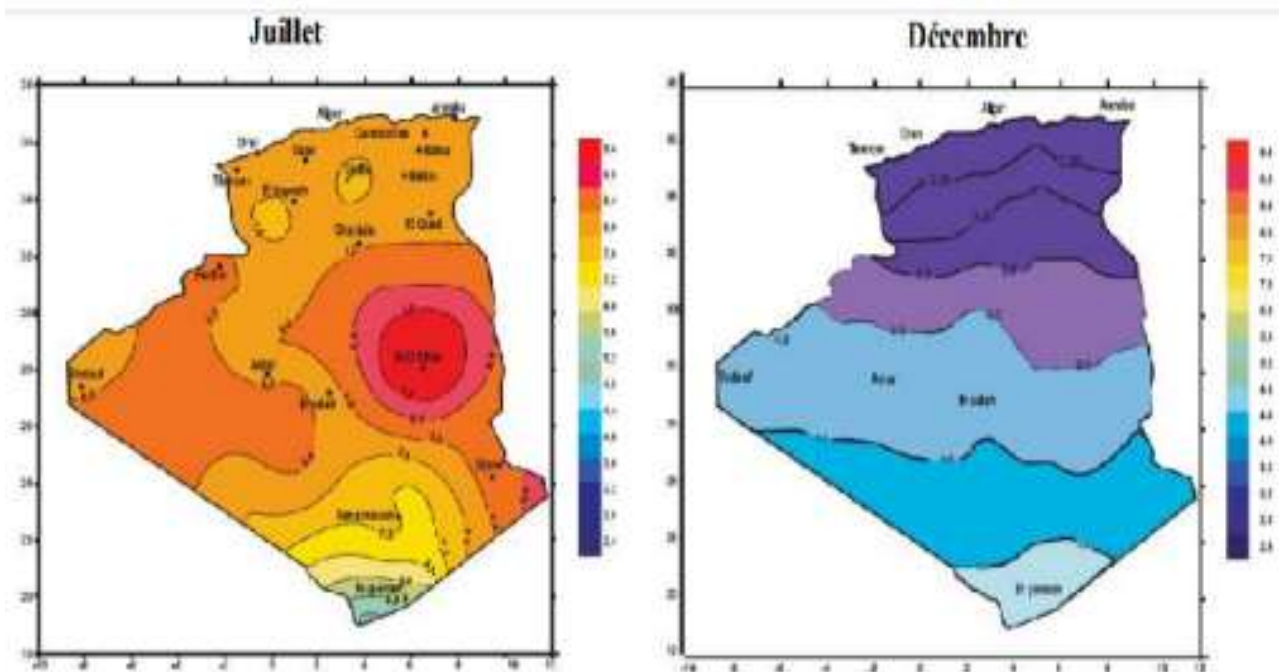


Figure I.10 Irradiation globale journalière reçue sur plan horizontal aux mois de Juillet et Décembre [32].

I.14.Situation Energétique En Algérie

Une des premières sources d'énergie utilisées par les êtres humains est l'énergie solaire (après l'énergie musculaire). Elle contribue à la création de réserves d'énergies fossiles (comme le charbon, le pétrole et le gaz naturel) ainsi que de sources d'énergies renouvelables (comme le bois, le vent et l'eau) [33].

Effectivement, le vent est généré par des variations de température (et de pression), et il est issu du rayonnement solaire. De plus, ce rayonnement entraîne l'évaporation de l'eau sous forme de pluie et entraîne les roues du moulin, ce qui est essentiel pour les organismes qui produisent du charbon, du pétrole et du gaz. Dernièrement, l'utilisation directe du rayonnement solaire par les centrales solaires, les fours solaires, les chauffe-eau solaires, le chauffage solaire, les cellules solaires ou les cellules photovoltaïques a suscité un regain d'intérêt [34].

En Algérie, l'énergie fossile représente 99,2 % de la production totale d'électricité (57,2 TWh en 2012), avec le gaz naturel comme énergie la plus accessible. Les énergies renouvelables représentent près de 0,8 % du total, avec une production hydraulique de 0,7 % et une filière solaire photovoltaïque de 0,1 % [35]. Cette répartition des ressources sur la production d'électricité en Algérie est illustrée dans la figure ci-dessous.

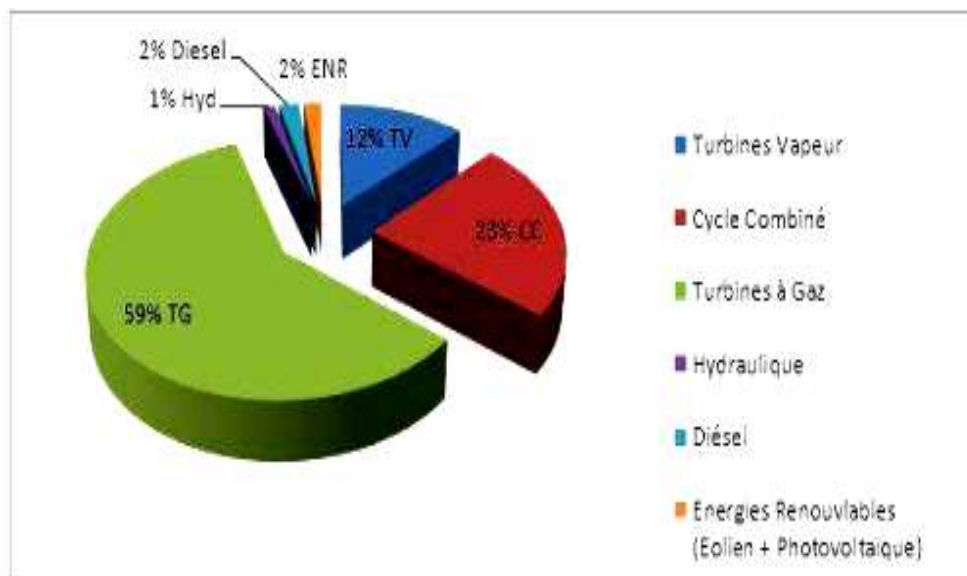


Figure I.11 Répartition de la production nationale d'électricité en Algérie [31].

I.15.Présentation Des Diverses Méthodes De Production D'énergie Solaire Thermique

La technologie solaire thermique semble être la plus prometteuse parmi les différentes technologies de production d'énergie solaire ces dernières années, car elle est adaptable à la production d'énergie à grande échelle. Cette adéquation est due à la diminution du coût avec la capacité de production des centrales solaires thermiques. D'après l'Agence Internationale de l'Energie (IEA), cette industrie représentera 10 % de la production mondiale d'énergie renouvelable d'ici 2050 [36].

Selon l'IEA, il existe de grandes perspectives pour l'énergie solaire thermique, avec une production annuelle d'environ 2000 TW/h par la technologie solaire thermique d'ici 2050. De plus, le secteur du solaire thermique va continuer à progresser après 2050. En Le solaire thermique a déjà démontré ses avantages et de nombreuses centrales sont en service dans de nombreux pays, dont les principaux acteurs sont l'Espagne et les États-Unis. Cette technologie offre la solution la plus adaptée au bassin méditerranéen et Les pays du Nord-Africain, tels que l'Algérie, le Maroc et la Lybie, possèdent un potentiel de production considérable dans ce domaine [37]. La capacité de production moyenne de ces pays est de 32 MW/km², ce qui en fait la région la plus propice aux investissements dans les centrales solaires thermiques [38].



Figure I.12 Croissance annuelle du marché mondial du solaire thermique [33].

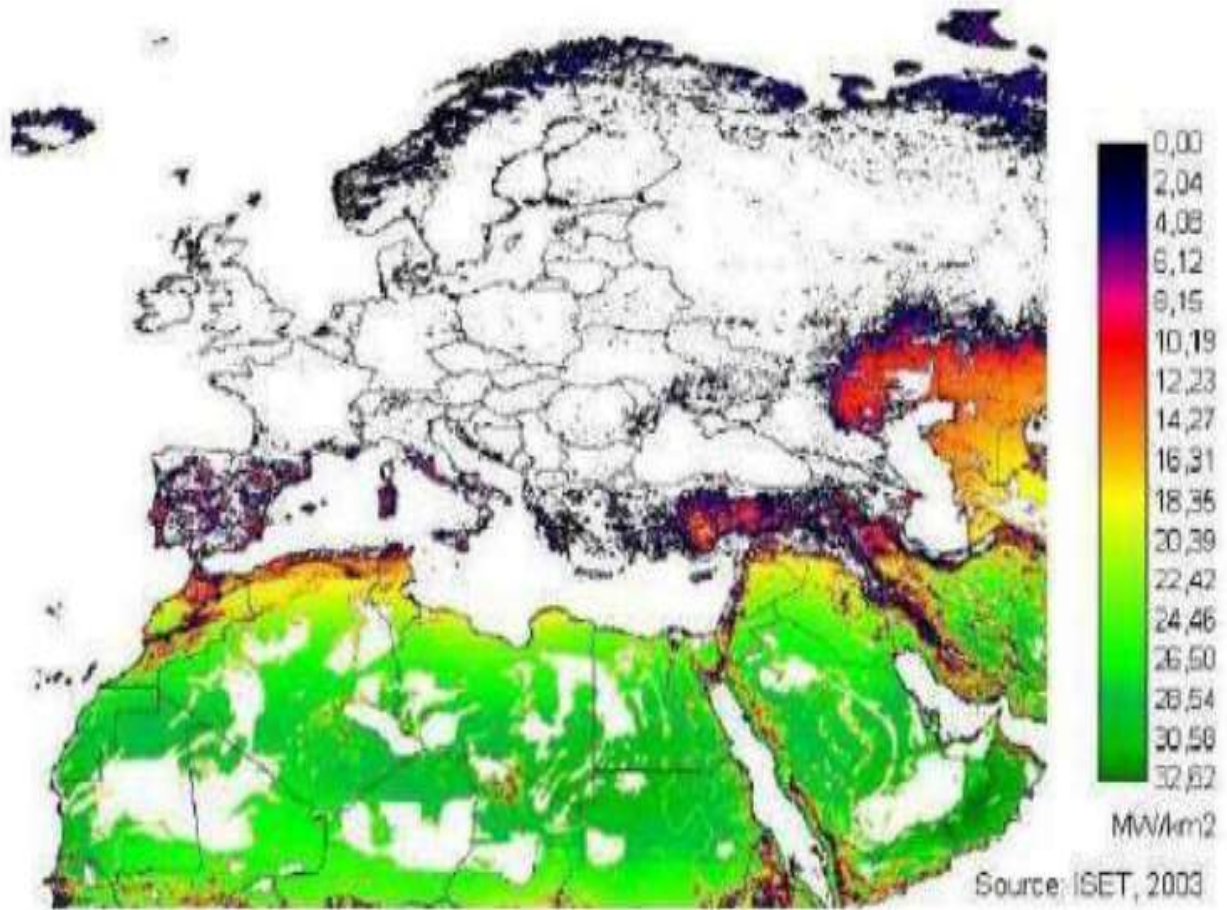


Figure I.13 Production de l'énergie solaire thermique [35].

Conclusion

Nous avons abordé dans ce chapitre l'énergie solaire brute et la quantité d'énergie dont on peut profiter grâce à l'énergie solaire, qui est divisée en deux types : l'énergie solaire thermique et l'énergie solaire photovoltaïque. Nous avons conclu que l'utilisation de cette énergie en Algérie semble être plus cruciale et respectueuse de l'environnement. Dans le prochain chapitre, nous examinerons de manière approfondie comment convertir l'énergie solaire en énergie électrique grâce au système solaire photovoltaïque.

**Chapitre II : Les Vecteurs A Supports
Machines(SVM).**

ii.1.Introduction

La recherche humaine sur les techniques d'apprentissage se concentre sur les machines à vecteur support. Les SVMs, qui ont été introduites par Vladimir Vapnik au début des années 90, sont des techniques d'apprentissage qui se basent sur une théorie mathématique solide, contrairement aux méthodes de réseaux de neurones. On les a développées dans le sens contraire du développement des réseaux de neurones : ceux-ci ont suivi une voie heuristique de l'application et de l'expérimentation vers la théorie, tandis que les SVMs ont évolué de la théorie du son vers l'application.

Elle dépend de la présence d'un classificateur linéaire dans un espace adéquat. Comme il s'agit d'une problématique de classification à deux classes, cette approche utilise un jeu de données d'apprentissage pour l'acquisition des paramètres du modèle. Son fonctionnement repose sur l'emploi de fonctions appelées noyau (kernel) qui assure une séparation optimale des données. Pour illustrer les principes de fonctionnement, nous utiliserons des « points » pour représenter les données dans une figure II.1 [39,40].

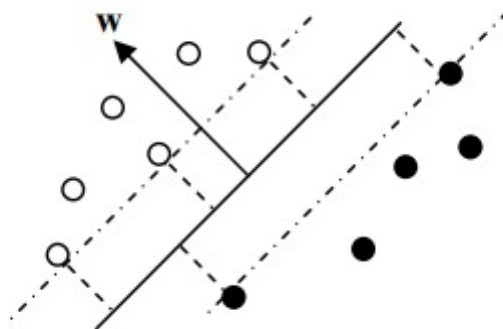


Figure II.1 Classifieur linéaire et marge [39]

Une méthode d'apprentissage automatique appelée régression vectorielle de support (SVR) est employée afin de prédire des valeurs continues plutôt que des catégories discrètes. Son origine remonte aux machines à vecteurs de support (SVM) et elle partage certains principes fondamentaux. Le concept de marge est utilisé par la SVR afin de trouver la meilleure approximation. Cette marge offre la possibilité de faire face à certaines erreurs de prédiction, tout en restreignant également les valeurs inattendues [40,41].

Ce chapitre examine l'algorithme de machine à vecteurs de support (SVM) et examine en profondeur l'algorithme de régression vectorielle de support (SVR). Nous examinerons son fonctionnement, ses avantages et les limites, ainsi que quelques autres algorithmes de régression.

ii.2.Formulation

On considère la formulation suivante :

Soit l'ensemble D tel que

$$D = \{(x_i, y_i) \in X * Y \mid i = 1, \dots, l, y_i \in \{-1, +1\}\} \quad (\text{II.1})$$

Soit un problème de classification binaire défini par les observations $(x_1, y_1) \dots (x_l, y_l)$ tirées de manières indépendantes d'une même distribution. Chacune des données $x_i \forall i=1 \dots l$ représente un vecteur de caractéristique dans \mathbb{R}^n . Les variables représentent les classes d'appartenance correspondantes aux données x_i

$$y_i \in \{+1, -1\} \forall i = 1 \dots l \quad (\text{II.2})$$

Il s'agit d'estimer la fonction de décision $f(x)$ qui approxime au mieux les échantillons de l'ensemble d'apprentissage, telle que $y_i = f(x_i)$ pour toute donnée x_i .

II.3.SVM Principe De Fonctionnement Général

II.3.1.Notion De Base

II.3.1.1.Hyperplan Séparateur

Prenons l'exemple d'une classification binaire (les exemples à attribuer sont divisés en deux classes). Un hyperplan séparateur est un hyperplan qui divise les deux classes, notamment en séparant leurs points d'enseignement. Étant donné qu'il n'est généralement pas envisageable d'en trouver un, il sera donc nécessaire de rechercher un hyperplan discriminant qui est une approximation au sens d'un critère à établir (la distance entre ces deux classes) [42,43].

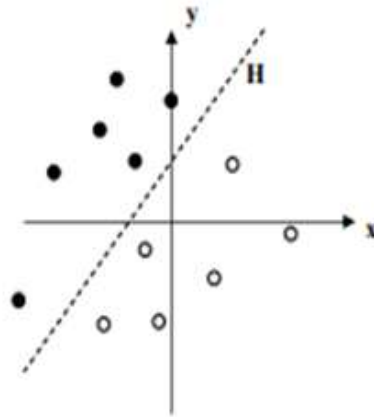


Figure II.2 Exemple d'hyper-plan H [43].

II.3.1.2. Vecteur De Support

Les vecteurs de support désignent les éléments d'apprentissage les plus proches (les points de la frontière entre les deux classes de données) à l'hyperplan, car c'est seulement sur ces éléments de l'ensemble d'apprentissage que la séparatrice est optimisée.

II.3.1.3. La Marge

Cette distance entre l'hyperplan et les exemples est connue sous le nom de "marge". Le meilleur hyperplan séparateur est celui qui optimise la marge. Étant donné que l'objectif est de maximiser cette marge, on évoquera les séparateurs à marge élevée [44].

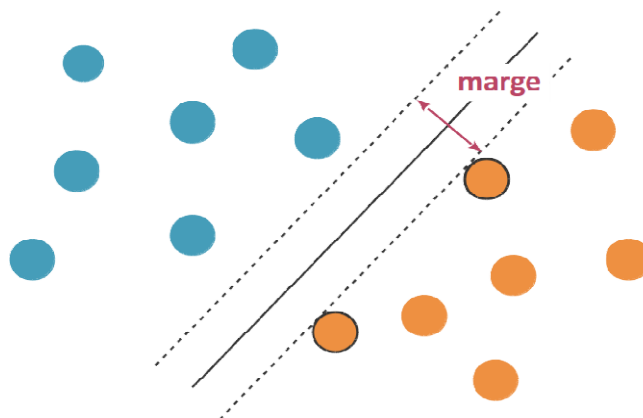


Figure II.3 L'hyperplan optimal, vecteurs de support et marge [45].

II.3.1.4.Fonction Noyau

L'apprentissage supervisé peut permettre d'acquérir un séparateur plus ou moins complexe en fonction de la nature du noyau sélectionné. Le noyau le plus simple consiste à trouver un séparateur linéaire dans l'espace à N dimensions des scores. Les fonctions noyau ont pour objectif de convertir l'espace initial (des scores à N dimensions) en un espace de dimension plus vaste dans lequel les données pourraient être séparées de manière linéaire. Dans l'espace transformé par la fonction noyau, le séparateur reste donc linéaire, mais ne l'est plus dans l'espace des scores [46].

II.3.2.Linéarité Et Non-Linéarité

Les cas linéairement séparables et les cas non linéairement séparables sont observés parmi les modèles des SVM. Les premiers sont les SVM les plus basiques car ils facilitent la recherche du classificateur linéaire. Dans la majorité des problèmes réels, il est impossible de séparer les données de manière linéaire, ce qui rend impossible l'utilisation du classificateur de marge maximale, car il ne fonctionne que si les classes de données d'apprentissage sont séparées de manière linéaire [47], la Figure II.5 présente un exemple de séparation linéaire et non linéaire.

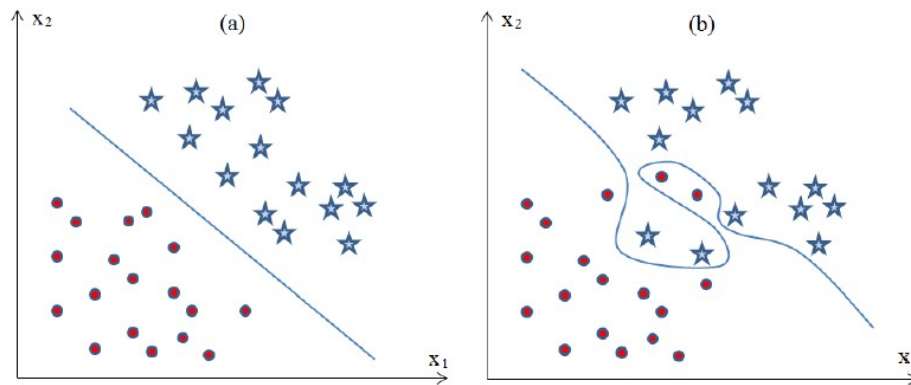


Figure II.4 La séparation linéaire et non linéaire [48].

Pour surmonter les inconvénients des cas non linéairement séparables, l'idée des SVM est de changer l'espace des données. La transformation non linéaire des données peut permettre une séparation linéaire des exemples dans un nouvel espace. On va donc avoir un changement de dimension. Cette nouvelle dimension est appelée "espace de redescription". En effet, intuitivement, plus la dimension de l'espace de redescription est grande, plus la probabilité de pouvoir trouver un hyperplan séparateur entre les exemples est élevée. Ceci est illustré par la figure II.5.

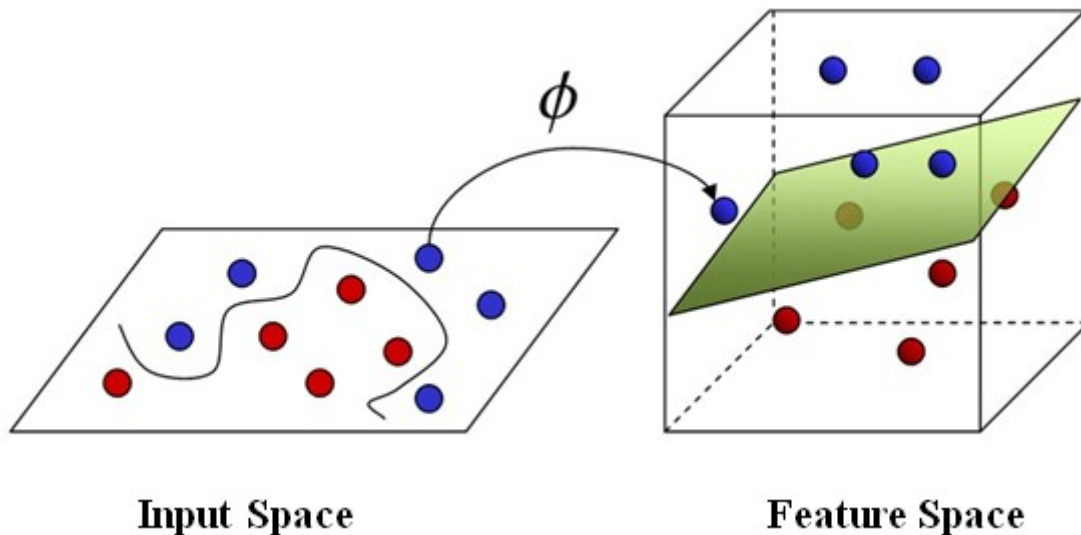


Figure II.5 Exemple de changement de l'espace de données [49].

II.4. Régression Vectorielle De Support (SVR)

La technique SVR (régression vectorielle de support) est moins répandue que SVM (machine de support vectoriel). Cependant, SVR s'est révélé être un outil performant pour évaluer la fonction de valeur réelle. En tant que méthode d'apprentissage supervisé, le SVR utilise une fonction de perte symétrique pour entraîner les estimations élevées et basses [50].

Le SVR est défini comme un problème d'optimisation qui consiste à créer d'abord une fonction de perte insensible au convexe à réduire, puis à déterminer le tube le plus aplati qui représente la plupart des cas d'apprentissage.

II.5. Définition De La Régression Vectorielle De Support (SVR)

Le modèle d'apprentissage supervisé de la régression vectorielle de support (SVR) offre la possibilité de réaliser des régressions linéaires et non linéaires. L'objectif principal de la régression linéaire est de réduire au minimum l'erreur entre la prédiction et les données. Néanmoins, la méthode SVR vise à s'assurer que les erreurs ne dépassent pas un seuil défini pour un ensemble de données spécifique [51].

Les performances d'un modèle SVR sont réglées en utilisant des hyper paramètres tels que le noyau (Kernel), la décision de l'hyperplan (Hyper-plan), la ligne de démarcation (line de démarcation) et les vecteurs de support (Support Vecteurs). Les

hyper paramètres jouent un rôle essentiel dans l'adaptation du modèle SVR aux données et dans la recherche de la solution optimale [51].

II.6.Le Concept De SVR

L'objectif de l'algorithme est de trouver le super-niveau idéal qui permet de séparer les données de manière optimale. Or, à la différence de la classification où l'objectif est de trouver un super niveau qui sépare les classes, la régression vise à trouver un super niveau qui réduit l'erreur entre les prédicteurs et les valeurs des objectifs. Autrement dit, l'objectif des SVR est de déterminer l'hyperplan qui réduit au minimum la distance entre les points de données et la droite de régression [51].

II.7.Les Termes Clés Dans La Régression Des Vecteurs De Soutien

Les principaux paramètres nécessaires pour soutenir la régression vectorielle sont :

II.7.1.Kernel

La conversion d'un ensemble de données de dimension inférieure en un ensemble de données de dimension supérieure permet de trouver un hyperplan dans un espace de dimension supérieure tout en diminuant les coûts de calcul. Le noyau de la fonction de régression du vecteur de support (SVR) joue un rôle essentiel en établissant la corrélation entre les données d'entrée et les valeurs de sortie prévues. Les performances et la flexibilité du modèle SVR sont influencées par le choix de la fonction du noyau [52]. Voici quelques fonctions de noyau fréquemment employées dans le cadre de SVR :

1. Le noyau linéaire est le noyau le plus simple et fonctionne parfaitement lorsque la relation entre les variables d'entrée et de sortie est linéaire. Il est décrit comme suit [52] :

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \mathbf{x} * \mathbf{x}' \quad (\text{II.3})$$

2. Le noyau polynomial : La fonction de noyau polynomial introduit la non-linéarité en convertissant les caractéristiques initiales en un espace de dimension supérieure en utilisant des fonctions polynomiales. On peut le décrire comme [52] :

$$\mathbf{K}(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = (\gamma * \mathbf{x} * \mathbf{x}' + \text{coef0})^{\text{degree}} \quad (\text{II.4})$$

3. La fonction de base radiale (RBF) kernel : Le choix du noyau RBF est très apprécié pour SVR en raison de sa capacité à capturer des relations complexes. En utilisant des fonctions gaussiennes, il représente les données d'entrée dans un espace de dimension infinie. La définition du noyau RBF est la suivante [52] :

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}') = \exp(-\gamma * \|\mathbf{x} - \mathbf{x}'\|^2) \quad (\text{II.5})$$

Dans cette situation, gamma est un critère établi par l'utilisateur qui évalue l'impact de chaque exemple de formation. Plus les valeurs de gamma sont élevées, plus la frontière de décision est localisée et ondulée.

II.7.2.Hyperplan

Il s'agit de la ligne qui sépare les classes de données dans le SVM. Malgré cela, nous le décrivons dans SVR comme une ligne qui nous permettra de prédire une valeur continue ou une valeur d'objectif [53].

$$Y = \mathbf{w}x + \mathbf{b} \quad (\text{II.6})$$

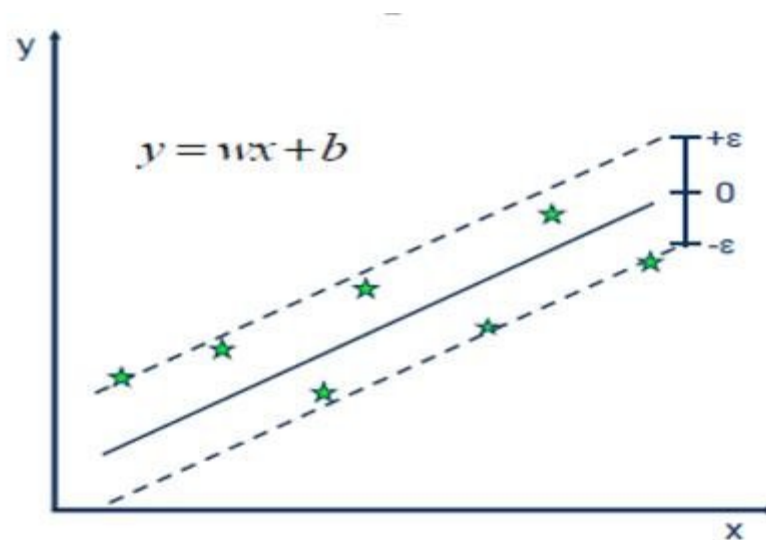


Figure II.6 Hyperplan [54].

II.7.3.Ligne De Démarcation

En plus d'Hyper-plan, deux lignes dans SVM génèrent une marge. Les supports peuvent se trouver soit à l'intérieur, soit à l'extérieur des lignes de délimitation. Cette ligne distingue les deux classes. Le concept est identique dans SVR. Il est possible de concevoir une ligne de démarcation de décision comme une ligne de démarcation (pour simplifier), avec des exemples positifs d'une part et des exemples négatifs d'autre part.

Les exemples présents sur cette ligne peuvent être considérés comme positifs ou négatifs. La régression vectorielle de support utilisera également la même méthode SVM [53].

La Figure suivant qui présente une hyper-plan et ligne de démarcation :

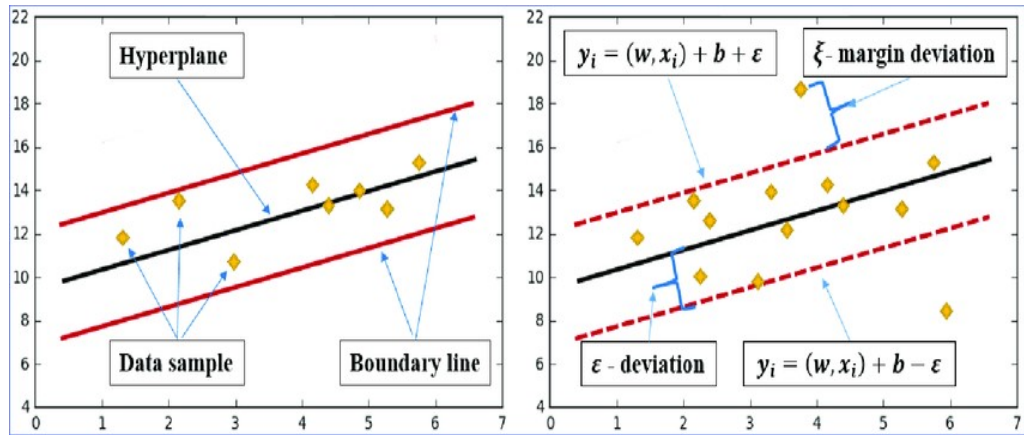


Figure II.7 Hyperplan et ligne de démarcation [55].

II.7.4 Support Vectoriel Pour Les Régressions (SVR)

Les vecteurs de support sont des emplacements situés à l'extérieur du tube dans SVR. Plus la valeur est petite, plus il y a de points à l'extérieur du tube, et donc plus il y a de vecteurs de support [56].

La figure suivant présente le vecteur de support

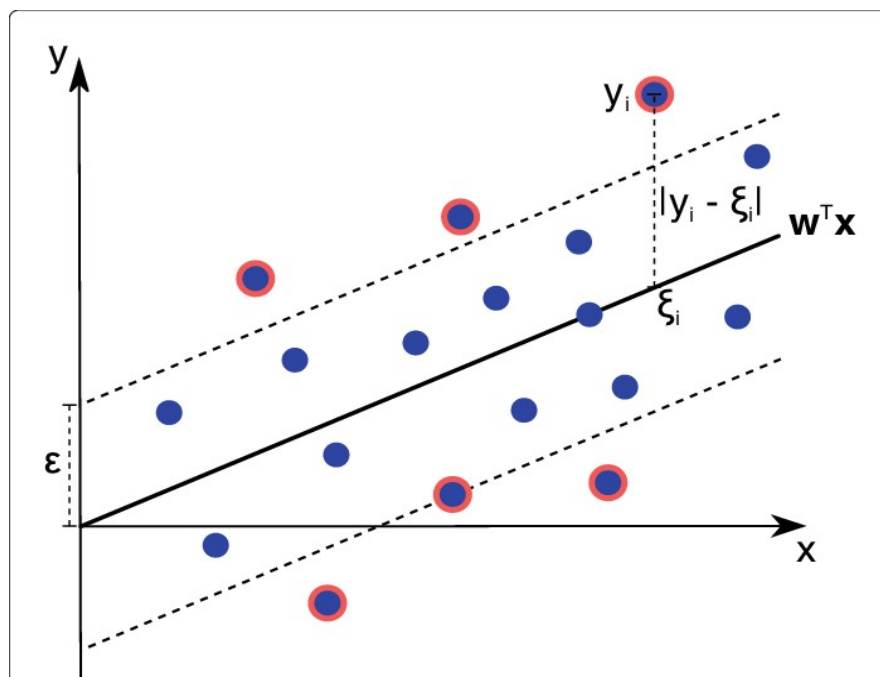


Figure II.8 Le vecteur à support régression [57].

II.8. Les Options De Support Vectoriel Pour Les Régressions (SVR)

Les paramètres de SVR comprennent [58] :

II.8.1. Kernel

Le type de noyau à utiliser dans l'algorithme est spécifié par le Kernel. Il est nécessaire de choisir entre (Linéaire, Polynomiale, RBF, Sigmoid), pré calculé ou callable. Si aucun n'est fourni, on utilisera 'RBF'. Lorsqu'on fournit un callable, il est employé pour pré calculer la matrice du noyau.

II.8.2. Degré

Degré de la fonction noyau polynomiale ('poly'). Ignoré par tous les autres noyaux.

II.8.3. Gamma

Le gamma, qui est propre au noyau RBF, assure la lisibilité de la frontière de décision. La limite devient plus lisse lorsque la valeur gamma est plus faible, tandis qu'une valeur gamma plus élevée rend la limite plus complexe et plus souple.

II.8.4. Le Paramètre De Régularisation C

La puissance de la régularisation est proportionnelle à la valeur de C. Il faut être strictement optimiste. La sanction est une sanction de l'ordre du carré.

II.8.5. Epsilon

Dans le modèle epsilon-SVR, Epsilon. Il précise le tube epsilon où il n'y a aucune pénalité liée à la fonction de perte d'entraînement avec des points prédits à une distance epsilon de la valeur effective. Il doit être neutre.

II.9. Les Avantages De SVR

1. Les SVR robustes sont des données aberrantes, ce qui implique qu'elles peuvent modéliser des ensembles de données contenant des valeurs aberrantes, sans altérer la qualité des prédictions.
2. Une fonction pratique de solution du noyau permet de résoudre des problèmes complexes [59].
3. Pour gérer des ensembles de données non linéaires, la SVR peut utiliser des noyaux non linéaires afin de projeter les données dans un espace de

dimension supérieure où les relations non linéaires sont plus aisément représentables [30, 61].

4. Éviter le sur ajustement : La SVR applique une pénalité sur les paramètres du modèle afin d'éviter le sur ajustement, ce qui implique que le modèle n'est pas parfaitement adapté aux données d'entraînement et peut être généralisé de manière plus fiable aux nouvelles données [60,61].
5. La SVR a la capacité de traiter de grandes quantités de données sans avoir à surcharger la mémoire ou les ressources informatiques [60,61].
6. La SVR peut gérer des données multi-variées, ce qui implique qu'elle est adaptable.

Il est possible qu'elle prenne en considération différentes variables d'entrée afin de prédire une variable de sortie [60,61].

II.10.Les Limites De SVR

1. L'utilisation de grands ensembles de données nécessite une formation prolongée [59].
2. Le choix de la fonction de solution de noyau adéquate est complexe [59].
3. La difficulté d'interprétation des modèles de SVR réside dans le fait qu'ils reposent sur des vecteurs de support dans un espace de dimension supérieure [62,63].
4. Attention à la sélection des paramètres : La performance de la SVR repose sur la sélection adéquate des paramètres, tels que la valeur du paramètre de régularisation et la fonction de noyau, qui peuvent demander une optimisation fine [62,63].
5. Gérer les données manquantes : La SVR n'est pas en mesure de gérer directement les données manquantes et il est nécessaire d'imputer les valeurs manquantes [62,63].
6. La SVR peut nécessiter un délai d'exécution plus long que d'autres méthodes de régression linéaire, notamment lorsqu'elle utilise des noyaux non linéaires ou de grandes quantités de données [62,63].

II.11.Utilisation De SVR En L'énergie Solaire

II.11.1.Prévision De L'énergie Solaire Produite

La prédiction de la production d'énergie solaire en fonction de différents paramètres météorologiques tels que l'ensoleillement, la température et l'humidité est fréquemment employée avec SVR. La SVR, grâce à sa capacité à gérer des données non linéaires et complexes, offre des estimations précises de la production d'énergie, ce qui facilite la planification et la gestion des réseaux électriques.

II.11.2.Estimation De L'efficacité Des Systèmes Photovoltaïques

L'utilisation de la SVR permet de simuler les performances des panneaux solaires dans différentes situations environnementales. En examinant les performances passées et les conditions météorologiques, la SVR permet d'évaluer l'efficacité des systèmes photovoltaïques, ce qui contribue à améliorer leur efficacité.

II.11.3.Détection Des Anomalies Et Maintenance Prédictive

La SVR peut détecter les anomalies et anticiper les pannes potentielles en analysant les données de performance des panneaux solaires. Cela offre la possibilité de planifier des opérations de maintenance avant que les problèmes ne deviennent critiques, ce qui permet de diminuer les périodes d'arrêt et les dépenses de réparation.

II.11.4.Optimisation De La Gestion De L'énergie

La SVR est utilisée pour optimiser la gestion de l'énergie dans les systèmes de stockage et de distribution. En prévoyant la production d'énergie et la demande future, la SVR aide à gérer les batteries de stockage pour assurer une alimentation stable et minimiser les pertes d'énergie.

II.11.5.Analyse De La Performance Des Panneaux Solaires Individuels

La SVR peut être utilisée pour modéliser et analyser la performance de panneaux solaires individuels. Cela permet d'identifier les panneaux sous-performant et de prendre des mesures correctives pour améliorer l'efficacité globale du système solaire.

II.11.6.Recherche Et Développement De Nouveaux Matériaux

Dans le domaine de la recherche, la SVR est utilisée pour prédire les propriétés et les performances de nouveaux matériaux pour les panneaux solaires. En analysant les

données expérimentales, la SVR aide les chercheurs à découvrir des matériaux plus efficaces et économiques pour la production d'énergie solaire.

II.12.Régression Logistique

La régression logistique est une technique statistique employée afin d'étudier et de représenter la relation entre une variable catégorielle dépendante et une ou plusieurs variables indépendantes. C'est une forme d'analyse de régression fréquemment employée dans le domaine de l'apprentissage automatique et de la science des données afin de prédire la probabilité d'un résultat binaire. La régression logistique vise à déterminer la corrélation entre les variables indépendantes et la probabilité que la variable dépendante soit attribuée à une certaine catégorie. Un ensemble de données étiquetées est utilisé pour entraîner le modèle de régression logistique, et les paramètres du modèle sont ajustés afin de réduire au minimum la disparité entre les valeurs de probabilité prédites et les étiquettes réelles dans les données d'entraînement. Après avoir créé le modèle, il est possible d'utiliser ce dernier pour prédire la probabilité que la variable dépendante se situe dans une catégorie spécifique pour les données nouvelles [64].

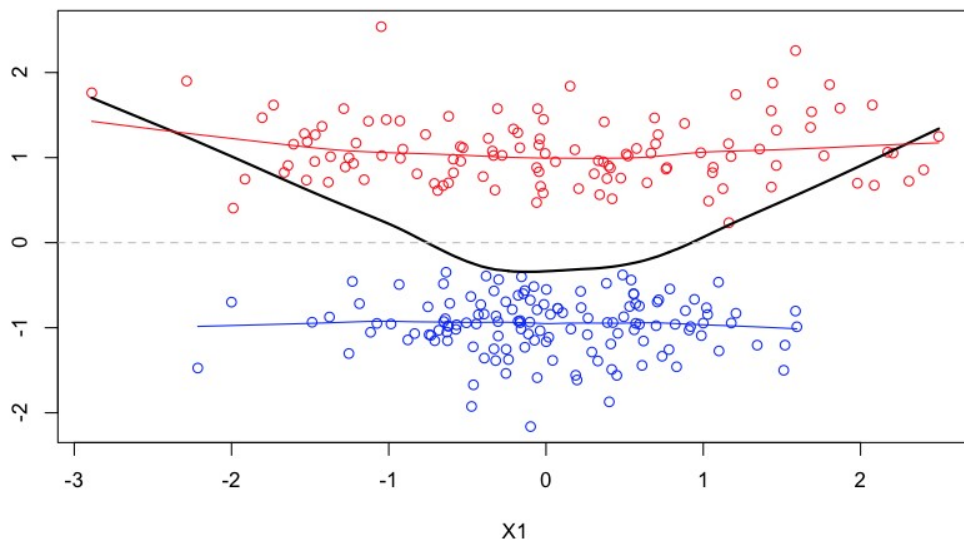


Figure II.9 Régression Logistique [65].

Conclusion

Ce chapitre présente les systèmes d'apprentissage, en particulier les Machines à Vecteurs de Support (SVM). Nous avons expliqué le concept et les mathématiques des SVM, qui se basent sur la recherche d'un hyperplan optimal pour séparer des ensembles de données. Les SVM sont efficaces pour traiter des données de haute dimension comme les textes et les images. Nous avons aussi abordé la régression vectorielle de support (SVR), dérivée des SVM, utile pour prédire des valeurs continues dans l'énergie solaire. SVR aide à prévoir la production d'énergie, optimiser la gestion de l'énergie, et analyser la performance des panneaux solaires. En conclusion, les SVM et SVR sont des outils puissants pour une utilisation durable et efficace de l'énergie solaire.

Chapitre III : Simulation Et Résultat D'exécution

III.1.Introduction

Dans ce chapitre, nous présenterons les résultats de notre étude sur la prévision de l'irradiation solaire. Pour cette étude, nous opterons pour la méthode des Machines à Vecteurs de Support (SVM). Les SVM sont des techniques de classification ou de régression non paramétriques et supervisées, ne nécessitant aucune hypothèse spécifique sur la distribution des données. En régression SVM, notre objectif sera de définir une fonction lisse qui minimise l'erreur par rapport aux échantillons d'apprentissage extraits d'une série temporelle de rayonnement.

Nous avons utilisé ces caractéristiques pour calculer le taux de prédiction selon trois méthodes différentes, chacune conduisant à des résultats distincts. Ensuite, nous avons comparé ces résultats.

De plus, nous avons employé plusieurs méthodes pour évaluer les taux d'erreur et identifier la meilleure approche pour une prédiction précise. Nous avons présenté ces résultats sous forme de tableaux et de graphiques afin de faciliter la comparaison et de déterminer la méthode la plus efficace pour la prédiction.

III.2.Matlab2013a

MATLAB est un outil puissant largement utilisé dans les domaines scientifiques, techniques et de l'ingénierie pour effectuer des calculs numériques avancés, analyser des données et développer des applications. C'est exactement ce que nous allons utiliser dans la programmation de cette prédiction.

III.3.Définition D'une Série Temporelle

Les séries temporelles désignent des groupes de données structurés dans un ordre temporel donné. En général, ces valeurs ou événements sont mesurés, observés ou enregistrés à des moments de temps successifs, qui peuvent être régulièrement espacés ou non. Il est possible que les données d'une série temporelle soient numériques, telles que les prix des actions, les températures quotidiennes ou le nombre de ventes mensuelles, ou textuelles, comme les journaux ou les transcriptions d'entretiens, liées à des moments précis dans le temps.

$$Y_t = f(X_t, X_{t-1}, X_{t-2}, \dots, \epsilon_t) \quad (\text{III.1})$$

L'aspect temporel des séries temporelles est fondamental, car il permet d'indexer les données par rapport au temps, offrant ainsi un contexte dynamique et

évolutif. Les séries temporelles sont utilisées dans de nombreux domaines, notamment la finance, l'économie, les sciences environnementales, la météorologie, l'épidémiologie, et bien d'autres, pour analyser les tendances, modéliser les phénomènes et effectuer des prévisions.

III.4.Classification De La Prédiction De Rayonnement Solaire

III.4.1.Prédiction A Court Terme

On appelle prédictions à court terme la prédiction du rayonnement solaire effectuée pendant une heure, plusieurs heures, un jour ou jusqu'à sept jours. La prévision de l'énergie solaire à court terme assure l'implication, la planification et la distribution de l'énergie électrique des installations. Il est pratique d'utiliser ce genre de modèle de prédiction pour élaborer un système de gestion de l'énergie qui s'intègre au système photovoltaïque. Il est également possible d'améliorer la sécurité du fonctionnement du réseau en prédisant à court terme.

III.4.2.Prédiction A Moyen Terme

La prédiction du rayonnement solaire à moyen terme consiste à prévoir le rayonnement solaire sur une période allant de plus d'une semaine à un mois. Ce type de prédiction est crucial pour la planification du système d'alimentation en énergie solaire, ainsi que pour l'élaboration du calendrier de maintenance. En prévoyant la disponibilité de l'énergie électrique à l'avenir, les gestionnaires de systèmes d'alimentation peuvent mieux planifier les opérations et les interventions de maintenance, assurant ainsi un approvisionnement en énergie fiable et efficace.

III.4.3.Prédiction A Long Terme

Le rayonnement solaire à long terme est prédictible sur une période d'un mois à un an. Ce genre d'anticipation est crucial pour la planification de la production, du transport et de la distribution de l'électricité, à l'extérieur des marchés d'énergie traditionnels. De plus, cela assure la sécurité des opérations liées à la gestion de l'énergie solaire. Les planificateurs énergétiques peuvent prendre des décisions éclairées en anticipant les variations du rayonnement solaire sur cette période prolongée, en prenant en compte les investissements à long terme et les stratégies de gestion de l'énergie. Cela assure la fiabilité et l'efficacité du système électrique à long terme.

En effet, la prévision de l'énergie solaire a été divisée par certains chercheurs en quatre catégories, comme mentionné dans la référence [66]. On nomme la quatrième

catégorie « horizon de prédiction à très court terme ». Dans cette situation, la prédiction à court terme a pour objectif de prévoir les fluctuations de l'énergie solaire sur une échelle de quelques secondes, d'une minute, voire de plusieurs minutes (moins d'une heure). Il est crucial d'utiliser ce genre de prédiction pour des utilisations comme le lissage de la puissance, la répartition de l'électricité en temps réel et l'optimisation des réserves. Les gestionnaires de réseaux électriques peuvent améliorer l'ajustement de la production et de la distribution d'électricité en fournissant des prévisions précises sur ces courtes périodes, garantissant ainsi la stabilité et l'efficacité du réseau.

III.5.Sources De Données

Les données expérimentales proviennent de la station BSRN Tamanrasset en Algérie, avec 11 années de mesures horaires du rayonnement solaire global incident (GHI). Ces données sont ensuite divisées en trois ensembles pour l'entraînement, la validation et le test. Environ 50 % des données de la période 2000-2010 sont utilisées pour l'entraînement, 25 % pour la validation, et les 25 % restants pour le test. Les valeurs nocturnes sont exclues de l'analyse. Les données originales, collectées chaque minute, sont agrégées en valeurs horaires pour l'étude [67].

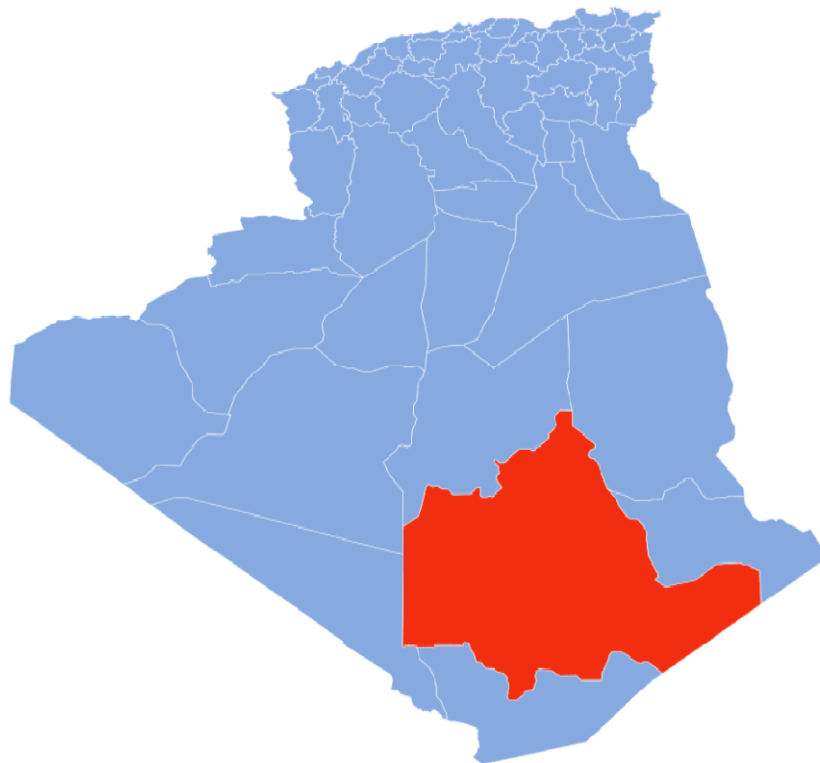


Figure III.1 Location de TAMANRASSET [68].

Tableau III.1 Informations générales sur le site de test.

Site	Latitude (°N)	Longitude (°E)	Elévation (m)	Période
TAMANRASSET	22.79	5.5292	1385	2000-2010

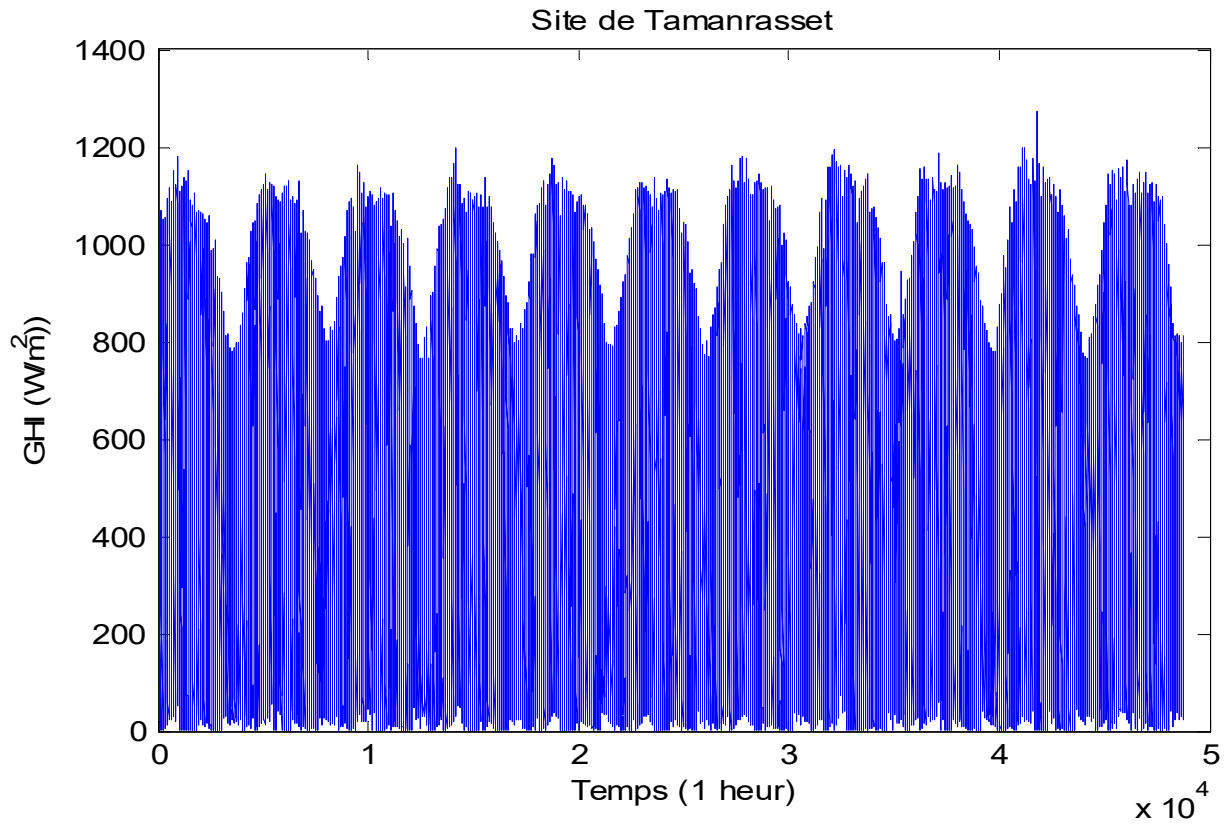


Figure III.2 La série chronologique du données GHI sur 11 ans successives à chaque heure de station site de TAMANRASSET.

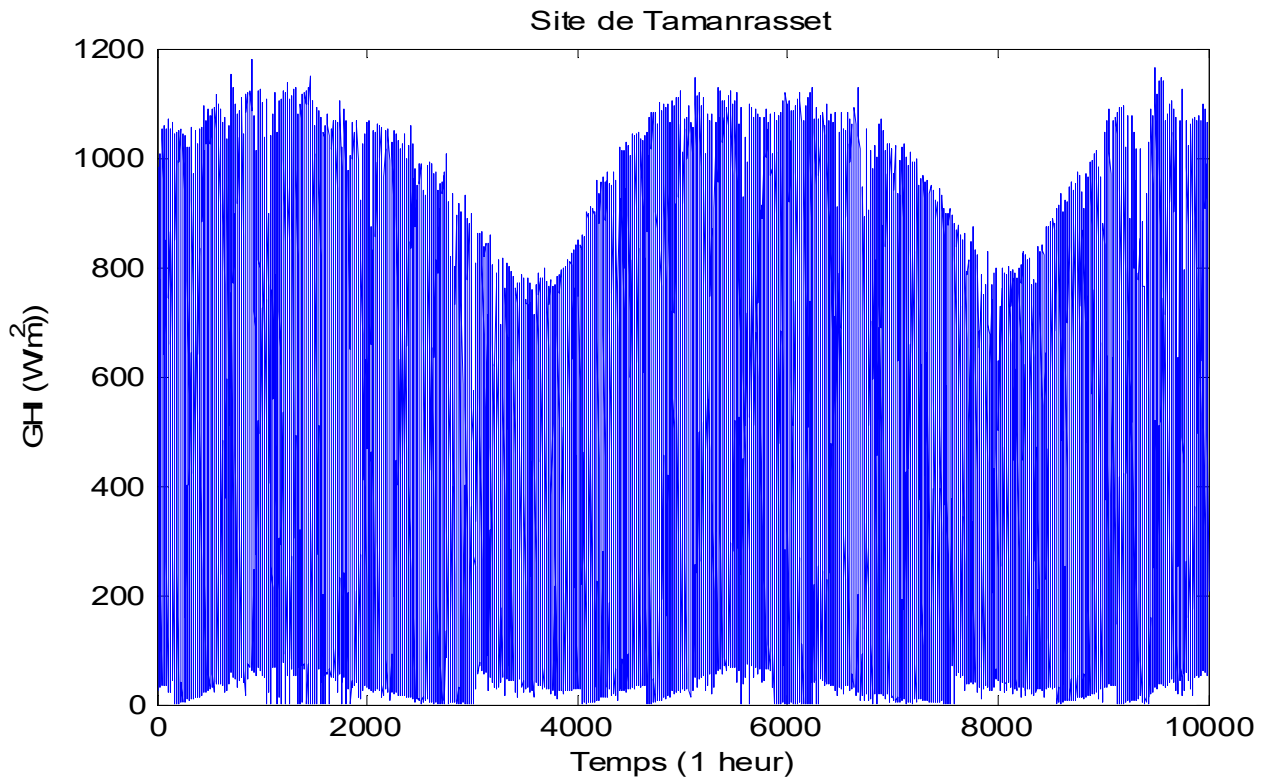


Figure III.3 La série chronologique de données GHI de 10000 échantillons.

III.6.Évaluation Des Performances Prédictives

L'estimation de l'erreur de prédiction est une étape cruciale dans tout processus de modélisation et de prédiction, y compris dans le contexte de la régression vectorielle de support (SVR). Voici quelques méthodes couramment utilisées pour estimer l'erreur de prédiction dans le cadre de SVR.

L'évaluation des performances prédictives est une étape cruciale dans toute analyse statistique ou modèle prédictif. Cela implique de mesurer à quel point les prédictions d'un modèle correspondent aux valeurs réelles ou observées dans un ensemble de données. Voici quelques métriques couramment utilisées pour évaluer les performances prédictives :

III.6.1.Erreur Quadratique Moyenne (RMSE)

Mesure la différence moyenne entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. Une valeur plus faible de RMSE indique des prédictions plus précises.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{t=1}^m |y_t - \hat{y}_t|^2} \quad (\text{III.2})$$

III.6.2. Compétence De Prévion (FS)

Se réfère à la mesure de l'exactitude ou de la performance d'un modèle de prévision par rapport aux données réelles. Cela implique généralement de comparer les prévisions faites par le modèle avec les observations réelles pour évaluer à quel point les prévisions sont proches de la réalité. Une compétence de prévision élevée indique que le modèle est capable de fournir des prévisions précises et fiables, tandis qu'une compétence plus faible indique que le modèle peut nécessiter des ajustements ou des améliorations pour mieux représenter les données réelles.

$$F_s = 1 - \frac{RMES_m}{RMES_p} \quad (III.3)$$

III.6.3. Coefficient De Détermination (R^2)

Indique la proportion de la variance des variables dépendantes qui est prévisible à partir des variables indépendantes. Une valeur plus proche de 1 indique un meilleur ajustement du modèle.

$$R^2 = 1 - \frac{\text{var}(y - \hat{y})}{\text{var}(y_\tau)} \quad (III.4)$$

III.6.4. Erreur Moyenne Absolue Relative (MAPE)

Calcule la moyenne des écarts relatifs entre les valeurs prédites et les valeurs réelles. Il est exprimé en pourcentage et permet une interprétation de l'erreur en termes de proportion de la vraie valeur.

$$MAPE = \frac{1}{M} \sum_{t=1}^m \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} * 100 \quad (III.5)$$

Ces métriques fournissent différentes perspectives sur les performances du modèle, et il est souvent judicieux de les examiner ensemble pour obtenir une image complète. Il est également important de se rappeler que la sélection des métriques dépend du type de problème (régression, classification, etc.) et des données spécifiques. Ici, y_t et \hat{y}_t représentent respectivement les valeurs réelles et prévues, et M est le nombre de séries de données prévues.

III.7. Résultat de Simulation

Si vous avez divisé ces informations en vecteurs et les avez ensuite réorganisées en matrices de dimensions [1000,30] pour obtenir une prédiction de

colonne [31], vous pouvez utiliser ces matrices pour entraîner un modèle de prédiction. Dans ce scénario, un programme de calcul doux développé sous Matlab a été utilisé pour entraîner un modèle SVM (Support Vecteur Machine). Un ensemble d'échantillons de données a été divisé en trois sous-ensembles :

III.7.1.Ensemble D'apprentissage

50 % des données, soit 5000 points de données, pour la période 2000-2010, en matrices de dimensions [1,5000] ont été utilisés pour l'entraînement du modèle SVM. Cela signifie que le modèle a été ajusté aux données pendant cette période afin d'apprendre à les classer correctement.

III.7.2.Ensemble De Validation

Les 50 % restants des données, soit 2500 points de données, ont été utilisés pour la validation du modèle en matrices de dimensions [5001,7500]. Cela implique généralement de régler les hyper paramètres du modèle SVM pour optimiser ses performances sur un ensemble de données distinct de celui utilisé pour l'entraînement.

III.7.3.Ensemble De Test

Un autre ensemble de 2500 points de données a été réservé pour tester la performance finale du modèle en matrices de dimensions [7501,10000]. Ces données n'ont pas été utilisées lors de l'entraînement ni de la validation du modèle. Elles sont utilisées pour évaluer à quel point le modèle généralise bien à de nouvelles données.

Il est également mentionné que les valeurs nocturnes ont été retirées des ensembles de données utilisés dans cette étude. Cela signifie que seules les données diurnes ont été incluses dans l'ensemble d'entraînement, l'ensemble de validation et l'ensemble de test.

En utilisant cette approche, les chercheurs peuvent développer et évaluer la performance du modèle SVM dans la prédiction ou la classification des valeurs diurnes en fonction des caractéristiques fournies dans l'ensemble de données.

Pour faciliter la comparaison, les Tableaux I et II et III montrent les résultats obtenus avec les données de Tamanrasset par les trois techniques différentes décrites ci-dessus :

III.7.4.Noyaux Utilisés

Pour notre simulation nous avons utilisé trois types de noyaux, qui sont les suivants : un noyau à base radiale (RBF), un noyau linéaire (LIN) et un noyau polynomial (POLY).

III.7.4.1.Support Vecteur Machines Avec Un Noyau A Base Radiale (SVM_RBF)

Les valeurs de R^2 qui indiquent la proportion de la variance dans le **GHI** expliquée par le modèle, varient entre 94.67% et 94.30%, démontrant une bonne capacité du modèle à expliquer la variation dans les données observées. Les valeurs de **MAPE**, évaluant la précision des prédictions par rapport aux valeurs observées du **GHI**, oscillent entre 40.57% et 56.64%, suggérant une précision raisonnable du modèle. Enfin, les valeurs de **RMSE**, qui mesurent l'écart moyen entre les valeurs prédites et les valeurs observées du **GHI**, varient entre 72.99% et 99.23%, montrant une certaine variabilité dans la précision des prédictions.

La précision du modèle peut être influencée par les paramètres spécifiques choisis pour le **SVM-RBF**, tels que le paramètre Gamma (**GAM**) et le paramètre Sigma carré (**Sig2**) qui ont été ajustés pour optimiser les performances du modèle dans ces expériences.

Tableau III.2 Les résultats statistiques pour site de Tamanrasset en utilisant un Support Vecteur Machine avec un noyau à base radiale (SVM_RBF).

[GAM ; Sig2]	RMSE (%)	MAPE (%)	R^2 (%)	FS
[50 ; 1]	99.2314	20.7562	88.5385	0.4241
[100 ; 2]	79.2513	12.0353	93.3883	0.5401
[150 ; 3]	74.6425	0.5495	94.3095	0.5668
[200 ; 5]	72.9969	13.1948	94.6785	0.5764

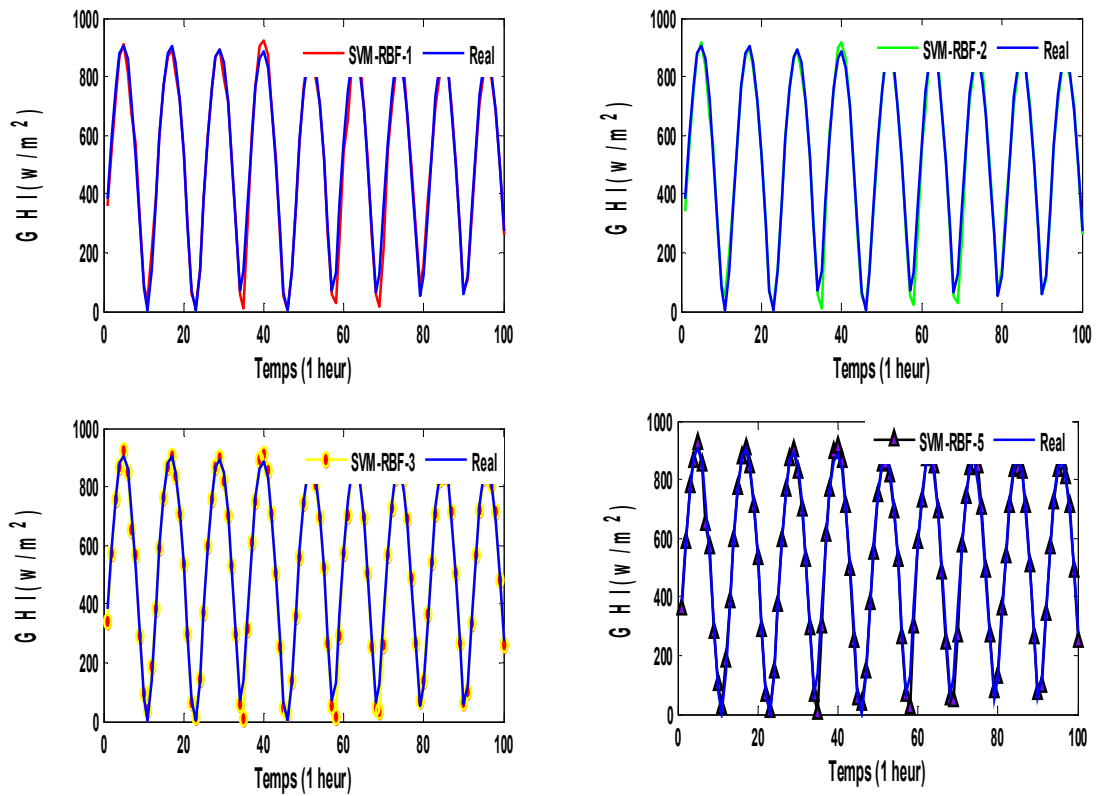


Figure III.4.a Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en Utilisant un Support Vecteur Machines avec un noyau à base radiale (SVM_RBF).

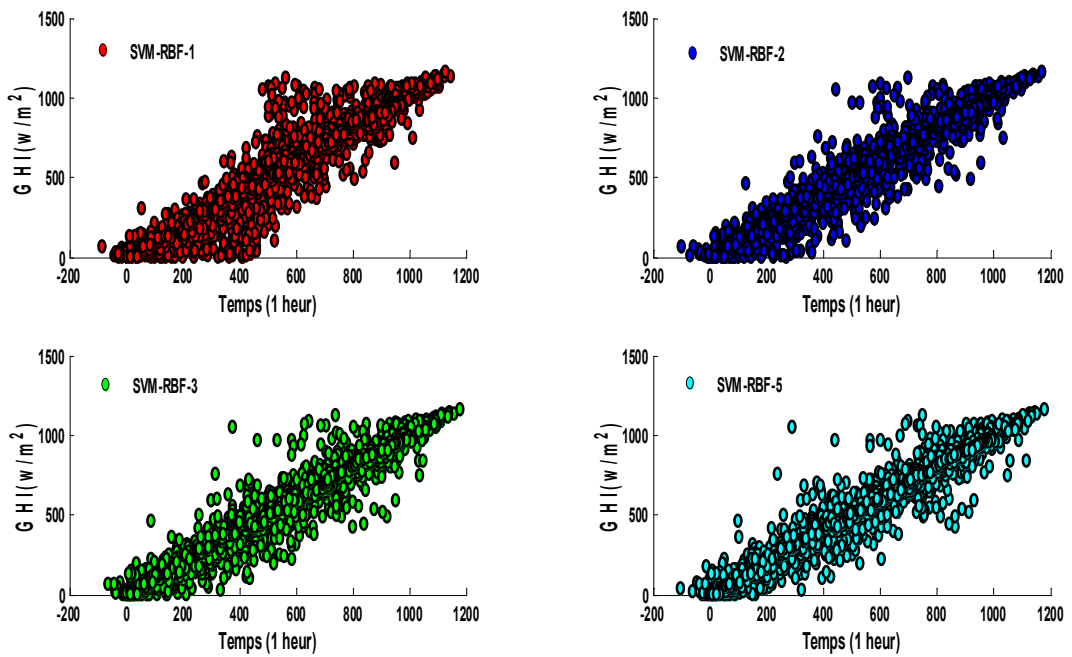


Figure III.4.b Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en Utilisant un Support Vecteur Machine avec un noyau à base radiale (SVM_RBF).

III.7.4.2.Support Vecteur Machines Avec Un Noyau Linéaire

(SVM_LIN)

Les mesures de performance pour le modèle SVM linéaire montrent une R^2 de 0,4862, ce qui indique que le modèle parvient à expliquer environ 48,62% de la variance dans les données. En ce qui concerne les erreurs de prévision, le pourcentage moyen d'erreur absolue (**MAPE**) est de 10,51%, tandis que le pourcentage de racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (**RMSE**) est de 75,61%. Ces indicateurs suggèrent une certaine capacité de généralisation du modèle, bien que des améliorations puissent être apportées. En observant les paramètres [**GAM ; b**], qui semblent varier, on remarque une tendance à une légère augmentation de la **MAPE** avec des valeurs de **GAM** et de **b** plus élevées. Cela pourrait indiquer une certaine sensibilité du modèle à ces paramètres, nécessitant peut-être une optimisation plus poussée pour obtenir de meilleures performances.

Tableau III.3 Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machine avec un noyau linéaire (SVM_LIN).

[GAM ; b]	RMSE (%)	MAPE (%)	R^2 (%)	FS
[100 ; 0.1]	75.6130	10.5135	94.4441	0.4862
[150 ; 0.2]	75.6129	10.6150	94.4441	0.4862
[200 ; 0.3]	75.6128	10.6654	94.4441	0.4862
[300 ; 0.5]	75.6128	10.7156	94.4441	0.4862

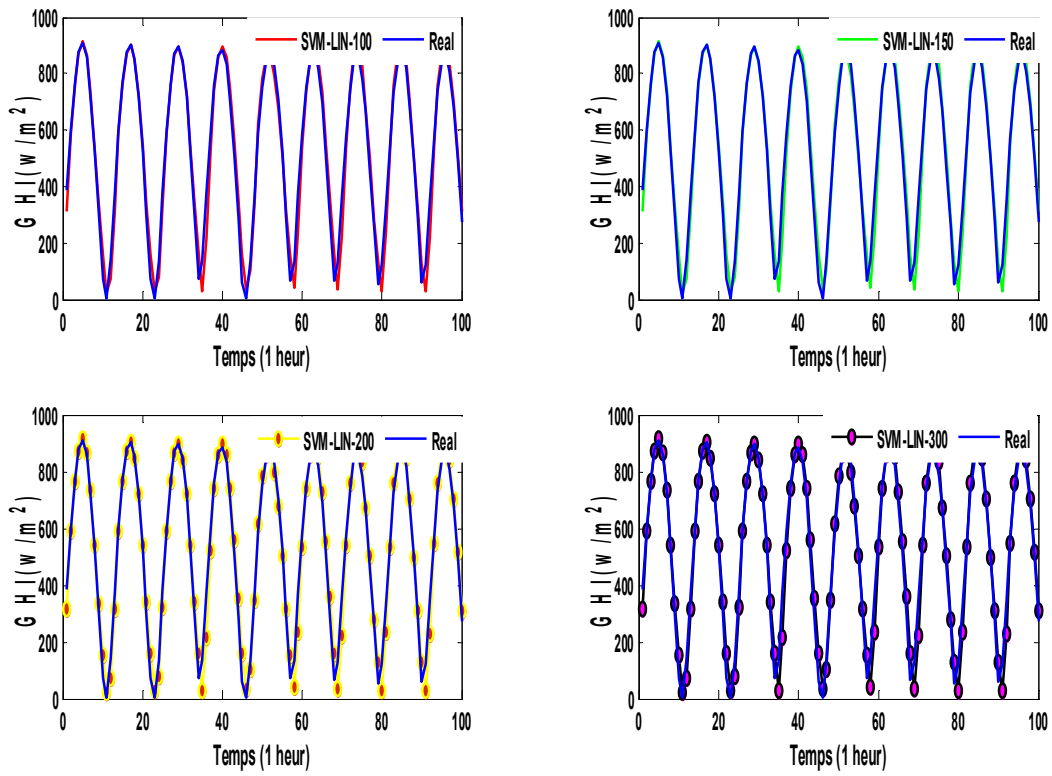


Figure III.5.a Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machine avec un noyau linéaire (SVM_LIN).

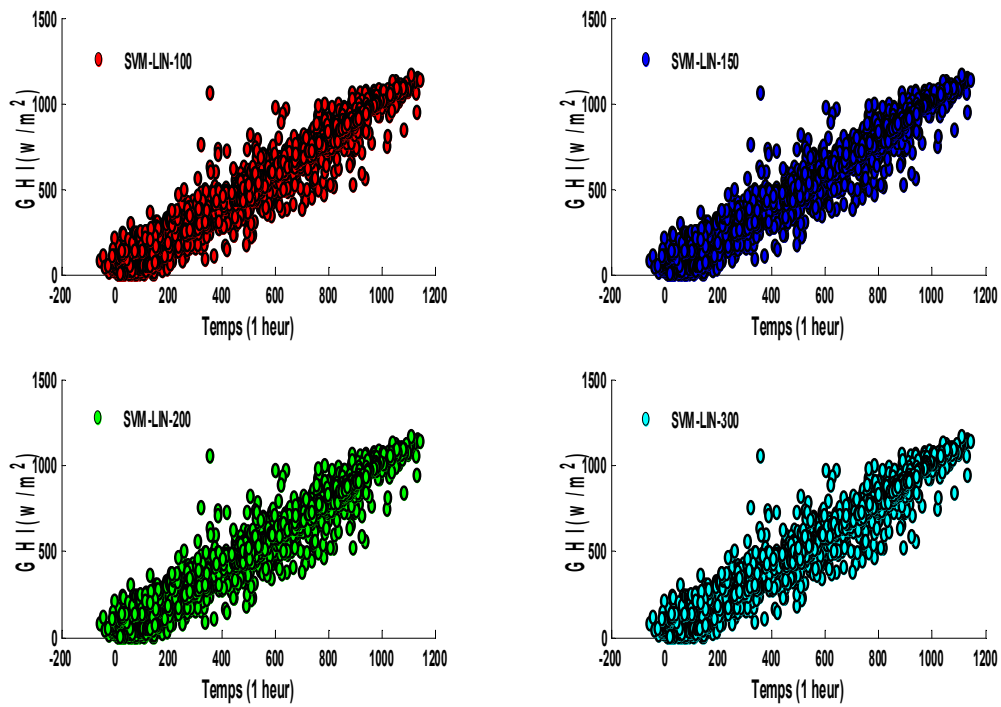


Figure III.5.b Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support Vecteur Machine avec un noyau linéaire (SVM_LIN).

III.7.4.3.Support Vecteur Machines Avec Un Noyau Polynomial (SVM_POLY)

Les résultats statistiques pour le modèle SVM polynomial montrent un niveau de performance satisfaisant lors de l'utilisation des données de Tamanrasset. Le coefficient de détermination R^2 est d'environ 0,5612, ce qui indique que le modèle parvient à expliquer environ 56,12% de la variance dans les données. En ce qui concerne les erreurs de prédiction, le pourcentage moyen d'erreur absolue (MAE) varie entre 51,79% et 112,58%, tandis que le pourcentage de racine carrée de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) varie entre 66,65% et 246,44%. On remarque que les valeurs les plus élevées des paramètres [GAM, t, d] ont un impact négatif sur la performance du modèle, avec une valeur R^2 négative lorsque $d=3$, suggérant une inadéquation du modèle avec les données dans ce cas. Il est clair qu'un ajustement soigneux des paramètres du modèle est nécessaire pour améliorer ses performances.

Tableau III.4 Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support vecteur machine avec un noyau polynomial (SVM_POLY).

[GAM ; t ; d]	RMSE (%)	MAPE (%)	R^2 (%)	FS
[10 ; 0.1 ; 1]	75.6151	7.3292	94.4437	0.5612
[20 ; 0.2 ; 2]	66.6511	19.4897	95.6534	0.6132
[30 ; 0.3 ; 2]	66.6652	21.1617	95.6516	0.6131
[50 ; 0.5 ; 3]	246.4431	24.5121	61.5192	-0.4303

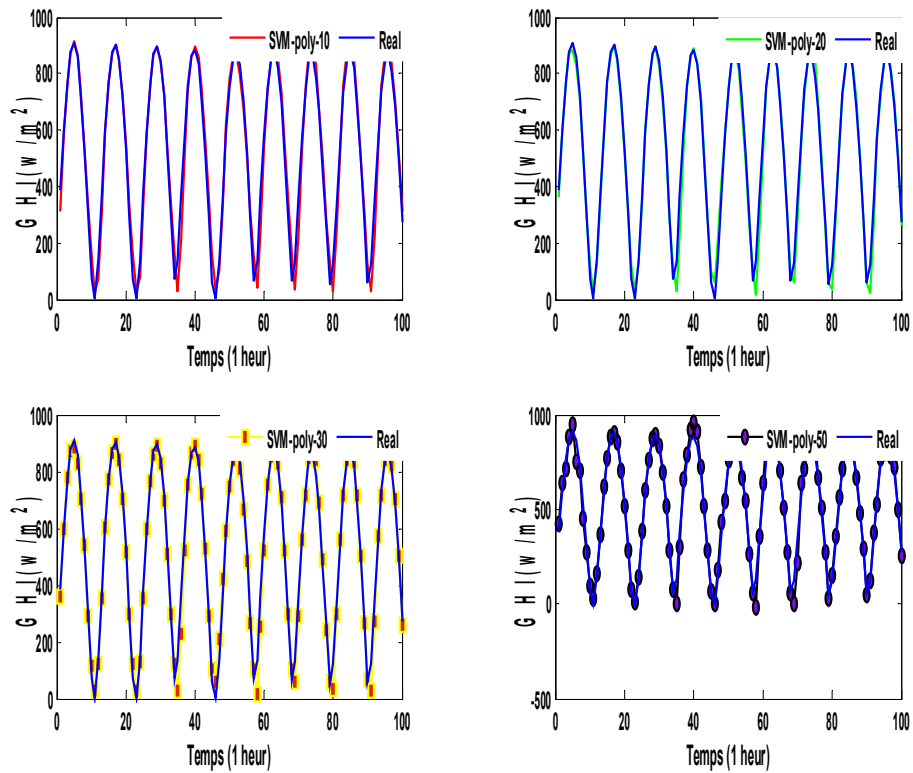


Figure III.6.a Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support vecteur machine avec un noyau polynomial (SVM_POLY).

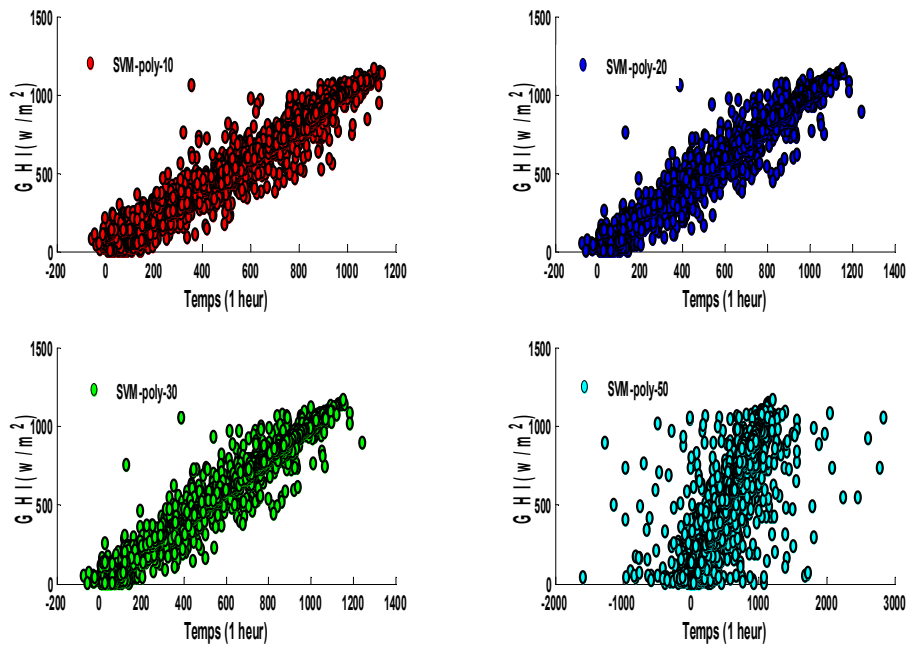


Figure III.6.b Les résultats statistiques pour site de TAMANRASSET en utilisant un Support vecteur machine avec un noyau polynomial (SVM_POLY).

Tableau III.5 Comparaison entre les différents types de SVM en terme les erreurs.

	RMSE (%)	MAPE (%)	R²(%)	FS
SVM_RBF	72.9969	13.1948	94.6785	0.5764
SVM_LIN	75.6130	10.5135	94.4441	0.4862
SVM_POLY	66.6511	19.4897	95.6534	0.6132

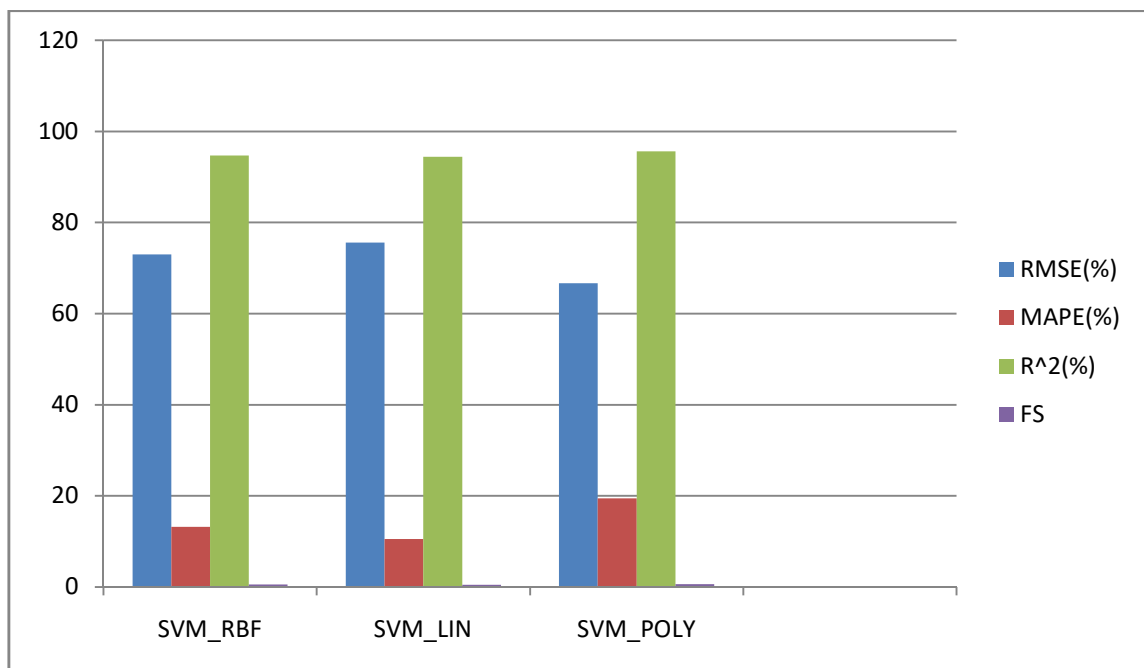


Figure III.7 Un histogramme représentant Comparaison entre les différents types de SVM en terme les erreurs.

Conclusion

L'analyse et la prédiction des séries temporelles constituent un domaine de recherche dynamique, d'une importance capitale dans de nombreux domaines pratiques. L'amélioration de l'exactitude des prédictions de séries chronologiques est une tâche qui retient de plus en plus l'attention des chercheurs au cours des dernières décennies. Dans ce chapitre, une nouvelle méthodologie a été proposée pour prévoir l'irradiation solaire globale horizontale (GHI) de l'heure suivante, sur la base d'un ensemble de modèles multiples.

Il semble que vous parliez d'une étude portant sur l'utilisation des machines à vecteurs de support (SVM) pour prédire le rayonnement solaire global (GHI). La sélection de différents types de prédicteurs SVM, tels que le SVM linéaire, le SVM avec un noyau polynomial et le SVM avec un noyau gaussien (RBF), vise à évaluer l'efficacité de chaque approche dans ce contexte.

Les résultats indiquent que le SVM-RBF offre les meilleures performances sur tous les sites de test, ce qui suggère que sa capacité à modéliser les phénomènes non linéaires est un atout dans ce domaine. Ensuite, l'étude explore les stratégies de combinaison des modèles de prédiction, notant que la stratégie basée sur la classification surpasse de loin les autres méthodes.

Ces conclusions fournissent des indications précieuses pour sélectionner les modèles de prédiction appropriés et mettre en œuvre des stratégies de combinaison efficaces pour améliorer les prévisions du GHI.

Conclusion Générale

Conclusion Générale

Dans le cadre de cette étude, l'intégration des sources d'énergie renouvelables intermittentes, en particulier l'énergie solaire, dans les réseaux électriques est identifiée comme un défi complexe. Pour aborder cette problématique, l'accent est mis sur la caractérisation précise de ces ressources, ce qui est crucial pour faciliter leur intégration efficace dans le réseau. La nature intermittente de l'énergie solaire pose plusieurs défis, notamment en termes de prévision de la production et de gestion de l'équilibre entre l'offre et la demande d'électricité. Pour surmonter ces défis, une caractérisation précise de l'énergie solaire implique plusieurs aspects: utiliser des modèles météorologiques avancés et des données historiques pour prévoir la production d'énergie solaire, permettant ainsi d'anticiper les variations et de planifier en conséquence ; analyser et simuler le comportement des panneaux solaires dans diverses conditions environnementales (comme l'ensoleillement et la température) pour mieux comprendre et prévoir leur rendement; développer des stratégies pour intégrer efficacement l'énergie solaire dans le réseau électrique, y compris des solutions de stockage d'énergie comme les batteries pour lisser les fluctuations de production et des systèmes de gestion de la demande pour ajuster la consommation en fonction de la production; mettre en place des réseaux intelligents (smart grids) qui utilisent des technologies de communication et de gestion avancées pour optimiser la distribution d'électricité, intégrer dynamiquement les sources d'énergie renouvelable, et maintenir la stabilité du réseau; et établir des cadres politiques et réglementaires qui soutiennent l'intégration des énergies renouvelables, encouragent l'innovation technologique et assurent la sécurité et la fiabilité du réseau électrique. La combinaison de ces approches permet d'améliorer la caractérisation de l'énergie solaire et de faciliter son intégration dans les réseaux électriques. En surmontant les défis associés à l'intermittence, il devient possible de maximiser l'utilisation des ressources renouvelables et de progresser vers des systèmes énergétiques plus durables et résilients.

De plus, l'utilisation de la technique de régression à vecteurs de support (SVR) pour prévoir l'irradiation solaire a montré des résultats prometteurs qui bénéficient à tous les secteurs économiques. Cela souligne l'importance cruciale de la prévision. La technique SVR est un outil d'apprentissage automatique efficace utilisé pour identifier les modèles et prédire les valeurs futures en se basant sur des données historiques.

Dans le cas de l'irradiation solaire, le SVR peut être utilisé pour analyser les données climatiques et prévoir avec précision les niveaux futurs d'irradiation solaire.

Cela offre de nombreux avantages, notamment: améliorer l'efficacité de la production d'énergie solaire en prévoyant les niveaux d'irradiation, ce qui aide à mieux gérer les ressources énergétiques et à équilibrer l'offre et la demande; fournir des informations précises aux agriculteurs sur l'irradiation solaire attendue, aidant ainsi à planifier les cultures et à améliorer la productivité; permettre aux entreprises industrielles dépendant de l'énergie solaire d'améliorer leurs calendriers de production et de réduire les coûts énergétiques ; aider les ingénieurs et les planificateurs à concevoir des bâtiments utilisant efficacement l'énergie solaire grâce à des prévisions précises de l'irradiation solaire; et soutenir les décideurs politiques dans le développement de stratégies pour atténuer les effets du changement climatique et promouvoir l'utilisation des énergies renouvelables. Ainsi, l'utilisation du SVR pour prévoir l'irradiation solaire ne contribue pas seulement à améliorer l'efficacité de l'énergie solaire, mais elle favorise également la croissance économique et la durabilité environnementale dans divers secteurs.

BIBLIOGRAPHIE

BIBLIOGRAPHIE

- [01] Jannot, Yves. "Cours thermiques solaire." URL: <http://www.thermique55.com/principal/thermiquesolaire.pdf>. Accédé le 20/11/2020
- [02] Mondol, Jayanta Deb, Yigzaw G. Yohanis, and Brian Norton. "Solar radiation modelling for the simulation of photovoltaic systems." *Renewable Energy* 33.5 (2008) : 1109-1120.
- [3] -<https://www.photovoltaique.info/fr/info-ou-intox/lenergie-solaire/le-soleil-source-denergie-renouvelable>. (Consulter le 21/02/2024).
- [4] Falk Antony, Christian Durschner, Karl-Heinz Remmers : « Le photovoltaïque pour Tous, conception et réalisation d'installations », deuxième édition, Berlin 2010.
- [5] Liman Amine et Soukane Samir « Etude et modélisation d'un système photovoltaïque autonome », mémoire d'Ingéniorat, UMMTO, 2012.
- [6] -<https://www.un.org/fr/climatechange/what-is-renewable-energy>. (Consulter le 21/02/2024).
- [7] -<https://youmatter.world/fr/definition/energies-renouvelables-definition/>. (Consulter le 25/02/2024).
- [8] -<https://fr.wikipedia.org/wiki/Histoire>. (Consulter le 25/02/2024).
- [9] -<https://www.edf.fr/groupe-edf/espaces-dedies/jeunes-enseignants/pour-les-jeunes/lenergie-de-a-a-z/produire-de-lelectricite/quest-ce-que-lenergie>. (Consulter le 27/02/2024).
- [10] -<https://www.futura-sciences.com/sciences/actualites/solar-orbiter-cette-image-soleil-incroyable-97603/>.
- [11] -https://www.assistancescolaire.com/eleve/1re/enseignement-scientifique/reviser-le-cours/1_sci_17. (Consulter le 02/03/2024).
- [12] -https://www.researchgate.net/figure/Distribution-spectrale-du-rayonnement-solaire-terrestre-dans-IUV-le-visible-et_fig1_289154978.
- [13] Liman Amine et Soukane Samir « Etude et modélisation d'un système photovoltaïque Autonome », mémoire d'Ingéniorat, UMMTO, 2012.
- [14] - <https://www.edfenr.com/lexique/rayonnement-direct/>.
- [15] Anne Labouret, Michel Viloz : « Energie solaire photovoltaïque », Dunod 3^{ème} Édition 2006.
- [16] Hellali Kamelia : « Modélisation d'une cellule photovoltaïque, étude comparative », Mémoire de Magister, UMMTO, 2012.

- [17]-H. Mehling and L.F. Cabeza. Heat and cold storage with PCM: An up to date Introduction into basics and applications. Heat and Mass Transfer. Springer Berlin Heidelberg, 2008.
- [18]-<https://www.cea.fr/comprendre/Pages/energies/renouvelables/essentiel-sur-cellules-photovoltaïques.aspx>.(Consulter le 02/03/2024).
- [19]-influence-de-leclairement-sur-la-caracteristique-courant-tension.
- [20]-http://basetpe.free.fr/tpe1/solaire/fonctionnement_solaire.html. (Consulter le 10/03/2024).
- [21]-Eduard Oró, Antoni Gil, Alvaro de Gracia, Dieter Boer, and Luisa F.Cabeza. Comparative life cycle assessment of thermal energy storage systems for solar power Plants. Renewable Energy, 44(C):166_173, 2012.
- [22]-Marc Medrano, Antoni Gil, Ingrid Martorell, Xavi Potau, and Luisa F.Cabeza. State of the art on high-temperature thermal energy storagefor power generation. Part 2_Case studies. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 14(1):56_72, January 2010.
- [23]-<https://free3d.com/fr/3d-model/solar-panels-v1--376601.html>.(consulter le 10/03/2024).
- [24]-M.Behadj, —Modélisation D'un Système De Captage Photovoltaïque. Autonome, | Centre Universitaire De Bechar Institut des Sciences Exactes, Mémoire de magister, Algérie, 2008.
- [25]-<https://www.jade-technologie.com/composition-dun-panneau-solaire/>. (Consulterle 14/03/2024).
- [26]-https://www.researchgate.net/figure/influence-de-leclairement-sur-la-caracteristique-courant-tension_fig6_353340180. (Consulter le 15/03/2024).
- [27]-https://fr.wikipedia.org/wiki/energie_solaire_photovoltaïque. (Consulter le 17/03/2024).
- [28]-M. L. Louazene, —Etude technico-économique d'un système de pompage Photovoltaïque sur le site d'Ouargla, | Université de Batna 2, 2008.
- [29]-influence-de-leclairement-sur-la-caracteristique-courant-tension.
- [30]-Mohamed RedhaRezoug, « Etude et Réalisation d'un Système d'orientation et de Conversion Destiné à Optimiser le Rendement d'un Système Photovoltaïque », Thèse de Doctorat, Université des Constantine, 2018.
- [31]-K.Helali « modélisation d'une cellule photovoltaïque : étude comparative » Mémoire de magistère, Tizi-Ouzou, 2012.
- [32]-<https://dspace.univadrar.edu.dz/jspui/bitstream/123456789/3173/1/DC3A9termination>. (Consulter le 06/02/2024).

- [33]-L.Chiter, —Modélisation et simulation d'un système de pompage solaire à base d'un moteur asynchrone monophasé, Mémoire de Magister, Université de Hadj lakhedhar, Batna, Algérie, 2012.
- [34]-A. Daoud, —Contrôle de la Puissance d'un Générateur Photovoltaïque pour le Pompage Solaire, Thèse de Doctorat, Université des sciences et de la technologie d'Oran, Algérie, 2013.
- [35]-Lazizi, Aldjia«Modélisation, contrôle et gestion énergétique d'une installation de pompage solaire » univ-boumerdes.dz, 2020.
- [36]-WILGENBUS, David. "Dossier « L'énergie Solaire »." 14 pp. 22/03/2022 pdfprof.com.
- [37]-CHEHAM Abdeldjalil EL MAGBED Seddik, Commande robuste d'un Concentrateur solaire cylindro-parabolique : Université Kasdi Merbah Ouargla2018
- [38] -Benchikh Elhoucine Hanane, ' Simulation numérique de modèle de collecteur Hybride Photovoltaïque/Photo thermique', Mémoire de magister, Université de Constantine, Algérie, 2009.
- [39]-V. J. Suykens J. A., « Least squares support vector machine classifier. Neural Processing Letters, » sept. 1999, p. 293-300. (Cf. p. 36, 37).
- [40]-Mohamadally Hasan et Fomani Boris, « SVM : Machines a Vecteurs de Support ou Separateurs a Vastes Marges », Versailles St Quentin, France, janvier 2006.
- [41]-Les Supports Vecteurs Machines (SVM) pour la reconnaissance des caractères manuscrits arabes (Mémoire de Biskra), (Consulted on 10/ 05/ 2022) (cf. p. 30).
- [42]-«<https://medium.com/analytics-vidhya/machine-learning-support-vector-regression181aea35bedf>, (Consulted on 03/ 05/ 2022), » (cf. p. 32).
- [43]-https://www.researchgate.net/figure/Lhyperplan-optimal-2-Le-cas-dun-echantillon-non-lineairement-separable-Dans-le-cas-des_fig4_278329125 (consulter le 13/05/2024).
- [44]-https://members.loria.fr/FSur/enseignement/apprauto/poly_apprauto_FSur.pdf (consulter le 14/04/2024).
- [45]-<https://openclassrooms.com/fr/courses/4444646-entraenez-un-modele-predictif-lineaire/4507841-maximisez-la-marge-de-separation-entre-vos-classes> (consulter le 18/04/2024).
- [46]-O. Bousquet : " Introduction aux ' Support Vector Machines '(SVM) ". Centre de Mathématiques Appliquées Ecole Polytechnique, Palaiseau, Orsay, Novembre 2001.
- [47]-MOHAMADALLY Hasan, FOMANI Boris, " SVM : Machines a Vecteurs de Support ou Separateurs a Vastes Marges», BD Web, ISTY3 Versailles St Quentin, France, 16

Janvier 2006

[48]-https://www.researchgate.net/figure/Classification-SVM-a-SVM-lineaire-separation-par-une-ligne-droite-b-SVM-non_fig18_303899174 (consulter le 23/04/2024).

[49]-https://www.researchgate.net/figure/Transformation-de-lespace-de-representation-des-donnees-dentree-en-un-espace-de-plus_fig4_323458149 (consulter le 05/05/2024).

[50]-Les Supports Vecteurs Machines (SVM) pour la reconnaissance des caractères manuscrits arabes (Mémoire de Biskra), (Consulted on 10/ 05/ 2022) (cf. p. 30).

[51]-«<https://medium.com/analytics-vidhya/machine-learning-support-vector-regression181aea35bedf>, (Consulted on 03/ 05/ 2022), » (cf. p. 32).

[52]-C.-H. Wu, G.-H. Tzeng et R.-H. Lin, « A novel hybrid genetic algorithm for kernel function and parameter optimization in support vector regression, » *Expert Systems with Applications*, t. 36, no 3, p. 4725-4735, 2009 (cf. p. 33).

[53]-M. S. Ahmed et al., « Yield Response of Different Rice Ecotypes to Meteorological, Agro-Chemical, and Soil Physiographic Factors for Interpretable Precision Agriculture Using Extreme Gradient Boosting and Support Vector Regression., » *Complexity*, 2022 (cf. p. 33, 34).

[54]-[https://www.researchgate.net/figure/Margin-\]Loss-corresponding-to-a-linear-SVM-Sometimes-some-errors-are-allowed-Slack_fig3_331875943](https://www.researchgate.net/figure/Margin-]Loss-corresponding-to-a-linear-SVM-Sometimes-some-errors-are-allowed-Slack_fig3_331875943) (consulter le 05/05/2024).

[55]-https://www.researchgate.net/figure/Support-vector-regression-SVR-Illustration-of-an-SVR-regression-function-represented_fig12_248396465 (consulter le 17/04/2024).

[56]-V. Cherkassky et Y. Ma, « Practical selection of SVM parameters and noise estimation for SVM regression, » *Neural networks*, t. 17, no 1, p. 113-126, 2004 (cf. p. 34, 35).

[57]-https://www.researchgate.net/figure/Support-vector-regression-SVR-Illustration-of-an-SVR-regression-function-represented_fig12_248396465

[58]-Y. Yu et al., « Improved prediction of bacterial CRISPRi guide efficiency from depletion screens through mixed-effect modeling and data integration, » *bioRxiv*, p. 2022-05, 2022 (cf. p. 35).

[59]-B. Akkaya et N. Çolakoğlu, « Comparison of Multi-class Classification Algorithms on Early Diagnosis of Heart Diseases, » sept. 2019 (cf. p. 36, 37).

[60]-P. S. P. D. C. Basak D., « Support vector regression. *Neural Information Processing Letters and Reviews*, » 2007, p. 293-300. (Cf. p. 36, 37).

[61]-V. J. Suykens J. A., « Least squares support vector machine classifiers. *Neural Processing Letters*, » sept. 1999, p. 293-300. (Cf. p. 36, 37).

[62]-C. S. B. Kim K. H., « Support vector machines for regression and applications to

financial forecasting. Omega,, » 2003 (cf. p. 37).

[63]-B. C. J. K. L. S. A. V. V. Drucker H., 1997, Support vector regression machines.

In Advances in neural information processing systems (cf. p. 37).

[64]-D. W. Hosmer, S. Lemeshow et E. Cook, « Applied logistic regression 2nd edition, » New York : Jhon Wiley and Sons Inc, 2000 (cf. p. 38).

[65]-<https://freakonometrics.hypotheses.org/8210> (consulter le 19/05/2024).

[66]-Amral, N., C. S. Ozveren, and D. King. "Short term load forecasting using multiple linear regression." 2007 42nd International universities power engineering conference. IEEE, 2007.

[67]-Gueymard, Christian A., and Jose A. Ruiz-Arias. "Extensive worldwide validation and climate sensitivity analysis of direct irradiance predictions from 1-min global irradiance." Solar Energy 128 (2016): 1-30.

[68]-https://fr.wikipedia.org/wiki/Wilaya_de_Tamanrasset (consulter le 29/05/2024).