



الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية
République Algérienne Démocratique et Populaire
وزارة التعليم العالي والبحث العلمي



Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

جامعة غرداية

Université de Ghardaïa

كلية العلوم والتكنولوجيا

Faculté des Sciences et de la Technologie

قسم الآلية والإلكترونيكا

Département Automatique et Electromécanique

Mémoire de fin d'études, en vue de l'obtention du diplôme

N° d'enregistrement

.../.../...

Master

Domaine : Science et Technologie

Filière : Electrotechnique

Spécialité : Energies Renouvelables en Electrotechnique

Thème

Prévision de l'Irradiance Solaire à l'aide des Techniques de
l'Intelligence Artificiel

Présenté par :

EL GAROUI Mustapha & GHERSLIA Taha Yassine

Soutenue publiquement le : 14/06/2023

Devant le jury composé de:

BAHRI Ahmed	MCB	Univ. Ghardaïa	Président
YETTOU Fatiha	Directrice de recherche	URAER, CDER- Ghardaïa	Examineur
AISSAOUI Farés	MCB	Univ. Ghardaïa	Examineur
FARKOUS Khaled	MCB	Univ. Ghardaïa	Encadreur

Année universitaire 2022/2023

Dédicace

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers ALLAH le tout puissant pour m'avoir guidé et soutenu tout au long des moments les plus difficiles, et pour m'avoir accordé la force nécessaire pour accomplir ce travail. Sa présence dans mon cœur et ma tête a été une source d'inspiration et de réconfort constants. Je suis reconnaissant(e) de sa grâce et de sa bienveillance à mon égard.

Je souhaite dédier ce travail à mes parents, et plus particulièrement à ma très chère mère, pour ses encouragements constants et ses prières tout au long de mes études, à mon père « ALLAH accorde la paix à son âme » pour tout ce qu'il avait fait pour avoir ce résultat.

Je le dédie à mes frères, mes sœurs, les familles ELGAROU, MOULAYOMAR, CHRIFFE, Je les remercie pour leurs encouragements et leurs aides.

A mon binôme GHERASLIA Taha Yassine qui a su me fournir sa contribution indispensable et avant tout son amitié et sa motivation.

A tous les enseignants et tous mes collègues du département Automatique et Electromécanique.

A toute personne qui mérite l'appréciation et le respect de ma part.

A tous mes amis sans citer les noms.

Merci à vous.

ELGAROU Mustapha



Dédicace

Tout d'abord, je tiens à exprimer ma profonde gratitude envers Dieu le tout puissant pour m'avoir guidé et soutenu tout au long des moments les plus difficiles, et pour m'avoir accordé la force nécessaire pour accomplir ce travail. Sa présence dans mon cœur et ma tête a été une source d'inspiration et de réconfort constants. Je suis reconnaissant(e) de sa grâce et de sa bienveillance à mon égard.

Je souhaite dédier ce travail à mes parents, et plus particulièrement à ma très chère mère, pour ses encouragements constants et ses prières tout au long de mes études, à mon père pour tout ce qu'il avait fait pour avoir ce résultat

À mon binôme Mustapha El GEROUÏ, merci de travailler avec moi Merci pour votre soutien continu pour moi.

*À tous les enseignants et tous mes collègues du département
Automatique et Electromécanique.*

GHERASLIA Taha Yassine

Remerciements

Nous avons remercié Allah qui m'a donné la volonté et le courage et surtout la patience de produire ce travail que mon père m'a aidé à faire face à toutes les difficultés que j'ai rencontrées.

Dans ces quelques lignes, nous tenons à remercier nommément les premiers rôles en sachant que nos gratitude vont également vers tous ceux qui nous ont aidés à préciser nos objectifs et à écarter les obstacles.

Nous tenions tout d'abord à exprimer notre profonde gratitude envers notre Encadreur, Dr. **FARKOUS Khaled**, qui nous a prodigué une aide précieuse et un soutien inestimable pour mener à bien notre étude. Sa guidance et ses conseils éclairés ont été d'une importance capitale dans la réussite de notre projet.

Nous souhaitons également manifester nos sincères remerciements à tous les professeurs qui ont contribué à notre formation à l'université. Leur expertise, leur enseignement et leurs efforts ont joué un rôle fondamental dans notre développement académique. Grâce à eux, nous avons acquis des outils et des concepts essentiels qui nous ont permis de résoudre les problèmes auxquels nous avons été confrontés lors de notre projet.

Enfin, nous tenons à exprimer notre gratitude envers toutes les personnes qui, de près ou de loin, ont contribué à l'élaboration de notre mémoire. Leur collaboration, leurs conseils et leur soutien ont été précieux et nous en sommes profondément reconnaissants.

À tous ceux mentionnés ci-dessus, nous adressons nos sincères remerciements pour leur contribution et nous leur exprimons notre plus profonde gratitude.

Résumé

L'intelligence artificielle joue un rôle important dans le secteur de l'énergie, comme l'analyse des données, la prévision de la demande d'énergie, l'amélioration de l'efficacité énergétique des bâtiments, l'amélioration des réseaux électriques et l'amélioration des opérations de distribution et de stockage. Dans ce mémoire, Des modèles hybrides ont été proposés basés sur l'algorithme d'Extrême Learning Machine (ELM) et la machine à vecteurs support (SVM), en utilisant la décomposition en ondelettes (W-ELM & W-SVM), pour la prévision du rayonnement solaire horaire dans la ville de Ghardaïa, en Algérie. Le problème est abordé en prenant en compte à la fois des données météorologiques (variables exogènes) et des données de rayonnement solaire précédant l'heure prédite (variables endogènes) comme entrées pour estimer le modèle optimal. Les données horaires sur une période allant de 2012 à 2015 sont utilisées pour l'apprentissage, tandis que les données de 2016 sont réservées aux tests. Les résultats mettent en évidence l'efficacité du modèle hybride, en particulier du WP-ELM, par rapport aux autres modèles. Lorsque les variables endogènes sont utilisées comme entrées, le modèle affiche d'excellentes performances.

MOTS CLES : Modèles hybrides, Extrême Learning Machine (ELM), Machine à vecteurs support (SVM), Décomposition en ondelettes, Prévision rayonnement solaire horaire, Ghardaïa.

ملخص

الذكاء الاصطناعي يلعب دورًا هامًا في قطاع الطاقة، مثل تحليل البيانات وتنبؤات الطلب على الطاقة وتحسين كفاءة استخدام الطاقة في النباتات وتحسين شبكات الكهرباء وتحسين عمليات التوزيع والتخزين. في هذه الأطروحة، نقترح نماذج هجينة تعتمد على خوارزمية آلة التعلم القصوى (ELM) وآلة ناقلات الدعم (SVM)، باستخدام التحلل الموجي، للتنبؤ بالإشعاع الشمسي كل ساعة في مدينة غرداية، الجزائر. يتم معالجة المشكلة من خلال مراعاة بيانات الأرصاد الجوية (المتغيرات الخارجية) وبيانات الإشعاع الشمسي التي تسبق الوقت المتوقع (المتغيرات الداخلية) كمدخلات لتقدير النموذج الأمثل. يتم استخدام البيانات كل ساعة على مدار الفترة من 2012 إلى 2015 للتعلم، بينما يتم حجز البيانات من عام 2016 للاختبار. تسلط النتائج على كفاءة النموذج الهجين، ولا سيما WP-ELM، مقارنة بالنماذج الأخرى. عند استخدام المتغيرات الداخلية كمدخلات، يظهر النموذج أداءً ممتازًا.

كلمات مفتاحية: النماذج الهجينة، آلة التعلم القصوى (ELM)، آلة المتجهات الداعمة (SVM)، التحليل الموجي، التنبؤ الإشعاع الشمسي كل ساعة، غرداية.

Table des matières

Dédicace.....	i
Remerciements.....	iii
Résumé.....	ii
Table des matières.....	iii
Liste des figures.....	vi
Liste des tableaux.....	ix
Nomenclatures.....	x
Liste des abréviations.....	xii
Introduction générale.....	1
Chapitre 1 : Généralité sur les Energies Renouvelables et Gisement Solaire en Algérie.....	3
1.1 Introduction.....	3
1.2 Sources des énergies Renouvelable.....	3
1.2.1 Biomasse.....	3
1.2.2 Energie Hydraulique.....	4
1.2.3 Géothermie.....	4
1.2.4 Energie Eolienne.....	4
1.2.5 Energie Solaire.....	5
1.2.6 Énergie Solaire Photovoltaïque.....	7
1.3 Source l'énergie renouvelable en Algérie.....	Erreur ! Signet non défini.
1.4 Rayonnement Solaire.....	9
1.4.1 Nature du Rayonnement Solaire.....	9
1.4.2 Propriétés des ondes électromagnétiques.....	10
1.5 Repérage du Soleil dans le Ciel.....	10
1.5.1 Coordonnées Géographiques.....	10
1.5.2 Coordonnées Horaires.....	11

Table des matières

1.5.3	Coordonnées Horizontales	13
1.5.4	Les temps.....	14
1.6	Le Rayonnement Extra-Terrestre	17
1.6.1	Distance Terre – Soleil.....	17
1.6.2	La constante solaire	17
1.6.3	Irradiation solaire hors atmosphère	17
1.7	Composantes du rayonnement solaire au sol.....	18
1.7.1	Rayonnement solaire direct (I).....	18
1.7.2	Rayonnement solaire Diffus (D)	18
1.7.3	Rayonnement solaire Global (G).....	18
1.7.4	Indice de Clarté	19
1.8	Mesure du rayonnement solaire	19
1.8.1	Héliographe	19
1.8.2	Pyranomètre.....	20
1.8.3	Pyrhéliomètre	21
1.9	Gisement solaire en Algérie	22
1.9.1	Gisement solaire :.....	22
1.9.2	Gisement solaire en Algérie	22
1.9.3	Le Programme de développement des énergies renouvelables en Algérie :	24
1.10	Conclusion :.....	25
Chapitre 2 :	Intelligence Artificiel & les Méthodes de Prévision	24
2.1	Introduction	24
2.2	L'intelligence artificielle (IA)	24
2.3	L'apprentissage automatique « Machine Learning » :	25
2.4	Machine à vecteurs support (SVM).....	26
2.4.1	Historique	26
2.4.2	Définition	26
2.4.3	Notion de base.....	27

Table des matières

2.4.4	Machine à vecteurs supports linéaires.....	32
2.5	Extreme Learning Machine (ELM).....	35
2.5.1	Architecture du réseau « Extreme Learning machine »	35
2.5.2	Fonctionnement du réseau ELM	36
2.5.3	Algorithme ELM.....	37
2.5.4	Caractéristiques d'ELM	39
2.6	Conclusion.....	40
Chapitre 3 :	Méthodologie de Prévision & Discussion des Résultats	41
3.1	Introduction	41
3.2	Modèle de prédiction :.....	41
3.2.1	Collecte les données :.....	42
3.2.2	Description des données :.....	44
3.2.3	Prétraitement des données :.....	45
3.2.4	Décomposition des données :.....	46
3.2.5	Prédiction :	48
3.2.6	Évaluation des performances :	49
3.3	Méthodologie de construction des modèles :	51
3.4	Le choix de l'ondelette mère.....	52
3.5	Résultats et discussion :.....	53
3.5.1	Utilisation des variables exogènes.....	53
3.5.2	Utilisation de variables endogènes :.....	59
3.6	Conclusion.....	63
	Conclusion générale	65
	Bibliographies	67

Liste des figures

Figure (1- 1) : Eoliennes à axe vertical.	5
Figure (1- 2) : Eoliennes à axe horizontal.	5
Figure (1- 3) : Centrale solaire thermodynamique.	6
Figure (1- 4) : Types des cellules photovoltaïque : (a) monocristallin, (b) polycristallin, (c) amorphe... 7	7
Figure (1- 5) : La durée moyenne annuelle d'insolation mesurée entre 1992-2002 [4].....	8
Figure (1- 6) : Spectre du Rayonnement Solaire [7]	10
Figure (1- 7) : Les coordonnées terrestres d'un lieu donné [9].	11
Figure (1- 8) : La déclinaison solaire en fonction du jour [12]	12
Figure (1- 9) : Les coordonnées horizontaux [16].....	14
Figure (1- 10) : Variation de l'équation du temps en fonction du jour [15].....	16
Figure (1- 11) : Rayonnement direct, diffus et global [21]	18
Figure (1- 12) : Héliographe de Campbell-Stockes [4].	20
Figure (1- 13) : Pyranomètre pour la mesure du rayonnement globale et diffus [5].....	21
Figure (1- 14) : : Pyréliomètre pour mesure du rayonnement solaire direct [5].....	21
Figure (1- 15) : l'enseillent moyen annuel de l'Algerie.	23
Figure (2- 1) : La séparation de deux ensembles de points par un hyperplan [32].....	27
Figure (2- 2) : Vecteurs support [36].....	28
Figure (2- 3) : Séparateurs à vaste marge [32]	28
Figure (2- 4) : L'hyperplan correspondant à la fonction de décision d'un classifieur linéaire dans R^2 . [40]	30
Figure (2- 5) : Hyperplan optimal par la maximisation de la marge [32].	31
Figure (2- 6) : Maximisation de la marge pour obtenir l'hyperplan optimal [39].....	31
Figure (2- 7) : Architecture d'une machine à vecteurs support [41].	32
Figure (2- 8) : Cas linéairement séparable et non linéairement séparable [32].	33

Liste des figures

Figure (2- 9) : Marge souple et Slack variable ξ [32].....	34
Figure (2- 10) : Transformation d'un problème de séparation non linéaire en un problème de séparation linéaire dans un espace de re-description [42]	35
Figure (2- 11) : L'architecteur de reseau ELM	36
Figure (3- 1) : Processus de modélisation et de prévision.....	41
Figure (3- 2) : La zone d'étude	43
Figure (3- 3) : Unité de recherche appliquée en énergies renouvelables (URAER) Ghardaïa.....	44
Figure (3- 4) : Variation des données météorologique horaire à Ghardaïa	45
Figure (3- 5) : L'évolution du rayonnement solaire horaire normalisé (Ghardaïa).....	46
Figure (3- 6) : Processus de décomposition en ondelettes.	47
Figure (3- 7) : Processus de décomposition par paquets d'ondelettes	48
Figure (3- 8) : Organigramme du modèle proposé.....	49
Figure (3- 9) : L'évaluation du rayonnement global Horaire.....	51
Figure (3- 10) : DWT des entrées du modèle W – ELM.....	53
Figure (3- 11) : Dispersion de la valeur prévue du rayonnement solaire par rapport à la valeur mesurée, avec les meilleurs modèles à des entrées exogènes.....	55
Figure (3- 12) : L'erreur de prédiction dans la période de test.	55
Figure (3- 13) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé ELM	56
Figure (3- 14) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé W-ELM	56
Figure (3- 15) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé WP-ELM	57
Figure (3- 16) : Comparaison entre ELM et SVM cas exogène	58
Figure (3- 17) : Comparaison entre des modèles (SVM et ELM) cas des entrées exogènes	58
Figure (3- 18) : Dispersion de la valeur prévue du rayonnement solaire par rapport à la valeur mesurée avec les meilleurs modèles à des entrées endogène	60
Figure (3- 19) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé ELM modèle M10	60
Figure (3- 20) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé W-ELM modèle M6.....	61
Figure (3- 21) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé WP-ELM	61
Figure (3- 22) : Comparaison entre ELM et SVM cas endogène	62
Figure (3- 23) : Comparaison entre des modèles (SVM et ELM).....	63

Liste des tableaux

Tableau (1- 1) : Potentiel solaire en Algérie [26].....	24
Tableau (3- 1) : Variable objective et les statistiques pour la ville de Ghardaïa	45
Tableau (3- 2) : Effet du type d'ondelette sur la précision du modèle pour entrer exogène	52
Tableau (3- 3) : Effet de la décomposition sur la précision des modèles prédictives exogènes.....	54
Tableau (3- 4): Comparaison entre des modèles (SVM et ELM) cas des entrées exogènes	57
Tableau (3- 5) : Effet de la décomposition sur la précision des modèles des entrées endogène	59
Tableau (3- 6) : Comparaison entre des modèles (SVM et ELM) cas des entrées endogène.....	62

Nomenclatures

Λ	Longitude	(°)
Φ	Latitude	(°)
Δ	Déclinaison solaire	(°)
n_j	Numéro de jour de l'année	-
Ω	Angle horaire	(°)
H	Hauteur angulaire	(°)
Θ_z	Angle zénithal	(°)
D	Durée astronomique du jour	Heurs
A	Azimut	(°)
		1UA=150 millions
r_0	Distance moyenne terre-soleil	Km
R	Distance actuelle terre-soleil	UA
I_0	Constante solaire	W/m ²
I_{sc}	Constante solaire corrigé	W/m ²
T	Température de l'air	°C
U	Humidité relative	%
P	Pression d'air	hP
S_d	La durée d'insolation moyenne journalière	Heurs
S_0	La durée d'insolation maximale	Heurs
K	Indice de clarté	-
TSV	Temps solaire vrai	Heure
TL	Temps solaire local	Heure
TU	Temps universel	Heure
ΔH	Décalage horaire	Heure
TSM	Temps solaire moyen	Heure
ET	Equation du temps	Min
β_0	Angle du jour	(°)
I_h	Éclairement sur un plan horizontal	W/m ²

Nomenclatures

H_0	Irradiation solaire hors atmosphère sur un plan horizontal	$Wh.m^{-2}jour^{-1}$
H	Irradiation solaire reçue sur un plan horizontal	$Wh.m^{-2}jour^{-1}$
G_h	Rayonnement global sur une surface horizontale	W/m^2
G_c	Rayonnement global par ciel clair	W/m^2
I	Rayonnement direct	W/m^2
D	Rayonnement diffus	W/m^2
$H_{n,obs}$	Valeur observées	$Wh.m^{-2} h^{-1}$
$\bar{H}_{n,obs}$	Valeur observées moyenne	$Wh.m^{-2} h^{-1}$
$H_{n,pred}$	Valeurs prédites	$Wh.m^{-2} h^{-1}$
$\bar{H}_{n,pred}$	Valeurs prédites et moyenne.	$Wh.m^{-2} h^{-1}$
R	Coefficient de corrélation	-
R^2	Coefficient de détermination	%
MSE	Erreur quadratique moyenne	$Wh.m^{-2} h^{-1}$
$RMSE$	Racine de l'erreur moyenne quadratique	$Wh.m^{-2} h^{-1}$
$rRMSE$	Erreur relative l'erreur moyenne quadratique	%

Liste des abréviations

Terme	Anglais	Français
<i>IA</i>	Artificial Intelligence	Intelligence artificielle
<i>DL</i>	Deep learning	L'apprentissage en profondeur
<i>DWTs</i>	Wavelet decompositions	Décompositions ondelette
<i>ELM</i>	Extreme Learning Machine	Machine d'apprentissage extrême
<i>ML</i>	Machine Learning	Apprentissage automatique
<i>SVM</i>	Support Vector Machines	Machine à vecteurs support
<i>URAER</i>	Applied Unit on Renewable energies	Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables
<i>WD</i>	Wavelet Decomposition	Décomposition ondelettes
<i>WPD</i>	Wavelet Packet Decomposition	Décomposition de paquets d'ondelettes
<i>WT</i>	Wavelet Transformation	Transformation en ondelettes

Introduction générale

L'importance des énergies renouvelables a augmenté à un rythme rapide, en raison de la nécessité de résoudre les problèmes liés aux questions environnementales et comme moyen d'aider à résoudre la gestion difficile des réseaux électriques. Les techniques d'IA ont déjà montré leur efficacité dans des tâches d'une grande complexité, à savoir la régression, la classification et la prédiction. Ces outils dans le domaine des énergies renouvelables sont encore très utiles, notamment dans la prédiction du rayonnement solaire. Dans ce travail, nous développerons dans Matlab deux algorithmes de prédiction du rayonnement solaire basés sur deux méthodes d'intelligence artificielle, à savoir la méthode ELM et SVM. Dans le processus de prédiction, nous formerons les modèles avec des sous-ensembles du journal de rayonnement solaire sur 5 ans dans la ville de Ghardaïa, puis effectuerons la prédiction pour l'heure suivante.

Afin de comprendre la meilleure façon de faire des prédictions de rayonnement solaire parmi celles étudiées, une étude comparative est menée entre les modèles.

L'objectif des travaux présentés dans cette mémoire est l'amélioration des performances des modèles prédictifs de l'énergie solaire en n'exploitant que quelques variables simples mesurables et disponibles sur site, comme la pression, la température et l'humidité. Pour cela, on propose les modèles hybrides basés sur la combinaison d'une méthode d'apprentissage automatique avec un algorithme de transformation en ondelettes (W), qui est récemment appliqué dans le domaine de la météorologie et dans le solaire en particulier.

Dans le présent mémoire, la région qui a été choisie pour l'étude et d'application de nos modèles prévision, est Ghardaïa (sud de l'Algérie), car elle est considérée comme une plateforme expérimentale pour les applications solaires, en raison de son potentiel solaire élevé, donc favorable aux applications solaires (photovoltaïques ou thermiques).

Ce manuscrit s'organise en 3 chapitres comme suit :

Le premier chapitre est réservé à la brève présentation de quelques concepts de base de l'énergie renouvelable. Nous présentons les définitions de quelques grandeurs solaires telles que : Les grandeurs astronomiques, les grandeurs géographiques, le rayonnement hors atmosphère, le rayonnement direct, diffus et global, et les appareils de mesure d'irradiance solaire. Ce chapitre

est terminé par la présentation du programme de développement des énergies renouvelables en Algérie.

Le deuxième chapitre est consacré à l'intelligence artificiel (IA) et la présentation deux méthodes qui sont utilisées (ELM & SVM) dans le cadre de la prévision du rayonnement solaire avec la description des algorithmes associés et le principe général de leurs utilisations.

Le troisième chapitre focus principalement sur méthodologie de prévision proposé dans le cadre de ce projet. Le modèle que nous avons développé est un modèle hybride qui repose sur la combinaison d'une méthode d'apprentissage automatique avec l'utilisation d'un algorithme de transformée en ondelette (W). Nous présentons dans ce chapitre la théorie liée à cette méthode, ainsi qu'une description compréhensible des différentes parties du modèle proposé, et nous avons discuté les résultats obtenus après avoir appliqué ces modèles proposés sur les données réelles collectées sur site. Il est divisé en quatre sections relatives à des conditions expérimentales différentes. La dernière partie du chapitre présente les conclusions tirées afin de mettre en évidence les points forts et les points faibles des différents modèles en fonction des situations dans lesquelles ils sont utilisés.

Enfin, dans la conclusion générale nous présentons une synthèse des résultats de nos expérimentations qui mette en évidence les apports de notre travail. Aussi, la proposition de nouvelles perspectives de recherche qui puissent être une continuation du présent travail.

Chapitre 1 : Généralité sur les Energies Renouvelables et Gisement Solaire en Algérie

1.1 Introduction

Les énergies renouvelables sont des énergies issues de processus naturels qui se renouvellent en permanence. Est considérée comme énergie renouvelable toute énergie provenant du soleil, soit directement (solaire) soit indirecte (éolien, hydraulique et biomasse), les différentes énergies qui peuvent être extraites de l'océan, par exemple de la houle, des courants océaniques ou des gradients thermiques océaniques, mais aussi indirectement de l'énergie solaire, font partie du secteur des énergies renouvelables. L'Algérie dispose d'importantes réserves d'énergie renouvelable, mais ces sources sont actuellement sous-exploitées. En raison de l'épuisement des sources d'énergie fossiles, Dans ce chapitre, nous aborderons les différents types d'énergies renouvelables, avec un focus sur l'irradiation solaire, et évoquerons ses caractéristiques, ses différentes composantes, et son utilisation en Algérie.

1.2 Sources des énergies Renouvelables

Effectivement, le Soleil est la principale source d'énergie pour différentes formes d'énergies renouvelables. Le rayonnement solaire est utilisé comme vecteur de transport de l'énergie, que ce soit directement ou indirectement. Une énergie est considérée comme renouvelable lorsqu'elle provient de sources naturelles que la nature renouvelle en permanence, contrairement aux énergies non renouvelables qui sont basées sur des stocks finis qui s'épuisent avec le temps.

Les énergies renouvelables proviennent généralement de cinq grandes sources naturelles, qui peuvent être classées en différentes filière :

1.2.1 Biomasse

La biomasse est toute matière organique ayant une origine biologique qui est soit d'origine végétale (y compris les micro-organismes), animale, bactérienne ou fongique (champignons) pouvant être utilisée comme source d'énergie. L'énergie peut être extraite directement

Chapitre 1 : **Etat de l'art sur les énergies renouvelable et gisement solaire en Algérie**

par combustion (comme dans le cas du bois-énergie) ou indirectement par d'autres processus chimiques tels que la pyrolyse, la carbonisation hydrothermale et la production de biocarburants ou "agrocarburants", qui transforment la matière première avant de la brûler.

1.2.2 Energie Hydraulique

L'énergie produite par le mouvement de l'eau sous toutes ses formes - cascades, rivières, courants océaniques, vagues de la mer et brouillard - est appelée énergie hydraulique. Ce mouvement peut être utilisé directement, par exemple avec un système d'irrigation, ou converti en énergie électrique, comme dans une centrale hydroélectrique. L'énergie hydraulique est une forme d'énergie mécanique liée au mouvement de l'eau, que ce soit dans les courants marins, les écoulements d'eau, les mers et les vagues, ou à l'utilisation de l'énergie potentielle, comme avec les barrages et les toboggans d'eau.

1.2.3 Géothermie

L'énergie géothermique se réfère à la chaleur présente sous la surface de la Terre. Cette chaleur a une double origine. Dans une certaine mesure, elle provient du Soleil, qui réchauffe la surface de la Terre. Cependant, c'est principalement le magma, situé au cœur de la planète, qui est responsable de cette chaleur

1.2.4 Energie Eolienne

L'éolien, inspiré d'Éole dans la mythologie grecque, est une énergie renouvelable qui convertit la force du vent en électricité. Les éoliennes, composées de pales et de turbines, utilisent l'énergie cinétique du vent pour générer de l'énergie mécanique, qui est ensuite transformée en énergie électrique. Les éoliennes sont considérées comme une base fondamentale des énergies renouvelables, fournissant une solution durable et propre pour la production d'électricité. [1]. Les éoliennes se déclinent en différents profils, principalement en deux grands types : les éoliennes à axe vertical et les éoliennes à axe horizontal.

- ***Eolienne à axe vertical***

Les éoliennes à axe vertical ont des pylônes courts, mesurant entre 0,1 et 0,5 fois la hauteur du rotor. Cette conception permet de placer tous les composants de conversion d'énergie, tels que la génératrice et le multiplicateur, au pied de l'éolienne, facilitant ainsi l'accès et la maintenance des équipements. Comme montré sur Figure (1- 1). [2]



Figure (1- 2) : Eoliennes à axe vertical.

- ***Eolienne à axe horizontal***

Les éoliennes à axe horizontal s'inspirent du principe des moulins à vent et sont équipées d'une à trois pales profilées aérodynamiquement. Le choix le plus courant est un rotor tripale, car cela offre un bon équilibre entre le coefficient de puissance, le coût, la vitesse de rotation et l'aspect esthétique par rapport aux éoliennes bipales, regarder la Figure (1- 3). [2].



Figure (1- 4) : Eoliennes à axe horizontal.

1.2.5 Energie Solaire

L'énergie solaire est produite et utilisée selon plusieurs procédés : Soit le solaire thermique (passif ou actif), le solaire thermodynamique, le solaire photovoltaïque et l'éclairage Naturel.

1.2.5.1 Solaire Thermique

La centrale thermique utilise la chaleur obtenue par la combustion de combustibles tels que le charbon, le gaz ou le fioul pour produire de l'électricité. Son cycle de fonctionnement comprend trois phases :

- La transformation de l'énergie chimique en énergie de la vapeur dans la chaudière,
- La conversion de l'énergie de la vapeur en énergie mécanique dans la turbine,
- La transformation de l'énergie mécanique en énergie électrique dans l'alternateur.

Les centrales thermiques sont classées en deux catégories en fonction de la forme d'énergie produite :

- Les centrales à turbines à vapeur à condensation
- Les centrales à turbines à prélèvement, également appelées turbines à contre-pression [3].

1.2.5.2 Solaire Thermodynamique

Les centrales solaires thermodynamiques (Figure 1-3) concentrent le rayonnement solaire afin de chauffer un fluide à des températures élevées. Cette énergie thermique est ensuite utilisée pour actionner des turbines à vapeur et produire de l'électricité. Les systèmes solaires thermodynamiques exploitent efficacement l'énergie solaire pour générer une source d'énergie renouvelable et propre.



Figure (1- 5) : centrale solaire thermodynamique.

1.2.6 Énergie Solaire Photovoltaïque

L'énergie photovoltaïque utilise l'effet photoélectrique pour générer un courant électrique continu à partir du rayonnement électromagnétique. Des cellules photovoltaïques captent cette énergie, et plusieurs cellules peuvent être connectées pour former un module ou un panneau photovoltaïque. Les installations photovoltaïques sont généralement composées de plusieurs panneaux qui fonctionnent ensemble en tant que générateur photovoltaïque. Les technologies des modules solaires photovoltaïques sont :

- **Modules solaires monocristallins**

Sont fabriqués à partir d'un seul cristal de silicium. Les cellules ont une forme carrée arrondie et une couleur uniforme. Leur rendement varie généralement entre 13% et 17%.

- **Modules polycristallines**

Sont fabriquées à partir d'un bloc de silicium cristallisé avec plusieurs cristaux. Lorsqu'on les observe de près, on peut voir les différentes orientations des cristaux, ce qui se traduit par des tonalités différentes.

- **Modules solaires amorphes**

Les modules photovoltaïques à base de silicium amorphe ont un coût inférieur à ceux en silicium monocristallin et polycristallin, mais leur rendement est également plus bas, se situant généralement entre 5% et 8%.

- **Modules à couche mince**

Les modules photovoltaïques à couches minces, tels que le CdTe (tellure de cadmium), ont la capacité de capter différentes fréquences du spectre lumineux. Ils présentent une excellente sensibilité à la faible luminosité et un faible coefficient de sensibilité à la température. Toutefois, leur rendement est généralement inférieur à celui des panneaux en silicium monocristallin et polycristallin.



Figure (1- 6) : Types des cellules photovoltaïque : (a) monocristallin, (b) polycristallin, (c) amorphe.

1.3 Gisement solaire

L'Algérie bénéficie d'un gisement solaire parmi les plus importants au monde. Dans la région nord du pays, la durée moyenne annuelle d'insolation est mesurée entre 7,5 et 8 heures, tandis que dans le Sahara, elle atteint entre 9 et 9,5 heures. Les régions de Tindouf et d'Illizi bénéficient d'une proximité à 10 heures d'insolation. Cette abondance d'ensoleillement offre un énorme potentiel pour l'exploitation de l'énergie solaire en Algérie. La Figure (1- 7) montrée La durée moyenne annuelle d'insolation mesurée entre 1992-2002

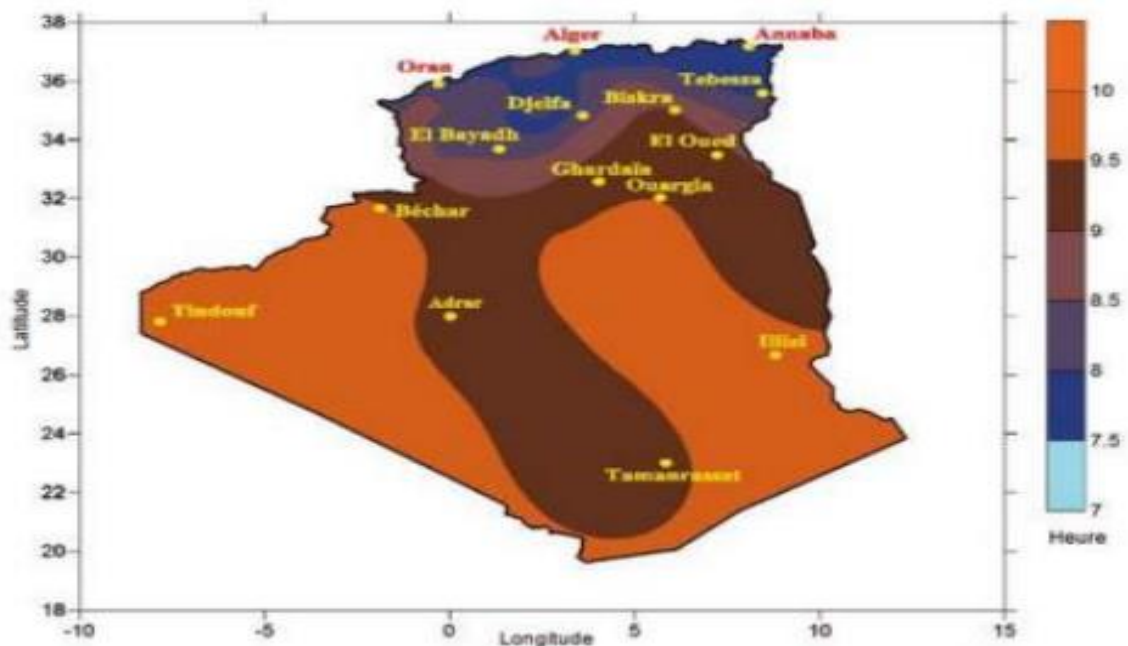


Figure (1- 8) : La durée moyenne annuelle d'insolation mesurée entre 1992-2002 [4]

La durée d'insolation en Algérie est illustrée en détail dans la figure 1-5. En moyenne annuelle, l'irradiation globale reçue par une surface horizontale est estimée entre 4500 et 5300 Wh/m² par jour dans la région nord du pays. Dans le Sahara, cette valeur augmente entre 5700 et 6900 Wh/m² par jour. La région est de Tamanrasset connaît une irradiation supérieure à 6900 Wh/m² par jour, comme indiqué dans la figure 1-5. Ces chiffres témoignent du fort potentiel solaire de l'Algérie pour l'utilisation de l'énergie solaire.

1.4 Rayonnement Solaire

1.4.1 Nature du Rayonnement Solaire

Le soleil émet de l'énergie sous forme de rayonnements électromagnétiques qui se propagent à la vitesse de la lumière. Ce rayonnement solaire représente la principale source externe d'énergie pour l'atmosphère. Selon la théorie corpusculaire de Max Planck, on considère que tout rayonnement de fréquence donnée peut être considéré comme un flux de photons, où l'énergie élémentaire (E) est directement proportionnelle à cette fréquence. Ainsi, l'énergie solaire est véhiculée par ces photons à travers l'espace jusqu'à ce qu'elle atteigne la surface de la Terre.

$$E = h \cdot \nu = \frac{hc}{\lambda} \quad (1.01)$$

Où

h : est la constante de Plank

c : la vitesse de la lumière

λ : la longueur d'onde

Les rayonnements de courte longueur d'onde, également appelés rayonnements de haute fréquence, sont les plus énergétiques. Cependant, la majeure partie de l'énergie solaire est émise dans les domaines ultraviolet, visible et proche infrarouge. Environ 99,2 % de l'énergie solaire hors de l'atmosphère se situe dans une plage allant de 200 nm à 4 μ m. Au niveau du sol, en raison de l'absorption du rayonnement solaire par la vapeur d'eau, le spectre est limité à environ 2,5 μ m. Cela signifie que certaines longueurs d'onde du rayonnement solaire sont plus affectées par l'absorption atmosphérique que d'autres, ce qui a un impact sur le spectre de la lumière solaire atteignant la surface de la Terre. [5] [6].la Figure (1- 9) montre Spectre du Rayonnement Solaire

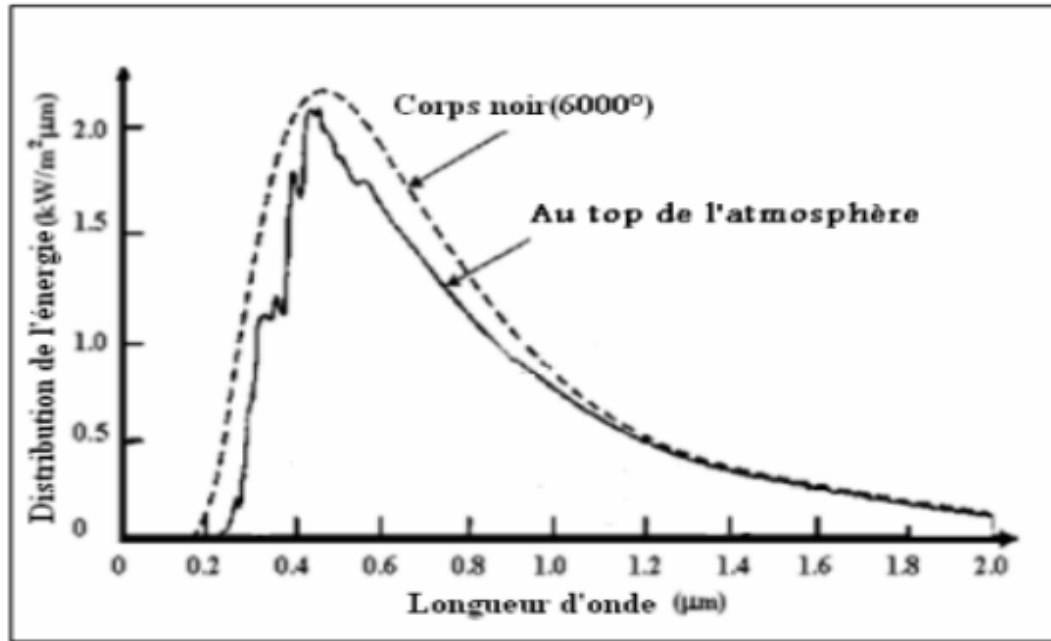


Figure (1- 10) : Spectre du Rayonnement Solaire [7]

1.4.2 Propriétés des ondes électromagnétiques

Parmi les nombreuses propriétés des ondes électromagnétiques certaines sont fondamentales pour la compréhension des principes de base de l'énergie solaire. Il s'agit de la réflexion, l'absorption et la diffusion.

1.5 Repérage du Soleil dans le Ciel

1.5.1 Coordonnées Géographiques

- *Latitude*

L'angle de latitude est défini comme l'angle entre une ligne tracée depuis un point sur la surface de la Terre jusqu'au centre de la Terre et le cercle équatorial de la Terre. L'intersection du cercle équatorial avec la surface de la Terre forme l'équateur, qui est désigné par une latitude de 0°. Le pôle nord est représenté par une latitude de +90°, tandis que le pôle sud est représenté par une latitude de -90°. Cette convention de signe attribue le signe (+) à tous les endroits de l'hémisphère nord et le signe (-) à tous les endroits de l'hémisphère sud. La latitude est souvent représentée par la lettre φ et peut varier entre -90° et +90°. Par exemple, la latitude de la ville de Ghardaïa est d'environ 32°3'N, indiquant qu'elle se trouve dans l'hémisphère nord.[8].

Chapitre 1 : État de l'art sur les énergies renouvelable et gisement solaire en Algérie

- **Longitude**

La longitude d'un lieu est l'angle formé par deux plans méridiens, l'un étant utilisé comme point de référence (le méridien de Greenwich à 0°) et l'autre étant déterminé par l'emplacement considéré. La longitude d'un lieu peut varier entre -180° et $+180^\circ$, où chaque degré de longitude correspond à un écart de 4 minutes de temps. Les méridiens situés à l'est du méridien de référence sont désignés par un signe (+), tandis que les méridiens situés à l'ouest sont désignés par un signe (-). Pour la ville de Ghardaïa, la longitude est de 3.45 E, ce qui signifie qu'elle se situe à 3,45 degrés à l'est du méridien de Greenwich. [8].

- **L'altitude**

L'altitude d'un point fait référence à la distance verticale en mètres entre ce point et une surface de référence théorique, qui est généralement définie comme le niveau moyen de la mer. Pour la ville de Ghardaïa, l'altitude est d'environ 480 mètres, ce qui signifie que la ville est située à une hauteur de 480 mètres par rapport au niveau moyen de la mer. [8].

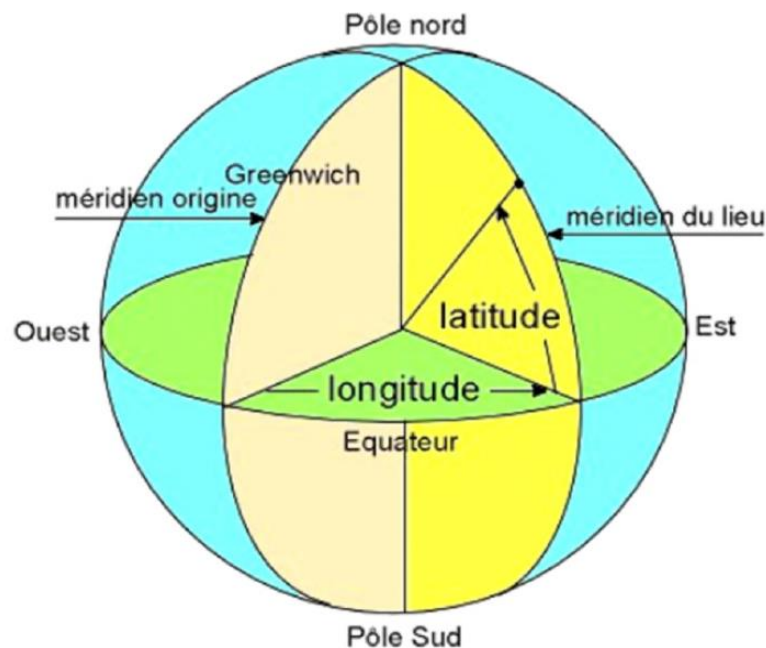


Figure (1- 11) : Les coordonnées terrestres d'un lieu donné [9].

1.5.2 Coordonnées Horaires

Les coordonnées équatoriales du Soleil sont indépendantes de la position de l'observateur sur Terre, mais elles sont liées à l'heure de l'observation. La position du Soleil est exprimée par deux angles[10] :

• **Déclinaison δ**

La déclinaison solaire est l'angle formé par le vecteur reliant le Soleil à la Terre avec sa projection sur le plan équatorial. Elle est causée par l'inclinaison de l'axe des pôles terrestres par rapport au plan elliptique de l'orbite terrestre, ce qui entraîne les différentes saisons. La déclinaison solaire varie au cours de l'année entre $-23,45^\circ$ et $+23,45^\circ$. Elle est nulle lors des équinoxes de printemps (21 mars) et d'automne (23 septembre) et maximale lors des solstices d'été (22 juin) et d'hiver (22 décembre). La déclinaison solaire varie également de manière approximative d'environ $0,5^\circ$ par jour. Son calcul peut être effectué à l'aide de l'équation approximative de Copernic. [11]:

$$\delta = 23.45 \sin \left[\frac{360}{365} (284 + nj) \right] \quad (1.02)$$

nj : est le nombre de jours de l'année comptés à partir du 1er janvier, il varie de 1 à 365 ou 366 selon l'année.

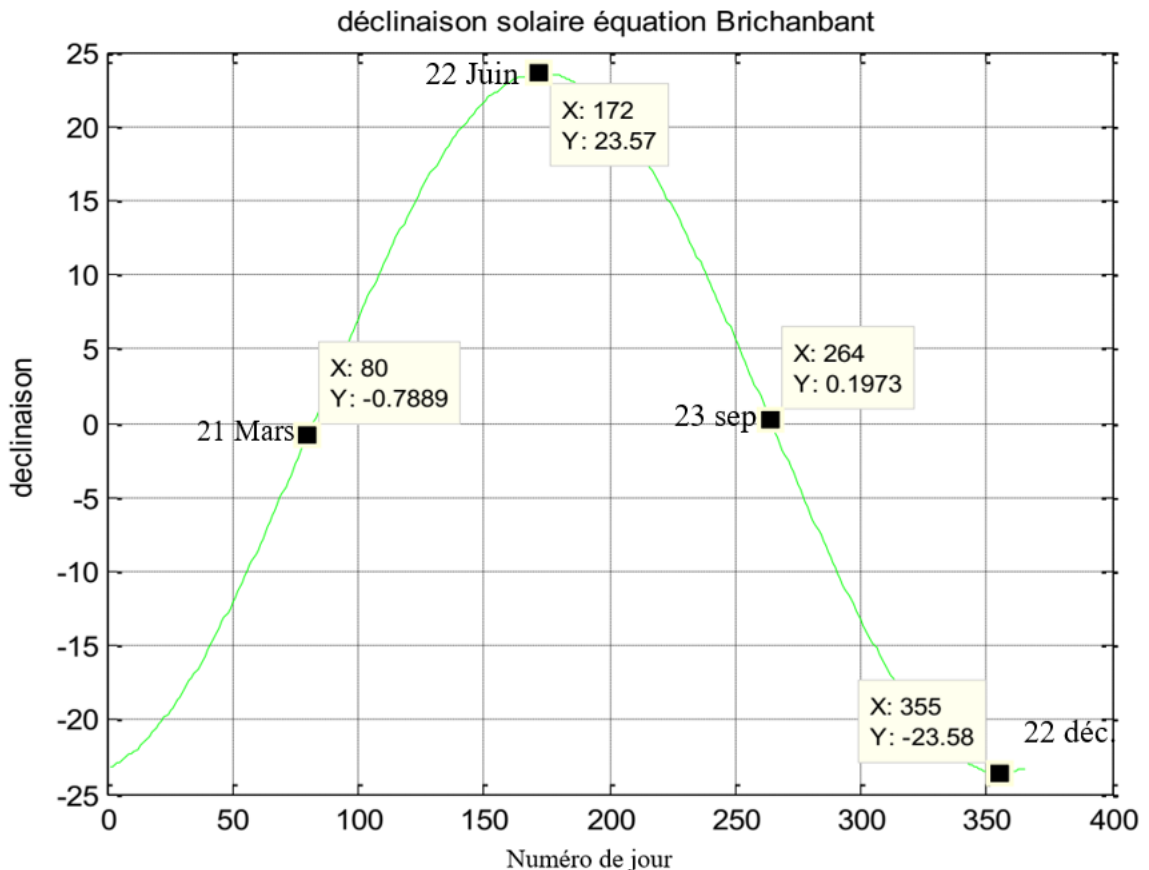


Figure (1- 12) : La déclinaison solaire en fonction du jour [12]

- **Angle Horaire Ω**

L'angle horaire d'un point sur la surface de la Terre est en effet défini comme l'angle entre le méridien du lieu et le méridien du lieu directement en dessous du Soleil. Il mesure la position angulaire du point par rapport au Soleil à un moment donné [13]. dans chaque heure qui l'angle horaire augmente 15 degré, sDe plus, en utilisant la conversion de 1 degré de longitude équivaut à 4 minutes de temps. En ce qui concerne les heures de l'après-midi, elles sont considérées comme positives dans ce contexte. Dans formule suivant, ω ($^{\circ}$) représente l'angle horaire en degrés :

$$\omega = 15(TSV - 12) \quad (1.03)$$

TSV est le temps solaire vrai en heure [14].

L'angle horaire du soleil à son coucher ω_c est l'angle horaire solaire correspondant à l'heure où le soleil se couche. Il est donné par l'équation suivante [11] :

$$\omega_c = \cos^{-1}(-\tan(\varphi) \tan(\delta)) \quad (1.04)$$

Pour l'angle horaire au lever du soleil est tout simplement l'opposé de l'angle horaire au coucher

1.5.3 Coordonnées Horizontales

- **Hauteur Du Soleil**

C'est l'angle formé entre la direction du soleil et le plan horizontal, communément appelée hauteur ou élévation angulaire du soleil. γ varie de 0° (soleil à l'horizon) à $+90^{\circ}$ (vers le zénith) et de 0° à -90° (vers le nadir). La hauteur du soleil est bien représentée par une formule bien connue, qui avait été également adoptée par Capderou [9, 15] :

$$\sin(\gamma) = [\sin(\varphi) \cdot \sin(\delta)] + [\cos(\varphi) \cdot \cos(\delta) \cdot \cos(\omega)] \quad (1.05)$$

Où

φ : Latitude du lieu

δ : la déclinaison du soleil

ω : L'angle horaire du soleil [11]

Chapitre 1 : Etat de l'art sur les énergies renouvelable et gisement solaire en Algérie

- **Angles Zénithale**

C'est l'angle entre la direction du soleil et la verticale du lieu (zénith). L'angle z est complémentaire de γ [10].

$$\cos(z) = [\sin(\varphi) \cdot \sin(\delta)] + [\cos(\varphi) \cdot \cos(\delta) \cdot \cos(\omega)] \quad (1.06)$$

- **Azimut**

L'azimut est l'angle entre le plan vertical contenant le rayon solaire avec la direction du sud. Il se compte de 0° à 360° à partir du sud dans le sens rétrograde. L'azimut est compté positivement vers l'Ouest $\psi > 0$ et négativement vers l'est $\psi < 0$, à midi $\psi = 0$ [15,9]. L'azimut du soleil est représenté en fonction de la déclinaison solaire δ , latitude de lieu φ et l'angle horaire ω de la façon suivante :

$$\cos(\psi) = \frac{\cos(\delta) \sin(\omega)}{\cos(\gamma)} \quad (1.07)$$



Figure (1- 13) : Les coordonnées horizontaux [16]

1.5.4 Les temps

La Terre effectue deux types de mouvements : la rotation autour de son axe des pôles et la révolution autour du Soleil. Le mouvement de rotation de la Terre crée la notion de journée solaire, avec une rotation complète en 24 heures. Cela permet de définir le temps, où chaque heure correspond à un écart angulaire de 15° . La rotation de la Terre autour du Soleil est responsable des saisons et conduit à la distinction du temps solaire vrai. [10].

Chapitre 1 : Etat de l'art sur les énergies renouvelable et gisement solaire en Algérie

- **Le temps universel (TU)**

Le temps universel est défini comme le temps solaire moyen du méridien de Greenwich (GMT), qui est le méridien central du fuseau horaire. Il est calculé selon la formule suivante [10] :

$$TU = TSM + \frac{L}{15} \quad (1.08)$$

Avec L la longitude exprimée en degré et les temps en heure [15].

- **Le Temps Solaire Moyen (TSM)**

La rotation de la Terre autour de l'axe des pôles donne lieu à la notion de temps solaire moyen (TSM). La journée solaire moyenne représente le temps moyen entre deux passages successifs du soleil au méridien d'un lieu. La durée d'une journée solaire moyenne est de : 1 jour = 24 heures, 00 minutes et 00 secondes [15]. Donc l'équation TSM exprime comme suite :

$$TSM = TU + \frac{\varphi}{15} \quad (1.09)$$

Avec TSM en heure [10].

- **Le Temps Solaire Vrai (TSV) :**

Le temps solaire vrai est l'angle horaire du soleil en un lieu et à un instant donné qui est défini par les coordonnées angulaires vraies du soleil. C'est un concept qui montre à la fois le mouvement de rotation et le mouvement de translation de la terre. La variation de la durée du jour solaire vrai (intervalle séparant deux midi consécutifs) est comprise entre : 23h 59m 39s et 24h 00m 30s [9, 15].

$$TSV = TSM + ET \quad (1.10)$$

Où « ET » est l'équation du temps.

- **Temps Légal (TL)**

Le temps légal (ou local) est le temps officiel de l'État, qui peut différer du temps universel de Greenwich (UTC) en raison d'un décalage horaire ΔH .

$$TL = TU + \Delta H \quad (1.11)$$

Où :

Chapitre 1 : Etat de l'art sur les énergies renouvelable et gisement solaire en Algérie

ΔH : le décalage horaire entre le méridien de Greenwich et l'état considéré.

$\Delta H = 1$ heure pour l'Algérie

- **Equation du temps (ET)**

L'équation de temps (ET) mesure la différence entre le temps solaire vrai (TSV) et le temps solaire moyen (TSM). ET varie au cours de l'année en raison de l'inégalité de la vitesse de la Terre sur son orbite. L'équation du temps peut être approximée par l'équation suivante :

$$ET = 9.87 \sin(2\beta_0) - 7.53 \cos(\beta_0) - 1.5 \sin(\beta_0) \quad (\text{Minute}) \quad (1.12)$$

L'angle β_0 est défini en fonction du numéro du jour (n_j) de l'année :

$$\beta_0 = \frac{360}{365} (n_j - 80) \quad (1.13)$$

Où (ET) est exprimé en minutes et (n_j) est le numéro du jour dans l'année à partir du 1er Janvier [10]. (ET) varie de -14,5 minutes (du 10 au 15 Février) à +16,5 minutes (du 25 au 30 Octobre), mais est en moyenne nul. La figure (1- 14) ci-dessous montre la variation de l'équation du temps en fonction du jour de l'année.

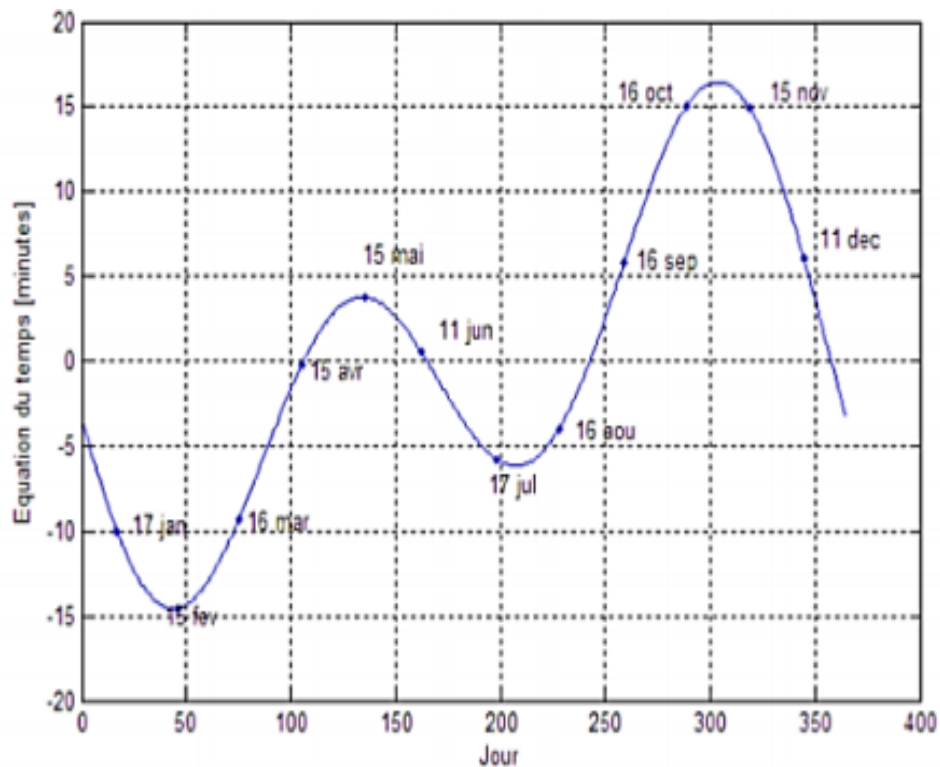


Figure (1- 15) : Variation de l'équation du temps en fonction du jour [15].

1.6 Le Rayonnement Extra-Terrestre

1.6.1 Distance Terre – Soleil

La distance Terre-Soleil est en moyenne de 149 597 870,7 km. Comme indiqué par un communiqué de l'Observatoire de Paris c'est la valeur qui a été choisi pour être compatible avec les constantes astronomiques depuis 2009. Elle servira donc de base à l'unité astronomique. La distance astronomique est tout simplement la distance Terre-Soleil moyenne. Cette unité est fréquemment utilisée par les scientifiques pour les distances dans le système solaire. C'est pourquoi il a fallu lui donner une valeur fixe. La distance Terre-Soleil est donc égale à une unité astronomique.

1.6.2 La constante solaire

La constante solaire, également appelée irradiance solaire totale, représente la quantité d'énergie solaire reçue par une surface de 1 m² située à une distance d'une unité astronomique du Soleil pendant une seconde (soit la puissance). Cette mesure est effectuée en supposant que la surface est exposée perpendiculairement aux rayons solaires et en l'absence d'atmosphère. Pour la Terre, la constante solaire correspond donc à la densité de flux énergétique au sommet de l'atmosphère.

1.6.3 Irradiation solaire hors atmosphère

L'irradiation solaire hors atmosphère est caractérisée par la constante solaire, qui représente la puissance reçue par unité de surface perpendiculaire aux rayons solaires en dehors de l'atmosphère terrestre. Pour notre étude, nous adoptons une valeur approximative de 1367 W/m² pour la constante solaire. Cependant, en raison des variations de la distance entre la Terre et le Soleil (environ ±3,4%), la constante solaire varie légèrement au cours de l'année. Elle atteint un maximum en janvier, avec une valeur d'environ 1423 W/m², et un minimum en juin, avec une valeur d'environ 1321 W/m². Ainsi, le calcul du flux de rayonnement solaire I_{sc} reçu par une surface perpendiculaire aux rayons solaires peut être effectué en utilisant la relation suivante [17] :

$$I_{sc} = I_0 E(nj) = I_0 \left[1 + 0.033 \cdot \cos\left(\frac{360}{365} \cdot nj\right) \right] \quad (1.14)$$

Avec : $E(nj) = 1 + 0.033 \cdot \cos\left(\frac{360}{365} \cdot nj\right)$.

(nj) : correspond à la correction de constante solaire

I_0 : La valeur moyenne de la constante solaire actuellement retenue (1367 w/m²)

n_j : Le numéro du jour de l'année ($j = 1$ pour le 1er janvier),

1.7 Composantes du rayonnement solaire au sol

1.7.1 Rayonnement solaire direct (I)

Le rayonnement solaire direct se réfère au rayonnement provenant uniquement du disque solaire lui-même. Il représente la composante du rayonnement solaire qui n'est pas affectée par l'occultation ou l'interférence des nuages ou d'autres obstacles atmosphériques. La mesure du rayonnement solaire direct est réalisée à l'aide d'un instrument appelé pyréliomètre [18]

1.7.2 Rayonnement solaire Diffus (D)

Le rayonnement solaire diffus se réfère à la composante du rayonnement solaire qui est diffusée par les nuages, les poussières, les aérosols atmosphériques et le sol lui-même. Contrairement au rayonnement solaire direct qui provient uniquement du disque solaire, le rayonnement solaire diffus est issu de l'ensemble de la voûte céleste. [19]. Il est mesuré à l'aide d'un Pyranomètre.

1.7.3 Rayonnement solaire Global (G)

Le rayonnement global est la somme du rayonnement solaire direct et du rayonnement solaire diffus, tels que définis précédemment. [20].voilà la Figure (1- 16)

$$G = I + D \quad (1.15)$$

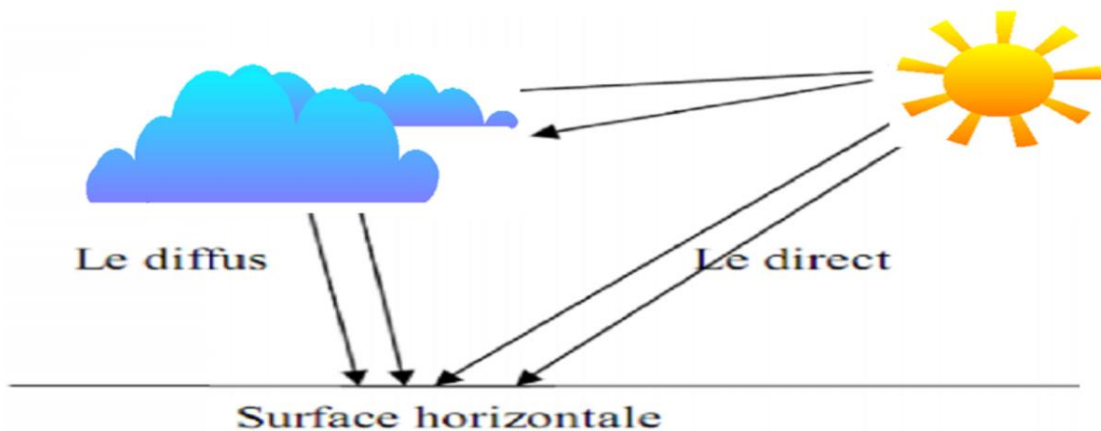


Figure (1- 17) : Rayonnement direct, diffus et global [21]

1.7.4 Indice de Clarté

L'indice de clarté est défini comme le rapport entre le rayonnement solaire au sol (H) et le rayonnement solaire extraterrestre (H_0). Les valeurs de cet indice varient en fonction des endroits et des saisons :

$$Kt = \frac{H}{H_0} \quad (1.16)$$

La valeur H représente l'irradiation globale mesurée (quotidiennement) sur une surface horizontale. Elle peut être obtenue à l'aide d'un pyranomètre. En revanche, la valeur H_0 peut être calculée en utilisant la formule suivante :

$$H_0 = 1440\pi I_0 [1 + 0.034\cos(2\pi nj365)] \times [\cos(\phi) \times \cos(\delta) \times \cos(\omega) + \sin(\phi) \times \sin(\delta)] \quad (1.17)$$

Où, est la constante solaire égale à $8.2 \text{ GJ/m}^2 \cdot \text{mn}$,

nj: le numéro du jour dans l'année à partir du 1^{er} Janvier,

δ : la déclinaison solaire,

ω : l'angle horaire au coucher du soleil [22].

1.8 Mesure du rayonnement solaire

1.8.1 Héliographe

Les héliographes sont également utilisés pour mesurer la durée d'insolation, qui représente la période pendant laquelle le rayonnement direct du soleil dépasse un seuil spécifique. Cette mesure est importante pour évaluer la disponibilité de l'énergie solaire et pour des applications telles que l'agriculture, la météorologie et la conception de systèmes solaires. L'héliographe Campbell-Stokes est l'un des types les plus couramment utilisés. Il se compose d'une sphère en verre qui concentre la lumière solaire sur une bande de carton située à l'intérieur de l'appareil. Lorsque le rayonnement solaire atteint la bande de carton, il peut causer un brunissement ou une brûlure en fonction de son intensité. La durée d'insolation est ensuite mesurée en fonction de la longueur de la marque laissée sur la bande de carton.[23]. Regarder Figure (1- 18) ;



Figure (1- 19) : Héliographe de Campbell-Stockes [4].

1.8.2 Pyranomètre

L'instrument utilisé pour mesurer l'irradiation globale est équipé d'un dispositif ou d'un écran conçu pour bloquer complètement le rayonnement solaire direct. Selon le cas, ce dispositif peut prendre la forme d'une sphère ou d'un disque constamment orienté vers le soleil, ou d'une bande pare-soleil (anneau métallique) parallèle au plan équatorial, déplacée en fonction de la déclinaison solaire. Un ajustement périodique de la position du pyranomètre en fonction de la déclinaison solaire est effectué en déplaçant axialement le pare-soleil tous les deux ou trois jours. Le pyranomètre le plus couramment utilisé est celui de type Kipp & Zonen. Il se compose d'une thermopile de Moll placée à l'intérieur d'un boîtier métallique, qui est fermé par deux hémisphères en verre. Ces hémisphères limitent les échanges par convection ou conduction moléculaire avec l'environnement extérieur. La précision de cet instrument est généralement de l'ordre de 3 à 4%, principalement en raison des limites inhérentes à la non-linéarité de la réponse du pyranomètre. De plus, cet appareil est sensible aux variations de température, ce qui rend un étalonnage fréquent nécessaire (en moyenne tous les deux ans)[5]. Regarder Figure (1- 13) ;



Figure (1- 20) : Pyranomètre pour la mesure du rayonnement globale et diffus [5]

1.8.3 Pyrhéliomètre

Le pyrhéliomètre est un instrument utilisé pour mesurer le rayonnement solaire direct. Il est conçu pour être constamment aligné perpendiculairement aux rayons solaires, grâce à un système de suivi automatique. Équipé d'une surface réceptrice, telle qu'un disque d'argent noirci, situé à la base d'un tube, il permet de mesurer avec précision et de manière continue le rayonnement direct du soleil. Un diaphragme et un obturateur limitent l'angle d'ouverture du tube, correspondant au diamètre apparent du soleil [24]. Regarder Figure (1-14) ;



Figure (1- 21) : : Pyrhéliomètre pour mesure du rayonnement solaire direct [5].

1.9 Gisement solaire en Algérie

1.9.1 Gisement solaire :

Le gisement solaire est un ensemble de données qui décrit la variation du rayonnement solaire disponible pendant une période donnée. Il est utilisé pour modéliser le fonctionnement d'un système énergétique solaire et effectuer une estimation précise en fonction des besoins à satisfaire. [15]. Le gisement solaire est utilisé dans divers domaines tels que l'agriculture, la météorologie, les applications énergétiques et la sécurité publique [5].

1.9.2 Gisement solaire en Algérie

L'Algérie bénéficie d'un des gisements solaires les plus abondants au monde en raison de sa position géographique. La durée d'insolation, c'est-à-dire la période pendant laquelle le rayonnement solaire est disponible, dépasse les 2000 heures par an sur la quasi-totalité du territoire national et peut atteindre jusqu'à 3900 heures dans les hauts plateaux et le Sahara. Chaque jour, environ 5 kWh d'énergie solaire est reçue sur une surface horizontale de 1 m², ce qui équivaut à près de 1700 kWh/m²/an dans le nord du pays et 2263 kWh/m²/an dans le sud. En termes de potentiel, ce gisement solaire dépasse les 5 milliards de GWh. Cette abondance de ressource solaire offre de nombreuses opportunités dans divers domaines tels que l'agriculture, la météorologie, les applications énergétiques et la sécurité publique en Algérie [25].

D'après une évaluation réalisée par l'Agence Spatiale Allemande (ASA) à l'aide de satellites, il a été conclu que l'Algérie possède le potentiel solaire le plus important de tout le bassin méditerranéen. Le potentiel annuel pour l'énergie solaire thermique est estimé à 169 000 TWh (térawattheures), tandis que celui pour l'énergie solaire photovoltaïque est estimé à 13,9 TWh. Ces chiffres témoignent de l'abondance exceptionnelle de la ressource solaire en Algérie, offrant ainsi d'importantes opportunités pour le développement des technologies solaires et la production d'énergie renouvelable dans le pays.

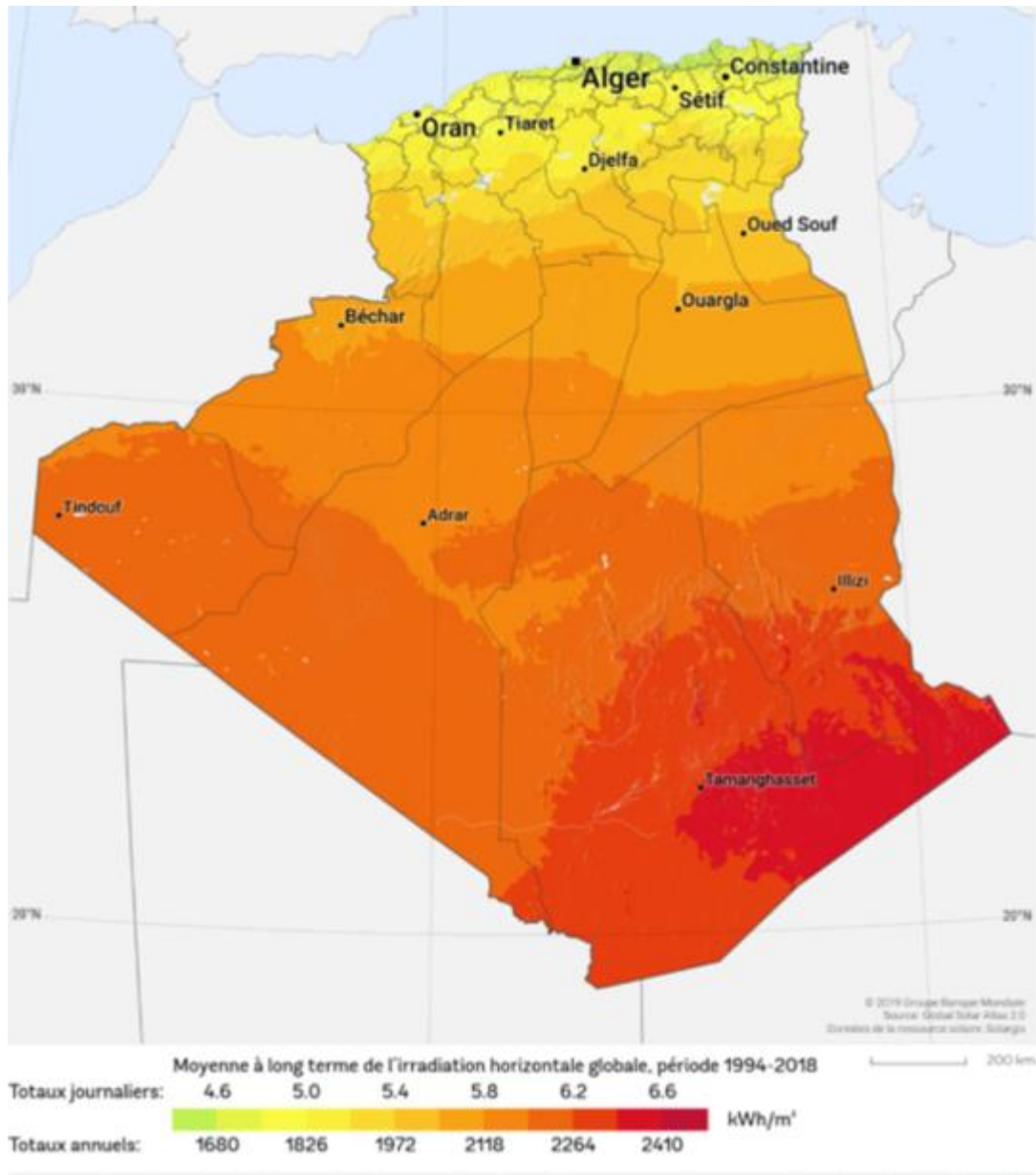


Figure (1- 22) : L'enseillent moyen annuel de l'Algérie.

Le potentiel solaire de l'Algérie est équivalent à celui de la découverte de 10 grands gisements de gaz naturel, tels qu'à Hassi R'Mel. La répartition du potentiel solaire par région climatique sur le territoire algérien est indiquée dans le Tableau (1-1) en fonction de l'enseilllement annuel reçu. [26]. Le potentiel solaire de l'Algérie est utilisé dans divers domaines tels que l'agriculture, la météorologie, les applications énergétiques et la sécurité publique [27].

Chapitre 1 : Etat de l'art sur les énergies renouvelable et gisement solaire en Algérie

Régions	Régions côtière	Haut plateaux	Sa-hara
Superficie (%)	4	10	86
Durée moyenne d'ensoleillements (h/an)	2650	3000	3500
Energie moyenne reçue (kWh/m ² /an)	1700	1900	2650

Tableau (1- 1) : Potentiel solaire en Algérie [26]

1.9.3 Le Programme de développement des énergies renouvelables en Algérie :

L'intégration des énergies renouvelables dans le mix énergétique national de l'Algérie revêt une importance capitale pour préserver les ressources fossiles, diversifier les sources de production d'électricité et contribuer au développement durable. Dans cette perspective, le gouvernement a adopté en février 2011 le programme de développement des énergies renouvelables pour la période 2011-2030. Ce programme place les énergies renouvelables au cœur des politiques énergétiques et économiques du pays.

Le programme vise à réaliser 22 000 MW de capacité en énergies renouvelables afin de répondre aux besoins du marché national d'ici 2030, avec une première étape de 4 500 MW à atteindre d'ici 2020. La répartition prévue pour ce programme par filière technologique est la suivante :

- Solaire photovoltaïque : 13 575 MW
- Éolien : 5 010 MW
- Solaire thermique : 2 000 MW
- Biomasse : 1 000 MW
- Cogénération : 400 MW
- Géothermie : 15 MW

La réalisation de ce programme permettra d'atteindre une part d'environ 27 % d'énergies renouvelables dans la production nationale d'électricité d'ici 2030. Cela représente une avancée significative dans la transition énergétique du pays et contribuera à assurer la durabilité et la sécurité énergétique de l'Algérie [28].

1.10 Conclusion :

Dans ce chapitre, nous avons toutes les sources d'énergie renouvelables connues et les concepts fondamentaux du rayonnement solaire, qui est la principale source d'énergie pour tous les systèmes de conversion d'énergie, depuis son émission par la sole jusqu'à son absorption par la surface terrestre. Nous avons constaté que le rayonnement solaire global reçu sur une surface horizontale se compose de deux caractéristiques : directe et diffuse. En ajoutant la composante réfléchie, nous obtenons le rayonnement global. Nous avons également évoqué des différents instruments de mesure du rayonnement solaire et de sa valorisation.

L'Algérie possède un énorme potentiel en termes d'énergies renouvelables, en particulier en ce qui concerne l'énergie solaire. Malgré ce potentiel, l'exploitation des énergies renouvelables en Algérie reste encore limitée. Sépendant, du fait du programme national de développement des énergies renouvelables, une attention particulière est accordée à l'énergie solaire photovoltaïque pour la production d'électricité.

Chapitre 2 : Intelligence Artificiel & les Méthodes de Prévision

2.1 Introduction L'intelligence artificielle (IA) est un domaine de la recherche informatique qui vise à développer des algorithmes et des systèmes informatiques capables de simuler l'intelligence humaine. Les SVM et les ELM sont deux approches efficaces pour résoudre une variété de problèmes de classification, de régression et de prévision, chacun avec ses propres avantages et inconvénients. Le choix entre les deux modèles dépendra de la nature des données, du temps de calcul disponible et de l'objectif spécifique de la tâche à accomplir, les modèles SVM et ELM ont des utilisations potentielles dans le domaine énergétique, notamment dans la prédiction de la production d'énergie solaire, la prédiction de la consommation d'énergie dans les bâtiments et la prévision de la demande d'énergie à grande échelle. Dans ce chapitre nous allons illustrer et détaillé les structures de l'intelligence artificielle choisi, base sur le Support Vector Machine (SVM) et Extrême Learning machine (ELM).

2.2 L'intelligence artificielle (IA)

L'intelligence artificielle (IA) désigne la capacité des machines à simuler l'intelligence humaine en imitant les processus de réflexion et d'action propres aux êtres humains. Ce concept peut s'appliquer à des machines programmées pour penser et agir comme des humains, ainsi qu'à celles qui présentent des caractéristiques associées à l'esprit humain, telles que l'apprentissage et la résolution de problèmes. L'aspect fondamental de l'intelligence artificielle est sa capacité à prendre des décisions de manière rationnelle et à entreprendre des actions qui ont les meilleures chances d'atteindre un objectif spécifique. Un sous-ensemble de l'intelligence artificielle est l'apprentissage automatique, qui fait référence au concept selon lequel les programmes informatiques peuvent automatiquement apprendre et s'adapter à de nouvelles données sans être assistés par des humains. Les techniques d'apprentissage en profondeur (Deep Learning) permettent cet apprentissage automatique grâce à l'absorption d'énormes quantités de données non structurées telles que du texte, des images ou des vidéos [29].

2.3 L'apprentissage automatique « Machine Learning » :

L'apprentissage automatique (Machine Learning) est un domaine de l'informatique qui fait partie des méthodes de l'intelligence artificielle. Son utilisation est largement répandue dans de nombreux domaines. Cette approche offre l'avantage de résoudre des problèmes qui sont difficiles à représenter par des algorithmes explicites. Les modèles d'apprentissage automatique ont la capacité de découvrir des relations entre les données d'entrée et de sortie, même si ces relations ne sont pas explicitement spécifiées. Cela les rend particulièrement adaptés à des tâches de prévision. Les quatre types des apprentissages automatiques :

- ***L'apprentissage supervisé***

L'apprentissage supervisé est le plus populaire pour l'apprentissage automatique, car il est plus facile à comprendre et plus simple à mettre en œuvre. Dans ce type d'apprentissage, les données sont présentées sous forme d'exemples accompagnés d'étiquettes. L'algorithme d'apprentissage est alors nourri de ces exemples de paires exemple-étiquette, ce qui lui permet de prédire l'étiquette pour chaque exemple et de vérifier s'il a prédit la bonne réponse ou non. Au fur et à mesure du temps, l'algorithme apprend à approximer la relation entre les exemples et leurs étiquettes. Il ajuste ses paramètres internes pour minimiser les erreurs de prédiction. L'objectif est de trouver une fonction qui peut généraliser à de nouveaux exemples et prédire correctement leurs étiquettes. Une fois que l'algorithme est complètement entraîné, il peut être utilisé pour observer un nouvel exemple jamais vu auparavant et prédire une étiquette appropriée pour celui-ci. Cela permet d'appliquer le modèle appris à de nouvelles données et d'obtenir des prédictions précises [30].

- ***L'apprentissage non supervisé***

le système est formé avec des données non étiquetées, c'est-à-dire des données pour lesquelles les bonnes réponses ne sont pas fournies les données traitées que nous avons cherché [30].

- ***L'apprentissage semi supervisé***

Consiste à fournir de plusieurs exemples au système, avec la bonne réponse pour certains d'entre eux. Ce type d'apprentissage utilise les données non-annotées pour terminer l'apprentissage supervisé [30].

- *L'apprentissage par renforcement*

Les méthodes algorithmiques de cette approche reposent sur des principes simples dérivés de l'étude de la cognition humaine ou animale, permettant ainsi aux agents automatisés d'accomplir des tâches dans un cadre de programmation générique [30].

2.4 Machine à vecteurs support (SVM)

2.4.1 Historique

Pendant plus de cinquante ans, les chercheurs ont travaillé sur l'apprentissage automatique supervisé et la reconnaissance de formes. Le modèle Perceptron, créé en 1956 par Frank Rosenblatt, a introduit un algorithme utilisable par les ordinateurs. Les années 1980 ont vu l'émergence des réseaux de neurones multicouches, inspirés du système nerveux biologique, qui ont ouvert la voie à de nombreuses avancées dans l'apprentissage supervisé. Ces réseaux permettent de modéliser des relations complexes entre les caractéristiques des données et les étiquettes correspondantes, et ont été améliorés au fil du temps pour des performances accrues dans divers domaines d'application [31]. Les Machines à Vecteurs Support (SVM) sont une méthode populaire de classification binaire basée sur les noyaux et inspirée par la théorie statistique de l'apprentissage de Vladimir Vapnik. Elles ont été introduites en 1995 et offrent une alternative moderne pour la classification. Les SVM utilisent un classificateur linéaire dans un espace approprié et se basent sur des fonctions noyaux pour optimiser la séparation des données. Cette méthode repose sur un ensemble de données d'apprentissage pour estimer les paramètres du modèle. Dans l'exposition des principes des SVM, les données sont représentées de manière schématique sous forme de "points" dans un plan [32]. Les SVM ont été utilisés dans différents domaines d'expertise, tels que les diagnostics médicaux [33] [34] [35] [36], le traitement d'image [37], le traitement du signal [38], etc. Dans cette section, les aspects théoriques de méthode SVM.

2.4.2 Définition

Les SVM sont utilisées pour classifier des échantillons dans différentes classes et pour prédire des valeurs numériques dans des problèmes de régression. Elles peuvent être appliquées à des problèmes tels que la prédiction de la consommation électrique en fonction de variables comme la période de l'année et la température.

Les SVM résolvent les problèmes de classification et de régression en construisant une fonction h qui associe une sortie y à un vecteur d'entrée x ($y=f(x)$). En classification, h attribue une classe prédite à chaque échantillon, tandis qu'en régression, h prédit une valeur numérique pour la variable cible. Les SVM sont donc utilisées pour construire une fonction d'association entre l'entrée et la sortie dans ces deux types de problèmes [39].

2.4.3 Notion de base

Dans cette section, nous donnons les notions utiles pour l'introduction des machines à vecteurs de support.

- **Hyperplan**

Le but des SVM (Support Vector Machines) est de trouver un classificateur qui sépare les données en deux classes données et maximise la distance entre ces deux classes. On recherche un hyperplan séparateur, qui est un hyperplan capable de séparer les points d'apprentissage des deux classes[32]. Un hyperplan séparateur est un hyperplan qui sépare les points d'apprentissage des deux classes. Cependant, il est généralement difficile de trouver un hyperplan séparateur exact. Par conséquent, on cherche plutôt un hyperplan discriminant qui est une approximation basée sur un critère spécifique, comme la maximisation de la distance entre les deux classes.[39].

Dans la figure (2-1) ont déterminé un hyperplan qui sépare les deux ensembles de points.

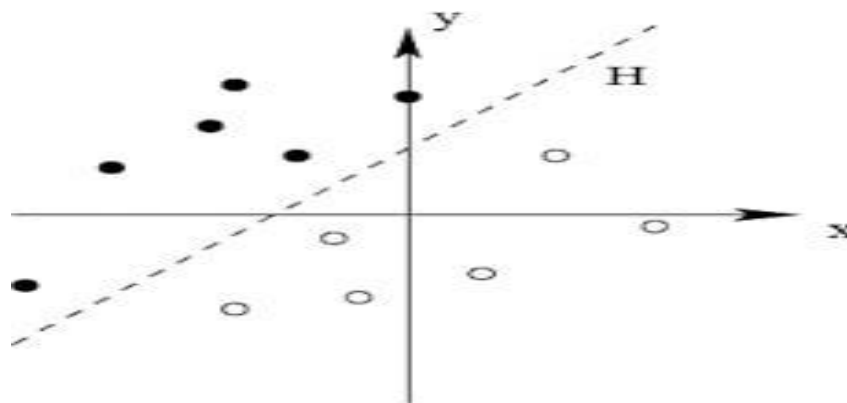


Figure (2- 1) : La séparation de deux ensembles de points par un hyperplan [32].

- **Vecteur support**

Ce sont les points de la frontière entre les deux classes des données parmi l'ensemble total d'apprentissage, ces points sont appelés vecteurs support [39].

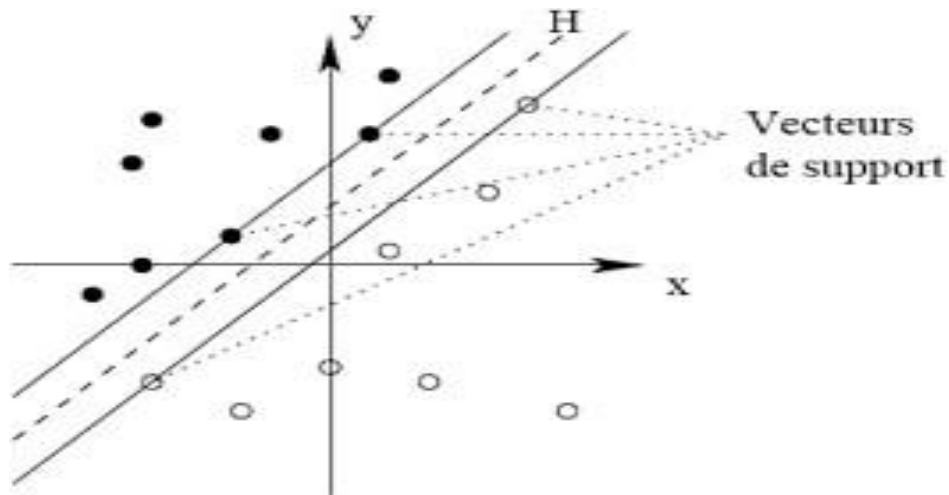


Figure (2- 2) : Vecteurs support [36]

- **Marge**

Il existe une infinité d'hyperplans capables de séparer parfaitement les deux classes d'exemples. Le principe des SVM (Support Vector Machines) est de choisir l'hyperplan qui maximise la distance minimale entre l'hyperplan et les exemples d'apprentissage. Cette distance est appelée la marge [39].

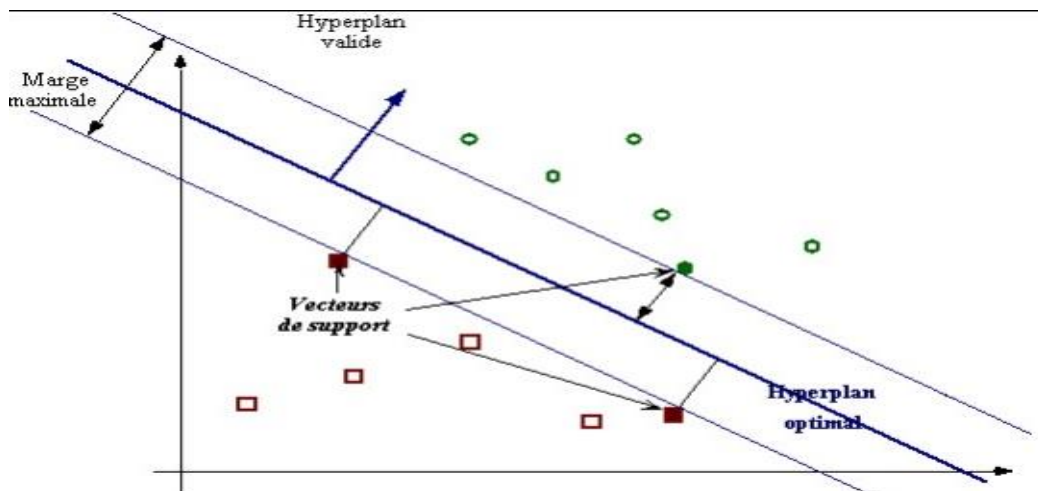


Figure (2- 3) : séparateurs à vaste marge [32]

- **Séparateur linéaire**

Dans le cas de la discrimination bi-classe, nous supposons que les données sont des couples (x_i, y_i) , où $1 \leq i \leq n$, appartenant à l'espace des variables explicatives X , généralement de dimension d , et à l'ensemble des étiquettes $Y = \{-1, +1\}$. Ici, n représente la taille de l'échantillon.

Chaque observation x_i est associée à une classe représentée par la valeur de son étiquette y_i , qui peut prendre les valeurs -1 ou +1. L'ensemble d'apprentissage S est constitué d'un ensemble de réalisations indépendantes et identiquement distribuées du couple aléatoire (x, y) , dont la distribution P est fixe mais inconnue. Cet ensemble d'apprentissage est généralement noté par la lettre S :

$$S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\} \subseteq (X \times Y)^n \quad (2-1)$$

Une fonction de décision f qui sépare les classes c_1 et c_2 est une fonction définie de \mathbb{R}^d dans \mathbb{R} . Pour chaque observation x_i , la fonction de décision attribue l'observation à la classe correspondant au signe de $f(x_i)$ selon les critères suivants :

Si $f(x_i) \geq 0$, x_i est attribué à la classe positive (+1).

Si $f(x_i) \leq 0$, x_i est attribué à la classe négative (-1).

La nature de cette fonction de décision peut être variée. Si f est une fonction linéaire, on parle d'un séparateur linéaire ou d'un hyperplan séparateur. L'expression générale d'un hyperplan séparateur est la suivant :

$$f(x) = (w \cdot x) + b \quad (2.02)$$

Avec $(w, x) \in \mathbb{R}^d \times \mathbb{R}$ $f(x) = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b$

Où w et b sont des paramètres, et $x \in \mathbb{R}$ est une variable.

La méthodologie d'apprentissage implique la recherche des paramètres w et b séparant le mieux possible les données d'apprentissage des classes C_1 et C_2 dans l'espace \mathbb{R}^d .

La fonction signe ($f(x)$) est appelée classifieur linéaire. D'un point de vue géométrique, cela équivaut à considérer un hyperplan défini par les points x satisfaisant l'équation $(w \cdot x) + b = 0$. En orientant l'hyperplan, la règle de décision consiste à déterminer de quel côté de l'hyperplan se trouve l'exemple x_i . Dans le cas bidimensionnel (\mathbb{R}^2), la figure ci-dessous illustre cette situation. [40].

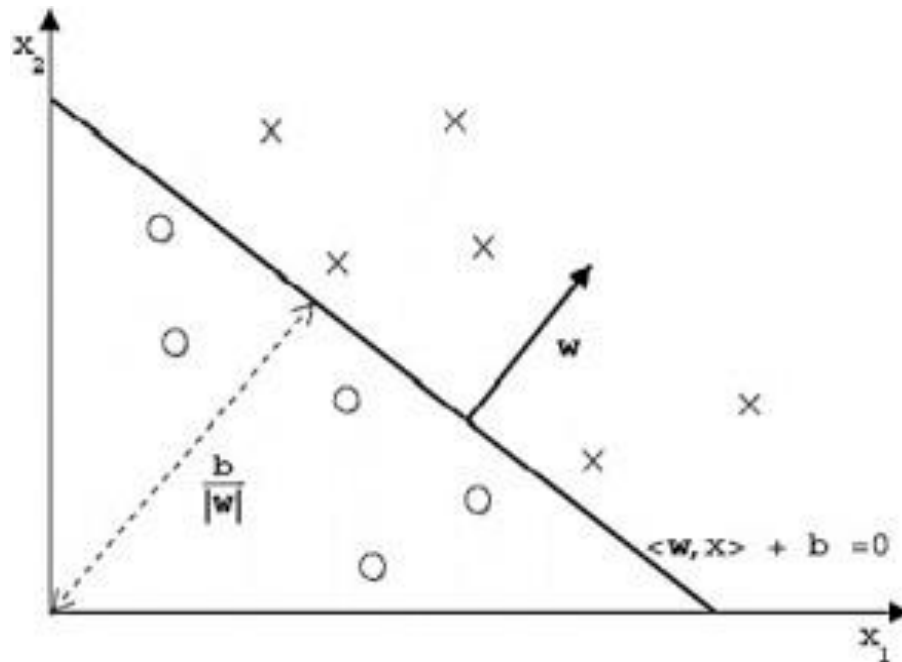


Figure (2- 4) : L'hyperplan correspondant à la fonction de décision d'un classifieur linéaire dans R^2 . [40]

- ***La notion de marge maximal***

Selon Vapnik et Kotz (1982), Les Machines à Vecteurs Support (SVM) sont des algorithmes de classification qui visent à trouver un hyperplan optimal séparant les échantillons d'apprentissage. L'objectif est de maximiser la marge entre l'hyperplan et les échantillons, ce qui réduit le risque de classification incorrecte. Les SVM recherchent un hyperplan qui assure la séparabilité des classes tout en minimisant la distance aux échantillons. Les vecteurs supports, situés à la marge, sont essentiels pour déterminer l'hyperplan optimal. En maximisant la marge, les SVM améliorent la capacité de généralisation et réduisent le risque de surajustement [39].

Une marge plus large dans les SVM offre une meilleure sécurité lors de la classification des nouveaux exemples. Un hyperplan optimal avec une marge plus large garantit une classification correcte, même lorsque le nouvel exemple se situe à l'intérieur de la marge. En revanche, une marge plus étroite peut entraîner une classification incorrecte. Il est donc crucial d'avoir une marge plus large dans les SVM pour une meilleure capacité de généralisation et une classification précise des nouveaux exemples. Une marge étroite peut conduire à une performance de classification inférieure et une sensibilité accrue aux variations des données [39] [32].

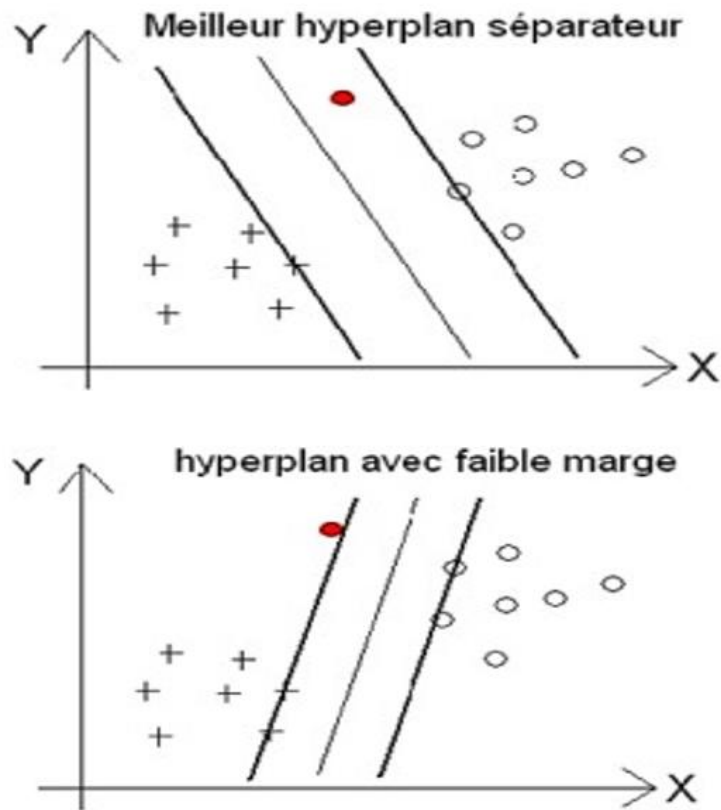


Figure (2- 5) : Hyperplan optimal par la maximisation de la marge [32].

En général, la classification d'un nouvel exemple inconnu est déterminée par sa position par rapport à l'hyperplan optimal. Dans le schéma suivant, le nouvel exemple sera classé dans la catégorie des "+" si son positionnement est du côté correspondant.

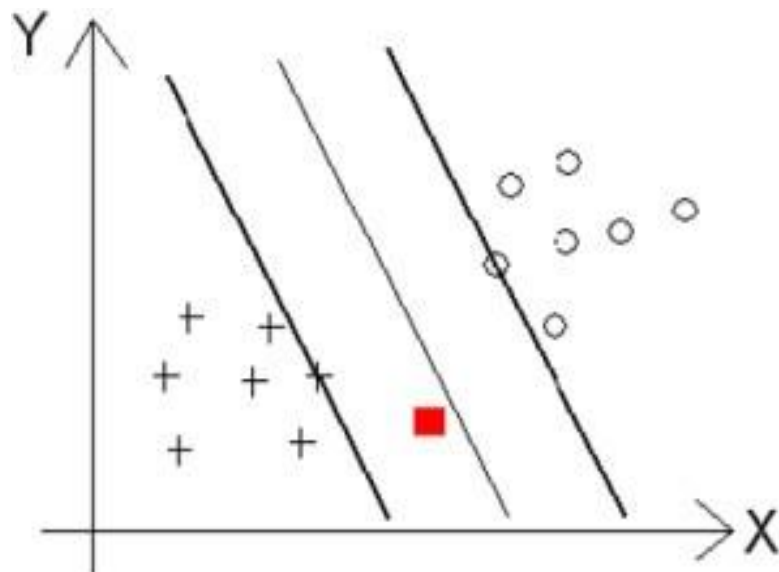


Figure (2- 6) : Maximisation de la marge pour obtenir l'hyperplan optimal [39]

- *Fonction noyau*

Les fonctions de noyau sont utilisées pour transformer efficacement les données d'entrée vers un espace de dimension supérieure, où des méthodes linéaires peuvent être appliquées avec succès, même lorsque les données ne sont pas linéairement séparables [39]. Dans le contexte de la résolution des problèmes de données non linéaires, les fonctions de noyau jouent un rôle essentiel en établissant une correspondance entre les vecteurs d'entrée et un espace de caractéristiques de plus grande dimension [40].

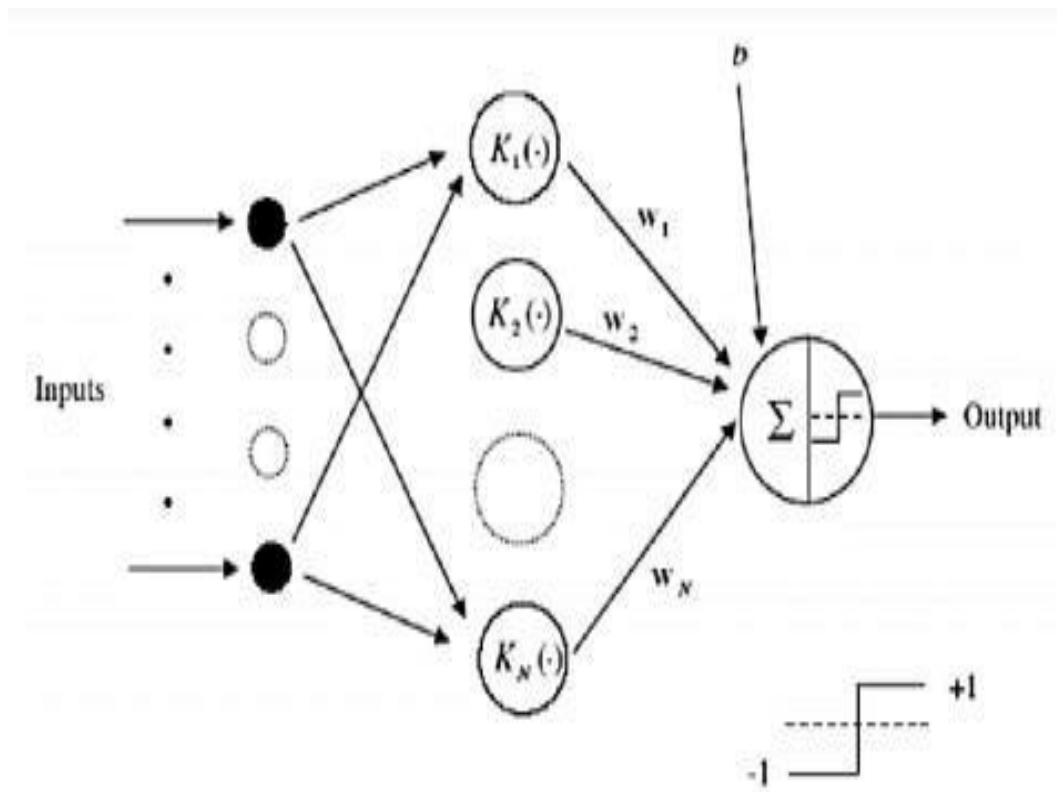


Figure (2- 7) : Architecture d'une machine à vecteurs support [41].

2.4.4 Machine à vecteurs supports linéaires

- *Les données séparables*

Les données linéairement séparables sont plus simples à traiter, mais dans la réalité, la plupart des problèmes ne peuvent pas être séparés de manière parfaite. Dans ces cas, l'utilisation du classificateur à marge maximale n'est pas applicable. [32]

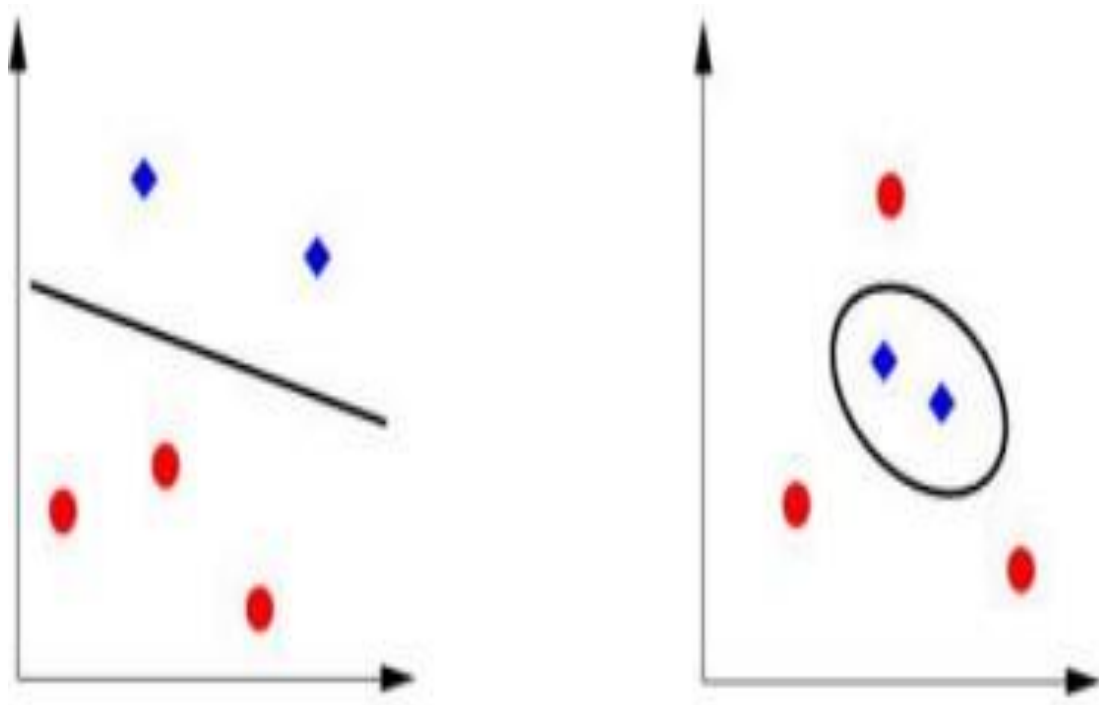


Figure (2- 8) : Cas linéairement séparable et non linéairement séparable [32].

La séparabilité est donnée la contrainte suivante est remplie pour chaque exemple.

$$\{(w \cdot x_i) + b \leq -1 \text{ si } y_i = -1\} \tag{2.03}$$

$$\{(w \cdot x_i) + b \geq 1 \text{ si } y_i = 1\} \tag{2.04}$$

Ce qui équivalent à :

$$Y_i (w \cdot x_i + b) \geq 1 \text{ pour } i = 1, \dots, n \tag{2.05}$$

Au lieu de simplement trouver un hyperplan séparateur, nous cherchons l'hyperplan optimal parmi ceux-ci. Selon la théorie de Vapnik, l'hyperplan optimal est celui qui maximise la marge $M(H)$ (voir figure(2-8)).[39].

- ***Les données non séparables***

La notion de "marge souple" a été introduite pour gérer les exemples mal classés par l'hyperplan optimal, souvent dus au bruit dans les données. Cette approche recherche toujours un hyperplan avec une marge optimale, mais autorise quelques exceptions où des exemples peuvent être plus proches de l'hyperplan que la marge correspondante. La marge souple offre ainsi une flexibilité dans la classification, en prenant en compte les erreurs causées par le bruit ou les cas difficiles à séparer. [43]. L'idée de la marge souple dans les SVM est de trouver l'hyperplan avec une marge optimale tout en tenant compte de la pénalisation basée sur les variables d'écart. Les

exemples ayant $\xi_i > 0$ ont une marge géométrique réduite de $d(1-\xi_i)$, où ξ_i est définie comme $\xi_i = \max(1-y_i \cdot f(x_i), 0)$. Cette variable mesure l'importance de la pénétration de l'exemple x_i dans la région délimitée par l'hyperplan ayant une marge géométrique 'd' (voir la figure (2-9)). La pénalisation est quantifiée par le terme $C \sum \xi_i$, où « C » est une constante déterminant l'importance de la pénalisation. Les variables d'écart, également appelées « Slack variables », permettent de quantifier les erreurs de classification et d'ajuster la marge en conséquence.

Si $\xi_i > 1$, cela indique que l'exemple n'est pas correctement classé par rapport à sa classe [42].

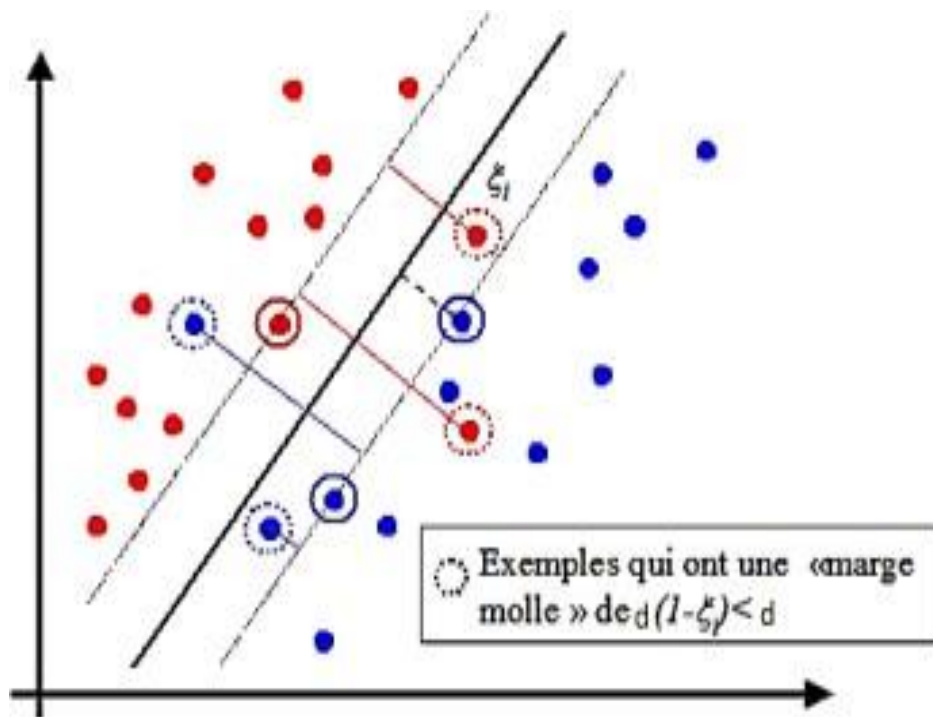


Figure (2- 9) : Marge souple et Slack variable ξ [32].

La transformation non linéaire des données est effectuée à l'aide des fonctions noyau. Différentes fonctions noyau, telles que Polynomiale, Gaussienne, sigmoïde et Laplacienne, peuvent être utilisées en fonction du problème et des données[32]. Cette transformation permet de trouver une séparation linéaire dans un nouvel espace appelé "espace de re-description". En augmentant la dimension de cet espace, les SVM ont une meilleure probabilité de trouver un hyperplan séparateur entre les exemples. Ainsi, les SVM exploitent cette capacité de re-description pour résoudre des problèmes de classification complexes et non linéaires. Cela est illustré par le schéma (2-10). Ainsi, les SVM exploitent cette capacité de re-description pour

trouver un hyperplan optimal dans un espace de plus grande dimension, permettant ainsi de résoudre des problèmes de classification complexes et non linéaires.

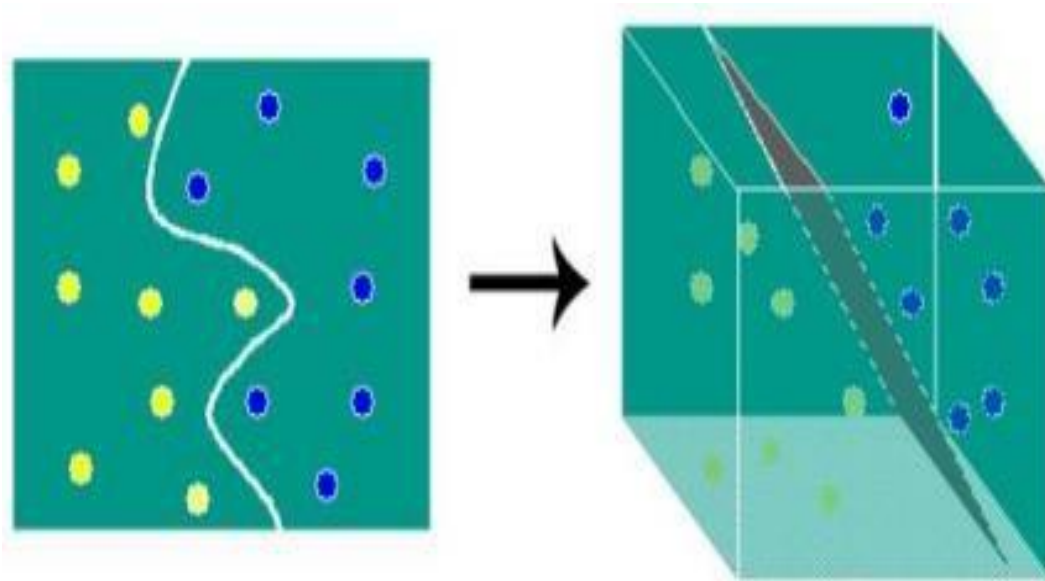


Figure (2- 10) : transformation d'un problème de séparation non linéaire en un problème de séparation linéaire dans un espace de re-description [42]

2.5 Extreme Learning Machine (ELM)

L'Extreme Learning Machine (ELM) est une méthode d'apprentissage rapide et novatrice pour les réseaux neuronaux à une seule couche cachée. Contrairement aux méthodes traditionnelles, l'ELM n'ajuste pas les poids de la couche cachée, mais apprend uniquement les poids de sortie en une seule itération. Cela permet de surmonter les problèmes de lenteur d'entraînement et de surajustement. L'ELM est basée sur la minimisation du risque empirique et utilise une initialisation aléatoire des poids de la couche cachée. Elle offre ainsi des avantages significatifs en termes de vitesse d'apprentissage et de résolution des problèmes, ce qui en fait une méthode prometteuse dans le domaine de l'apprentissage automatique [43].

2.5.1 Architecture du réseau « Extreme Learning machine »

Le modèle ELM (Extreme Learning Machine) est un modèle prédictif à plusieurs couches avec une couche distincte, comme illustré dans la Figure (2-11). La couche d'entrée est responsable de l'alimentation des données dans le réseau, tandis que la couche de sortie a un nombre de neurones égal au nombre de classes dans le cadre de la classification. La couche cachée, quant à elle, extrait les caractéristiques pertinentes des données d'entrée en effectuant une combinaison linéaire pondérée des valeurs d'entrée suivie d'une fonction d'activation non linéaire. Le choix du nombre de neurones dans la couche cachée est crucial, car un nombre insuffisant

ou excessif peut nuire à la performance de classification. Il est donc important d'optimiser cet hyperparamètre en tenant compte de la complexité des données, de la taille de l'ensemble d'apprentissage et des performances souhaitées afin d'obtenir de bons résultats de classification. \mathbf{a}_i : C'est le vecteur de poids qui relie le $i^{\text{ème}}$ nœud caché aux nœuds d'entrée.

β_i : C'est le vecteur de poids qui relie le $i^{\text{ème}}$ nœud caché aux nœuds de sortie

b_i : C'est le seuil de le $i^{\text{ème}}$ nœud cachés

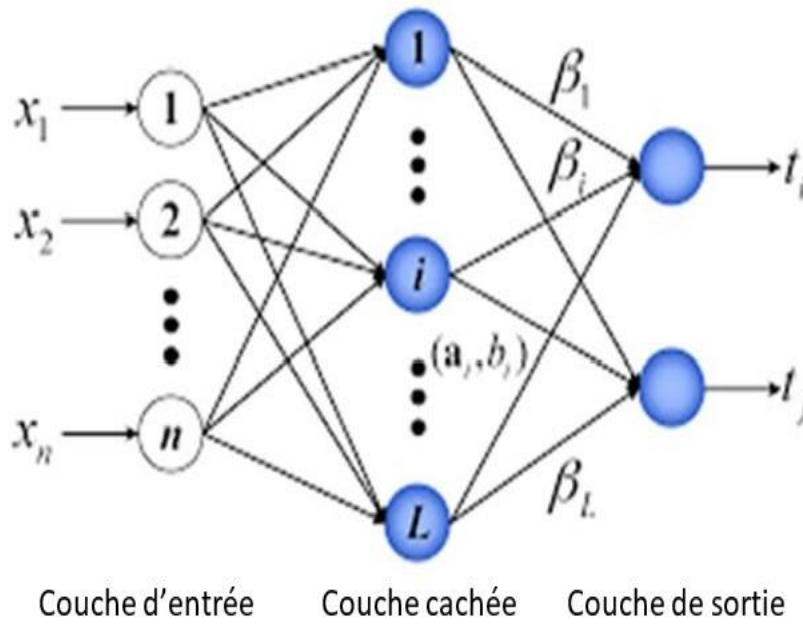


Figure (2- 11) : L'archtecture de reseau ELM

2.5.2 Fonctionnement du réseau ELM

Pour N échantillons (x_i, t_i) , où $x_i = [x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in}]^T \in R^n$ et le vecteur de caractéristiques de l' $i^{\text{ème}}$ échantillons de dimension n et $t_i = [t_{i1}, t_{i2}, \dots, t_{im}]^T \in R^m$, est le vecteur de valeurs d'apprentissage de l' $i^{\text{ème}}$ échantillons ou m classes. $(x_i, t_i) \in R^n \times R^m$ ($i = 1, 2, \dots, N$), multicouche *feed-forward* avec une seule couche cachée standard avec \tilde{N} nœuds cachés et fonction d'activation $f(x)$ sont mathématiquement des modèles comme :

$$\sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i f_i(x_i) = \sum_{i=1}^{\tilde{N}} \beta_i f(a_i \cdot x_i + b_i) = t_j, j = 1, \dots, N \tag{2.06}$$

Avec :

$a_i = [a_{i1}, a_{i2}, \dots, a_{in}]^T$ est le vecteur de poids qui relie le $i^{\text{ème}}$ nœud caché et les nœuds d'entrée, et b_i est le seuil du $i^{\text{ème}}$ nœud caché et $\beta_i = [\beta_{i1}, \beta_{i2}, \dots, \beta_{im}]^T$ est le vecteur de poids reliant le $i^{\text{ème}}$ nœud caché et les nœuds de sortie. $a_i * x_j$ Représente le produit scalaire de a_i et x_j , et la fonction d'activation choisit généralement est une sigmoïde.

L'équation ci-dessus (2.06) peut être écrite de manière compacte comme suit :

$$H\beta = T \quad (2.07)$$

Avec :

$$H = \begin{bmatrix} f(a_1x_1 + b_1) & \cdots & f(a_{\tilde{N}}x_1 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ f(a_1x_N + b_1) & \cdots & f(a_{\tilde{N}}x_N + b_{\tilde{N}}) \end{bmatrix}_{N \times \tilde{N}}$$

$$\beta = \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_{\tilde{N}}^T \end{bmatrix}_{\tilde{N} \times m}, \quad T = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m}$$

Comme indiqué par Huang et al [43], H s'appelle la matrice de sortie de couche cachée du réseau neuronal. L'équation (2.07) peut être écrite sous forme matricielle comme suit :

$$\begin{bmatrix} f(a_1x_1 + b_1) & \cdots & f(a_{\tilde{N}}x_1 + b_{\tilde{N}}) \\ \vdots & \cdots & \vdots \\ f(a_1x_N + b_1) & \cdots & f(a_{\tilde{N}}x_N + b_{\tilde{N}}) \end{bmatrix}_{N \times \tilde{N}} \begin{bmatrix} \beta_1^T \\ \vdots \\ \beta_{\tilde{N}}^T \end{bmatrix}_{\tilde{N} \times m} = \begin{bmatrix} t_1^T \\ \vdots \\ t_N^T \end{bmatrix}_{N \times m} \quad (2.08)$$

2.5.3 Algorithme ELM

L'algorithme d'apprentissage du réseau ELM proposé un algorithme **Guang-Bin Huang** [43], Compte tenu d'un jeu d'apprentissage $N = \{(x_i, t_i) \mid x_i \in R^n, t_i \in R^m, i = 1, 2, \dots, N\}$ fonction d'activation $f(x)$ et nombre de nœud caché \tilde{N} , peut être résumé en ces étapes suivantes :

Étape 1 : affectez de manière aléatoire les poids d'entrée a_i et bails b_i , $i = 1, \dots, \tilde{N}$

Étape 2 : calculer la matrice de sortie de la couche cachée H.

Étape 3 : calculer le poids de sortie β , tel que :

$$\beta = H^+T \quad (2.09)$$

Avec :

$$T = [t_1, t_2, \dots, t_N]^T$$

Contrairement à ce que l'on pourrait penser, Dans un réseau ELM (Extreme Learning Machine), il n'est pas nécessaire d'ajuster tous les paramètres. Les poids d'entrée et le biais ne sont pas obligatoirement réglés, et la matrice de sortie de la couche cachée H peut rester inchangée après avoir été initialisée avec des valeurs aléatoires. Cette particularité, découverte par Guang-Bin Huang lors du développement de l'ELM, permet d'obtenir de bonnes performances de classification en évitant la mise à jour des poids d'entrée et du biais pendant l'apprentissage. [43] c'est basé deux théorèmes :

Théorème 1 : Compte tenu de toute petite valeur positive $\varepsilon > 0$ et fonction d'activation $f: R \rightarrow R$ qui est infiniment différentiable dans n'importe quel intervalle, il existe $\tilde{N} \leq N$ tel que pour N échantillons (x_i, t_i) avec $x_i \in R_n$ et $t_i \in R_m$, avec x_i est le vecteur de caractéristiques de l'échantillon i et t_i le vecteur des valeurs d'appartenance de l'échantillon i aux m classes. Pour tous les a_i et b_i choisis de façon aléatoire, selon une distribution de probabilité continue, alors avec une probabilité unique, on a :

$$\|H_{N \times \tilde{N}} \beta_{\tilde{N} \times m} - T_{N \times m}\| < \varepsilon \quad (2.10)$$

Selon l'énoncé du théorème 2, le nombre maximum de neurones dans la couche cachée est limité par le nombre d'échantillons d'apprentissage, c'est-à-dire que $\tilde{N} \leq N$, où \tilde{N} représente le nombre de neurones et N représente le nombre d'échantillons.

Théorème 2 : Considérant un réseau de neurones à une seule couche cachée standard avec \tilde{N} nœuds cachés et une fonction d'activation $f: R \rightarrow R$ qui est infiniment différentiable dans tout intervalle, pour N échantillons (x_i, t_i) où $x_i \in R_n$ et $t_i \in R_m$, choisis de manière aléatoire parmi tous les intervalles de R_n et R_m respectivement, selon une distribution de probabilité continue, alors avec une probabilité de 1, la matrice de sortie de la couche cachée H du réseau de neurones à une seule couche cachée est inversible, ce qui signifie que :

$$\|H\beta - T\| = 0 \quad (2.11)$$

Si le nombre de nœuds cachés \tilde{N} est égal au nombre d'échantillons d'entraînement N ($\tilde{N} = N$), et que les vecteurs de poids d'entrée a_i et les biais cachés sont choisis de manière aléatoire, alors la matrice H associée est carrée et inversible. Dans cette configuration, les réseaux à une seule couche cachée de type feed-forward peuvent approximer les échantillons d'entraînement avec une erreur nulle.

Généralement, le nombre de nœuds cachés est bien inférieur au nombre d'échantillons de formation., $\tilde{N} \ll N$. Dans cette situation, la matrice H devient non carrée et ne peut pas être inversée. Ainsi, un système de la forme $H\beta = T$ n'accepter pas de solution .

Une approche courante pour résoudre ce problème est de chercher la solution qui minimise la norme des moindres carrés. Cette solution est donnée par la relation suivante :

$$\beta' = \min_{\beta} \|H\beta - T\| \quad (2.12)$$

La solution de la norme minimale des moindres carrés est l'unique solution qui minimise la distance $\|H\beta - T\|$ parmi toutes les solutions possibles. Cette solution est calculée en utilisant la relation suivante :

$$\beta' = H^+T \quad (2.13)$$

Avec : H^+ l'inverse généralisé de la matrice H , qui est obtenue à l'aide de la décomposition en valeurs singulières (SVD, Singular Value Decomposition).

2.5.4 Caractéristiques d'ELM

Les caractéristiques principales d'une Machine à Vecteurs Support Extrême (ELM, Extreme Learning Machine) sont les suivantes :

- Apprentissage rapide
- Fonctions d'activation simples : Les fonctions d'activation utilisées dans l'ELM sont généralement des fonctions simples, telles que la fonction sigmoïde, la fonction tangente hyperbolique ou des fonctions ReLU (Rectified Linear Unit). Ces fonctions sont choisies pour leur simplicité et leur efficacité.
- Généralisation performante : L'ELM est connue pour sa bonne capacité de généralisation.

- Adaptabilité aux grands ensembles de données : L'ELM est adaptée pour traiter des ensembles de données volumineux et complexes, en raison de son temps d'apprentissage rapide et de sa bonne capacité de généralisation.

Il convient de noter que l'ELM est un domaine de recherche actif, et de nouvelles variantes et améliorations peuvent être proposées par les chercheurs. Les caractéristiques mentionnées ci-dessus sont générales et représentent les principes de base de l'ELM.

2.6 Conclusion

Les modèles SVM (Support Vector Machines) et ELM (Extreme Learning Machines) sont deux approches différentes utilisées pour préavisé du rayonnement solaire. Les SVM sont des modèles d'apprentissage supervisé qui sont souvent utilisés pour la classification et la régression. Ils fonctionnent en trouvant l'hyperplan qui maximise la marge entre les différentes classes ou les valeurs de la variable à prédire. Les SVM sont généralement considérés comme étant plus précis que d'autres modèles de régression, mais ils peuvent être plus coûteux en termes de temps de calcul. D'un autre côté, les ELM sont des modèles d'apprentissage en profondeur qui utilisent des réseaux de neurones avec des couches cachées pour modéliser les relations complexes entre les entrées et les sorties. Ils sont connus pour leur rapidité d'exécution et leur faible coût en termes de calculs. Cependant, ils peuvent être moins précis que les SVM dans certaines situations. Dans le chapitre suivant, nous essayons d'appliquer les deux modèles proposés pour prédire le rayonnement solaire dans la ville de Ghardaïa

Chapitre 3 : Méthodologie de Prévion & Discussion des Résultats

3.1 Introduction

Le présent chapitre se focalise sur la méthode de prédiction élaborée dans le cadre de ce d'étude pour estimer le rayonnement solaire sur la base de données météorologiques, en fournissant une explication théorique détaillée de cette méthode. Nous proposons deux modèles de prédiction pour les séries temporelles : l'Extreme Learning Machine (ELM) et le Support Vector Machine (SVM), qui sont fondés sur une combinaison de méthodes d'apprentissage automatique avec un algorithme de transformation en ondelettes (WT). En outre, ce chapitre décrit les différentes parties du système utilisé pour mettre en œuvre ces modèles, dans le but de fournir une explication claire et compréhensible du processus de prédiction des séries temporelles pour la production d'énergie solaire.

3.2 Modèle de prédiction :

La figure (3-1) donne une illustration générale de la structure du système de prédiction [44].

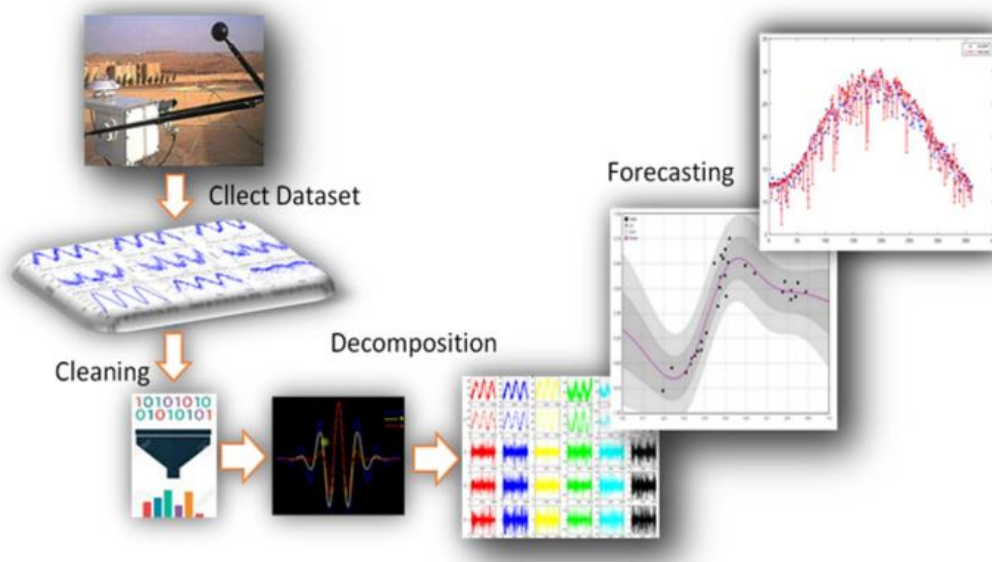


Figure (3- 1) : Processus de modélisation et de prédvision.

Le modèle de prédiction que nous avons adopté pour notre application se compose des étapes suivantes :

- Les données sont collectées et passent par une phase de prétraitement, qui comprend la vérification de la qualité des données, le remplacement des valeurs manquantes et la normalisation des données afin de les rendre comparables entre elles. Comme il n'y a pas de rayonnement solaire la nuit, ces entrées sont également supprimées.
- Les données sont décomposées à l'aide d'un algorithme de décomposition à base d'ondelettes. Les résultats de la décomposition sont ensuite envoyés à l'algorithme d'entraînement et de prédiction.
- Les résultats de la prédiction sont envoyés à l'algorithme d'évaluation du modèle afin de choisir le modèle le plus précis. La théorie liée à l'algorithme d'entraînement et de prédiction a été abordée dans le chapitre 2.

3.2.1 Collecte les données :

Nous avons collecté des données météorologiques température d'aire (T), l'humidité (U), pression d'aire (P) et de rayonnement solaire horaire (H) pour la ville de Ghardaïa sur une période Mai 2012 à Décembre 2016 à partir unité de recherche **URAER**.

- ***Région d'étude et données météorologiques :***

La zone d'étude couvre la province de Ghardaïa ($32,2^\circ$ - $32,82^\circ$ N, $3,7^\circ$ et $4,5^\circ$ E), située dans la région désertique d'Algérie, à une altitude de 450 m. Les précipitations au cours de l'année sont faibles à Ghardaïa ; elle est classée comme un climat désertique BWh (ou désert chaud, selon la classification de Köppen-Geiger). Les précipitations moyennes à Ghardaïa sont de 68 mm / an alors que la température moyenne annuelle est de $21,0^\circ$ C. La ville a un grand potentiel solaire tout au long de l'année en raison de sa situation géographique (le rayonnement solaire quotidien moyen reçu est d'environ 6000 Wh/m^2 sur une surface horizontale).

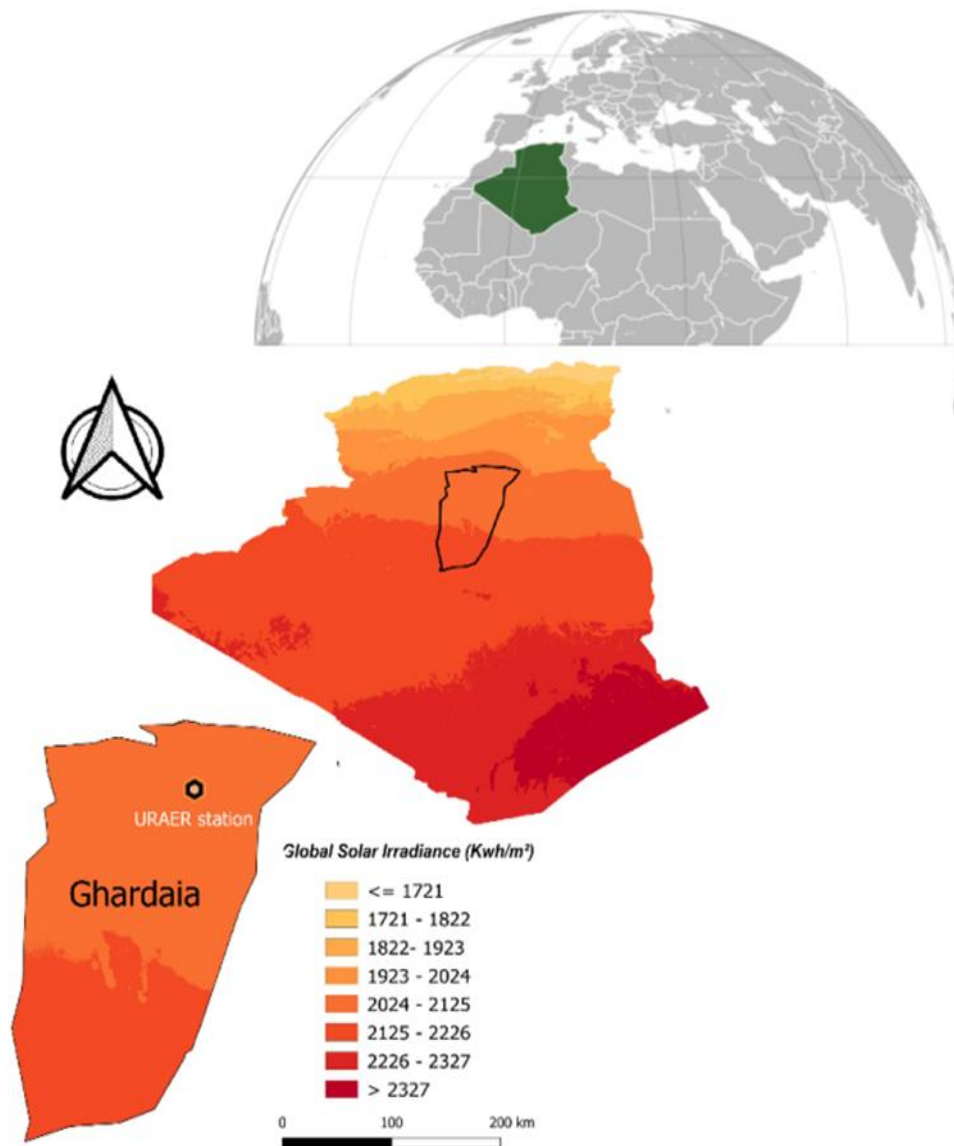


Figure (3- 2) : La zone d'étude

- ***Aperçu sur l'unité de recherche appliquée en énergies renouvelables (URAER) :***

URAER a été inaugurée en 1999, appartient au Centre de Développement des Energies Renouvelables (CDER), et est située à 1 kilomètre de l'aéroport de Ghardaïa (figure (3-3)). L'URAER est une plateforme expérimentale dédiée aux différentes activités liées aux énergies renouvelables. Elle comporte deux divisions assurant la gestion des différentes activités. Ces divisions sont :

- ✓ La division Mini Centrales Solaires.
- ✓ La division Application des Energies Renouvelables dans les Milieux Arides et Semi-Aride

Chaque division dispose d'équipes de recherche travaillant au développement des différentes applications liées aux énergies renouvelables. Elles assurent également l'encadrement des étudiants universitaires master et doctorat qui veulent finaliser leurs travaux de fin d'études.



Figure (3- 3) : Unité de recherche appliquée en énergies renouvelables (URAER) Ghardaïa

3.2.2 Description des données :

Le choix de ce site est porté sur la disponibilité des données radiométriques recherchées. En fait, l'ensemble des données de rayonnement solaire utilisées dans cette mémoire ont été acquies par une station de mesure radiométrique localisée au niveau de URAER. Cette station est de haute précision et est utilisée pour la mesure des trois composantes radiométriques.

Les capteurs météorologiques inclus dans cette station, servent à mesurer les paramètres suivants : rayonnement solaire, la température de l'air, l'humidité atmosphérique, la vitesse et la direction du vent, la pression atmosphérique et la pluviométrie.

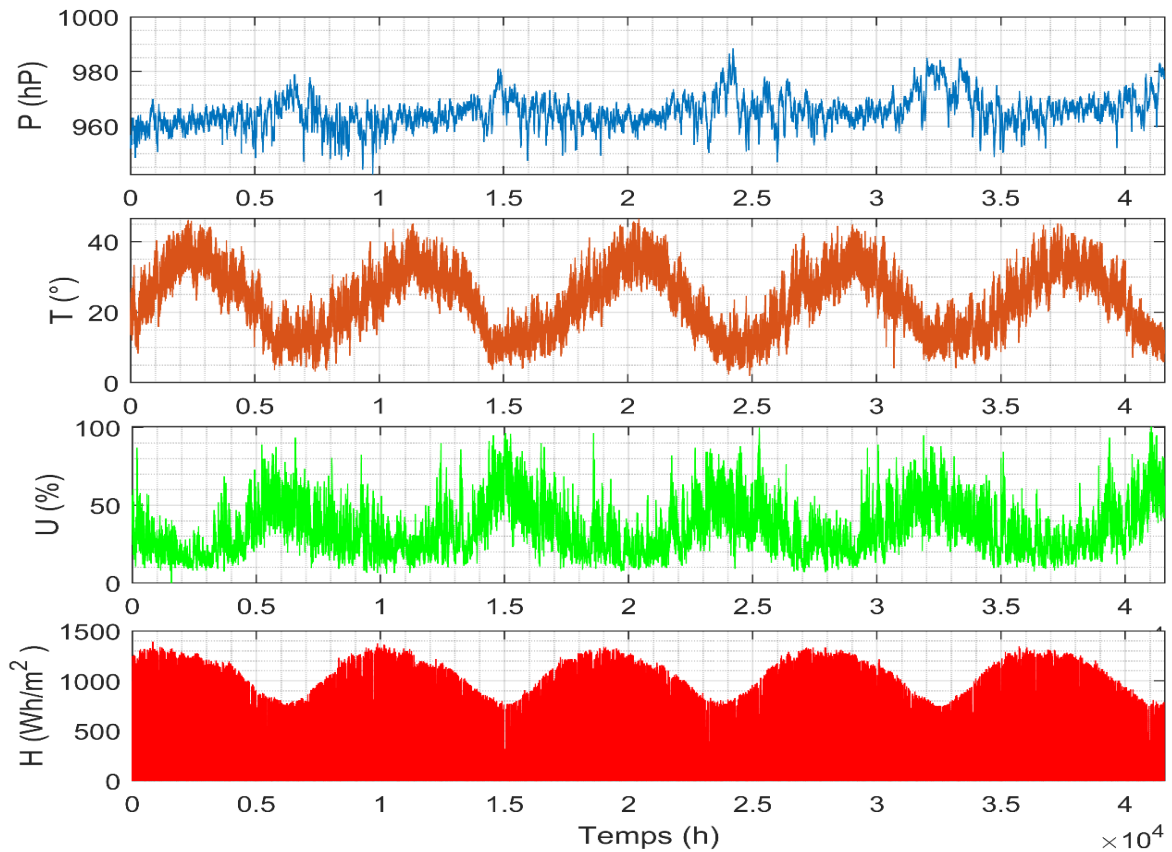


Figure (3- 4) : Variation des données météorologique horaire à Ghardaïa

Tableau (3- 1) : Variable objective et les statistiques pour la ville de Ghardaïa

	P (hP)	T (°)	U (%)	H (Wh/m ²)
<i>Min</i>	942.3000	1.9000	0	0
<i>Max</i>	988.5000	46.6000	100.5000	1393.2
<i>Moy</i>	965.0453	23.4363	34.7519	308.5
<i>Std</i>	5.7619	9.4765	17.3021	408.0

3.2.3 Prétraitement des données :

Nous avons procédé au prétraitement des données, ce qui inclut la vérification de la qualité des données et le remplacement des valeurs manquantes, ainsi que la normalisation des données pour les rendre comparables entre elles. Comme il n'y a pas de rayonnement la nuit, ces entrées sont également supprimées.

- *Normalisation standard des données (normalisation z-score) :*

La normalisation z-score les rapprocherait toutes de la distribution normale standard. La distribution résultante a une moyenne de 0 et un écart-type de 1. En utilisant la formule suivante (N est le nombre d'observation) [45]:

$$X_{normalisè} = \frac{X - \mu(x_i)_{i=1...N}}{\varepsilon(x_i)_{i=1...N}} \quad \mu = moy(x_i), \quad \varepsilon = std(x_i)$$

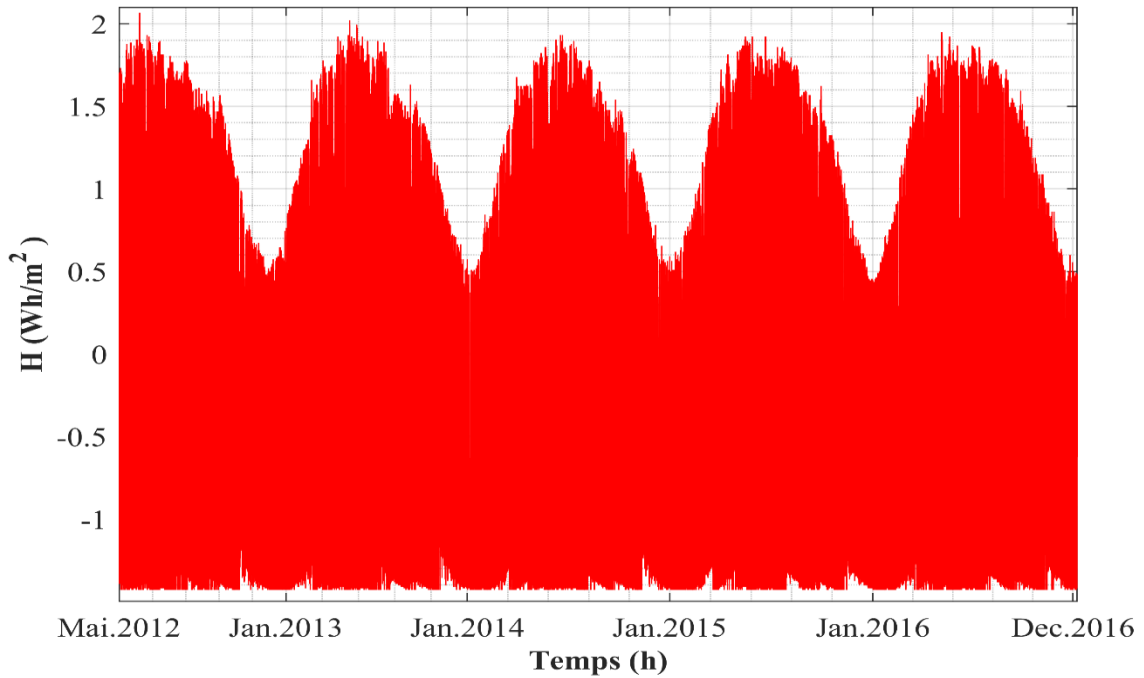


Figure (3- 5) : l'évolution du rayonnement solaire horaire normalisé (Ghardaïa)

3.2.4 Décomposition des données :

- *Décomposition Ondelette*

La principale motivation pour utiliser la décomposition en ondelettes (WT) est la simple analyse de la série obtenue. Pendant de nombreuses années, la WT (ou transformée en ondelettes) a été mélangée avec des modèles de séries chronologiques comme technique de prétraitement. WT utilise un ensemble de filtres pour décomposer la série chronologique d'origine de manière itérative, de sorte que des modèles de prévision distincts puissent être appliqués à chaque composante. La transformée en ondelettes continue (CWT) d'une fonction $f(t)$ par rapport à l'ondelette mère $\psi(t)$ peut s'écrire par l'intégrale suivante [46]:

$$F_w(a, \tau) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t - \tau}{a}\right) dt \quad (3.1)$$

Où

(*) représente l'opération de la conjugaison complexe, $\tau \in \mathbb{R}$ est la valeur de translation, $a \in \mathbb{R}^{+*}$ est le coefficient de mise à l'échelle.

Contrairement à la transformation de Fourier, la CWT a été discrétisée et est connue sous le nom de transformée en ondelettes discrète (DWT). L'approche est une implémentation de la transformée en ondelettes par la mise à l'échelle et la translation des ondelettes en temps discret. Dans ce cas, les ondelettes sont données par [44] [47]:

$$\psi_{n,k}(t) = |a_0^n|^{-\frac{1}{2}} \psi\left(\frac{1 - k\tau_0 a_0^n}{a_0^n}\right) \tag{3.2}$$

Où

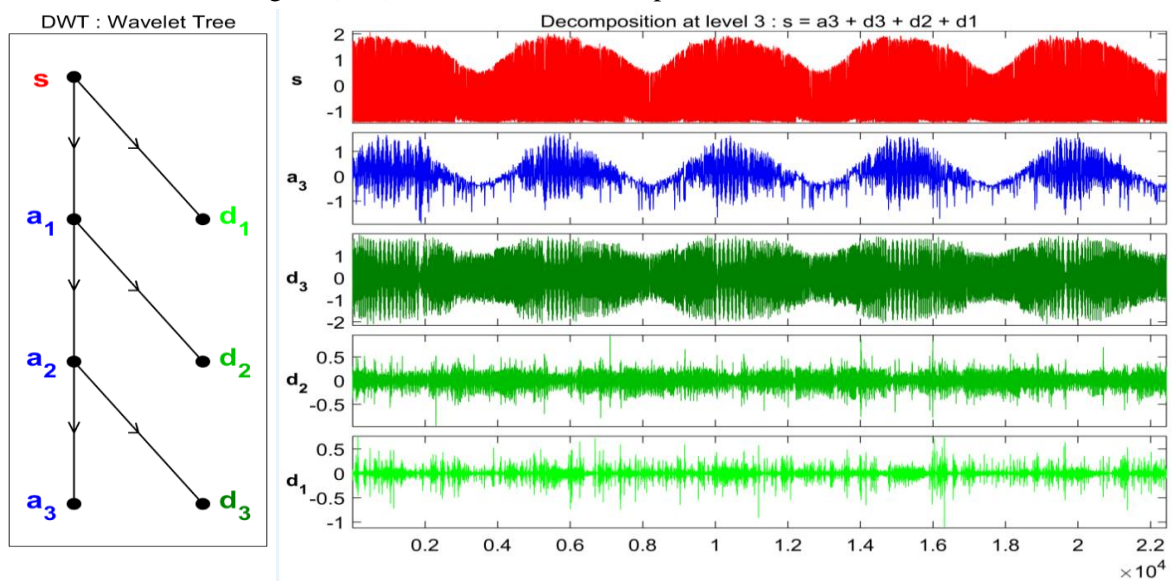
n et k sont des entiers ($a = a_0^n$)

$$\tau = k\tau_0 a_0^n$$

Plus de détails sur la transformée en ondelettes peuvent être trouvés dans la littérature [48, 49] .

Le principal avantage de l'utilisation de la méthode des ondelettes est sa robustesse, car elle n'inclut aucune hypothèse paramétrique ou procédure de test potentiellement défectueuse. Un autre avantage de la méthode par ondelettes est que la décomposition du signal permet d'étudier indépendamment le comportement du signal à différentes échelles de temps. Les résultats décomposés par WD de la série chronologique de rayonnement solaire sont illustrés à la figure (3-6)

Figure (3- 6) : Processus de décomposition en ondelettes.



- *Décomposition ondelettes en paquets*

La décomposition par paquets d'ondelettes (WPD) est une transformation en ondelettes spéciale Différent du WT, le WPD gère à la fois les composants approximatifs et détaillés dans le processus de décomposition [44] [50] [51], comme le montre la figure (3-7)

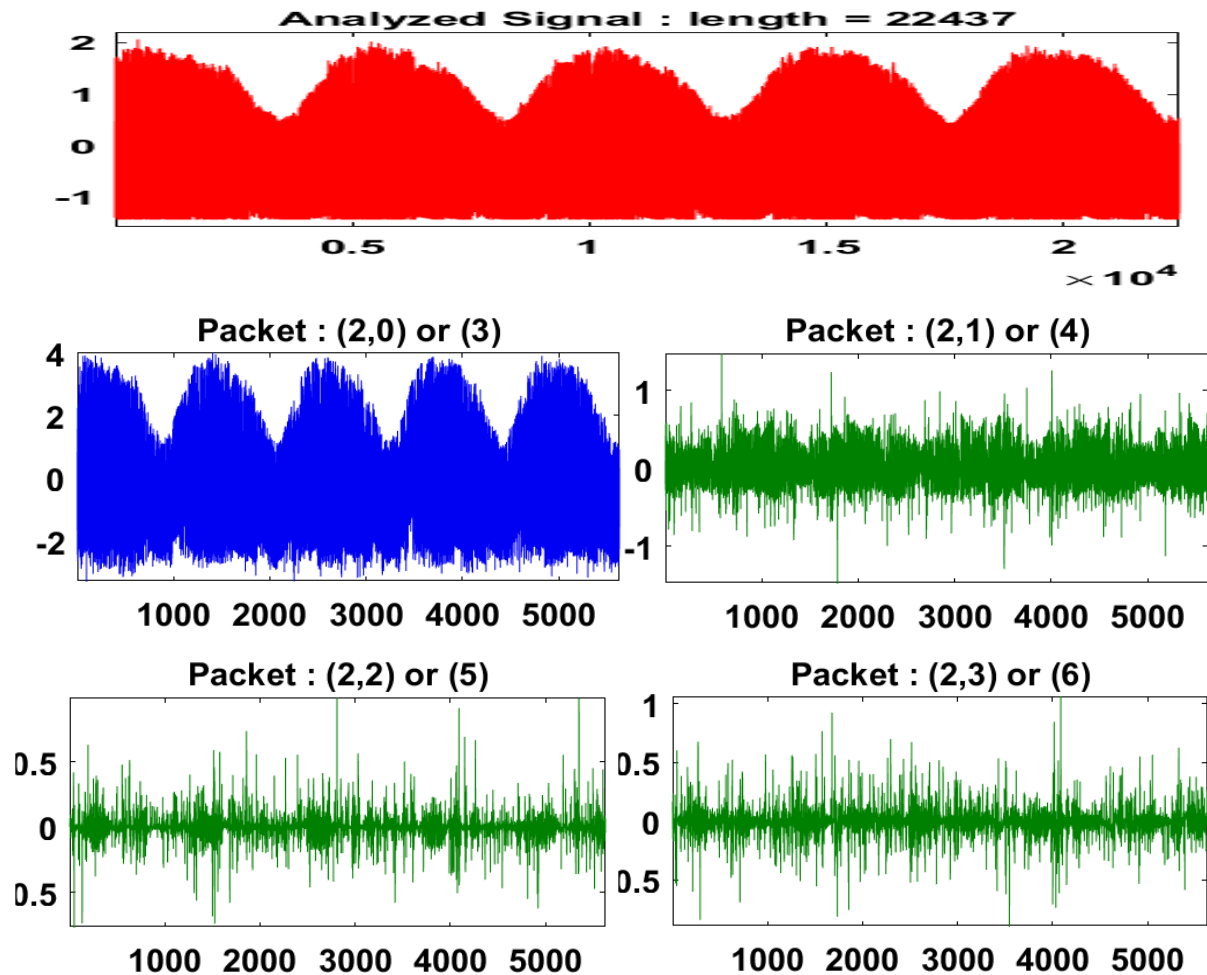


Figure (3- 7) : Processus de décomposition par paquets d'ondelettes

3.2.5 Prédiction :

La décomposition est appliquée aux données de séries temporelles utilisées pour la prédiction ELM ou SVM, les séries chronologiques des variables prédictives ont été décomposées en sous-séries d'approximation (basse fréquence) et en sous-séries détaillées (D) (haute fréquence). Dans l'étape suivante, l'approximation et les sous-séries détaillées ont été utilisées dans la matrice d'entrée pour le modèle ondelettes – ELM ou ondelettes – SVM. Le rayonnement solaire prédit à la fin du processus de simulation. Par conséquent, les modèles hybrides combinant ondelette et ELM/SVM peuvent être classés comme W-ELM (ELM/SVM utilisant des ondelettes), WPD-

ELM ou WPD-SVM (ELM ou SVM utilisent des paquets d'ondelettes). Le modèle (W, WPD)-ELM ou (W, WPD)-SVM est représenté dans l'organigramme de la figure (3-9) [52]. La marge d'erreur entre la sortie cible et la sortie prévue est ensuite calculée à l'aide des indicateurs statistiques. RMSE, nRMSE et R^2 sont utilisés pour l'évaluation des performances du (WD, WPD)-ELM développé.

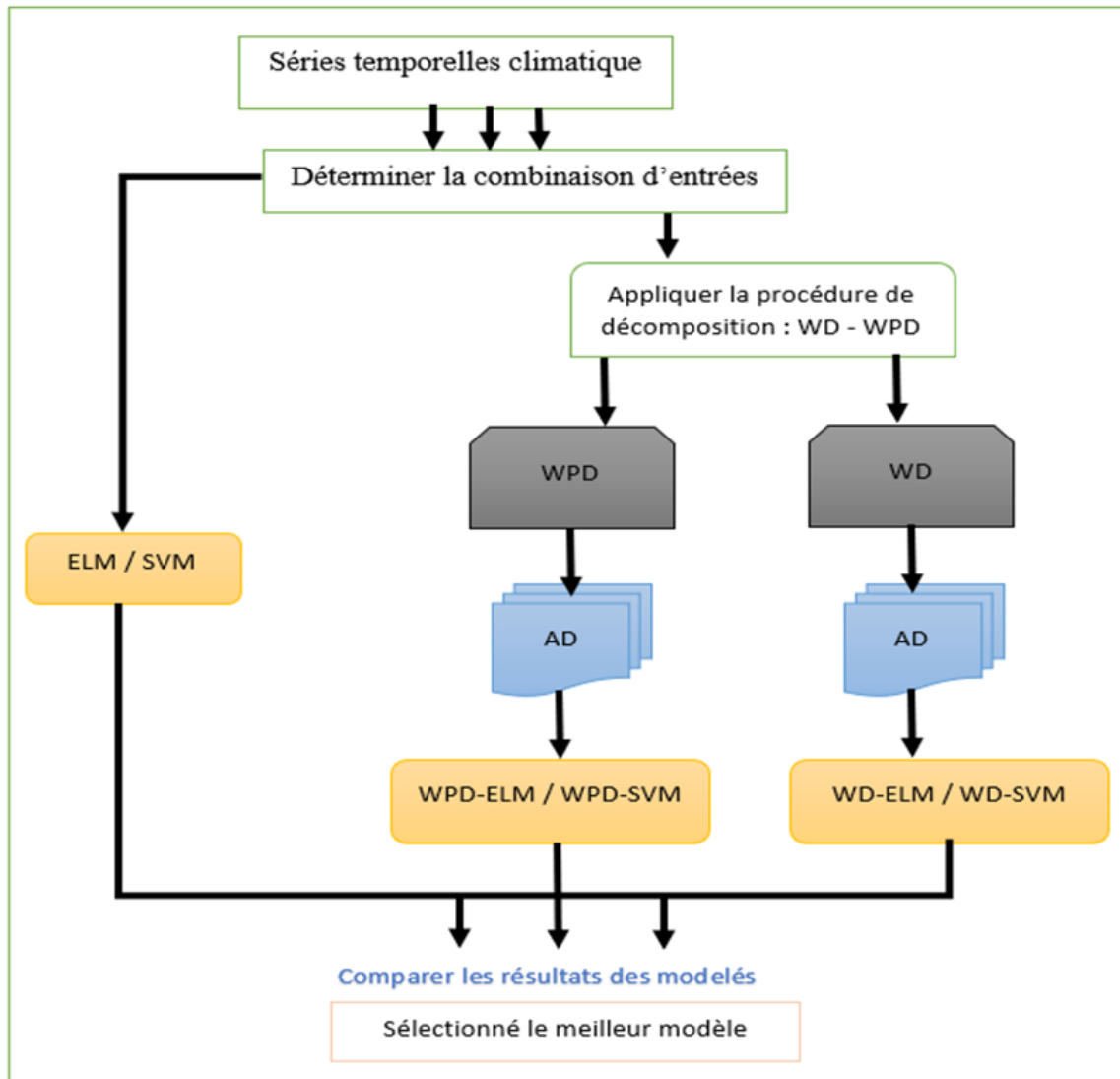


Figure (3- 8) : Organigramme du modèle proposé

3.2.6 Évaluation des performances :

Pour évaluer le succès de ce modèle, quatre statistiques différentes des mesures ont été adoptées, fréquemment utilisées dans la littérature. Ces mesures sont le coefficient de détermi-

nation (R^2), l'erreur absolue moyenne quadratique (RMSE) et l'erreur quadratique moyenne normalisée (nRMSE) [53]. Les performances des modèles proposés (W-ELM / W-SVM) sont testées sur la base des mesures statistiques suivantes pour N nombre de point donnée :

- **Coefficient de détermination (R^2) :**

Le coefficient de détermination (R^2 , soit le carré du coefficient de corrélation linéaire r) est un indicateur qui permet de juger de la qualité d'une régression linéaire simple. Il mesure l'adéquation entre le modèle et les données observées (Ce coefficient varie entre 0 et 1, soit entre un pouvoir de prédiction faible et un pouvoir de prédiction fort).

$$R^2 = \frac{(\sum_{n=1}^N (H_{n,Obs} - \bar{H}_{n,Obs})(H_{n,Pred} - \bar{H}_{n,Pred}))^2}{\sum_{n=1}^N (H_{n,Obs} - \bar{H}_{n,Obs})^2 \sum_{n=1}^N (H_{n,Pred} - \bar{H}_{n,Pred})^2} \quad (3.3)$$

Où :

$H_{n,Obs}, \bar{H}_{n,Obs}$ Valeur observées et moyenne des observations respectivement.

$H_{n,Pred}, \bar{H}_{n,Pred}$ Valeurs prédites et moyenne des prédictions respectivement.

- **Erreur quadratique moyenne (MSE) :**

L'erreur quadratique moyenne est une grandeur permettant de comparer des estimateurs entre eux, qu'ils soient biaisés ou sans biais. Elle est définie de la manière suivante :

$$MSE = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^{n=N} (H_{n,Pred} - H_{n,Obs})^2 \quad (3.4)$$

- **Racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE)**

Le RMSE représente la différence entre les valeurs prédites estimées par le modèle et les valeurs mesurées. En fait, RMSE identifie la précision du modèle calculée par [54] [55]

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{n=1}^N (H_{n,Pred} - H_{n,Obs})^2}{N}} \quad (3.5)$$

- **Erreur quadratique moyenne relative (rRMSE) :**

Le rRMSE est calculé en divisant le RMSE par la moyenne des données mesurées comme suit [56] :

$$rRMSE = \frac{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (H_{n,Pred} - H_{n,Obs})^2}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (H_{n,Obs})^2} \times 100 \quad (3.6)$$

Selon la performance du modèle en considérant $rRMSE$ est définie comme [57]:

$rRMSE < 10\%$, la performance est **excellente**.

$10\% < rRMSE < 20\%$, la performance est **bonne**.

$20\% < rRMSE < 30\%$, la performance est **correcte**.

$rRMSE > 30\%$, la performance est **médiocre**.

3.3 Méthodologie de construction des modèles :

Les étapes classiques de prédiction sont principalement réalisées en deux phases : une phase d'apprentissage et une phase de Test 2 (Figure 3-9)

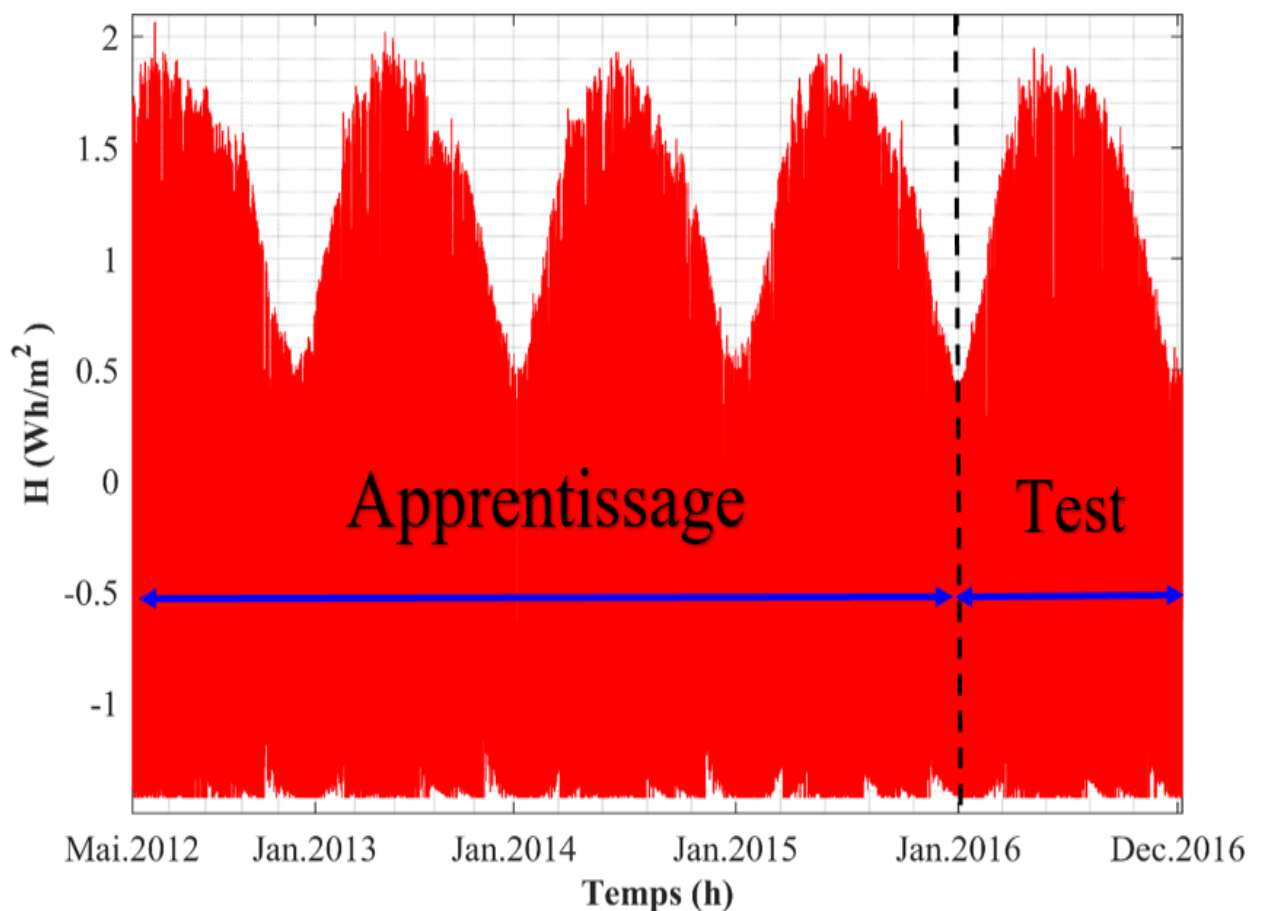


Figure (3- 9) : l'évaluation du rayonnement global Horaire

L'estimateur reçoit en entrée les données d'apprentissage utilisées pour générer un modèle. Par la suite, il reçoit des données de test qui serviront à prédire de nouvelles valeurs sur la base du modèle généré précédemment. Une fois le processus terminé, les données de test et les résultats de prédiction sont comparés afin d'estimer le taux d'erreur. Quatre ans de données ont été choisis pour la phase d'apprentissage (Mai 2012 jusqu'à Décembre 2015), et une année (2016) a été utilisée pour la phase de test.

En fait, nous avons travaillé sur les données de quatre ans pour l'établissement des modèles. Figure (3-9) montre l'évolution du rayonnement global horaire pour le site d'étude.

3.4 Le choix de l'ondelette mère

Certains travaux utilisent la sous-série entière d'ondelettes [58], [59], [60], tandis que d'autres travaux suppriment la composante détaillée et conservent les sous-séries restantes sous forme de bruit basé sur le coefficient de corrélation [61], [62]. Dans l'approche proposée, nous considérons chaque signal décomposé en ondelettes dans sa forme originale pour capturer leurs attributs aléatoires et leur structure physique ; sur cette base, nous insérons la sous chaîne entière dans le modèle W-ELM

Le choix de l'ondelette mère est l'un des plus importants facteurs affectant la précision des modèles de prédiction [63]. Il existe de nombreuses familles d'ondelettes utilisables (famille Daubechies « db », famille Symlets « sym », famille « Haar » et Coiflets « coif », famille Fejer-Korovkin « fk », approximation discrète de la famille Meyer « dmey »). L'application d'un niveau de décomposition plus élevé peut ralentir le processus d'apprentissage, et dans certains cas, réduire la précision des modèles.

Dans ce travail, après plusieurs expériences, des ondelettes ont été choisies (db5, coif5, haar). Selon le tableau (3-2), l'ondelette coiflet niveau 3 (abrégée coif5) est sélectionnée comme ondelette mère.

Tableau (3- 2) : Effet du type d'ondelette sur la précision du modèle pour entrer exogène

	X = [P T U]										
Type d'ondelette	db5				coif5				Haar		
Niveau	2	3	4	5	2	3	4	5	2	3	4
R^2	27.95	69.28	70.33	69.71	31.68	73.49	72.06	71.63	32.09	50.08	49.68
RMSE	307.6	192.6	187.5	184.7	295.3	179.5	181.7	182.0	293.0	241.8	240.6
rRMSE	65.13	40.77	39.70	39.12	62.53	38.01	38.48	38.54	62.05	51.20	50.94

Pour déterminer le niveau de décomposition, nous avons utilisé l'équation (3-7) [53] [64] :

$$L = \text{Int}[\log N] \tag{3.7}$$

Où :

L est le niveau de décomposition, N est le nombre d'ensembles de données de séries chronologiques. La figure (3-10) montre les signaux de décomposition DWTs = A3 + D3 + D2 + D1 des quatre variables d'entrée en utilisant des ondelettes de type coif5 avec trois niveaux de

décompositions détaillées et un niveau d'approximation, où le niveau approximatif a la fréquence la plus basse.

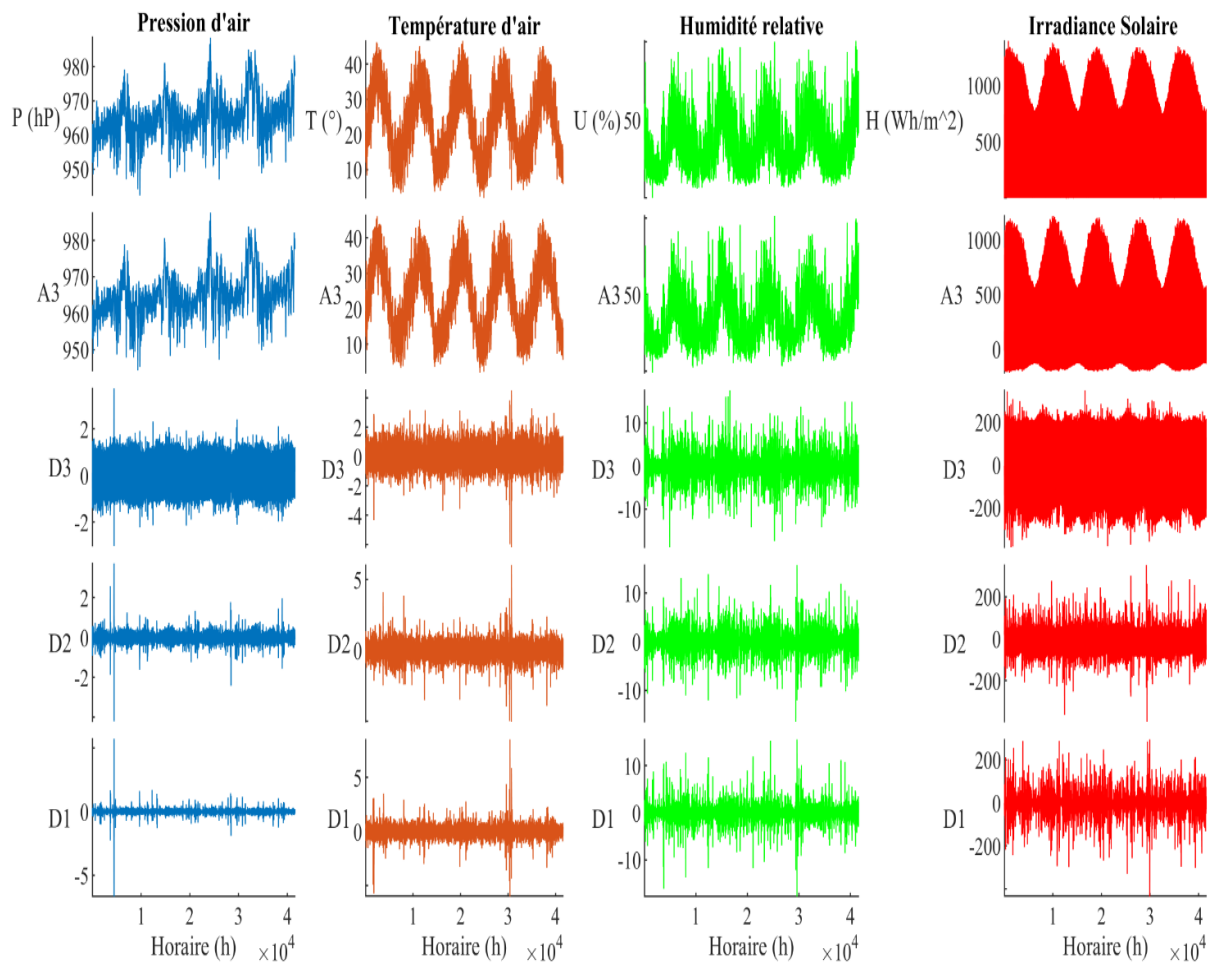


Figure (3- 10) : DWT des entrées du modèle W – ELM

3.5 Résultats et discussion :

3.5.1 Utilisation des variables exogènes

Dans cette section, les données météorologiques sont utilisées pour prédire le rayonnement solaire horaire pour l'heure suivant. Le rayonnement solaire H a été utilisé comme variable prédictive principale, puis les combinaisons d'entrée sont que celles présentés dans la section précédente ($X = [P \ T \ U]$), on va tester l'utilisation d'entrées de natures identiques et voir les performances qu'on peut atteindre. Nous avons proposé l'utilisation de modèles uni variés qui utilisent ($X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}, X_{t-8}, X_{t-9}, X_{t-10}, X_{t-11}$)

$$M1 = [X_{t-1}],$$

$$M2 = [X_{t-1}, X_{t-2}],$$

$$M3 = [X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}],$$

$$M4 = [X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}]$$

$$M5 = [X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}],$$

$$M6 = [X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}]$$

$$M7 = [X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}],$$

$$M8 = [X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}, X_{t-8}]$$

$$M9 = [X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}, X_{t-8}, X_{t-9}]$$

$$M10 = [X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}, X_{t-8}, X_{t-9}, X_{t-10}]$$

$$M11 = [X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}, X_{t-8}, X_{t-9}, X_{t-10}, X_{t-11}]$$

Tableau (3- 3) : Effet de la décomposition sur la précision des modèles prédictives exogènes

Input	X= [P T U]										
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
	ELM										
R^2	11.13	53.88	61.50	65.27	67.94	71.27	71.03	72.22	72.19	73.49	72.01
$RMSE$	337.0	246.5	226.9	212.1	203.0	192.8	193.7	187.2	186.8	183.8	184.4
$rRMSE$	71.34	52.20	48.05	44.92	42.98	40.82	41.01	39.63	39.55	38.91	39.05
	W-ELM										
R^2	74.10	81.88	81.45	81.90	82.66	83.59	83.46	83.39	83.32	83.10	83.45
$RMSE$	178.4	153.5	152.4	148.9	144.4	141.1	139.9	140.1	138.0	140.5	134.8
$rRMSE$	37.78	32.50	32.27	31.52	30.57	29.88	29.62	29.66	29.22	29.75	29.40
	WP-ELM										
R^2	71.64	81.88	81.34	82.56	82.37	82.99	83.38	82.98	82.33	83.68	82.85
$RMSE$	180.9	155.38	154.1	149.9	148.2	144.1	140.10	141.5	141.7	141.5	133.5
$rRMSE$	38.31	32.89	32.64	31.74	31.38	30.51	29.66	29.95	30.01	29.97	29.89

Le modèle W-ELM avec combinaison d'entrée M9 est considéré comme la combinaison optimale, peut voir que la dispersion entre les valeurs mesurées et estimées est faible pour ELM ($rRMSE=38,91\%$), alors que la dispersion est forte dans le cas W-ELM ($rRMSE=29,22\%$), Les résultats sont représentés en Figure (3-11).

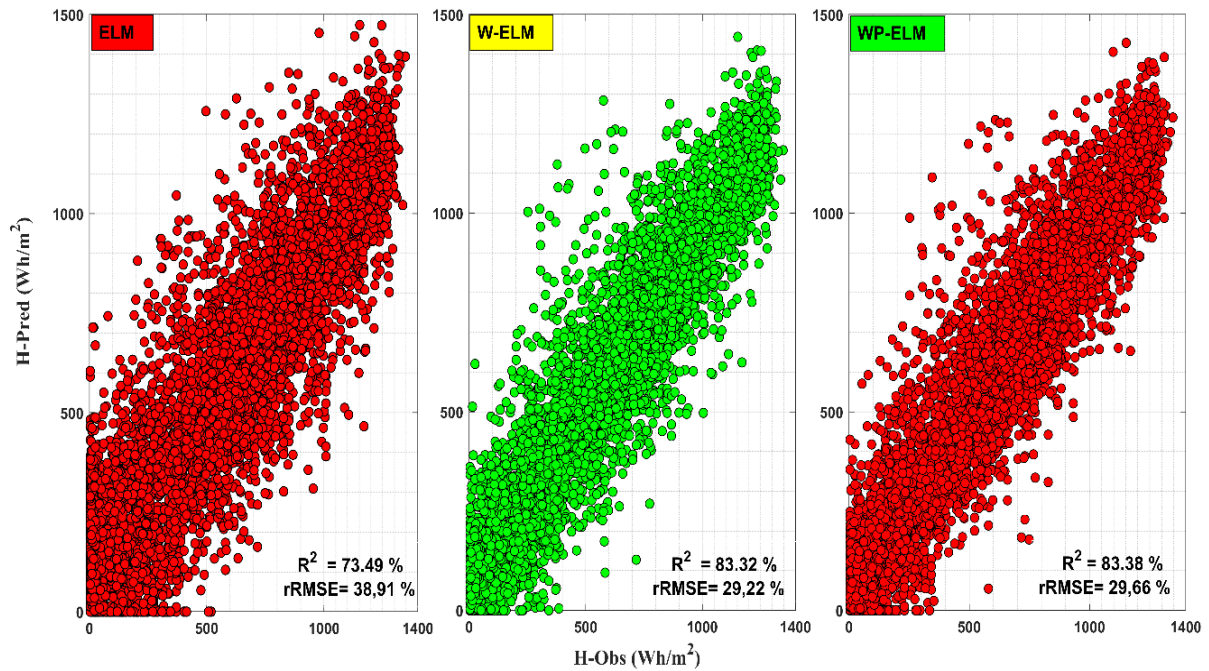


Figure (3- 11) : dispersion de la valeur prévue du rayonnement solaire par rapport à la valeur mesurée, avec les meilleurs modèles à des entrées exogènes

Les performances atteintes avec l'utilisation délaï de la combinaison des variables d'entrée ELM avec le modèle ondelette-ELM montre la fiabilité de ce dernier avec un coefficient de détermination de 83.32%. C'est le même constat que si on compare avec le rRMSE qui est égale à 29,22 % pour le modèle W-ELM et 38.91 % pour le modèle ELM. La Figure (3- 12) représente la variation de l'erreur de prévision (Pe) au cours de l'année. Elle montre que le modèle ELM sur-estime le H par rapport au modèle WP-ELM.

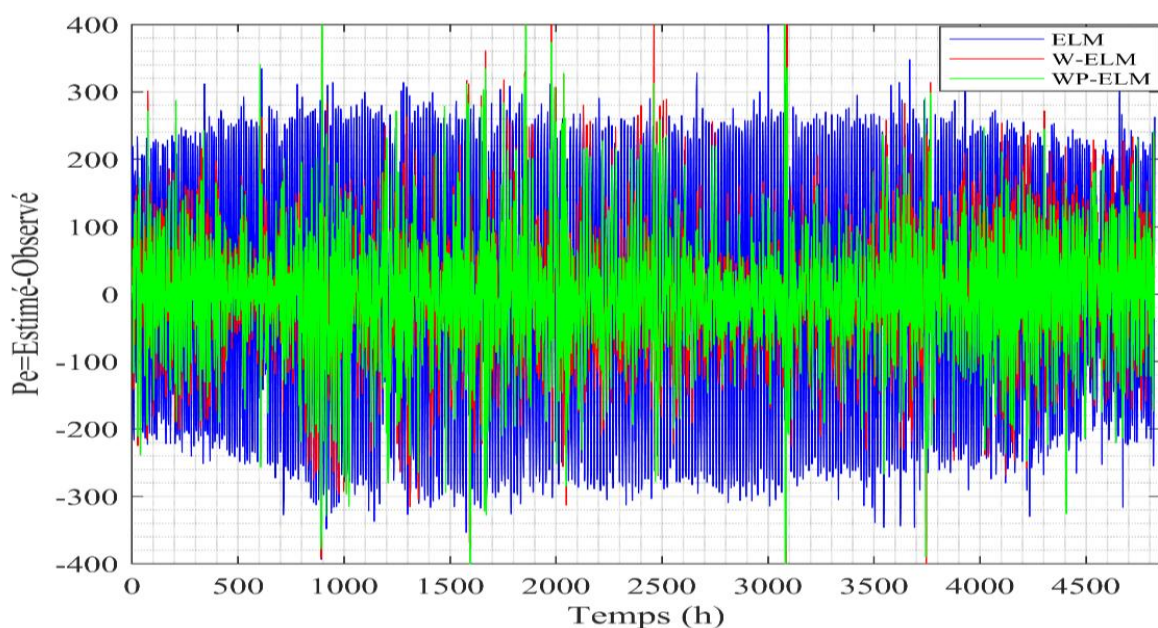


Figure (3- 12) : L'erreur de prédiction dans la période de test.

Une comparaison des valeurs du rayonnement solaire global horaire prédite par le modèle hybride WP-ELM et ses valeurs mesurées, est menée. Les résultats sont reportés en Figure (3-13) et Figure (3-14) de ces figures, on peut le voir que le modèle M9 a montré son efficacité pour la prédiction du rayonnement global et ses sorties sont en accord avec les valeurs observées, à l'exception de quelques heures où les conditions de ciel réduisent considérablement l'énergie du rayonnement solaire.

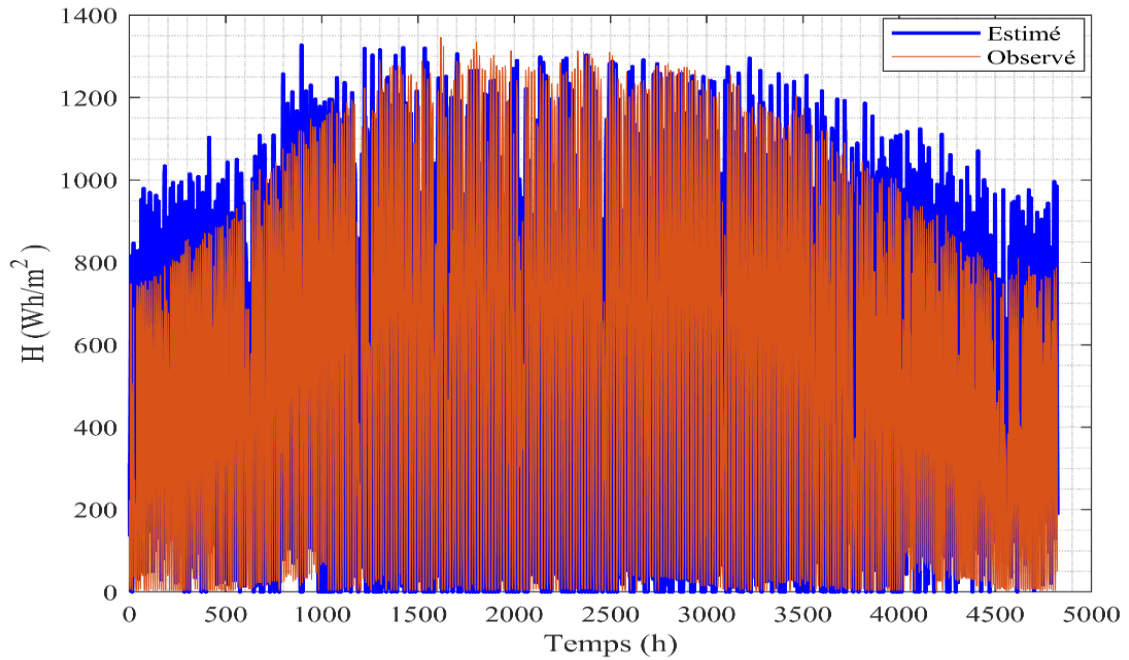


Figure (3- 13) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé ELM

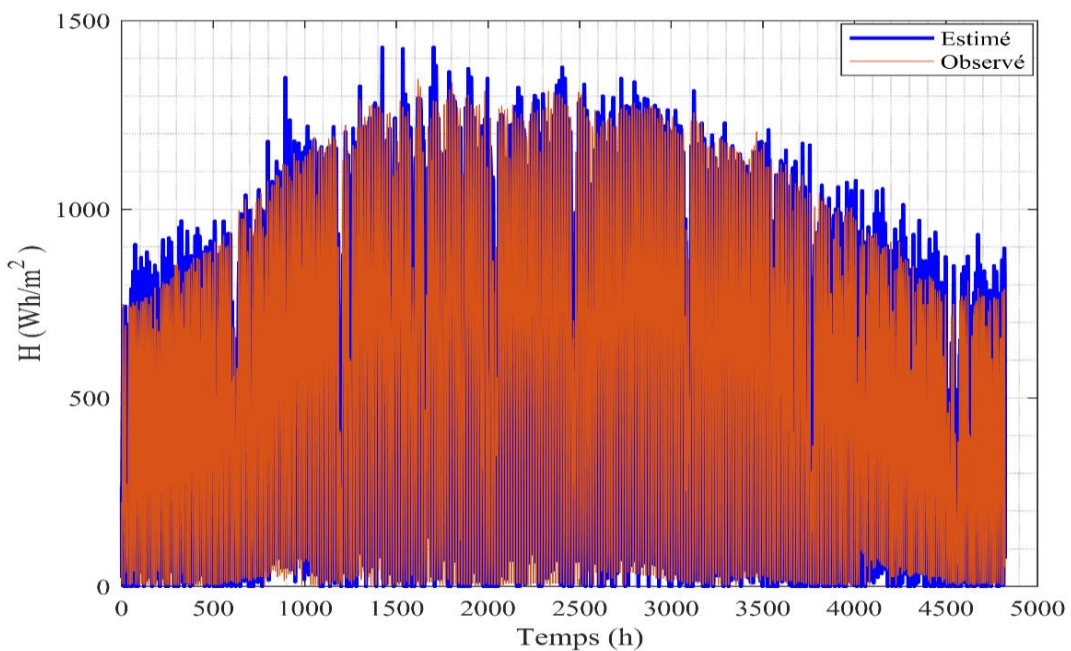


Figure (3- 14) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé W-ELM

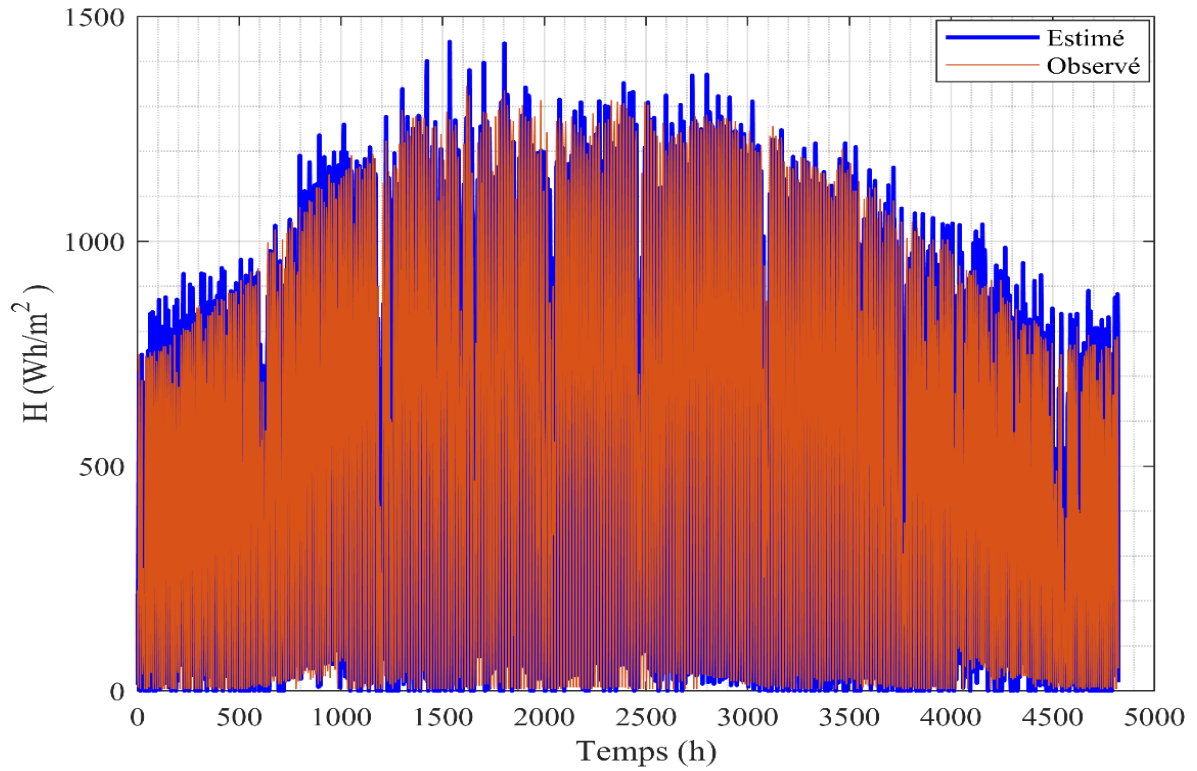


Figure (3- 15) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé WP-ELM

Afin de comparer les résultats de notre étude, certains modèles bien établis, notamment le modèle SVM-gaussien est testés de la même manière. À partir du tableau (3-4), l'excellente prévisibilité du modèle WP-SVM est démontrée par sa supériorité sur les modèle W-ELM

Tableau (3- 4): Comparaison entre des modèles (SVM et ELM) cas des entrées exogènes

	<i>Input</i>	R^2	<i>RMSE</i>	<i>rRMSE (%)</i>
ELM	M10	73.4926	183.8223	38.9185
SVM	M10	78.2428	168.6401	35.7041
W-ELM	M9	83.3212	138.0359	29.2247
W-SVM	M9	83.5369	137.2425	29.0567
WP-ELM	M7	83.3885	140.1067	29.6631
WP-SVM	M7	84.1808	135.3285	28.6515

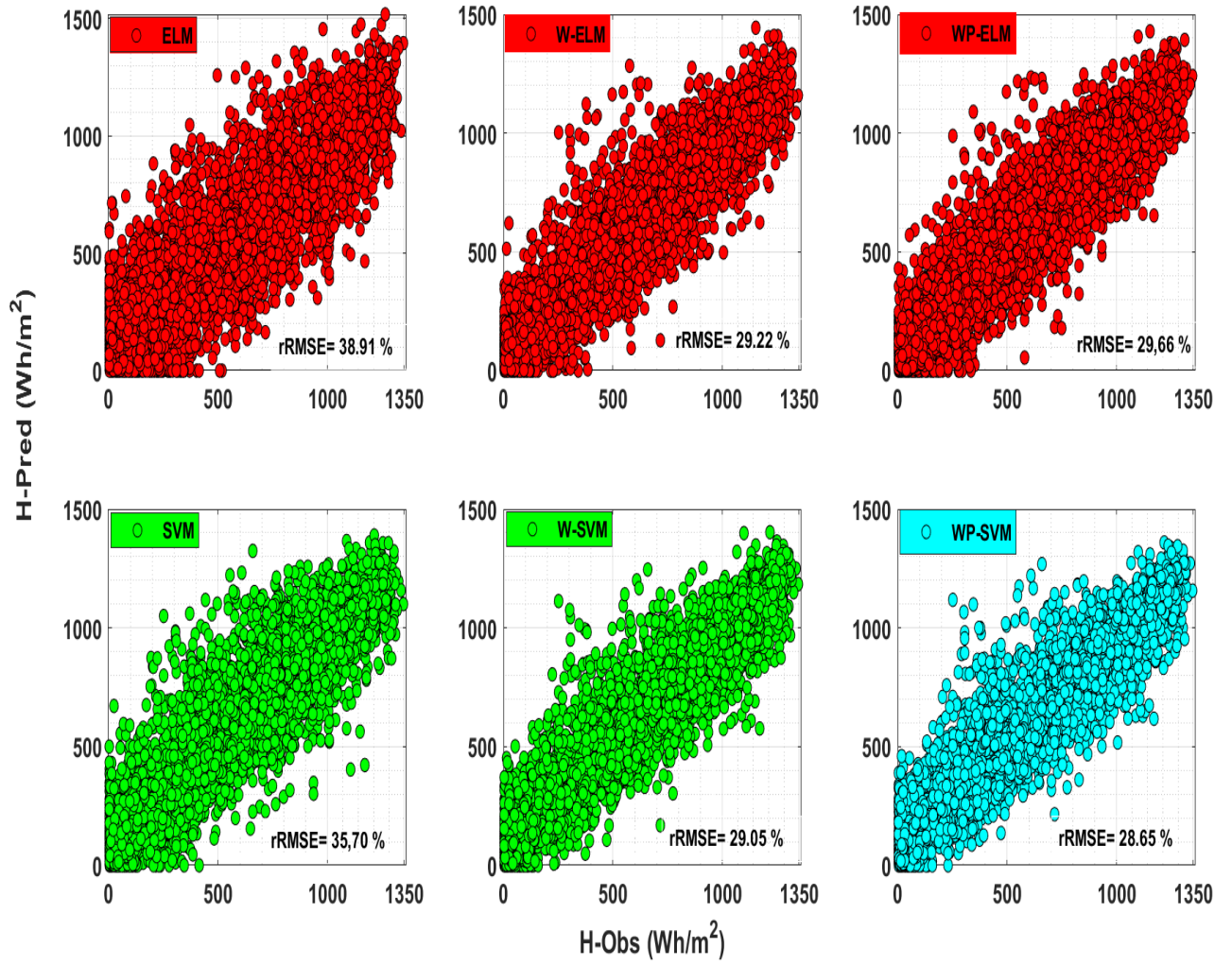


Figure (3- 16) : Comparaison entre ELM et SVM cas exogène

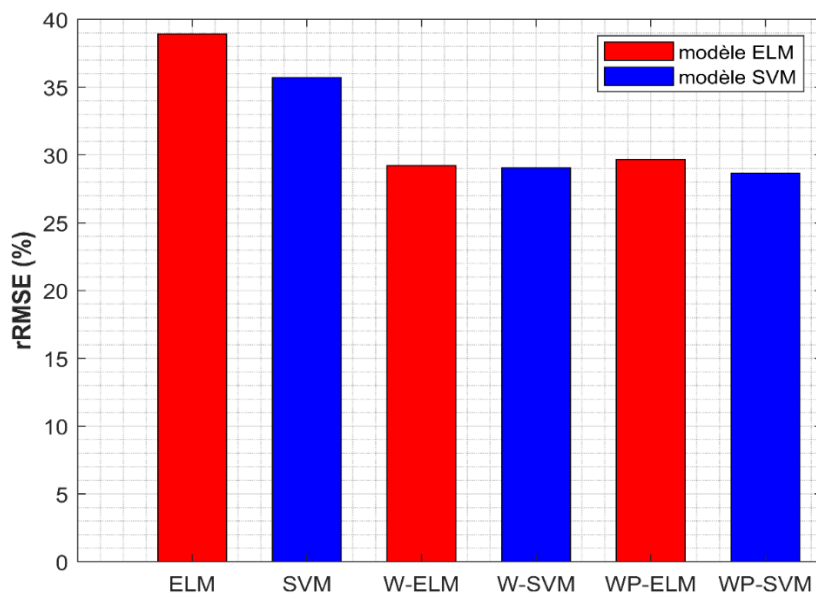


Figure (3- 17) : Comparaison entre des modèles (SVM et ELM) cas des entrées exogènes

3.5.2 Utilisation de variables endogènes :

Nous avons vu précédemment que les prédictions de rayonnement global réalisées en utilisant, en entrée du W-ELM, des données de nature **exogène** à la nature de la sortie.

Dans cette section, on va tester l'utilisation d'entrées des données de nature **endogènes** de natures identiques et voir les performances qu'on peut atteindre. Nous avons proposé $X = [H]$. Le Tableau (3-5) résume les résultats des performances des modèles développés pour le cas uni varié. L'utilisation de modèles uni variés qui utilisent :

- M1= $[X_{t-1}]$, M2= $[X_{t-1}, X_{t-2}]$,
- M3= $[X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}]$,
- M4= $[X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}]$
- M5= $[X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}]$,
- M6= $[X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}]$
- M7= $[X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}]$,
- M8= $[X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}, X_{t-8}]$
- M9= $[X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}, X_{t-8}, X_{t-9}]$
- M10= $[X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}, X_{t-8}, X_{t-9}, X_{t-10}]$
- M11= $[X_{t-1}, X_{t-2}, X_{t-3}, X_{t-4}, X_{t-5}, X_{t-6}, X_{t-7}, X_{t-8}, X_{t-9}, X_{t-10}, X_{t-11}]$

Tableau (3- 5) : Effet de la décomposition sur la précision des modèles des entrées **endogène**

Input	X= [H]										
	M1	M2	M3	M4	M5	M6	M7	M8	M9	M10	M11
ELM											
R^2	74.11	91.83	93.74	94.22	94.53	94.69	94.80	94.91	95.03	95.02	95.01
$RMSE$	168.5	95.81	84.15	81.34	79.40	78.37	77.26	76.19	75.16	74.79	74.60
$rRMSE$	35.69	20.28	17.81	17.22	16.81	16.59	16.35	16.13	15.91	15.83	15.96
W-ELM											
R^2	76.36	98.91	99.29	99.65	99.67	99.68	99.61	99.55	99.54	99.46	99.39
$RMSE$	160.9	34.80	27.97	19.50	18.80	18.63	20.63	22.16	22.24	24.32	25.73
$rRMSE$	34.08	7.36	5.92	4.12	3.98	3.94	4.36	4.69	4.71	5.14	5.44
WP-ELM											
R^2	76.68	99.46	99.62	99.80	99.77	99.75	99.70	99.65	99.61	99.58	99.53
$RMSE$	159.89	24.70	20.39	14.81	15.73	16.65	18.08	19.55	20.66	21.34	22.72
$rRMSE$	33.85	5.23	4.31	3.13	3.33	3.52	3.82	4.13	4.37	4.51	4.81

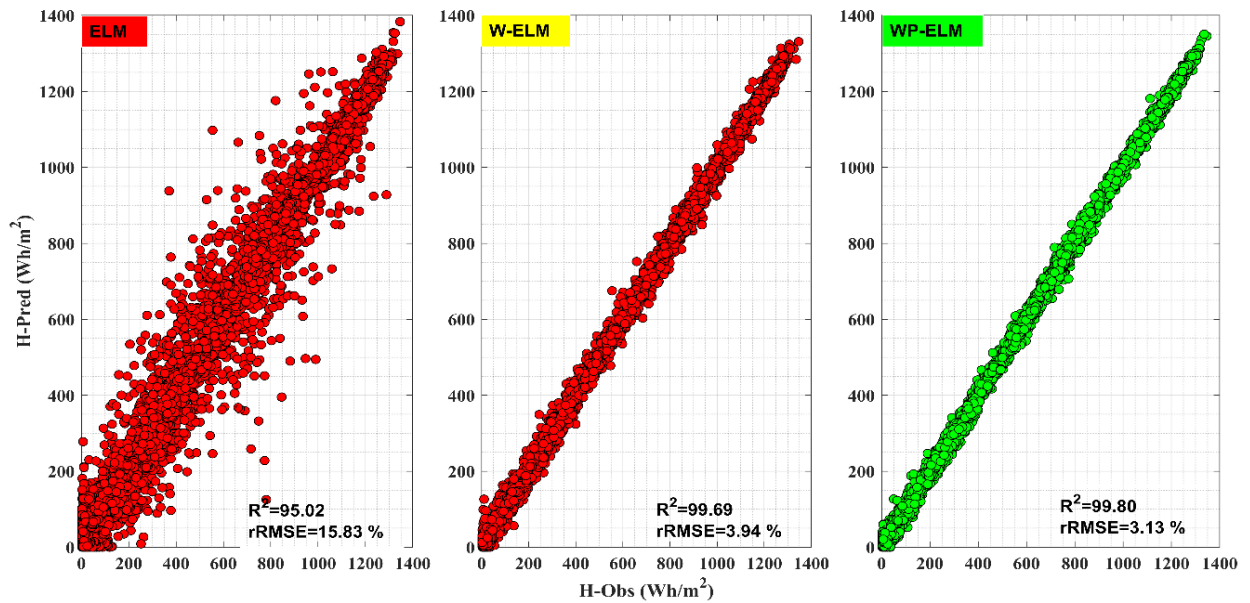


Figure (3- 18) : dispersion de la valeur prévue du rayonnement solaire par rapport à la valeur mesurée avec les meilleurs modèles à des entrées endogène

Le modèle WP-ELM avec combinaison d'entrée M4 est considéré comme la combinaison optimale, peut voir que la dispersion entre les valeurs mesurées et estimées est faible pour ELM ($rRMSE=15.83\%$), alors que la dispersion est forte dans le cas WP-ELM ($rRMSE=3.13\%$), Les résultats sont représentés en Figure (3-16)

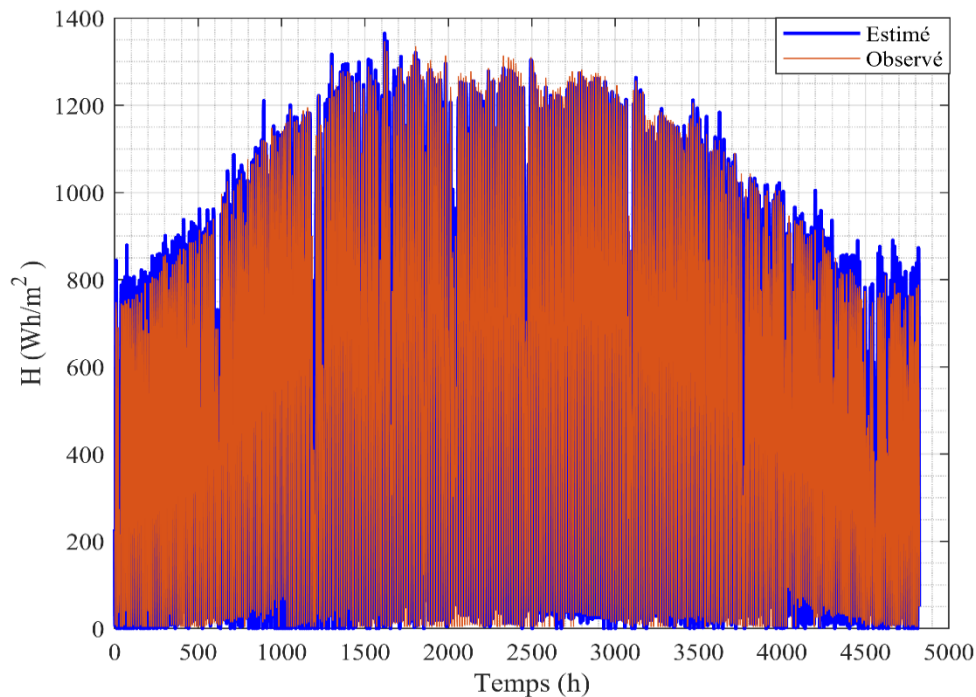


Figure (3- 19) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé ELM modèle M10

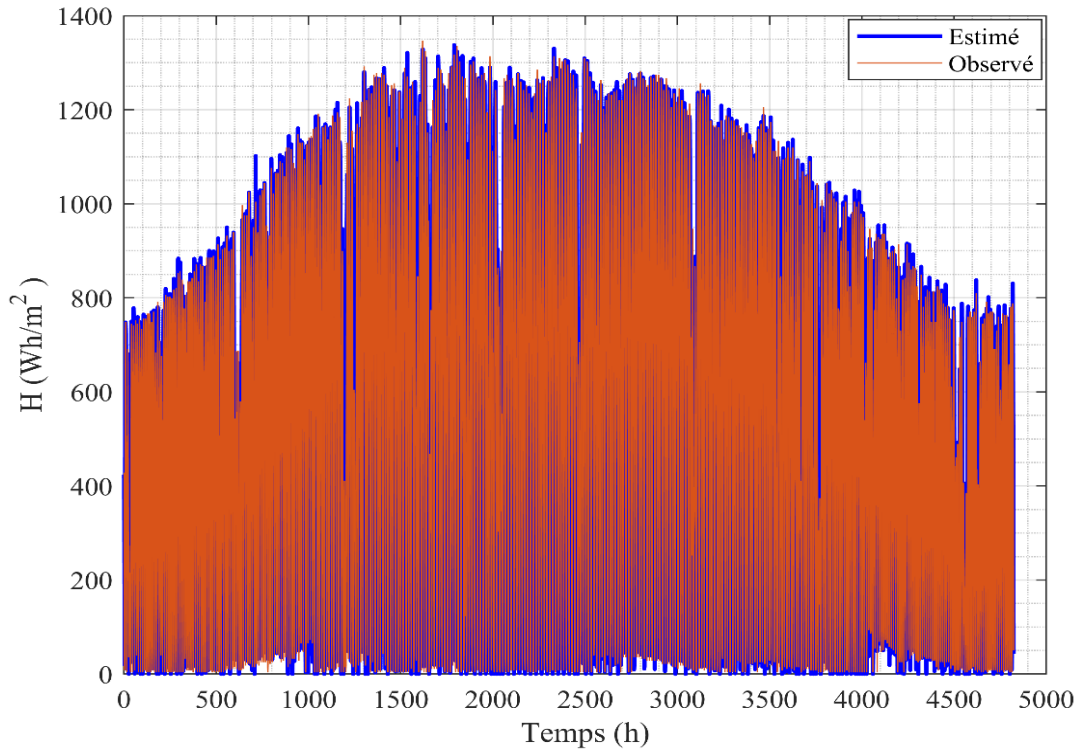


Figure (3- 20) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé W-ELM modèle M6

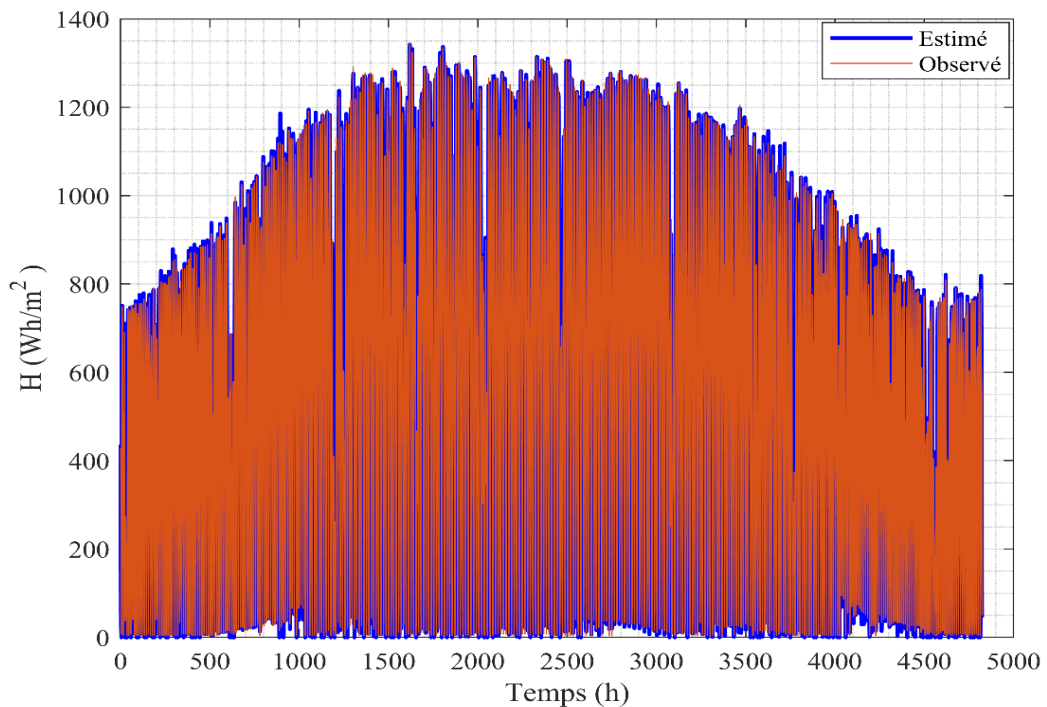


Figure (3- 21) : Rayonnement global mesuré par rapport au meilleur estimé WP-ELM

Afin de comparer les résultats de notre étude, notamment le modèle SVM-gaussien est testés de la même manière. À partir du tableau (3-6), l'excellente prévisibilité du modèle W-ELM est démontrée par sa supériorité sur les modèle W-SVM

Tableau (3- 6) : Comparaison entre des modèles (SVM et ELM) cas des entrées endogène

		R^2	RMSE	rRMSE (%)
ELM	M10	95.0283	74.7966	15.8358
SVM	M10	94.8353	75.5574	15.9968
W-ELM	M6	99.6846	18.6387	3.9461
W-SVM	M6	98.9377	34.4278	7.2890
WP-ELM	M4	99.8029	14.8150	3.1366
WP-SVM	M4	99.0560	33.1683	7.0223

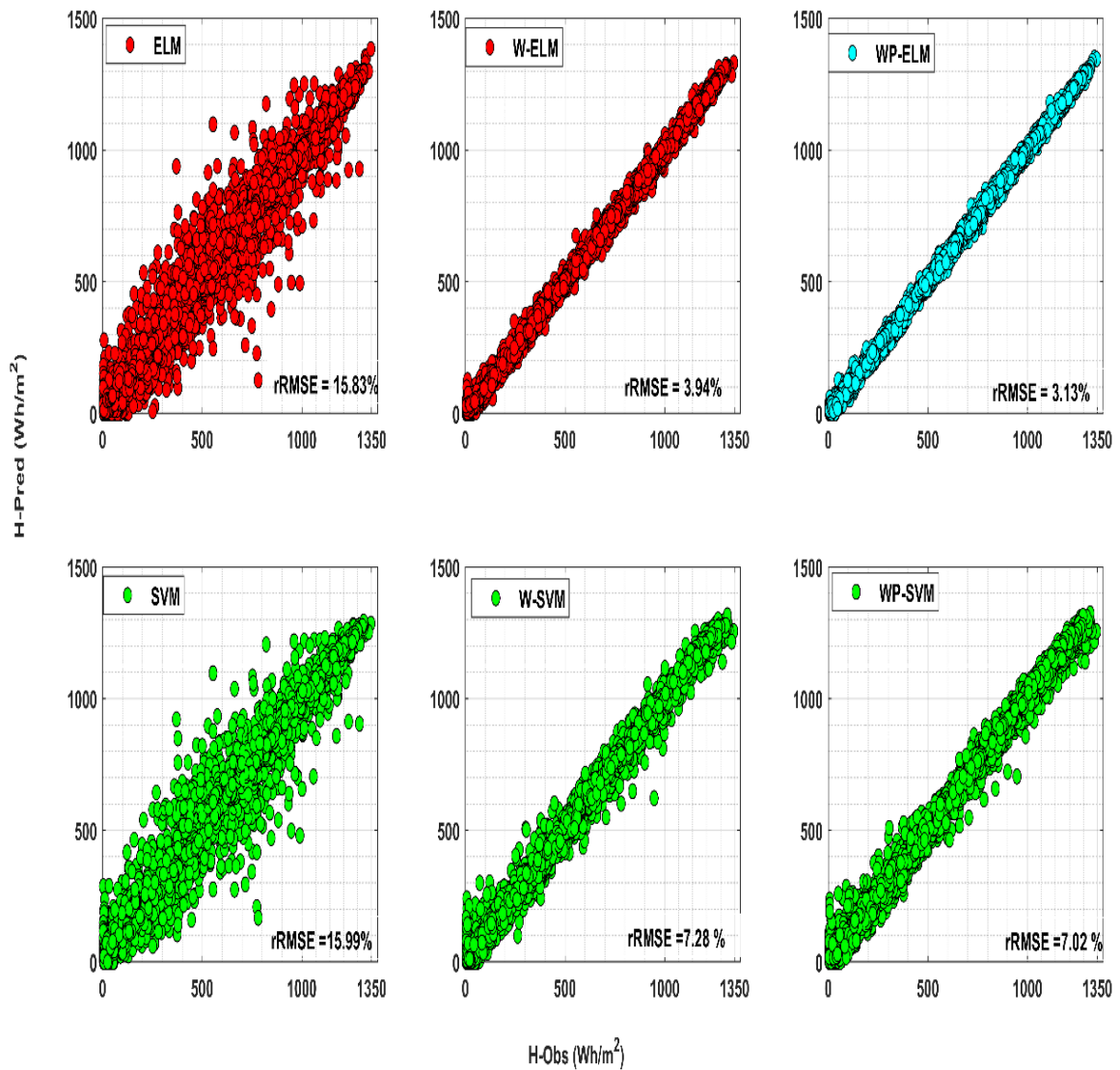


Figure (3- 22) : comparaison entre ELM et SVM cas **endogène**

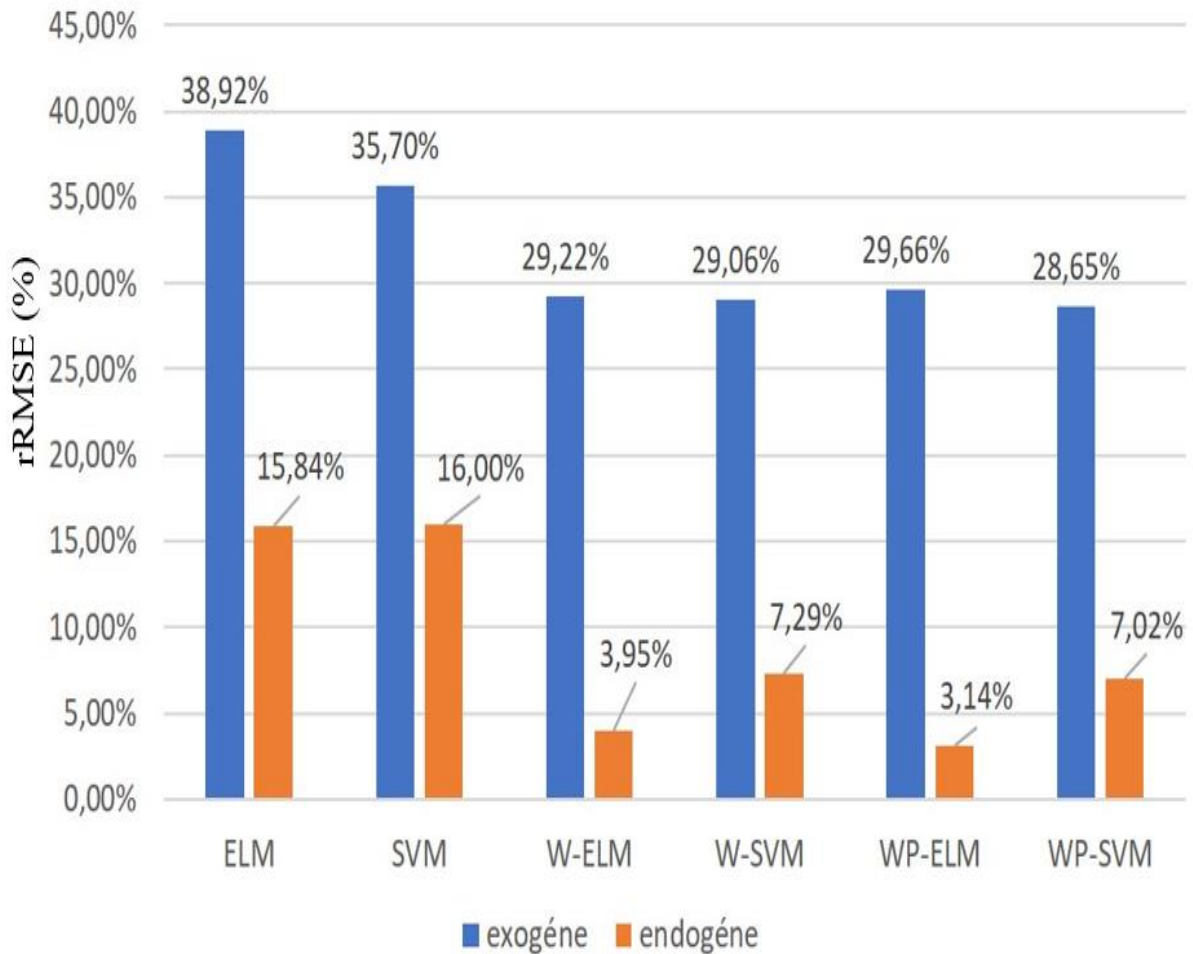


Figure (3- 23) : Comparaison entre des modèles (SVM et ELM)

3.6 Conclusion

Le modèle conventionnel basé sur la méthodologie de ELM a été utilisé et a permis la prédiction de la série temporelle de l'irradiation globale horaire à partir de celle des données météorologiques (variables exogènes) et des données du rayonnement solaire au temps précédant l'heur prédit (variables endogènes) comme entrées. Les performances sont telles que le coefficient de détermination est de 73.49 % et le rRMSE est de 38.91 % à partir des données météorologiques (variables exogènes), et le coefficient de corrélation est de 95.02% et le rRMSE est de 15.83% à partir des données du rayonnement solaire au temps précédant l'heur prédit (variables endogènes) comme entrées. Ces performances ont amélioré par l'introduction d'algorithme de décomposition Ondelette (W) pour décomposer les données d'entrées. Par conséquent le rRMSE s'améliore de 29.22% et le coefficient de détermination est de 83.32% à partir des variables exogènes, le rRMSE s'améliore de 3.94% et le coefficient de détermination est de

99.68% à partir des variables endogènes. Le modèle hybride WP-ELM proposé a apporté une loure amélioration à la prédiction de l'irradiation globale horaire. Les performances sont telles que le coefficient de détermination est de 83.38% et le rRMSE est de 29.66% à partir des variables exogènes comme entrées et de 99.80% et le rRMSE est de 3.13% à partir des variables endogènes comme entrées.

Le modèle basé sur la méthodologie de SVM est donne mieux que celle le modèle ELM cas partir des données météorologiques (variables exogènes) soit avec décomposition ou sans décomposition, Les modèle SVM sont le coefficient de détermination est de 78.24 % et le rRMSE est de 35.70 %, pour W-SVM sont le coefficient de détermination est de 83.53% et le rRMSE est de 29.05%, WP-SVM sont le coefficient de détermination est de 84.18% et le rRMSE est de 28.65%. Mais sur les données du rayonnement solaire au temps (variables endogènes) comme entrées ELM mieux que SVM soit avec décomposition ou sans décomposition.

Conclusion générale

L'intégration d'énergies renouvelables intermittentes à un réseau électrique est très délicate, et particulièrement dans les pays qui ont un énorme gisement d'énergie solaire comme l'Algérie. Une possibilité en vue de cette intégration réside dans la caractérisation des différentes ressources. Cette étude s'inscrit donc dans la recherche de prédicteurs de la ressource solaire afin de quantifier l'énergie disponible pour en faciliter la gestion au sein d'un réseau. Dans cette mémoire, deux différentes approches sont utilisées pour la prédiction de l'irradiation solaire globale dans un site caractérisé par un climat aride (Ghardaïa) et favorable aux installations solaires.

La première approche consiste à utiliser deux modèles basés sur la méthodologie « Extrem learning machine (ELM) » et « support vector machine (SVM) » a permis la prédiction de la série temporelle d'irradiation solaire horaire à partir des paramètres d'entrée mesurables qui est la pression (P), la température (T), l'humidité relative (U) et l'irradiation solaire globale (H). Dites variables exogènes et des données du rayonnement solaire au temps précédant l'heure prédit (variables endogènes) in situ. Les performances sont telles que le coefficient de détermination est de 73.49 % et le rRMSE est de 38.91 % à partir des données météorologiques (variables exogènes), et le coefficient de détermination est de 95.02% et le rRMSE est de 15.83% à partir des données du rayonnement solaire au temps précédant l'heure prédit (variables endogènes) comme entrées. Le modèle (ELM) a permis d'améliorer légèrement les performances de la prédiction par rapport au modèle SVM dans le cas endogène.

La deuxième approche consiste à appliquer un modèle hybride en associant deux techniques complètement différents, l'une basée sur le principe de décomposition de d'ondelette ou et l'autre sur l'apprentissage statistique (ELM) afin de prédire à un pas de temps d'un heure l'irradiation solaire globale horaire in situ. A travers cette étude, nous avons essayé d'utiliser la combinaison appropriée de données climatiques comme variables d'entrée exogène après les avoir décomposée à l'aide de plusieurs algorithmes de décomposition. Le modèle WP-ELM a donné de meilleurs résultats que le modèle ELM, Surtout lors de l'utilisation des données du rayonnement solaire au temps précédant l'heure prédit (variables endogènes), Le rRMSE atteint 3.13 % et le coefficient de détermination atteint 99.80 %.

Enfin, on a comparé statistiquement les résultats de l'étude actuelle et ceux des études précédentes utilisant l'algorithmes SVM, nous avons conclu qu'aucun algorithme unique n'offre les

meilleures performances, mais cela varie d'une région à l'autre. Cependant, le modèle hybride WP-ELM, lorsqu'il utilise des entrées endogènes, a prouvé son efficacité et sa supériorité sur les autres modèles (rRMSE diminué de 3.13 %, R2 augmenté de 99.8%).

Le modèle hybride W-ELM proposé a apporté une loure amélioration à la prédiction d'irradiation globale horaire in situ, Cependant il n'existe pas un seul algorithme offrant les meilleures performances, mais il varie d'une région à l'autre. De plus, les performances d'un même algorithme peuvent être très élevées pour une région et faibles pour une autre. Cela rend difficile la détermination de l'algorithme de prédiction le plus efficace. Mais, cette technique hybride pourrait être une solution pour la ville de Ghardaïa.

Bibliographies

- [1]. Dominković, D.F., et al., *Reviewing two decades of energy system analysis with bibliometrics*. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2022. **153**: p. 111749.
- [2]. LAOUAR, M. and I. BECHENE, *Estimation du Rayonnement Solaire par Deux Modèles Semi-Empiriques (LACIS & HANSEN, DAVIES & HAY) dans le site de Ghardaïa*. 2019.
- [3]. O'Connor, M., et al., *La science pour le XXIe siècle: du contrat social aux fondements scientifiques*. Revue internationale des sciences sociales, 2001(168).
- [4]. Mefti, A., *Contribution à la détermination du gisement solaire par traitement de données solaires au sol et d'images Météosat*. 2007, Alger.
- [5]. Bessemoulin, P. and J. Olivieri, *Le rayonnement solaire et sa composante ultraviolette*. La météorologie, 2000. **2000**(31): p. 42-59.
- [6]. Sen, Z., *Solar energy fundamentals and modeling techniques: atmosphere, environment, climate change and renewable energy*. 2008: Springer Science & Business Media.
- [7]. Stevenson, E., et al., *A deep learning approach to solar radio flux forecasting*. Acta Astronautica, 2022. **193**: p. 595-606.
- [8]. Mughal, S.N., Y.R. Sood, and R.K. Jarial, *Design and optimization of photovoltaic system with a week ahead power forecast using autoregressive artificial neural networks*. Materials Today: Proceedings, 2022. **52**: p. 834-841.
- [9]. Oudrane, A., *Contribution to the Modeling and Development of Solar Heating Systems for Individual Use*. 2018, Ecole Nationale Polytechnique d'Oran Maurice Audin.
- [10]. Meziani, F., *Détermination du gisement solaire par traitement d'images MSG*. 2012, Université Mouloud Mammeri.
- [11]. Aouali, K., *Influence des facteurs météorologiques sur le rayonnement solaire à Bejaïa*. Mémoire de Magister, Université de Abderrahmane Mira, Bejaïa, 2011.
- [12]. Almalaq, A. and G. Edwards. *A Review of Deep Learning Methods Applied on Load Forecasting*. in *2017 16th IEEE International Conference on Machine Learning and Applications (ICMLA)*. 2017.
- [13]. Mouhous-Chaouchi, S., *Etude statistique du rayonnement solaire sur un plan incliné*. 2012, univ-bouira. dz; Université Bouira; univ bouira.
- [14]. Kherous, N. and J. Hamzaoui, *Etude et réalisation d'un concentrateur solaire parabolique*. 2015, Université Mouloud Mammeri Tizi-Ouzou.

- [15]. BAROUD, H. and H. DJEKAOUA, *Estimation de l'ensoleillement par deux modèles semi-empiriques dans la région de Ghardaïa*. Thème'Mémoire de Master, 2018.
- [16]. Zeghib, I. and T. Kerbache, *Etude et réalisation d'un concentrateur solaire parabolique*. 2005.
- [17]. Brahim, A., *Etude de performances d'un capteur solaire plan a eau*. 2016, Université de Lorraine.
- [18]. Mebarki, Y., K. Iffouzar, and I. Hanifi, *Etude et réalisation d'un mécanisme de poursuiveur solaire pour un concentrateur cylindro-parabolique avec carte de commande*. 2013, Université abderrahmane mira béjaia.
- [19]. Bouden, A., *Analyse optimisée de systèmes de pompage photovoltaïque*. 2008.
- [20]. Bernard, R., G. Menguy, and M. Schwartz, *Le rayonnement solaire: conversion thermique et applications*. 1980: Technique et documentation.
- [21]. SOUFI, A., *Mémoire de fin d'étude «Modélisation et Control System photovoltaïque par l'espace d'ETA», mémoire de master*. Université de Ouargla, 2012.
- [22]. Dankassoua, M., et al., *Etude du rayonnement solaire global à Niamey de la période de pré-mousson et de la mousson de l'année 2013 (mai à octobre)*. Journal of Renewable Energies, 2017. **20**(1): p. 131-146.
- [23]. Amjady, N. and F. Keynia, *Short-term load forecasting of power systems by combination of wavelet transform and neuro-evolutionary algorithm*. Energy, 2009. **34**(1): p. 46-57.
- [24]. Li, P., et al., *A hybrid deep learning model for short-term PV power forecasting*. Applied Energy, 2020. **259**: p. 114216.
- [25]. Zang, H., et al., *Hybrid method for short-term photovoltaic power forecasting based on deep convolutional neural network*. 2018. **12**(20): p. 4557-4567.
- [26]. Mefti, A., M. Bouroubi, and H. Mimouni, *Evaluation du potentiel énergétique solaire*. Bulletin des énergies renouvelables, 2002(2).
- [27]. Mefti, A., M. Bouroubi, and A.e. Khellaf, *Analyse critique du modèle de l'atlas solaire de l'Algérie*. Journal of Renewable Energies, 1999. **2**(2): p. 69-85.
- [28]. BOUHAFNA, K., *Développement d'un système intelligent pour la conduite d'une unité de production d'électricité*. 2016, Université de Batna 2.
- [29]. Sun, N., et al., *An adaptive dynamic short-term wind speed forecasting model using secondary decomposition and an improved regularized extreme learning machine*. Energy, 2018. **165**: p. 939-957.

- [30]. FERKOUS, K., *Caractérisation et évaluation du rayonnement solaire pour le site de Ghardaïa*. 2021, Université de Djelfa-Ziane Achour.
- [31]. Laouti, N., *Diagnostic de défauts par les Machines à Vecteurs Supports: application à différents systèmes multivariés non linéaires*. 2012, Université Claude Bernard-Lyon I.
- [32]. Mohamadally, H. and B. Fomani, *SVM: Machines à vecteurs de support ou séparateurs à vastes marges*. Survey, Versailles St Quentin, 2006. **16**.
- [33]. Amirou, Z.Z., et al., *Application des SVMs basés sur l'algorithme SMO pour la détection d'anomalies cardiaques*
- [34]. Abibullaev, B., et al., *Classification of Cardiac Arrhythmias using Biorthogonal Wavelets and Support Vector Machines*. Int. J. Adv. Comp. Techn., 2010. **2**(2): p. 24-34.
- [35]. Sawarkar, S.D., A.A. Ghatol, and A.P. Pande. *Neural network aided breast cancer detection and diagnosis using support vector machine*. in *Proceedings of the International conference on Neural Networks, Cavtat, Croatia*. 2006. Citeseer.
- [36]. Majumder, S., N. Ghosh, and P.K. Gupta, *Support vector machine for optical diagnosis of cancer*. Journal of Biomedical Optics, 2005. **10**(2): p. 024034-024034-14.
- [37]. Bertozzi, M., et al. *A pedestrian detector using histograms of oriented gradients and a support vector machine classifier*. in *2007 IEEE Intelligent Transportation Systems Conference*. 2007. IEEE.
- [38]. Ramona, M., *Classification automatique de flux radiophoniques par Machines à Vecteurs de Support*. 2010, Télécom ParisTech.
- [39]. Ouakkaf, H. and M. Berkane, *Reconnaissance automatique des expressions faciales par support vector machine*. 2017.
- [40]. Hassan, M.A., et al., *Ultra-short-term exogenous forecasting of photovoltaic power production using genetically optimized non-linear auto-regressive recurrent neural networks*. 2021. **171**: p. 191-209.
- [41]. Benyahia, S., *Application de la classe des méthodes d'apprentissage statistique SVM (support vector machine) pour la reconnaissance des formes dans les images*. 2012.
- [42]. Mahdjane, K., *Détection d'anomalies sur des données biologiques par SVM*. 2012, Université Mouloud Mammeri.
- [43]. Huang, G.-B., Q.-Y. Zhu, and C.-K. Siew, *Extreme learning machine: Theory and applications*. Neurocomputing, 2006. **70**(1): p. 489-501.
- [44]. Ferkous, K., et al., *Wavelet-Gaussian process regression model for forecasting daily solar radiation in the Saharan climate*. Clean Energy, 2021. **5**(2): p. 316-328.

- [45]. Niu, D., et al., *Short-term photovoltaic power generation forecasting based on random forest feature selection and CEEMD: A case study*. 2020. **93**: p. 106389.
- [46]. Paul, S., Addison, *The Illustrated Wavelet Transform Handbook: Introductory Theory and Applications in Science*. 2002, Engineering, Medicine and Finance, London, UK: The Institute of Physics.
- [47]. Ferkous, K., et al., *Wavelet-Gaussian Process Regression Model for Regression Daily Solar Radiation in Ghardaia, Algeria*. Journal homepage: <http://iieta.org/journals/i2m>, 2021. **20**(2): p. 113-119.
- [48]. Heil, C., *Ten lectures on wavelets (ingrid daubechies)*. SIAM Review, 1993. **35**(4): p. 666-669.
- [49]. Mallat, S.G., *Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models*. IEEE Transactions on Acoustics, speech, and signal processing, 1989. **37**(12): p. 2091-2110.
- [50]. Zhou, X., C. Zhou, and B. Stewart. *Comparisons of discrete wavelet transform, wavelet packet transform and stationary wavelet transform in denoising PD measurement data*. in *Conference record of the 2006 IEEE international symposium on electrical insulation*. 2006. IEEE.
- [51]. Zhang, N., et al., *All-factor short-term photovoltaic output power forecast*. 2022. **16**(1): p. 148-158.
- [52]. Ferkous, K., et al., *A hybrid approach based on complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise for multi-step-ahead solar radiation forecasting*. Clean Energy, 2022. **6**(5): p. 705-715.
- [53]. Wang, W. and J. Ding, *Wavelet network model and its application to the prediction of hydrology*. Nature and Science, 2003. **1**(1): p. 67-71.
- [54]. Rabehi, A., et al., *Decomposing global solar radiation into its diffuse and direct normal radiation*. International Journal of Ambient Energy, 2020. **41**(7): p. 738-743.
- [55]. Guermoui, M., et al., *Potential assessment of the TVF-EMD algorithm in forecasting hourly global solar radiation: Review and case studies*. Journal of Cleaner Production, 2023. **385**: p. 135680.
- [56]. Khelifi, R., et al., *Multi-step-ahead forecasting of daily solar radiation components in the Saharan climate*. International Journal of Ambient Energy, 2020. **41**(6): p. 707-715.
- [57]. Ertekin, C. and O. Yaldiz, *Comparison of some existing models for estimating global solar radiation for Antalya (Turkey)*. Energy Conversion and Management, 2000. **41**(4): p. 311-330.
- [58]. Nourani, V., M. Komasi, and A. Mano, *A multivariate ANN-wavelet approach for rainfall-runoff modeling*. Water resources management, 2009. **23**: p. 2877-2894.

- [59]. Wang, F., et al., *Wavelet decomposition and convolutional LSTM networks based improved deep learning model for solar irradiance forecasting*. applied sciences, 2018. **8**(8): p. 1286.
- [60]. Adamowski, J. and K. Sun, *Development of a coupled wavelet transform and neural network method for flow forecasting of non-perennial rivers in semi-arid watersheds*. Journal of Hydrology, 2010. **390**(1-2): p. 85-91.
- [61]. Rajaei, T., et al., *Prediction of daily suspended sediment load using wavelet and neurofuzzy combined model*. International Journal of Environmental Science & Technology, 2010. **7**: p. 93-110.
- [62]. Kisi, O. and M. Cimen, *A wavelet-support vector machine conjunction model for monthly streamflow forecasting*. Journal of Hydrology, 2011. **399**(1-2): p. 132-140.
- [63]. Rafiee, J., et al., *A novel technique for selecting mother wavelet function using an intelligent fault diagnosis system*. Expert Systems with Applications, 2009. **36**(3): p. 4862-4875.
- [64]. Seo, Y., et al., *Daily water level forecasting using wavelet decomposition and artificial intelligence techniques*. Journal of Hydrology, 2015. **520**: p. 224-243.