République Algérienne Démocratique et Populaire

Ministère de l'Enseignement Supérieur et de la Recherche Scientifique

UNIVERSITE DE MEDEA

Département de Génie des Procédés et Environnement

Laboratoire de Biomatériaux et Phénomènes de Transport

(LBMPT)

THESE DE DOCTORAT

Présentée par :

Ahmed REZRAZI

Ingénieur d'Etat en Génie Climatique: Université de Khemis Miliana, Algérie

Master en Energie et Froid Industriel : Université de Médéa, Algérie.

En vue de l'obtention du titre de Doctorat en:

Génie des Procédés

Option : Génie des Energies Renouvelables

THÈME

Contribution à la modélisation de l'irradiation solaire

Soutenue le, 05-06-2016 devant le jury composé de :

Mohamed Nadjib BOUAZIZ	**Professeur, UYFM**	**Président**
Djamel EL-HADI	**MCA, USDB**	**Examinateur**
Hakima CHERIFI	**MCA, UYFM**	**Examinatrice**
Salah HANINI	**Professeur, UYFM**	**Directeur de thèse**

Dédicaces

Je dédie cette thèse à :

Mes parents

Ma famille

Tous mes amis et collègues

Tous ceux qui m'ont soutenu et m'ont encouragé

Remerciement

Ce travail a été réalisé sous la direction du **Pr. HANINI Salah,** enseignant à l'Université Yahia FARES de Médéa, qu'il trouve ici l'expression de ma profonde reconnaissance pour sa patience, ses encouragements et ses précieux conseils durant le déroulement de ce travail.

Je le remercier pour m'avoir fait confiance et me lui dit que cela a été un véritable plaisir de travailler avec vous tout au long de la thèse. Sa disponibilité m'a permis de mener à bien ce travail dans une ambiance merveilleuse.

J'exprime ma profonde et respectueuse gratitude à Monsieur **BOUAZIZ Mohamed Nadjib**, professeur à l'Université Yahia FARES de MEDEA pour m'avoir fait l'honneur d'accepter la présidence du jury de soutenance.

Je tiens à exprimer mes vifs remerciements à Messieurs :

Le Docteur **ELHADI Djamel** MCA à l'Université Saad DAHLEB de BLIDA et le Docteur **CHERIFI Hakima** MCA à l'Université Yahia FARES de MEDEA pour l'intérêt qu'ils ont manifesté pour ce travail en acceptant d'en être les examinateurs.

Enfin, j'adresse des pensées reconnaissantes à mon entourage pour ses encouragements, en particulier à Monsieur LAIDI Maamar pour l'aide et les soutiens permanentes dont il m'a fait bénéficier durant la période de travail.

Résumé : Contribution à la modélisation d'irradiation solaire

L'objectif principal de cette étude est d'apporter notre contribution à la modélisation du rayonnement solaire dans l'Algérie.

La première contribution consiste à la modélisation empirique afin d'établir une nouvelle corrélation pour l'estimation du rayonnement solaire global mensuel. Une combinaison entre les données au sol et les données satellitaires durant la période de Janvier 1994 à Décembre 2005 de la ville Médéa, Algérie a été utilisée. 23 modèles traditionnels basés sur la durée d'ensoleillement ont été testés et comparés avec notre modèle. Les résultats obtenus ont montré un bon accord entre les valeurs estimées et mesurées, avec un coefficient de régression R^2 dépassant 99%.

Dans la deuxième contribution, nous avons abordé la modélisation par la technique neuronale. Une méthodologie détaillée de l'optimisation du modèle RNA pour prédire le rayonnement solaire a été développée et appliquée sur la ville de Ghardaia. Cette méthodologie est basée sur deux axes principaux : la sélection des paramètres d'entrée et de sortie, et la sélection de la structure du RNA. Nous nous sommes focalisés surtout sur le choix de : l'algorithme d'apprentissage, la technique de normalisation et l'architecture du réseau. Cela nous a permis d'atteindre un modèle optimal. Après une comparaison de ce modèle avec d'autres modèles existants dans la littérature, nous avons prouvé sa supériorité en terme d'erreurs et de coefficient de corrélation avec une erreur absolue moyenne en pourcentage de 1.17%, une racine d'erreur quadratique moyenne de 14.06%, et une précision des sorties allant de 97% à 99,29%.

L'objectif de la troisième contribution, est le développement d'un modèle de RNA valable pour la prédiction du rayonnement solaire sur l'ensemble de territoire national. Les données géographiques et météorologiques ont été collectées à partir de 64 villes d'Algérie pour une période de 12 ans (1994-2005). Les résultats obtenus sont très satisfaisants et très précis avec un coefficient de corrélation de 99,52%, une erreur absolue moyenne en pourcentage de 4.7%, une racine d'erreur quadratique moyenne de 0.014% et une erreur quadratique moyenne de 0.02%.

Mots clés : estimation, prédiction, irradiation solaire, corrélation empirique, réseau de neurones artificiels.

Abstract: Contribution to the modeling of solar radiation

The main objective of this study is to provide our contribution to the modeling of solar radiation in Algeria.

The first contribution consists of the empirical modeling to establish a new correlation for estimating the monthly global solar radiation. A combination of ground data and satellite data during the period from January 1994 to December 2005 of Medea city, Algeria was used. 23 Traditional models based on sunshine duration were tested and compared with our model. The results showed a good agreement between the estimated and measured values, with a regression coefficient R^2 exceeding 99%.

In the second contribution, we discussed the modeling with neuronal technique. A detailed methodology for optimizing the ANN model to predict solar radiation was developed and applied at Ghardaia city. This methodology is based on two main axes: the selection of input and output parameters, and the selection of the ANN structure. We focused mainly on the choice of: the learning algorithm, the normalization technique and the network architecture. This allowed us to achieve an optimal model. After a comparison of this model with other existing models in the literature, we have proved its superiority in terms of errors and correlation coefficient with a mean absolute percentage error of 1.17%, a root mean squared error of 14.06%, and a precision output ranging from 97% to 99.29%.

The objective of the third contribution is the development of a valid ANN model for predicting the solar radiation on the whole national territory. The geographical and meteorological data were collected from 64 cities in Algeria for a period of 12 years (1994-2005). The obtained results were very satisfactory and highly accurate with a correlation coefficient of 99.52%, a mean absolute percentage error of 4.7%, a root mean squared error of 0.014% and a mean squared error 0.02%.

Keywords: estimation, prediction, solar radiation, empirical correlation, artificial neural network.

الملخص: المساهمة في نمذجة الإشعاع الشمسي

الهدف الرئيسي من هذه الدراسة هو تقديم مساهمتنا في نمذجة الإشعاع الشمسي في الجزائر

تمثلت المساهمة الأولى في النمذجة التجريبية بغرض تطوير علاقة جديدة لتقدير الإشعاع الشمسي الشهري. مزيج من البيانات الأرضية وبيانات الأقمار الصناعية خلال الفترة من يناير 1994 إلى ديسمبر 2005 لمدينة المدية، الجزائر تم استخدامها. على أساس هذه البيانات، تم اختبار النماذج التقليدية القائمة على مدة سطوع الشمس ومقارنتها مع نموذجنا. وأظهرت النتائج وجود اتفاق جيد بين القيم التقديرية والمقاسة، بحيث أن معامل الانحدار R^2 تجاوز 99٪.

في المساهمة الثانية، ناقشنا النمذجة مع تقنية الخلايا العصبية. وقد تم تطوير منهجية مفصلة لتحسين نموذج الشبكة العصبية الاصطناعية للتنبؤ بالإشعاع الشمسي وتم تطبيقها باستخدام قاعدة بيانات مستخرجة من وحدة البحث التطبيقي في الطاقات المتجددة بغرداية. تستند هذه المنهجية على محورين أساسيين: اختيار معلمات الإدخال والإخراج، واختيار هيكل الشبكة العصبية الاصطناعية. تم التركيز فيهما خاصة على اختيار: خوارزمية التعلم، تقنية التطبيع وهندسة الشبكات. هذا ما سمح لنا بتحقيق النموذج الأمثل. بعد مقارنة هذا النموذج مع النماذج الأخرى المقترحة سابقا، أثبت تفوقه من حيث الأخطاء ومعامل الارتباط مع متوسط مطلق الخطأ النسبي قيمته 1.17٪، و متوسط مطلق الخطأ النسبي قيمته 14.06٪، ودقة المخرجات تتراوح من 97 ٪ إلى 99.29٪.

كان الهدف من المساهمة الثالثة هو تطوير نموذج للشبكة العصبية الاصطناعية صالحة للتنبؤ الإشعاع الشمسي على كامل التراب الوطني. وقد تم جمع البيانات الجغرافية والمناخية من 64 مدينة في الجزائر لمدة 12 عاما (1994–2005). وتم تقسيم هذه المدن إلى 18 مجموعة، تضم كل مجموعة أربع مدن بحيث تكون معلماتها الجغرافية لخطوط الطول والعرض قريبة جدا مع التوزيع التالي: مدينتين للتعلم، مدينة للتحقق من الصحة وأخرى للاختبار. وكانت النتائج التي تم الحصول عليها مرضية ودقيقة للغاية مع معامل ارتباط بلغ 99.52٪، متوسط مطلق الخطأ النسبي قيمته 4.7٪ ، جذر متوسط مربع الخطأ قيمته 0.014 ٪ و متوسط مربع الخطأ قيمته 0.02٪.

الكلمات المفتاحية: تقدير، تنبؤ، الإشعاع الشمسي، نموذج تجريبي، الشبكة العصبية الاصطناعية.

Dédicaces	i
Remerciements	ii
Résumé	iii
Table des matières	vi
Nomenclatures	ix
Liste des tableaux	xi
Liste des figures	xii
Introduction générale	1
Chapitre I : Insolation solaire	
I-1 Introduction	7
I-2 Le soleil	7
I.2.1. Structure de soleil	8
I.2.2. Relation soleil-terre	9
I.3. Irradiation solaire	11
I.3.1. Irradiation Spectrale	11
I.3.2. Irradiation d'un corps noir	12
I.4. Variation spatiale et temporelle d'irradiation solaire	13
I.4.1. Direction du rayonnement direct	13
I.4.1.a. Coordonnées équatoriales	15
I.4.1.b. Coordonnées horizontales	16
I.4.2. Direction de rayonnement sur une surface horizontale	17
I.4.3. Direction de rayonnement sur une surface verticale	17
I.5. Influence de l'atmosphère sur le rayonnement solaire	17
I.5.1. Atmosphère	17
I.5.2. Masse atmosphérique	19
I.5.3. Absorption atmosphérique	20
I.5.3.1. Absorption dans l'ultraviolet	21
I.5.3.2. Absorption dans le visible	21
I.5.3.3. Absorption dans l'infrarouge	21
I.5.4. Diffusion atmosphérique	22
I.5.5. Distribution spectrale du rayonnement solaire au sol	23
I.6. Mesure d'irradiation solaire	24
I.6.1. Radiomètres solaires	24
a. Pyrhéliomètre	24
b. Pyranomètre	25

c. Mesure de la durée d'ensoleillement	26
I.6.2. Satellites météorologiques	27
I.7. Gisement solaire dans le monde	29
I.8. Gisement solaire Algérien	30
I.9. Conclusion	33
Chapitre II : Etat de l'art sur la modélisation de l'irradiation solaire	
II.1. Introduction	35
II.2. Production scientifique mondiale sur la modélisation d'irradiation solaire	36
II.3. Classification des modèles	37
II.3.1. Modèles empiriques	37
II.3.1.1. Modèles empiriques linéaires	38
II.3.1.2. Modèles empiriques non linéaires	39
II.3.2. Modèles simulés	41
II.3.2.1. Modèles de régression linéaire locale (LLR)	41
II.3.2.2. Modèles d'intelligence artificielle (IA)	42
A. Modèle réseau de neurones artificiels (RNA)	43
A.1. Prédiction du rayonnement solaire global	43
A.2. Prédiction du rayonnement solaire global sur des surfaces inclinées	44
A.3. Prédiction du rayonnement solaire quotidien	44
A.4. prédiction de rayonnement solaire à court terme	44
B. Modèle logique flou (LF)	54
C. Modèle systèmes d'inférence neuro-flous adaptatifs (ANFIS)	56
II.3.3. Modèles optimisés	57
II.3.3.1. Modèles empiriques optimisés	58
II.3.3.2. Modèles simulés optimisés	59
II.4. Répartition de la production scientifique	59
II.5. Conclusion	61
Chapitre III : Contribution 1 : modélisation empirique	
III.1. Introduction	63
III.2. Zone d'essai et source de données	64
III.3. Théorie	67
III.3.1. Modèles empiriques basés sur la durée d'ensoleillement	67
III.3.2. Validation et comparaison du modèle	68
III.4. Développement du modèle	69
III.4. Résultat et discussion	70
III.5. Conclusion	78

Chapitre IV : Contribution 2 et 3 Modélisation neuronale	
IV.I. Méthodologie d'optimisation d'un modèle neuronal	80
IV.I.1.Introduction	80
IV.I.2. Réseaux de neurones artificiels	81
IV.I.3. Zone d'étude et base de données	82
IV.I.4. Construction du réseau de neurones et méthodologie d'optimisation	85
A. Sélection des paramètres d'entrée et de sortie	85
A.1. Analyse de sensibilité	86
B. Sélection de la structure RNA	87
B.1. Fonction du transfert	88
B.2. Effet du taux d'apprentissage	88
B.3. Nombre d'itération, But et Momentum	88
B.4. Mode d'apprentissage	89
B.5. Mesures d'évaluation de la performance	89
B.6. Algorithme d'apprentissage	91
B.7. Technique de normalisation	93
B.8. Network Architecture (Nombre de couches cachées et le nombre de neurones)	96
IV.I.5. Comparaison avec d'autres modèles	100
IV.I.6. Conclusion	103
IV.II. Développement d'un modèle neuronal pour l'Algérie	106
IV.II.1. Introduction	106
IV.II.2. Collection de la base de données et les analyses statistiques	107
IV.II.3. Méthodologie suivie dans le développement du modèle	110
IV.II.4. Analyse des erreurs du modèle	112
IV.II.5. Résultats et discussions	112
IV.II.6. Conclusion	116
Conclusion générale	118
Références bibliographiques	121
Annexes	133

Symbole	Signification	Unité
	Abréviations	
AG	Algorithme Génétique	-
ANFIS	Systèmes d'Inférence Neuro-Flous Adaptatifs	-
AVHRR	Radiomètre Avancé avec Très Haute Résolution	-
AO	Algorithme d'Optimisation	-
BR	Algorithme de Régression Bayésienne	-
DLR	Agence Spatiale Allemande	-
FFMLPBP	Réseau de Neurones Artificiels Multicouche Perceptron à Rétro-Propagation	-
FL	Logique Floue	-
IA	Intelligence Artificielle	-
ICA	Concurrence Impérialiste Algorithme	-
GAO-WNN	Algorithme Génétique d'Optimisation du Modèle Neuronal	-
GRNN	Réseaux de Neurones à Régression Généralisée	-
GT	Test Gamma	-
HS	Systèmes hybrides	-
LLR	Régression Linéaire Locale	-
LM	Algorithme de Levenberg-Marquardt	-
MAPE	Erreur Relative Absolue Moyenne	%
MBE	Erreur de Polarisation Moyenne	%
MLP	Multicouche Perceptron	-
MMM	Méthode de normalisation du Minimum et Maximum	-
MPE	Erreur Relative Moyenne	%
MSE	Erreur Quadratique Moyenne	%
MSDM	Méthode de normalisation Moyenne et l'Ecart Type	-
NOAA	National Oceanic and Atmospheric Administration	-
PSO	Optimisation par Essaim de Particules	-
PV	Photovoltaïque	-
RBF	Réseaux à Fonctions de Base Radiales	-
RMSE	Racine sur l'Erreur Quadratique Moyenne	%
RNA	Réseau de Neurones Artificiels	-
SE	Systèmes experts	-
SSE	Somme des Erreurs Quadratiques	%
TS	Modèle Flou de Takagi-Sugeno	-

	Lettres latines	
A	Surface	m^2
AL	Albédo	-
AM	Masse atmosphérique	-
D	Diamètre	m
E	Energie	Wh/m^2
ET	Equation du temps	min
H	Rayonnement solaire global	Mj/m^2
H_0	Rayonnement solaire normal extraterrestre	Mj/m^2
H_D	Rayonnement solaire direct	Mj/m^2
H_F	Rayonnement solaire diffus	Mj/m^2
I_0	Constante solaire	W/m^2
I_J	Importance relative	%
K	Coefficient d'extinction	-
L	Distance	m
N	Nombre de neurones	-
M	Densité de flux	W/m^2
P	Puissance	W
Q	Flux énergétique	W/m^2
Q_0	Flux énergétique incident	W/m^2
R	Coefficient de corrélation	%
R^2	Coefficient de détermination	%
RH	Humidité relative	%
S	Nombre d'heures d'ensoleillement réels	h
S_0	Durée maximale possible de soleil	h
T	Température	˚C
TSV	Temps solaire vrai	min
TU	Temps universel	min
V	Nombre des voisins	-
X	Matrice des points d'entrée	-
Z	Altitude	km
W	Poids du réseau de neurones artificiels	-
a-d, a_0-b_0, a_i-b_i	Les coefficients de régression	-
e	Erreur	%
h	Angle d'élévation du soleil	°

n	Nombre du jour	-
p	Pression de l'air	N/m^2
pureline	Fonction d'activation linéaire	-
tansig	Fonction d'activation Tangente hyperbolique	-
v	Vitesse	m/s
x_i	Les points voisins	-
y	Vecteur colonne	-
	Indices	
i	Couche d'entrée	-
h	Couche cachée	-
o	Couche de sortie	-
min	Minimal	-
max	Maximal	-
	Lettres grecques	
β	Pente	°
γ	Angle d'azimut	°
γ_s	Azimuth	°
δ	Déclinaison de la terre	°
σ	Constante de Stefan-Boltzmann	$W/m^2.K^4$
σ_0	Ecart type des données expérimentales	-
Δm	Masse	Kg
θ	Angle	°
θ_z	Angle zénithal	°
ξ	Critère d'ensoleillement de WMO	W/m^2
φ	Longitude	°
φ_r	Longitude de référence	°
Φ	Latitude	°
ω	Angle horaire	°

N° Tableau	Description	Page
	Chapitre 1 : Insolation solaire	
I.1	Quelques chiffres clés du soleil	8
I.2	Constante solaire en fonction du nombre d'air masse pour une atmosphère de type méditerranéen	20
I.3	Albédo typique de différentes surfaces	23
I.4	Répartition du potentiel solaire en Algérie	32
	Chapitre II : Etat de l'art sur la modélisation de l'irradiation solaire	
II.1	Exemples représentatifs de l'utilisation de RNA à la prédiction du rayonnement solaire global	45
II.2	Principaux travaux utilisant RNA dans la prédiction du rayonnement solaire à des surfaces inclinées	50
II.3	Principaux travaux utilisant RNA dans la prédiction du rayonnement solaire quotidien	52
II.4	Principaux travaux utilisant RNA dans la prédiction du rayonnement solaire à court terme	53
	Chapitre III : Contribution 1 Modélisation empirique	
III.1	Résultats des paramètres statistiques et les coefficients de régression de tous les modèles	71
III.2	Résumé des résultats obtenus	73
	Chapitre IV : Contribution 2 et 3 Modélisation neuronale	
IV.1	Spécifications techniques des instruments utilisés	84
IV.2	Paramètres statistiques obtenus pour le modèle d'exemple RNA (4 - 10 -4)	86
IV.3	Importance relative des variables d'entrée sur les sorties	87
IV.4	Exemple de performances de RNA avec 20 essais	90
IV.5	Plage de MAPE (%) avec différents algorithmes d'apprentissage	92
IV.6	Description du code de réseau	94
IV.7	Performance d'erreur et l'architecture des 10 meilleurs réseaux	97
IV.8	Résultats de notre modèle par rapport à différents modèles similaires	103
IV.9	Résumé des 64 sites d'essais en Algérie	109
IV.10	Répartition des sites en 18 groupes	110

N° Figure	Description	N° Page
	Introduction générale	
1	Consommation mondiale d'énergie 1990-2035	2
	Chapitre 1 : Insolation solaire	
I.1	Structure du soleil	9
I.2	Relation soleil-terre	10
I.3	Variation du rayonnement solaire extraterrestre avec le temps de l'année	10
I.4	Spectres de référence	12
I.5	Loi de Planck affichée pour différentes températures	13
I.6	Coordonnées solaires selon le repère horizontal	14
I.7	Variation annuelle de l'équation du temps	15
I.8	Variation annuelle de la déclinaison solaire	16
I.9	Composantes du rayonnement solaire	18
I.10	Définition de la masse d'air	20
I.11	Spectre d'absorption du rayonnement solaire au niveau de la mer	22
I.12	**a)** Schéma d'un pyrhéliomètre. **b)** Photo de Hukseflux DR01	25
I.13	**a)** Schéma d'un pyranomètre. **b)** Pyranomètre de première classe LP PYRA 12 (Delta OHM 2012) équipé d'anneau d'ombre	25
I.14	**a)** Schéma d'héliographe Campbell-Stokes **b)** Photo typique d'héliographe Campbell-Stokes	27
I.15	Irradiation Solaire directe dans le monde	30
I.16	Présentation des ratios du potentiel solaire	31
I.17	Irradiation Solaire globale dans l'Algérie	32
	Chapitre II : Etat de l'art sur la modélisation de l'irradiation solaire	
II.1	Evolution du nombre d'articles publiés sur la modélisation d'irradiation solaire	36
II.2	Techniques de modélisation d'irradiation solaire	37
II.3	Répartition du nombre d'articles publiés en fonction de la méthode d'estimation	60

	Chapitre III : Contribution 1 Modélisation empirique	
III.1	Localisation géographique de Médéa, Algérie	64
III.2	Durée d'ensoleillement mensuelle pour la ville de Médéa pendant les années 1994-2005	65
III.3	Irradiation solaire mensuelle pour la ville de Médéa pendant les années 1994-2005	66
III.4	Organigramme de la technique de modélisation utilisée	69
III.5	Représentation de la forme de notre modèle dans les deux stratégies	70
III.6	Résultats obtenus en termes d'erreurs et coefficient de détermination	74
III.7	H /H_0 estimé vs observé pour notre modèle dans les deux stratégies. La régression linéaire ajustée est représentée, conjointement avec l'intervalle de confiance	75
III.8	Validation de notre modèle à la prédiction de H/H0 selon S/S0 dans les deux stratégies	76
III.9	Résidus tracés pour H/H0 en fonction de S/S0.	77
	Chapitre IV : Contribution 2 et 3 Modélisation neuronale	
IV.1	Schéma d'un réseau de type MLP	81
IV.2	Localisation géographique de Ghardaïa, en Algérie	83
IV.3	Station radiométrique	83
IV.4	Architecture de RNA utilisée pour l'estimation dans ce présent travail	86
IV.5	Performance des réseaux MLP en termes de MAPE avec divers algorithmes d'apprentissage	91
IV.6	Comme sur la Fig. IV.5, mais pour les trois meilleurs algorithmes performants	92
IV.7	Performance des réseaux en termes de MAPE avec toutes les méthodes de prétraitement	95
IV.8	Comparaison de la performance d'erreur entre les trois réseaux lors de l'utilisation la MMM	96
IV.9	Performances des réseaux en termes de MAPE avec deux couches cachées	98
IV.10	Performance de réseau du modèle optimal	99
IV.11	Graphe d'analyse de régression pour le modèle optimal entre la sortie et la cible de rayonnement direct normal	100
IV.12	Graphe d'analyse de régression pour le modèle optimal entre la sortie et la cible de rayonnement diffus (90°)	100
IV.13	Graphe d'analyse de régression pour le modèle optimal entre la sortie et la cible de rayonnement global (90°)	100
IV.14	Graphe d'analyse de régression pour le modèle optimal entre la sortie et la cible de rayonnement global (30°)	100

IV.15	Carte de l'Algérie montrant les emplacements géographiques des villes	108
IV.16	Procédure totale d'élaboration d'un RNA	111
IV.17	Architecture du réseau de neurones artificiels utilisé	113
IV.18	Coefficient de corrélation	114
IV.19	Erreur MSE	115
IV.20	Résidus tracés pour les données	116

Introduction Générale

Introduction générale

Partout dans le monde, la population et l'économie continuent à croître, la demande d'énergie a augmenté de façon spectaculaire avec les améliorations dans la qualité de vie, et elle se développera encore plus que jamais dans un avenir proche. Cela nous aurait conduit à une crise ne rendent pas compte de sa gravité et de la nécessité d'y faire face seulement après qu'il soit trop tard. La **Fig. 1** montre l'augmentation de la consommation mondiale d'énergie, en particulier dans les pays en développement, il est à noter que la demande mondiale d'énergie a triplé au cours des 50 dernières années et pourrait tripler à nouveau dans les 30 prochaines années. Bien qu'une grande partie de cette croissance proviendra de l'essor économique rapide de la Chine, de l'Inde, et de la plupart des pays développés, en particulier ceux en Europe (Conti, Holtberg et al. 2011).

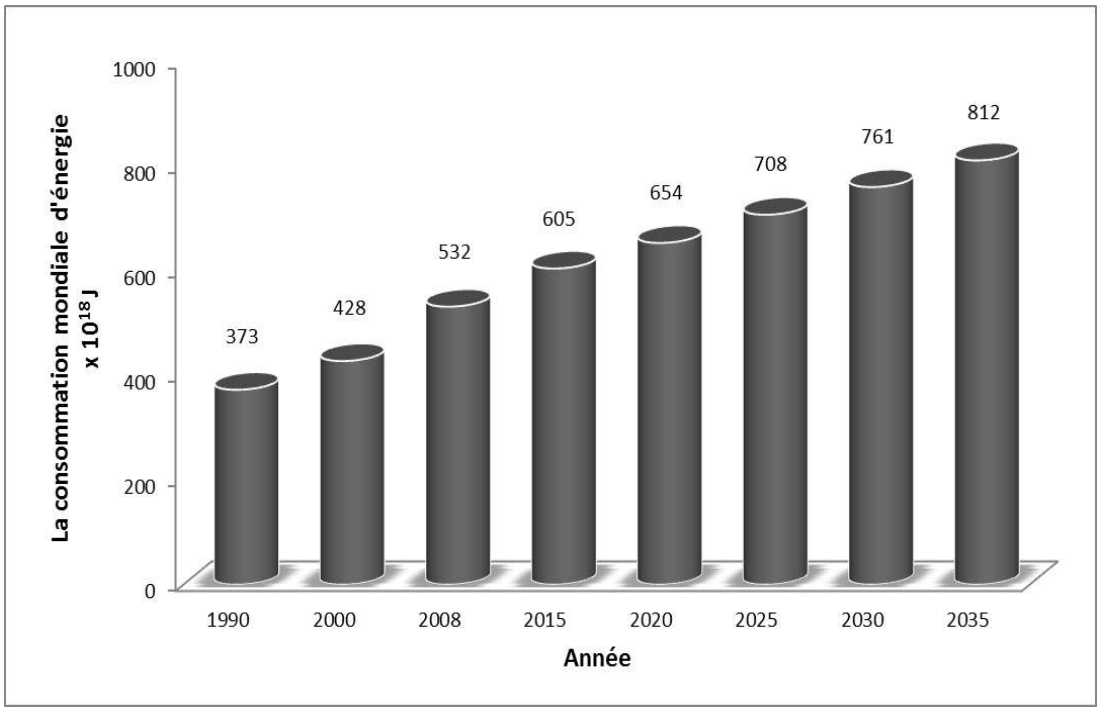


Fig. 1. Consommation mondiale d'énergie 1990-2035 (Conti, Holtberg et al. 2011)

La solution de la crise énergétique se résume essentiellement sur deux stratégies. La première est évidemment de gérer la consommation de manière à économiser de l'énergie disponible. La seconde est de gérer et de développer les ressources d'énergie.

À l'heure actuelle, la plupart de l'énergie que nous produisons provient de combustibles fossiles tels que le gaz, le charbon et le pétrole. Les combustibles fossiles fournissent plus de 80% de notre énergie primaire, toutefois, les risques associés à leur utilisation nécessitent une attention immédiate; les biocarburants, principalement pour le chauffage et la cuisson, contribuent de 10%; et l'énergie nucléaire contribue de 5%. Cela laisse moins de 5% de notre énergie que nous obtenons à partir de l'énergie hydraulique et les autres énergies renouvelables (IEA 2013).

En outre, les experts prédisent qu'un pic de production mondiale de combustibles fossiles arrivera dans les deux prochaines décennies (Hirsch, Bezdek et al. 2010), et ce qui renforce cette attente, le taux de consommation de carburant fossile qui est plus élevé que son taux de production. Par exemple, l'énergie primaire extraite de la matière organique nécessaire à la production de combustibles fossiles consommée en un an est plus de 420 fois du réel annuel, avec une exigence d'énergie de processus de 36 fois plus d'énergie que la terre reçoit du soleil (Dukes 2003).

L'environnement mondial aussi, a déjà été touché de façon importante et sur certaines régions, il a été gravement endommagé. Le secteur de l'énergie a un rôle clé à cet égard puisque l'énergie lors de sa production, sa distribution et sa consommation est responsable à la production de substances nocives pour l'environnement. Le dégagement du dioxyde de carbone (CO_2) a été et reste une cause majeure du phénomène d'effet de serre, sans oublier les autres gaz, comme la vapeur (H_2O), les oxydes d'azote (NO_x) et le méthane (CH_4). Ces gaz sont attardés en quantités croissantes dans la basse atmosphère provoquant une augmentation de la température moyenne mondiale de 0.6°C par an (Solomon, Qin et al. 2007). Ainsi, les combustibles fossiles sont devenus un acteur principal dans la pollution de l'air, les pluies acides, la destruction de la couche d'ozone et le changement climatique mondial.

Par conséquent, quand il vient à l'avenir de l'énergie, le monde a besoin d'une énergie propre et abondante.

Une des solutions possibles à ce problème est simplement de consommer moins. Accroître l'efficacité des systèmes actuels est une autre option. L'utilisation des combustibles fossiles devrait également être réduite pour minimiser les émissions de gaz à effet de serre.

De plus, l'exploitation de l'énergie solaire semble être l'un des meilleurs moyens pour relever le défi de l'énergie. Compte tenu de son abondance, sa source gratuite, sa distribution plus uniforme dans le monde et notamment sa préservation de l'environnement, l'énergie solaire devrait y avoir clairement une place dans le paysage énergétique.

Cependant, l'énergie solaire produit encore moins de 1% de l'électricité dans le monde (IEA 2013). D'un autre côté, les deux formes primaires de l'énergie solaire qui sont la chaleur et la lumière, peuvent être transformées et absorbées par l'environnement dans une multitude de façons. Bien que le rayonnement direct puisse être concentré pour produire des températures très élevées, le rayonnement diffus fournit la plupart des "lumière du jour" et, par conséquent, est vital pour les industries de construction. Le rayonnement diffus est également utilisé dans l'analyse du bilan énergétique de l'atmosphère et dans les processus de photo-biologique. Ces avantages par rapport aux autres énergies, rendent l'énergie solaire un pivot dans tout programme sérieux de développement durable.

Par ailleurs, une connaissance précise et détaillée d'irradiation solaire globale disponible sur une région est d'une importance primordiale pour la conception et le développement de systèmes de conversion de l'énergie solaire.

Alors, les données de rayonnement sont insuffisantes dans de nombreux pays, cette insuffisance se produit de trois façons: couverture spatiale limitée; longueur limitée de l'enregistrement et la prédominance des données pour des surfaces horizontales tandis que les données des surfaces inclinées sont plus appropriées pour les évaluations de l'énergie solaire (Hay 1979).

Cette situation a incité le développement de procédures de calcul comme la modélisation. La modélisation du rayonnement solaire joue un rôle important, Il est donc nécessaire de développer des modèles basant sur les données de stations disponibles, comme le rayonnement extraterrestre, la durée d'ensoleillement, la température moyenne, l'humidité relative, la précipitation, l'altitude, la latitude, la longitude, la nébulosité et l'évaporation. Ces modèles sont ensuite utilisés pour estimer les valeurs de rayonnement à d'autres endroits d'intérêt.

Effectivement, au cours des trois dernières décennies, il y a eu de nombreuses tentatives par les chercheurs avec différentes techniques, parmi eux, les modèles mathématiques linéaires, les modèles des fonctions non linéaires, les modèles de réseau de neurones artificiels, les modèles utilisant la logique floue et les modèles optimisés.

Dans ce contexte, il sera l'objet de notre thèse de chercher à offrir une contribution à la modélisation d'irradiation solaire. La thèse englobe quatre chapitres :

Le premier c'est un rappel sur certaines connaissances de base concernant le soleil, l'irradiation solaire, ces composants, ces variables significatives, les techniques de mesure, et les paramètres qui gouvernent l'ensoleillement, ainsi que le gisement solaire dans le monde et notamment dans l'Algérie.

Le second chapitre présente un examen détaillé de la littérature concernant les recherches qui ont une relation avec le thème, et résume le développement récent des approches de modélisation d'irradiation solaire ; ainsi que les conclusions et les recommandations qui nous permettent par la suite de guider notre recherche.

Lors du troisième chapitre, nous avons abordé la modélisation empirique du rayonnement solaire, dont l'objectif est de développer un modèle empirique qui utilise seulement la durée d'ensoleillement comme un paramètre d'entrée. Ce modèle a été testé au niveau de la ville de Médéa et a prouvé son efficacité par rapport aux 23 modèles proposés dans la littérature.

Le quatrième et le dernier chapitre sera consacré à la modélisation neuronale, et comporte deux contributions, la première traite d'une façon détaillée la méthodologie d'optimisation du modèle neuronal pour la prédiction du rayonnement solaire tandis que la deuxième met l'accent sur la recherche d'un modèle neuronal optimal qui est valable pour toute l'Algérie.

La thèse se termine par une conclusion générale qui synthétise les résultats obtenus durant ce travail de recherche et les perspectives qui peuvent être envisagés dans le futur.

Chapitre I

Insolation solaire

I-1 Introduction

Nous allons commencer ce chapitre en introduisant quelques connaissances de base sur le rayonnement solaire, nous essayons de donner un aperçu sur les principales caractéristiques du rayonnement solaire. On discute sur la définition de base de l'irradiation solaire, les effets de l'atmosphère sur la transmission du rayonnement solaire, et les composants du rayonnement solaire au niveau du sol. Il couvre également la plupart des méthodes de mesure de rayonnement solaire, comprenant une description des capteurs radiométriques et leurs principes de fonctionnement. A la fin, Une brève discussion sur le gisement solaire mondiale et notamment dans l'Algérie est présentée.

I-2 Le soleil

Le soleil est la source fondamentale de presque toute l'énergie sur la terre et le principal moteur de son système climatique.

D'instant en instant le soleil perd de sa masse suivant la loi d'équivalence énergie-masse démontrée par Einstein en 1905, la puissance générée par celle-ci :

$$P_{fusion,soleil} = \Delta\dot{m}.v^2 \quad \text{(I.1)}$$

Dans lequel $\Delta\dot{m}$ est la perte de la masse et c est la vitesse de la lumière ($v = 2.997 \times 10^8 m/s$),

L'origine de l'énergie solaire est les réactions de fusion nucléaire qui se produisent entre l'hydrogène et l'hélium au centre du soleil. L'énergie peut être divisée en deux catégories: le rayonnement de la matière et le rayonnement électromagnétique. Le rayonnement de la matière comprend les protons et les électrons libérés par le soleil à une vitesse d'environ 500 km/s. Cependant, très peu d'entre eux atteignent la surface de la terre, comme la quasi-totalité d'entre eux sont déviés loin par le champ magnétique terrestre. La plupart de l'énergie solaire atteignant la terre est sous la forme d'un rayonnement électromagnétique (Aschwanden 2006). Ce rayonnement est principalement libéré à la photosphère du soleil, qui a une température d'environ 5776K. L'énergie de rayonnement E_s peut être calculée par l'équation ci-dessous (Sick et Erge 1996):

$$E_S = \frac{M_S \pi D_S^2}{\pi (2L_{es})^2} \quad \text{(I.2)}$$

M_s est la densité de flux de rayonnement solaire, qui est d'environ $63.5 \cdot 10^6$ W/m^2

d_s est le diamètre du soleil, ce qui représente environ $1.39 \cdot 10^9$ m

L_{es} est la distance entre le soleil et la terre, avec une valeur moyenne d'environ $1.5 \cdot 10^{11}$ m

Le **Tab. I.1** liste les autres données caractéristiques du soleil.

Tab I.1. Quelques chiffres clés du soleil (McCracken et Stott 2012)

	Unité physique	Valeur
Diamètre	m	$1.392 \cdot 10^9$
Surface	m^2	$6.088 \cdot 10^{18}$
Distribution de la masse	H_2 He Autres	0.75 0.23 0.02
Poids	Kg	$3.3 \cdot 10^6$ t_{terre}=$1.99 \cdot 10^{30}$
Densité moyenne	Kg / m^3	1.41
Température à cœur	°K	$1.6 \cdot 10^7$
Température à la surface	°K	5776
Pression dans le noyau	bar	$4 \cdot 10^{11}$
Rotation des pôles	Jours	34
Rotation de l'équateur	Jours	25.4
Age	Année	$4.6 \cdot 10^9$
Durée de vie (Approx. ½ temps de combustion)	Année	5.10^{10}
La consommation de carburant H_2	Mt / s	600
Production d'hélium	Mt / s	596
Différence de masse	Mt / s	4.3

I.2.1. Structure de soleil

Une structure schématique du soleil est représentée sur la **Fig. I.1**. Cette figure simplifiée du soleil, sa structure physique, et ses gradients de température et de densité vont servir comme base pour l'appréciation que le soleil n'a pas, en effet, fonctionne comme un radiateur noir à température fixée. Plutôt, le rayonnement solaire extraterrestre émis est le résultat composite de plusieurs couches qui émettent et absorbent le rayonnement à différentes longueurs d'onde (Duffie et Beckman 1980).

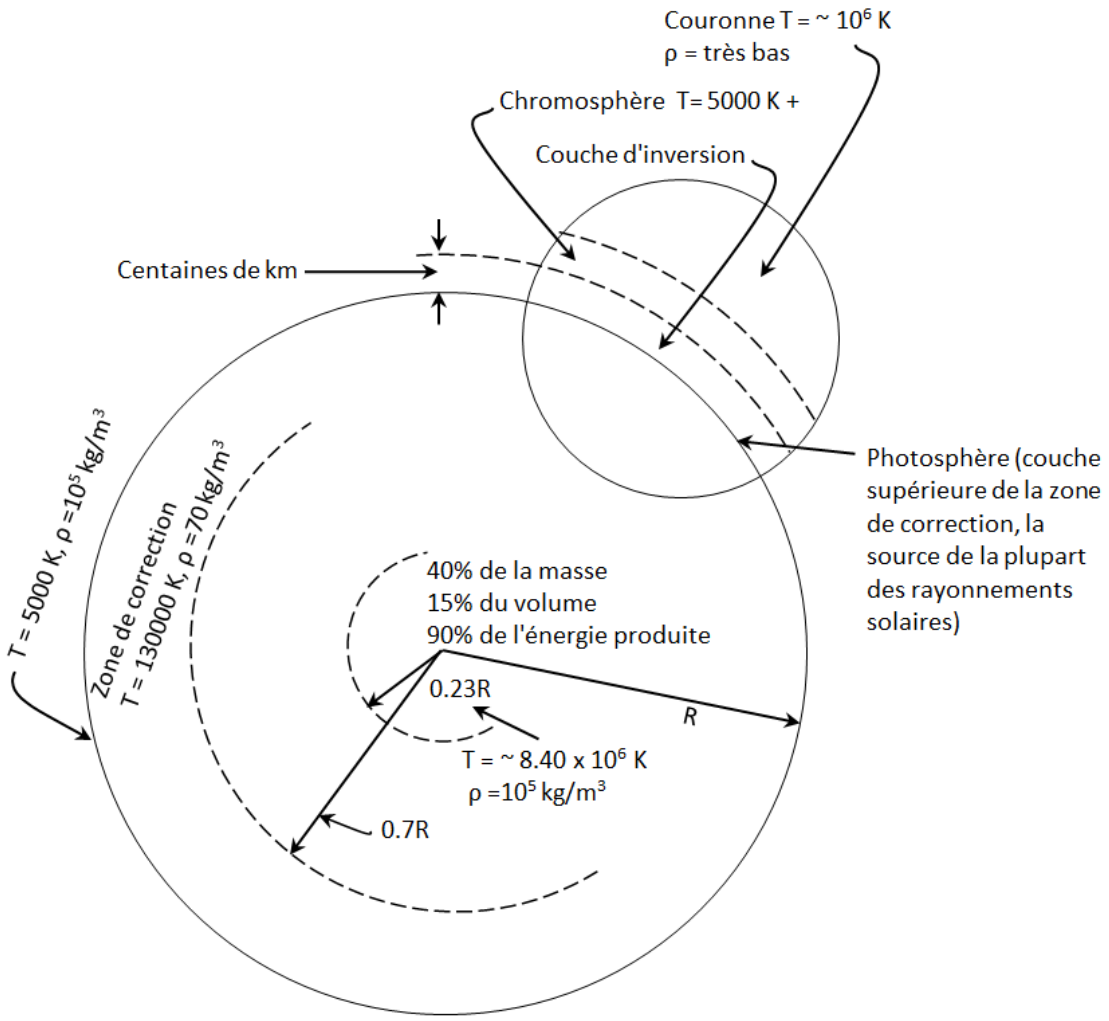


Fig. I.1. Structure du soleil (Duffie et Beckman 1980)

I.2.2. Relation soleil-terre

La terre tourne autour du soleil sur une orbite légèrement elliptique avec le soleil occupe l'un des foyers de l'ellipse. La forme elliptique est presque ronde avec un grand axe de $1.4958 \cdot 10^8$ km, un demi-petit axe de $1.4966 \cdot 10^8$ km et une excentricité de 0.0167. Ce qui signifie que le Périhélie, par opposition à l' Aphélie de la terre comparativement au soleil varie de 1,7% (Sick et Erge 1996). La **Fig. I.2** représente schématiquement la géométrie de la relation Terre-Soleil.

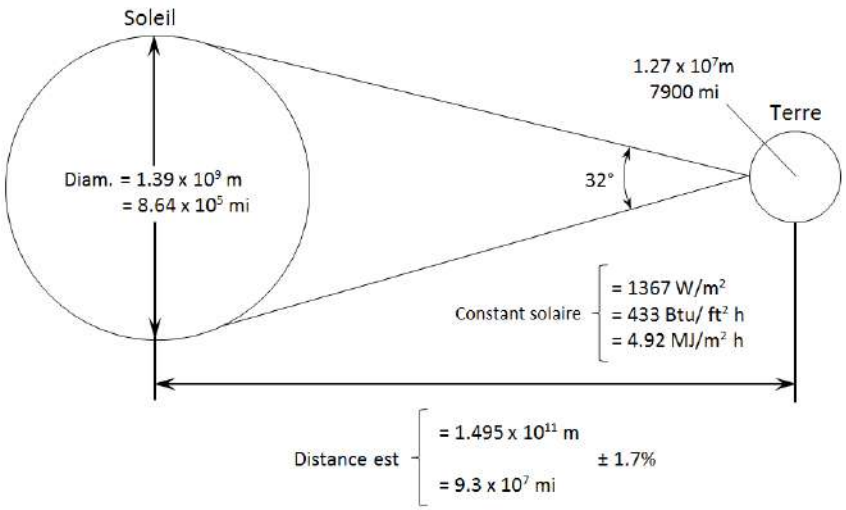


Fig. I.2. Relation soleil-terre (Duffie et Beckman 1980)

Par conséquent, la constante solaire, qui est la quantité de rayonnement électromagnétique solaire entrant par unité de surface avant de pénétrer dans l'atmosphère, est calculée pour être d'environ 1367 W/m^2. Cette valeur change à mesure que la distance entre le soleil et la terre varie en un an, d'environ 1320 W/m^2 à 1420 W/m^2 (**Fig. I.3**). Au fil des ans, cette variation est diminué à 0,1% en raison de l'activité solaire (Kaltschmitt, Streicher et al. 2007). Vous pouvez obtenir aussi le rayonnement solaire normal extraterrestre en entrant la Nième journée de l'année dans l'équation (I.3) :

$$H_0 = I_0 \left(1 + 0.033 cos \frac{360\, n}{365}\right) \quad \text{(I.3)}$$

H_0: rayonnement solaire normal extraterrestre [W/m^2]

I_0: constante solaire qui est égale 1367 W/m^2

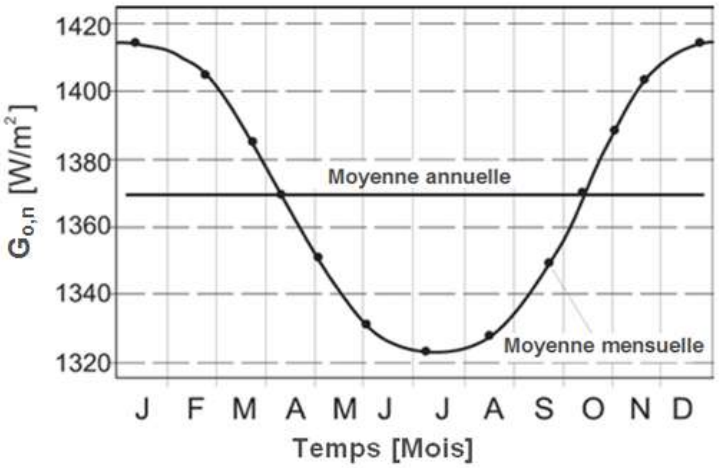


Fig. I.3. Variation du rayonnement solaire extraterrestre avec le temps de l'année (Fröhlich, Foukal et al. 1991)

I.3. Irradiation solaire

L'irradiation solaire qui atteint la surface de la terre, appelée l'irradiation horizontale globale, elle est toujours inférieure à l'irradiation extraterrestre (H_0). L'irradiation est la quantité d'énergie solaire par unité de surface.

Une partie d'irradiation horizontale globale passe à travers l'atmosphère sans interaction moléculaire visible et arrive directement à partir du faisceau solaire, elle est donc qualifié comme irradiation horizontale directe, H_D. L'irradiation horizontale globale restante est dispersée dans l'atmosphère avant d'atteindre finalement la surface de la terre. Ce rayonnement dispersé est appelé irradiation horizontale diffus, H_F.

La relation entre ces trois est décrite par Coulson (Coulson 2012) et représentée dans l'Eq. I.4 :

$$H = H_D + H_F \tag{I.4}$$

I.3.1. Irradiation Spectrale

Pour la plupart des dispositifs solaires de conversion d'énergie, la compréhension du spectre est tout aussi importante que de comprendre l'amplitude de l'irradiation. Les dispositifs réagissent différemment à des portions différentes du spectre électromagnétique. Environ 99% du spectre d'émission du soleil sont des radiations à ondes courtes, allant d'environ 300 nm à 3000 nm.

La bande d'ondes courtes est de plus subdiviser sur le proche infrarouge qui représente 37%, la lumière visible qui représente 44% et l'ultraviolet qui représente 7% du rayonnement solaire.

La **Fig. I.4** montre les spectres de référence pour les trois types d'irradiation (extraterrestre, globale et directe). La constante solaire, dont nous avons parlé précédemment, est basée sur l'intégrale du spectre extraterrestre. La **Fig. I.4** montre aussi le spectre terrestre (global) lors de son passage à travers l'atmosphère à 48.19° qui est une approximation moyenne de la longueur de l'atmosphère pendant la journée. Les creux dans les spectres ont lieu en raison d'absorption de rayonnement par divers gaz dans l'atmosphère.

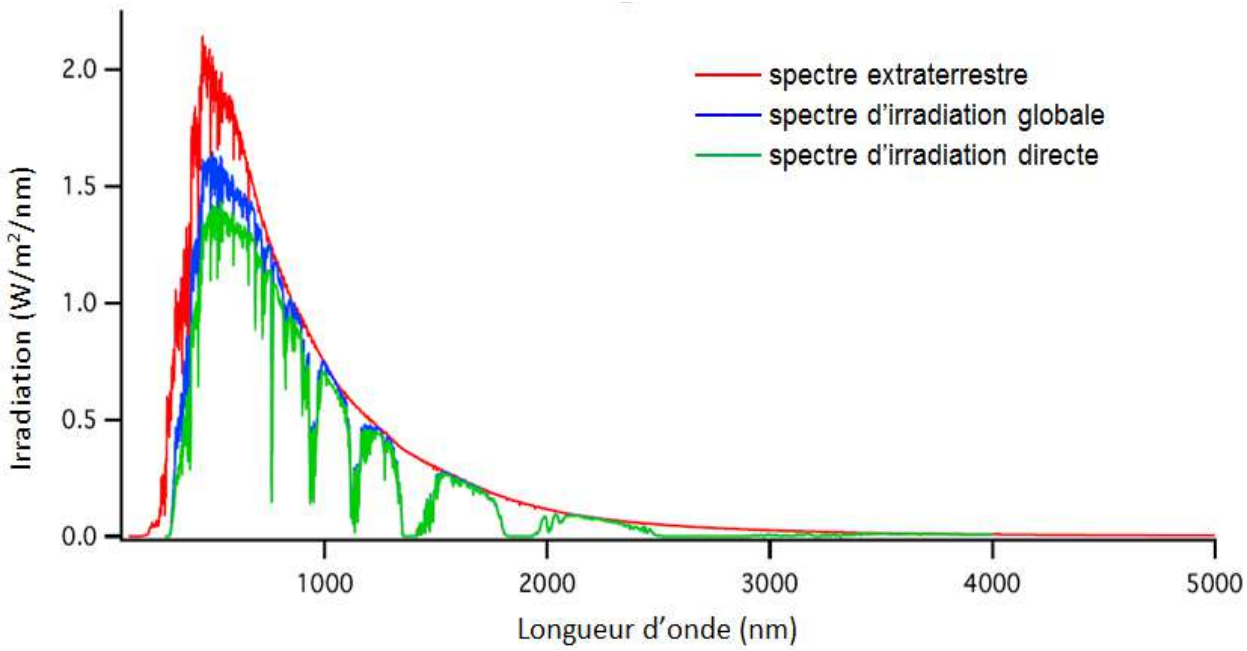


Fig. I.4. Spectres de référence (Honsberg et Bowden 2009)

I.3.2. Irradiation d'un corps noir

L'irradiation du soleil ressemble étroitement à l'irradiation d'un corps noir. Un corps noir est un corps qui absorbe tout le rayonnement entrant et émet un rayonnement maximal possible compte tenu de sa température. Il peut être estimé en utilisant la loi de Stefan-Boltzmann montrée dans l'équation (I.5) :

$$P = A.\sigma.T^4 \qquad (I.5)$$

Où

P est la puissance émise par le corps noir en [W],

A est la surface de l'objet en [m^2],

T est la température en [°C]

et σ est la constante de Stefan-Boltzmann ($\sigma = 5{,}6697\times10\text{-}8\ W/m^2.T^4$) (Iqbal 2012).

L'irradiation solaire est en fonction de la longueur d'onde et de la température, ce qui est vrai pour toute surface dont la température est supérieure à zéro. La distribution radiative d'un corps noir a été montrée par Max Planck en 1900 et est représentée sur la **Fig. I.5.** L'axe supérieur est représenté par l'énergie et l'axe inférieur est représenté par la longueur d'onde.

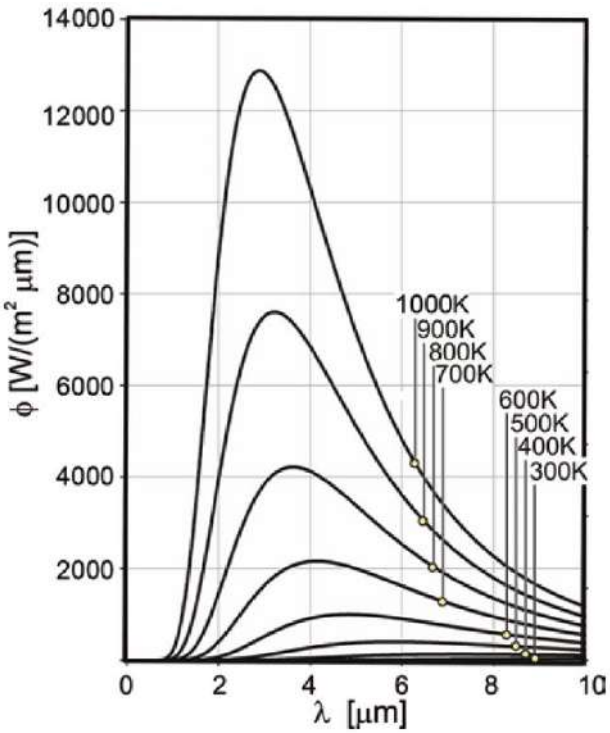


Fig. I.5 Loi de Planck affichée pour différentes températures (Iqbal 2012)

I.4. Variation spatiale et temporelle d'irradiation solaire

1.4.1. Direction du rayonnement direct

L'intensité d'irradiation solaire sur une surface et ainsi l'énergie récupérable sont largement tributaire de la direction d'incidence des émetteurs d'énergie (soleil) et l'orientation de l'absorbeur d'énergie (collecteur). Ici, de nombreux facteurs sont impliqués, ils sont expliqués dans la section suivante et peut être exprimés algébriquement en utilisant des relations géométriques. Ils sont:

- L'orbite elliptique de la terre autour du soleil, appelé l'écliptique,
- La déclinaison de la terre,
- L'autorotation de la terre (effet de jour),
- La dépendance du soleil sur la latitude Φ
- L'impact des aspects climatiques à court terme (météo).

La **Fig. I.6** montre les différentes coordonnées solaires. En tant que base, on suppose que la superficie de l'emplacement terrestre est horizontale et la direction d'irradiation solaire directe est choisie de manière arbitraire.

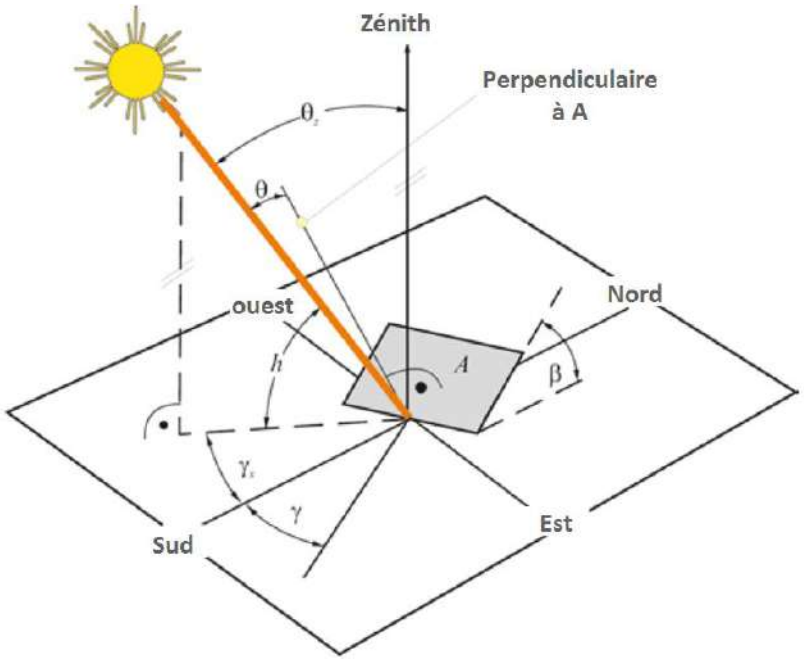


Fig. I.6 Coordonnées solaires selon le repère horizontal (Paulescu, Paulescu et al. 2012)

On définit :

- θ est l'angle entre la direction de la lumière et la normale d'une surface orientée de manière arbitraire A,
- θ_z est l'angle zénithal, c'est l'angle entre le soleil et la normale au plan horizontal sur lequel est située la surface A,
- Φ est latitude, l'angle que fait la verticale du lieu avec le plan équatorial. Si $\theta > 0$, le site se trouve dans l'hémisphère nord, sinon le site est dans l'hémisphère sud,
- φ est longitude, l'angle qui est formé par le méridien de Greenwich et le méridien du lieu considéré. La longitude est comprise entre -180 (vers l'ouest) et +180 (vers l'est),
- h est l'angle d'élévation du soleil. ce qui suit on applique: $h + \theta_z = 90°$,
- δ est la déclinaison de la terre, définit comme l'angle entre le pic du soleil et l'équateur, et varie entre -23.5° et + 23,5°,
- γ est l'angle d'azimut de la surface normale de A. Il décrit la différence de la projection horizontale à la surface normale du sud,
- γ_s est l'angle d'azimut de la direction de rayonnement. Il indique l'écart de la projection horizontale de la direction d'irradiation du sud,
- ω est l'angle horaire, (dans les cas simples 1h=15°; le matin $\omega<0$ et l'après-midi $\omega> 0$)

I.4.1.a. Coordonnées équatoriales

• *l'angle d'incidence*

Il y a un ensemble de relations utiles entre ces angles. L'équation reliant l'angle d'incidence sur une surface aux autres angles est (Duffie et Beckman 1980):

$$\cos\theta = sin\delta\ sin\Phi\ cos\beta - sin\delta\ cos\Phi\ sin\beta\ cos\gamma + cos\delta\ cos\Phi\ cos\beta\ cos\omega$$
$$+cos\delta\ sin\Phi\ sin\beta\ cos\gamma\ cos\omega + cos\delta\ sin\beta\ sin\gamma\ sin\omega \quad (I.6)$$

• *l'angle horaire*

L'angle horaire ω comme tous les autres angles est calculée en degrés [3] :

$$\omega = \frac{360}{24}(12 - TSV) \quad (I.7)$$

Où TSV est le temps solaire vrai.

Le temps solaire vrai peut être déduit à partir de la relation :

$$TSV = TU + ET + 4\varepsilon\,|\varphi_r - \varphi| \quad (I.8)$$

φ_r est la longitude de référence et φ la Longitude locale

$\varepsilon = +1$; pour φ à l'Est de φ_r $\quad \varepsilon = -1$; pour φ à l'Ouest de φ_r

ET est l'équation du temps (minute) donnée par la relation (I.9) (due à la variation de la vitesse de la Terre autour du Soleil) et elle est illustrée sur la **Fig. I.7**:

$$ET = 9.87\sin(2\gamma) - 7.53\cos(\gamma) - 1.5\,sin(\gamma) \quad (I.9)$$

Où γ en radian.

TU c'est le temps universel qui est le temps solaire moyen mesuré à partir de Greenwich (GMT) avec minuit comme origine.

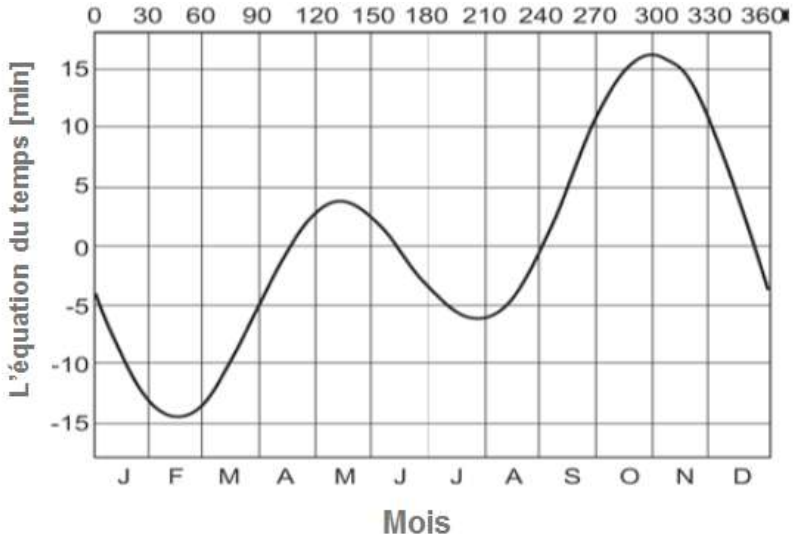


Fig. I.7 Variation annuelle de l'équation du temps (Iqbal 2012)

• *La déclinaison*

Plusieurs expressions ont été développées pour évaluer la déclinaison, la plus simple est celle utilisée par Cooper (Cooper 1969):

$$\delta = 23.45\ sin\left(360\ \frac{284+n}{365}\right) \quad \text{(I.10)}$$

La variation de la déclinaison du soleil au cours de l'année est représentée sur la **Fig. I.8.**

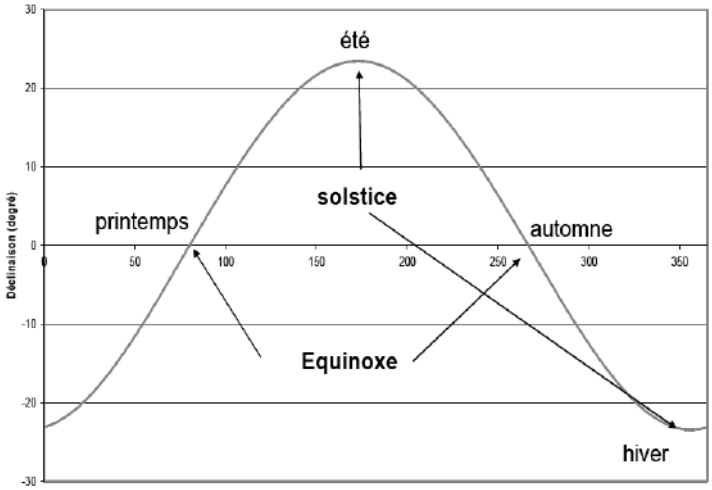


Fig. I.8. Variation annuelle de la déclinaison solaire (Duffie et Beckman 1980)

I.4.1.b. Coordonnées horizontales

• *Hauteur du soleil*

La hauteur du soleil (h) varie à chaque instant de la journée et de l'année selon la relation suivante (Duffie et Beckman 1980):

$$\sin(h) = cos(\delta)cos(\Phi)cos(\omega) + sin(\Phi)sin(\delta) \quad \text{(I.11)}$$

• *l'azimuth* γ_s

Il se compte de 0° à 360° à partir du sud dans le sens rétrograde. La relation qui donne l'azimuth est donnée ci-dessous (Iqbal 2012):

$$cos\gamma_s = (\sin h \sin \Phi - \sin \delta)/\cos h \cos \Phi \quad \text{(I.12)}$$

• *L'angle zénithal* θ_z

L'angle θ_z est complémentaire de h (Iqbal 2012):

$$\cos(\theta_z) = sin(\Phi)sin(\delta) + cos(\delta)cos(\Phi)cos(\omega) \quad \text{(I.13)}$$

1.4.2. Direction de rayonnement sur une surface horizontale

Lorsque le rayonnement est sur une surface horizontale, les deux angles ß = 0 ° et γ = 0 °. L'angle de la surface normale θ entre à l'angle θ_Z zénith. Cela simplifie l'Eq. (I.6) à:

$$cos\theta_Z = sin\Phi\ sin\delta + cos\Phi\ cos\delta\ cos\omega \quad (I.14)$$

1.4.3. Direction de rayonnement sur une surface verticale

Avec une surface verticale formée avec β = 90 ° et y = 0 °, à partir de l'Eq. (I.6) la relation angulaire devient:

$$cos\theta_Z = -sin\delta\ cos\Phi\ cos\gamma + cos\delta\ sin\Phi\ cos\gamma\ cos\omega + cos\delta\ sin\gamma\ sin\omega \quad (I.15)$$

Des relations utiles pour l'angle d'incidence des surfaces inclinées vers le nord ou vers le sud peuvent provenir du fait que les surfaces avec une pente β au nord ou au sud avoir la même relation angulaire à un rayonnement direct comme une surface horizontale à une latitude artificielle de (Φ–β). Pour l'hémisphère nord, l'Eq. (I.14) après une modification donne :

$$cos\theta_Z = \sin(\Phi - \beta)\ sin\delta + cos(\Phi - \beta)\ cos\delta\ cos\omega \quad (I.16a)$$

Pour l'hémisphère sud, l'Eq. (I.16a) sera modifiée en remplaçant (Φ–β) par (Φ+β), compatible avec les conventions de signe sur Φ et δ:

$$cos\theta_Z = \sin(\Phi + \beta)\ sin\delta + cos(\Phi + \beta)\ cos\delta\ cos\omega \quad (I.16b)$$

I.5. Influence de l'atmosphère sur le rayonnement solaire

I.5.1. Atmosphère

L'atmosphère est composée de différentes couches superposées les unes sur les autres. Depuis le sol, on distingue notamment la troposphère, puis la stratosphère, la mésosphère, suivie de la thermosphère.

L'atmosphère terrestre est composée essentiellement d'azote et d'oxygène. L'air propre et sec est composé de 78 % d'azote, de 21 % d'oxygène, de 1 % d'argon, et de 0,33 % de dioxyde de carbone. On rajoute à cela la vapeur d'eau et les aérosols. Les aérosols sont des particules soit d'origine naturelle, telles que le sable, la suie, les cristaux de glace, ou les poussières volcaniques, soit d'origine artificielle telles que celles produites par l'industrie, l'automobile, ou le chauffage.

Ainsi l'atmosphère se décompose en trois groupes: les molécules d'air sec et les gaz permanents, le contenu en eau, et les aérosols. Le rayonnement terrestre en traversant l'atmosphère est donc atténué par chacun de ces termes.

Lors de son passage dans l'atmosphère terrestre, le rayonnement solaire est considérablement atténué, il n'est donc pas aussi évident de déterminer la valeur du rayonnement solaire à la surface de la Terre que de connaître celle atteignant une surface horizontale au sommet de l'atmosphère. En effet, le rayonnement solaire piégé par notre planète est en partie «utilisé» lors de transformations photochimiques dans les hautes couches atmosphériques (ozone), en partie absorbé par les gaz atmosphériques (vapeur d'eau, oxygène, gaz carbonique,...), diffusé par les molécules (azote et oxygène), ou diffracté par les gouttelettes nuageuses et les aérosols (**Fig. I.9**).

Le rayonnement direct comme son nom l'indique est le rayonnement solaire reçu directement du soleil à n'importe quel point sur la Terre sans aucune perturbation.

Le rayonnement réfléchi est principalement renvoyé par la surface réceptrice, cette composante est plus importante dans les régions montagneuses.

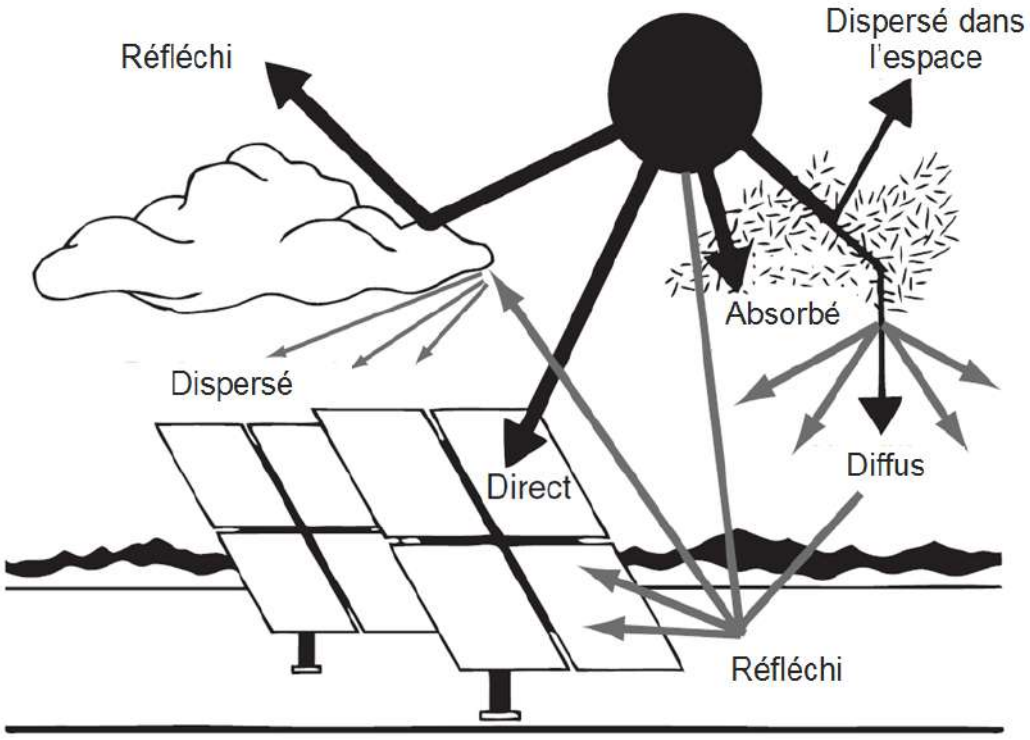


Fig. I.9. Composantes du rayonnement solaire (Badescu 2008)

Le rayonnement solaire qui se fait dispersée en passant par l'atmosphère de la terre est appelée rayonnement diffus et il comprend à la fois le rayonnement solaire réfléchi par les nuages et le rayonnement solaire réfléchi par la Terre.

La quantité de rayonnement solaire atteignant n'importe quel point de la surface de la Terre dépend de la position de ce point, du moment de l'année, de la diffusion atmosphérique, de la couche des nuages et de la forme et la réflectivité de la surface réceptrice.

I.5.2. Masse atmosphérique

L'intensité d'absorption et de diffusion que subit le rayonnement solaire à la traversée de l'atmosphère est liée à la quantité de molécules rencontrées par ce rayonnement, la loi de transmission est donnée par la relation suivante :

$$Q = Q_0 \exp(-Kl) \quad \text{(I.17)}$$

Tel que

Q: Flux énergétique sortant après un parcours de longueur (l) dans l'atmosphère

Q_0: Flux énergétique incident

K : coefficient d'extinction caractérisant l'absorption et la diffusion

La masse atmosphérique ou (masse d'air noté AM) est l'épaisseur verticale de l'atmosphère moyen au niveau de la mer (**Fig. I.10**), dans les conditions normales de température et de pression, la masse atmosphérique est définie par l'expression suivante :

$$AM = \frac{P}{1013} \frac{1}{\sin(h)} exp\left(\frac{-Z}{7.8}\right) \quad \text{(I.18)}$$

Où

p: pression de l'air (N/m^2)

h: hauteur solaire, sur l'horizon (h=90° au zénith)

Z: altitude en (km)

Dans les conditions normales (p=1013 N/m^2) et au niveau de la mer (Z=0), l'expression da la masse atmosphérique est simplifiée à :

$$AM = \frac{1}{\sin(h)} \quad \text{(I.19)}$$

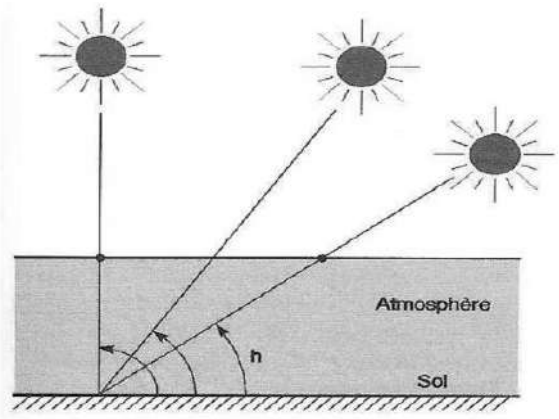


Fig. I.10. Définition de la masse d'air (Solanki 2015)

Ainsi lorsque le soleil est au zénith on a AM1, avec un soleil à 30° sur l'horizon on aura AM2 et pour le soleil à 48° le AM est de 1.5 ; par convention AM0 désigne le rayonnement solaire hors atmosphère, le tableau (I.2) nous donne la constante solaire (I_0) en fonction du nombre de la masse d'air.

Tab.I.2. Constante solaire en fonction du nombre d'air masse pour une atmosphère de type méditerranéen (Solanki 2015)

AM	0	1	1.5	2	3	4	5
I_0 (W/m²)	1353	931	834	755	610	530	430

I.5.3. Absorption atmosphérique

L'absorption par les gaz atmosphériques est dite sélective: elle concerne des bandes de longueur d'onde réparties de façon discrète dans le spectre solaire. L'absorption atmosphérique est due essentiellement à l'ozone (O_3), l'oxygène (O_2), le gaz carbonique (CO_2), et la vapeur d'eau (H_2O) ; et en moindre partie à l'azote (N_2), le monoxyde de carbone (CO), les hydrocarbones (CH_4, C_2H_4, C_2H_6, C_3H_8), les oxydes d'azote (N_2O, NO_2, N_2O_4, N_2O_5), et les gaz rares. Si l'azote, l'oxygène, le gaz carbonique, les gaz rares, et les oxydes d'azote (par ordre décroissant de concentration) sont répartis uniformément dans l'atmosphère, il n'en est pas de même pour la vapeur d'eau et l'ozone, dont les concentrations varient en fonction du lieu et du moment considérés. A l'origine de l'absorption, on distingue plusieurs phénomènes physiques, tels que la transition de la molécule d'un niveau d'énergie à un autre, les rotations moléculaires, les transitions électroniques de liaison, ou les vibrations intramoléculaires. Ces processus ne se produisent qu'à certaines longueurs d'onde, l'absorption est donc sélective.

I.5.3.1. Absorption dans l'ultraviolet

Cette absorption est causée principalement par l'ozone arrêtant ainsi la quasi-totalité des longueurs d'onde comprises entre 210 et 290nm. Les gaz monoatomiques d'oxygène et d'azote absorbent les rayonnements de longueur d'onde entre 85nm et celle des rayons X, comme ces gaz se situent dans la couche la plus haute de l'atmosphère (produits par dissociation des molécules biatomiques) alors ils constituent un véritable bouclier aux faibles longueurs d'ondes. Les gaz biatomiques d'oxygène et d'azote absorbent les rayonnements de bandes spectrales inférieures à 200 nm. L'ozone a une bande de forte absorption entre 200 et 300 nm et quelques-unes moins importantes entre 300 et 350 nm.

I.5.3.2. Absorption dans le visible

C'est l'ozone et l'oxygène diatomique qui sont les principaux responsables de la diminution énergétique du rayonnement solaire. L'ozone est très absorbant dans le domaine qui s'étend de 450 à 770 nm, alors que les molécules d'oxygène filtrent le rayonnement visible dans trois bandes centrées sur 630; 690 et 760 nm. L'eau possède une légère bande autour de 720 nm.

I.5.3.3. Absorption dans l'infrarouge

L'absorption dans l'infrarouge provient essentiellement de la vapeur d'eau et du dioxyde de carbone de sorte qu'au niveau bas de l'atmosphère 14% du rayonnement solaire est absorbé par la vapeur d'eau principalement dans la région du proche infrarouge; alors que l'absorption par le dioxyde de carbone est légère et se manifeste dans l'infrarouge lointain (supérieur à 2000 nm).

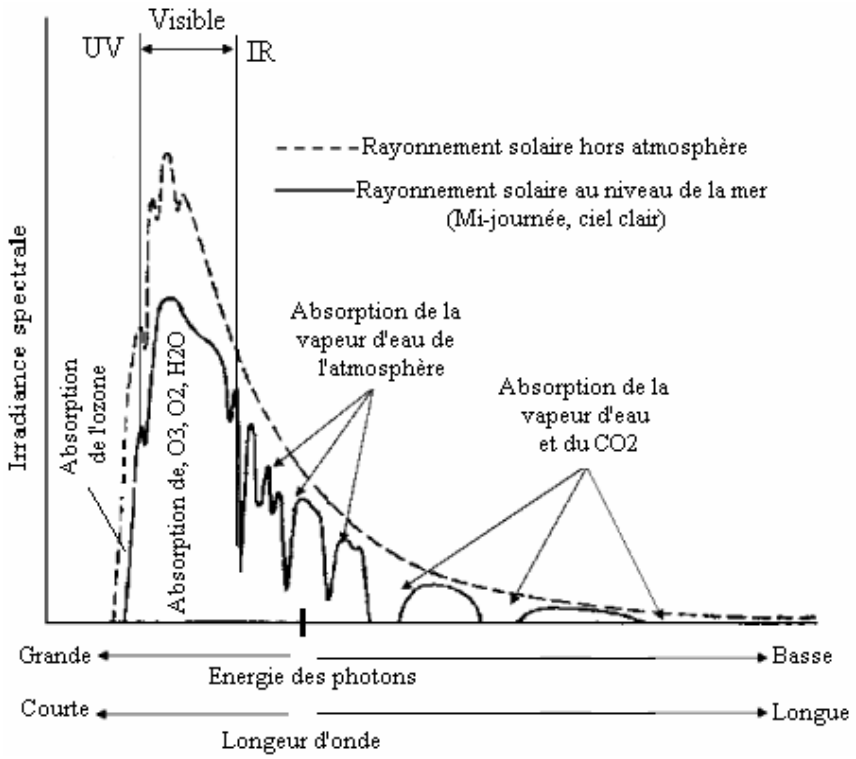


Fig.I.11. Spectre d'absorption du rayonnement solaire au niveau de la mer (Sen 2008)

I.5.4. Diffusion atmosphérique

La diffusion atmosphérique change la direction de propagation du rayonnement. Il est généralement élastique, ce qui signifie que le rayonnement diffusé à la même fréquence que l'incident. Cependant, une petite fraction de photons subit une diffusion inélastique, dans lequel l'énergie de rayonnement est également modifiée en raison des transitions électroniques dans les molécules de diffusion. Ceci est ce qu'on appelle *diffusion de Raman*. La diffusion atmosphérique peut être due à des particules de taille différente comme les molécules de gaz ($\backsim 10^{-4}$ µm), les aérosols ($\backsim 1$ µm), les gouttelettes d'eau ($\backsim 10$ µm), et les gouttes de pluie ($\backsim$ 1 cm). L'effet de la dimension des particules sur la diffusion est représenté par le paramètre de taille, *x*. Pour une particule sphérique de rayon a, $x = 2\pi a/\lambda$. Si $x << 1$ (les particules sont petites par rapport à la longueur d'onde), la dispersion est appelée *la diffusion de Rayleigh*. Un exemple est la diffusion de la lumière visible par les molécules de l'atmosphère. Si $x \geq 1$ (la particule dispose à peu près la même taille que la longueur d'onde), la dispersion est appelée *la diffusion de Lorenz-Mie.* Si $x >> 1$ (les

particules sont grandes par rapport à la longueur d'onde), la dispersion est appelée la diffusion géométrique, et elle peut être étudié à l'aide de l'optique géométrique de la réflexion, la réfraction et la diffraction. Pour de faibles densités de molécules et de particules dans l'air, la diffusion est indépendante, c.-à-d. chaque particule diffuse un rayonnement comme si les autres particules n'existent pas. Si la densité augmente, comme se passe à l'intérieur des nuages, chaque particule peut diffuser le rayonnement qui a déjà été diffusé par d'autres particules. Ce processus est appelé la diffusion multiple (Liou 2002).

I.5.5. Distribution spectrale du rayonnement solaire au sol

Au sol le rayonnement solaire peut être décomposé en deux parties.

1. le rayonnement direct, on notera par (H_D) la puissance reçue par unité de surface normale aux rayons provenant au sol.
2. le rayonnement diffus provenant de toute la voûté céleste, on notera par (H_F) la puissance reçue par unité de surface

La puissance globale du rayonnement solaire reçu au sol s'exprime comme étant la somme de la puissance diffuse et de la puissance directe pondérée par le cosinus de l'angle zénithal du soleil (Badescu 2008). On a alors:

$$H = H_D + H_F \cos(\theta_z) \quad \text{(I.20)}$$

θ_z : l'angle zénithal (complément de la hauteur solaire)

Remarque : La surface du sol renvoie vers l'espace une fraction du rayonnement solaire global appelée albédo (AL), qui dépend de sa nature et de son état. Si le rayonnement réfléchi est égal à R. Le flux absorbé par le sol est (1-AL)·R. Le **Tab. I.3** donne l'albédo typique de quelques surfaces.

Tab.I.3 Albédo typique de différentes surfaces (Bessemoulin et Oliviéri 2000)

Surfaces	Albédo
Neige fraiche	0.8 à 0.9
Neige ancienne	0.5 à 0.7
Sol rocheux	0.15 à 0.25
Sol cultivé	0.07 à 0.14
Forêt	0.06 à 0.2
Etendue d'eau	0.05

I.6. Mesure d'irradiation solaire

I.6.1. Radiomètres solaires

La détection du rayonnement électromagnétique optique est principalement réalisée par la conversion de l'énergie directe reçue à des signaux électriques qui peuvent être ensuite mesurées par des techniques classiques. En raison de leur sensibilité spectrale presque constante pour toute la gamme spectrale solaire, les radiomètres équipés de capteurs thermiques sont largement utilisés pour mesurer l'irradiation solaire à large bande. Les fluctuations de température (les instruments sont placés en plein air et leur température peut varier entre -20 et 70 °C), le vent, la pluie et la neige sont des facteurs qui influent sur les mesures. La minimisation de ces perturbations est une tâche difficile dans l'ingénierie des radiomètres solaires (Vignola, Michalsky et al. 2012).

a. Pyrhéliomètre

Le pyrhéliomètre est un instrument à large bande qui mesure la composante directe du rayonnement solaire H_D. Par conséquent, l'instrument doit être pointu en permanence vers le Soleil. Un mécanisme à deux axes pour suivre le soleil est le plus souvent utilisé pour ce but. Le détecteur est un thermocouple à jonctions multiples placé au fond d'un tube de collimation (**Fig. I.12a**) muni d'une fenêtre en quartz pour protéger l'instrument.

Le détecteur est recouvert de peinture noire optique (agissant comme un absorbeur complet de l'énergie solaire dans les longueurs d'onde allant de 0,28 à 3 μm). Sa température est compensée pour minimiser la sensibilité des variations de température ambiante. L'angle d'ouverture de pyrhéliomètre est 5°. Un dispositif de lecture est utilisé pour donner la valeur instantanée de l'irradiation directe. Son échelle est adaptée à la sensibilité de l'instrument pour afficher la valeur en unité SI, $W.m^{-2}$. Pour l'illustration, une photo d'un pyrhéliomètre Hukseflux DR01 premier classe (Hukseflux 2012) est présentée à la **Fig. I.12b** (Vignola, Michalsky et al. 2012).

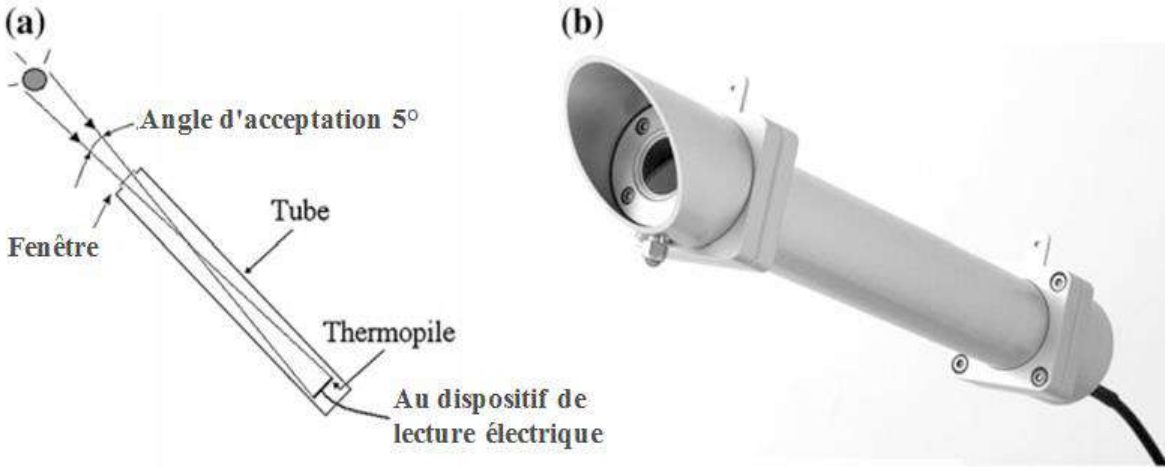


Fig. I.12. a) Schéma d'un pyrhéliomètre. **b**) Photo de Hukseflux DR01(Paulescu, Paulescu et al. 2012)

b. Pyranomètre

Les pyranomètres sont des instruments à large bande qui mesurent le rayonnement solaire global entrant à partir d'un angle solide 2π sur une surface plane. Un pyranomètre typique est représenté schématiquement sur la **Fig. I.13a**. Il se compose d'un disque blanc pour limiter l'angle d'acceptante à 180° et deux couvercles transparents hémisphériques concentriques en verre. Les deux dômes protègent le capteur de la convection thermique, le protègent contre les intempéries menace (pluie, le vent et la poussière) et limitent la sensibilité spectrale de l'instrument dans la plage de longueur d'onde 0,29 à 2,8µm. Une cartouche de gel de silice à l'intérieur du dôme absorbe la vapeur d'eau.

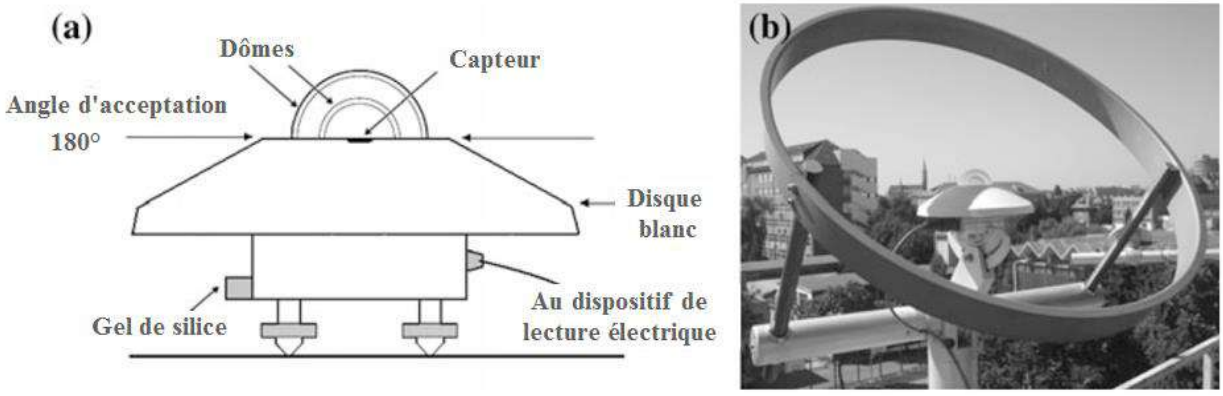


Fig. I.13. a) Schéma d'un pyranomètre. **b**) Pyranomètre de première classe LP PYRA 12 (Delta OHM 2012) équipé d'anneau d'ombre(Paulescu, Paulescu et al. 2012)

Un pyranomètre peut être également utilisé pour mesurer le rayonnement solaire diffus H_f, à condition que la contribution de la composante directe soit éliminée. Pour cela, un petit disque d'ombrage peut être monté sur un suiveur solaire automatisé pour assurer que le pyranomètre est continuellement ombragé. Alternativement, un anneau d'ombre peut empêcher la composante directe H_D d'atteindre le capteur tout au long de la journée (voir **Fig. I.13b**). Parce que l'angle d'élévation maximal quotidien du soleil change de jour en jour, il est nécessaire de changer périodiquement la hauteur de l'anneau d'ombre.

c. Mesure de la durée d'ensoleillement

Selon WMO (WMO 1983), la durée d'ensoleillement dans une période donnée est définie comme la somme des intervalles de temps pour lesquels l'irradiation solaire directe dépasse le seuil de 120 Wm^{-2}. Dans la pratique, deux méthodes sont largement utilisées pour la mesure de la durée d'ensoleillement (Méthode de la carte brûlée et la méthode pyranomètrique) qui seront brièvement présentées plus tard.

La méthode de la carte brûlée est basée sur l'héliographe Campbell-Stokes, qui sa configuration basique se compose d'une sphère de verre montée de manière concentrique dans un segment d'une cuvette sphérique (**Fig. I.14**). Le support est réglable de telle sorte que l'axe de la sphère peut être incliné à l'angle de latitude du lieu. Le segment de la cuvette sphérique détient la carte d'enregistrement. La sphère de verre focalise le rayonnement solaire direct à la carte, brûlant celle-ci en laissant une trace chaque fois que le soleil brille. La position et la longueur de la trace indiquent l'heure de début et la durée de l'intervalle d'ensoleillement. Les erreurs de cet enregistreur sont principalement dues à la dépendance de l'initiation de brûlure sur la température et l'humidité de la carte ainsi que l'effet du brûlure excessive, notamment en cas de nuages brisés (Kerr et Tabony 2004).

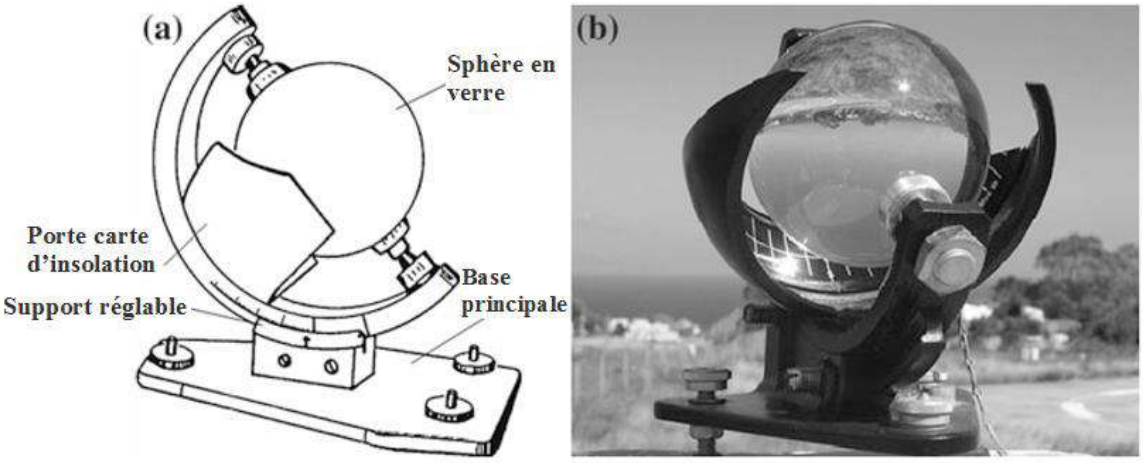


Fig. I.14. a) Schéma d'héliographe Campbell-Stokes **b**) Photo typique d'héliographe Campbell-Stokes(Paulescu, Paulescu et al. 2012)

La méthode pyranomètrique implique la mesure de H global et l'irradiation solaire diffuse H_f. Par soustraction, l'irradiation solaire directe est ensuite dérivée, pour comparer avec le seuil de WMO en utilisant l'équation fondamentale (I.21), le critère d'ensoleillement de WMO peut être exprimé comme suit:

$$\xi(t) = \begin{cases} 1 & if \ \frac{H-H_F}{cos\theta_z} > 120 W/m^2 \\ 0 & otherwise \end{cases} \quad (I.21)$$

I.6.2. Satellites météorologiques

Les méthodes basées sur des observations satellitaires représentent une alternative pour l'estimation du rayonnement solaire et sont largement utilisés (Cano, Monget et al. 1986), (Perez, Moore et al. 2002), (Rigollier, Lefèvre et al. 2004). Les projets d'énergie solaire utilisent couramment les données satellitaires à long terme en combinaison avec les mesures solaires au sol à court terme de haute qualité aux fins d'évaluation des ressources solaires. Selon Zelenka et al. (Zelenka, Perez et al. 1999), les données d'irradiation horaires provenant de satellites sont considérées comme l'option la plus précise pour la prédiction d'irradiation solaire dans des endroits avec distance supérieure à 25 km de la station terrestre. Les satellites météorologiques balayent la surface de la terre, et sur la base des images produites, il est possible de retrouver les composantes d'irradiation solaire au niveau du sol avec une résolution spatiale et temporelle relativement élevée.

Par exemple, les satellites de la Meteosat Seconde Génération (MSG) Fournissent des images de l'Europe, l'Afrique et l'Atlantique Nord depuis 2004, avec une résolution temporelle de 15 minutes et une résolution spatiale d'environ 1 km × 1 km au point sous-satellite. Les images à bord du satellite observent la terre dans différentes bandes spectrales et fournissent des informations et des données sur l'état de l'atmosphère.

Il existe deux types de satellites météorologiques:

- les satellites météorologiques en Orbite polaire, ainsi appelé parce que, par le tour de la terre, ils passent au-dessus des pôles. Ils sont situés à basse altitude, à environ 850 km au-dessus du sol, offrant une meilleure information de résolution. Avec les satellites polaires, chaque endroit sur la terre peut être observé deux fois par jour. Cette faible résolution temporelle limite leur utilisation opérationnelle pour l'estimation d'irradiation solaire sur le sol. Plusieurs pays exploitent les satellites météorologiques en orbite polaire, tels que *NOAA* par les États-Unis et les satellites européens *Metop-A* et *Metop-B*. La Russie possède les séries de satellites *Meteor* et *Resurs*. Récemment, Le radiomètre avancé avec très haute résolution (AVHRR), à bord de l'orbite polaire des satellites NOAA et Metop, fournit de l'information plusieurs fois par jour, ce qui permet l'estimation de l'irradiation solaire avec une plus grande confiance, comme étudié par Karlsson et al. (Karlsson, Riihelä et al. 2013).
- Les satellites météorologiques géostationnaires sont suspendus au même endroit au-dessus de l'équateur à une altitude d'environ 36000 km. Car ils tournent autour de la terre dans la même direction et de la même vitesse comme la rotation de la terre, ils restent immobiles comme on le voit depuis la surface de la terre et fournissent ainsi des informations en continu de l'ensemble de l'hémisphère vue par le satellite. Plusieurs satellites météorologiques géostationnaires sont en fonctionnement couvrant le monde entier à l'exception des pôles. On cite par exemple : le système environnemental opérationnel géostationnaire des Etats Unis (*GOES*), les Missions européennes *Météosat*, l'*INSAT* indienne, le *MTSAT* japonais, le satellite météorologique russe nouvelle génération *Elektro-L1* et les satellites géostationnaires chinois *Feng-Yun*.

La base de méthodes par satellite est l'équation de conservation de l'énergie, en tenant compte de l'interaction du rayonnement extraterrestre avec les constituants atmosphériques avant d'atteindre la surface de la terre. Lorsque le rayonnement solaire traverse l'atmosphère, il est en partie réfléchie vers l'espace et en partie absorbé par l'atmosphère. La partie restante, qui atteinte le sol est en partie absorbée par la surface de la terre et en partie réfléchie (affecté à nouveau par la diffusion atmosphérique et absorption) vers l'espace comme l'albédo de surface. Le capteur satellitaire mesure le rayonnement rétrodiffusé par le système terre-atmosphère. À la suite de ce schéma de conservation de l'énergie et en connaissant l'énergie absorbée et l'albédo de surface, l'irradiation solaire à la surface de la terre peut être dérivée. L'irradiation extraterrestre est extraite par les équations astronomiques et l'irradiation réfléchie est mesurée par les radiomètres satellitaires. Pour plus de détails sur l'expression de la conservation de l'énergie pour la dérivation du rayonnement solaire à la surface de la terre, voir (Polo, Zarzalejo et al. 2008).

I.7. Gisement solaire dans le monde

La distribution du rayonnement solaire global atteignant la terre n'est pas uniforme. Elle peut être divisée en trois régions. Due aux variations de température entre les différentes régions du monde, des différences significatives du rayonnement solaire sont attendus.

La première région, qui a la plus grande quantité de rayonnement solaire, se situe entre la latitude 15 °N et 35 °N. La plupart de ce rayonnement solaire provient du rayonnement direct, car il y a un manque de couverture nuageuse et de précipitations. La deuxième région est comprise entre la latitude 15 °N et 0 °N. Cette région possède le deuxième plus haut niveau de rayonnement solaire, avec des niveaux élevés de rayonnement diffus en raison de l'humidité et de la couverture nuageuse. Dans cette région, il y a presque une quantité constante de rayonnement solaire pendant l'année. La troisième région, située au-dessus de 35 °N, dispose le plus faible niveau de rayonnement solaire, cela est dû à la couverture nuageuse. Presque la moitié du rayonnement dans cette région provient de rayonnement diffus. La plus faible quantité du rayonnement solaire se trouve aux pôles de la Terre (Black 1956).

La **Fig.I.15** représente une carte de répartition de gisement solaire mondiale pour l'année 2015. On peut voir que le rayonnement est plus élevé dans les zones équatoriales et tropicales, et plus faible dans les régions polaires. Certaines régions à l'équateur (sud-ouest américain, Moyen-Orient, Grand Sahara, les déserts d'Australie et de Chili) peuvent atteindre des valeurs supérieures à 2300 kWh/m^2 par an, tandis que le sud de l'Europe reçoit un rayonnement solaire annuel maximal de 1700 kWh/m^2 et en Allemagne par exemple, on obtient un moyen de 1040 kWh/m^2.

Les pays du Maghreb ont un potentiel solaire élevé. Les taux d'irradiation solaire effectués par les satellites de l'Agence Spatiale Allemande (DLR), montrent des niveaux d'ensoleillement exceptionnels de l'ordre de 2100 kWh/m^2 /an dans le Nord du Grand Sahara.

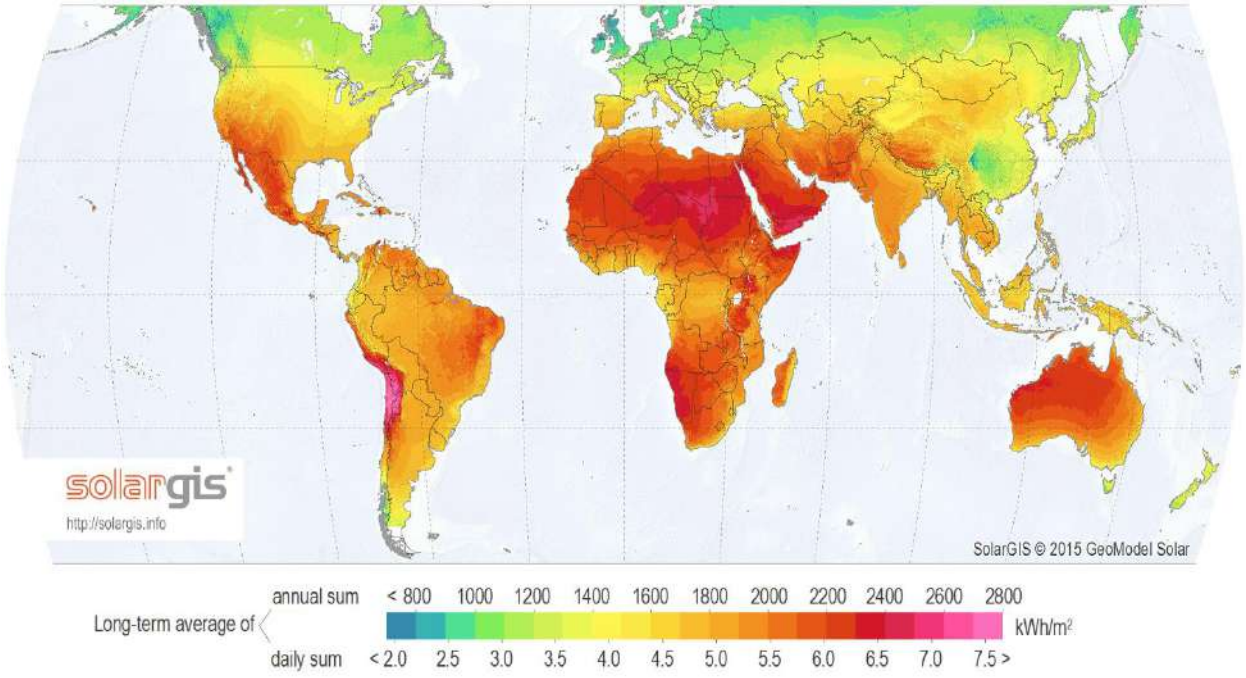


Fig I. 15. Irradiation Solaire globale dans le monde (Solargis 2015)

I.8. Gisement solaire Algérien

En prenant un premier coup d'œil sur les données solaires existantes pour l'Algérie, les conditions solaires dans le pays semblent, en général favorable à la fois thermiques en utilisant les ressources d'irradiation directe et les applications photovoltaïques utilisant des ressources d'irradiation diffuse.

En se concentrant sur l'irradiation directe en particulier et étant donné son emplacement et les conditions climatiques géographiques, l'Algérie devrait avoir des ressources d'irradiation directe élevées, et donc un fort potentiel pour les centrales solaires thermiques.

Suite à une évaluation par satellites, l'Agence Spatiale Allemande (ASA) a conclu, que l'Algérie représente un potentiel solaire le plus important de tout le bassin méditerranéen, soit: 169.000 TWh/an pour le solaire thermique, 13,9 TWh/an pour le solaire photovoltaïque et 35 TWh/an pour l'éolien. La répartition du potentiel solaire par région climatique est schématisée dans la **Fig. I.16.**

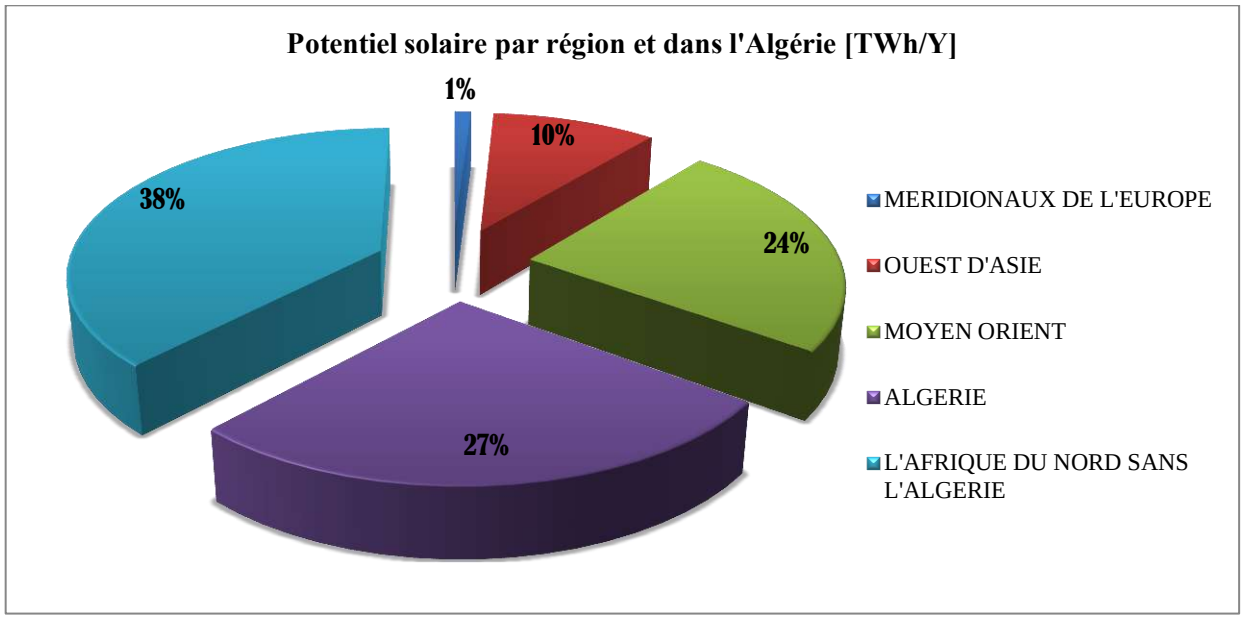


Fig. I.16. Présentation des ratios du potentiel solaire

L'ensoleillement annuel moyen est évalué à 2000 heures, avec un moyen de rayonnement solaire de 6,57 kWh/m^2/jour. Avec un territoire composé de 86% de désert saharien et de par son positionnement géographique, l'Algérie possède le champ solaire le plus important au monde. Si on devait comparer le solaire au gaz naturel, le potentiel solaire algérien est équivalent à un volume de 37 000 milliards de mètres cubes, soit plus de 8 fois les réserves de gaz naturel du pays, à la différence que le potentiel solaire est renouvelable, contrairement au gaz naturel (Honsberg et Bowden 2009).

Selon la carte graphique ci-dessous, nous pouvons détecter les zones les plus ensoleillées en Algérie à partir des taux d'irradiation journalière.

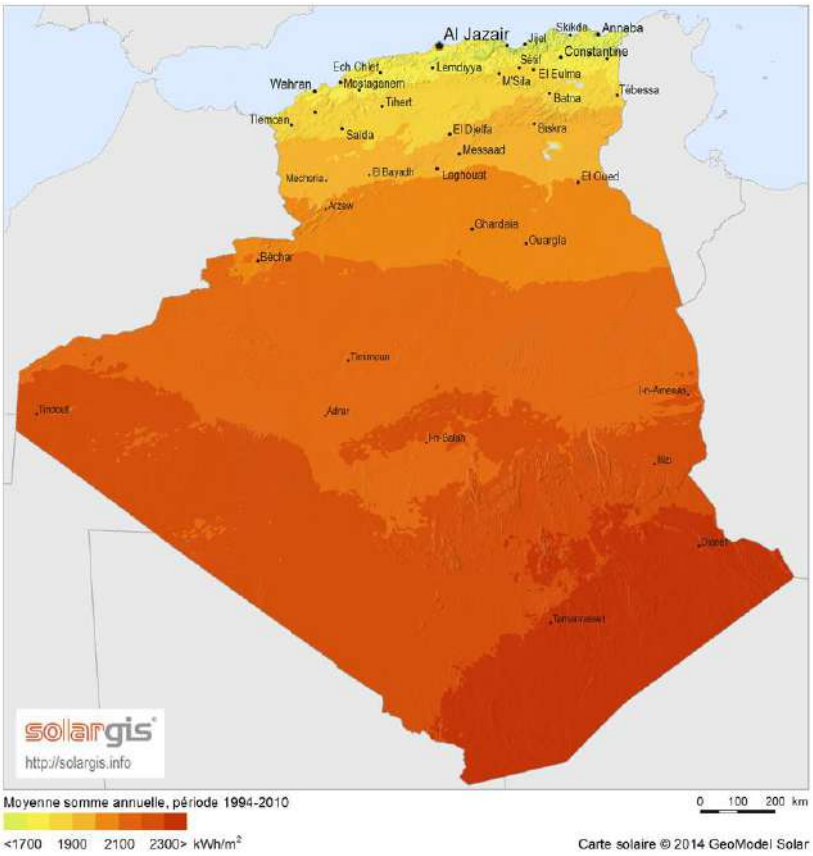


Fig. I. 17. Irradiation Solaire globale dans l'Algérie (Solargis 2015)

La répartition du potentiel solaire par région climatique au niveau du territoire Algérien est présentée dans le **Tab I.4**, selon l'ensoleillement reçu annuellement.

Tab I.4 Répartition du potentiel solaire en Algérie (Ministère de l'énergie et des mines 2011)

Régions	Région côtière	Hauts Plateaux	Sahara
Superficie (%)	4	10	86
Durée moyenne d'ensoleillement (heures/an)	2650	3000	3500
Energie moyenne reçue (kWh/m²/an)	1700	1900	2650

I.9. Conclusion

Finalement, On peut tirer de ce chapitre les points suivants :

- Ce chapitre a exposé les bases de l'énergie solaire et a clarifié l'origine de celui-ci, il a également révélé la relation existante entre le soleil et la terre ;
- Ce chapitre a différencié les concepts de l'irradiation, afin qu'on puisse avoir des points de repère lorsqu'on évalue le potentiel solaire ;
- En plus de latitude et de la température, le rayonnement solaire capté dépend de l'inclinaison et l'orientation du plan de captage. Pour cela, on décrit les coordonnées solaires équatoriales et horizontales, et les relations qui nous a permet de savoir la direction du rayonnement ;
- Les rayons solaires, lors de son trajet depuis le soleil vers la surface terrestre, ils subissent des interactions avec l'atmosphère, en produisant deux phénomènes: l'absorption et la diffusion atmosphériques. Une brève analyse de ceux-ci a été faite.
- De ce qui précède ressort que le rayonnement solaire comprend trois composantes, une introduction concise pour les instrumentations utilisées pour mesurer ces composantes, leurs principes de fonctionnement ainsi que les méthodes de mesures sont présentées.
- Pour nous serons au courant de la situation de gisement solaire dans le monde entier, et principalement dans l'Algérie, des cartes d'ensoleillement supportées par des statistiques prouvant le potentiel solaire mondial et algérien a été présentées. Ces connaissances nous a permet aussi de comprendre le rôle qu'elle peut et doit jouer l'énergie solaire dans l'avenir énergétique de la terre.
- L'importance de connaitre ce potentiel solaire et la difficulté d'avoir des stations de mesure partout dans le monde, cela nous amène à penser sur le développement des méthodes modernes et efficaces pour mieux connaitre le potentiel solaire, énorme et à forte potentialité d'exploitation. et ceci ce qui nous sera abordé dans les chapitres suivantes.

Chapitre II

Etat de l’art sur la modélisation de l’irradiation solaire

II.1. Introduction

Une revue sur la littérature est considérée comme une pierre angulaire dans la recherche scientifique. Il permet aux chercheurs de tirer parti des connaissances antérieures accumulées dans le passé pour être un point de départ dans son étude. Il ne peut en aucun cas faire un travail dans l'isolement des problèmes qui ont une relation directe ou indirecte sur le cas à étudier. Au contraire, chercher à intégrer les idées, les théories et les hypothèses préalables avec la connaissance actuelle nous a conduit forcément à des résultats intéressantes. Une revue attentive donne également au chercheur une compréhension de la méthodologie de recherche qui se réfère à la manière et à l'étude à mener. Il aide le chercheur à connaître les outils et les instruments qui se sont avérés utiles. Il fournit une preuve de la connaissance du chercheur dans le champ d'investigation et aussi elle va l'aider dans l'évolution de nouvelles idées et construit de nouvelles approches du problème. L'avantage de la documentation connexe donne aussi un aperçu sur les méthodes statistiques à travers laquelle la validité des résultats doit être établie.

Il est convenu de noter que dans de nombreuses stations météorologiques, on remarque la non disponibilité des données de radiation solaire par rapport à celles de la température, d'humidité et de la précipitation, et si elles sont disponibles, elles sont souvent soit incomplètes, soit en dehors de la fourchette prévue. Cette situation que nous trouverons surtout dans les pays en développement, est due à deux choses principales:

- le cout élevé des équipements et des instrumentations de mesure;
- la maintenance, l'étalonnage et les défaillances fréquentes des équipements.

Il est généralement admis que la modélisation du rayonnement solaire est nécessaire, et il est alors compréhensible que de nouveaux modèles et l'amélioration des techniques de modélisation existantes sont continuellement proposées à l'intention d'améliorer les estimations avec l'utilisation de variables météorologiques plus facilement disponibles.

Par conséquent, des travaux vastes ont été effectués par les chercheurs en vue de trouver un modèle approprié pour estimer ou prédire l'irradiation solaire. et ça ce qu'on veut montrer dans ce chapitre, où nous revenons à la littérature afin de voir les différentes techniques utilisées en terme de "modélisation de l'irradiation solaire" et en montrant aussi qu'il est possible d'aborder ce sujet à plusieurs angles.

II.2. Production scientifique mondiale sur la modélisation d'irradiation solaire

Avant d'aller plus en détail sur les différentes techniques utilisées pour la modélisation de l'irradiation solaire, nous avons décidé de faire une étude bibliométrique concernant les publications scientifiques centrées sur ce domaine.

Cette étude, indépendamment à leur utilité dans le domaine de l'histoire de la science, elle nous a permet d'évaluer la croissance de la production scientifique, sa qualité, sa quantité et surtout le champ d'intérêt des chercheurs.

Dans ce sens, la **Fig.II.1** résume l'évolution de nombre des articles publiés dans ce domaine en fonction des périodes en utilisant 'ISI web of knowledge' et 'Google scholar' comme des références, on note un développement remarquable dans les dernières années. La méthodologie est basée sur la recherche des mots-clés proposés dans les publications antérieures, ce qui nous a conduits à établir une série de mots-clés pour chacune des techniques de modélisation, et exécuter aussi une union logique du même ordre pour éviter l'apparition de publications dupliqués.

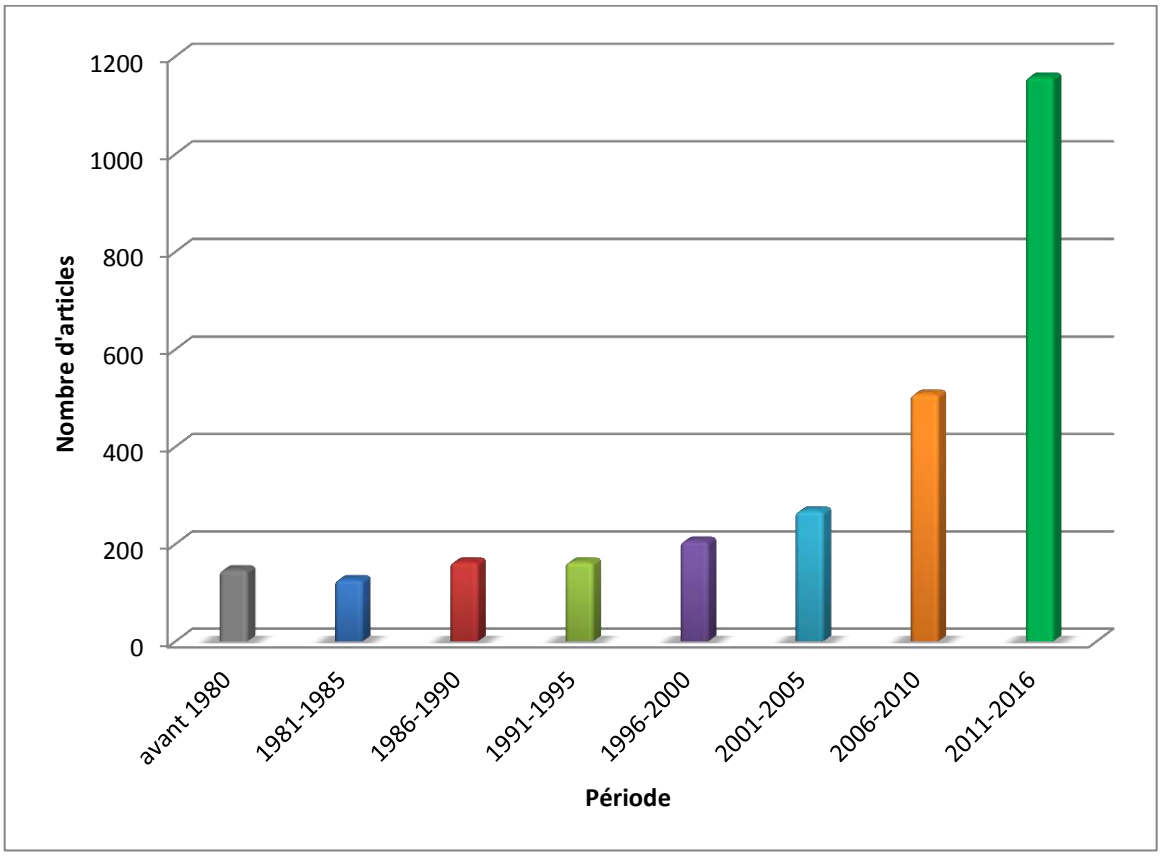


Fig.II.1 Evolution du nombre d'articles publiés sur la modélisation d'irradiation solaire

II.3. Classification des modèles

En revenant à la littérature, on peut diviser les modèles utilisés dans l'estimation et la prédiction de l'irradiation solaire sur trois grandes catégories en suivant la classification déjà proposée par (Tolabi 2014) (**Fig. II.2**):

- les modèles empiriques (physiques)
- les modèles simulés (statistiques)
- les modèles optimisés

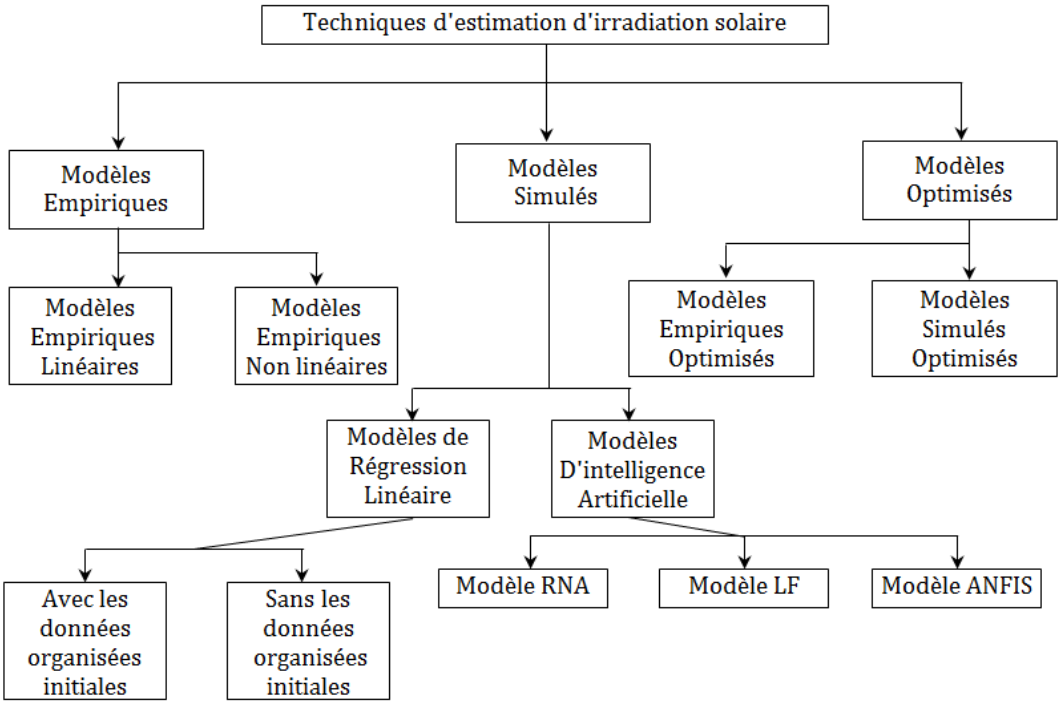


Fig.II.2 Techniques de modélisation d'irradiation solaire

II.3.1. Modèles empiriques

L'apparition de ces modèles dès le milieu du XXe siècle, les chercheurs ont compté sur différents paramètres d'entrée comme : les heures d'ensoleillement, la nébulosité, la température, l'humidité relative, la précipitation, la déclinaison solaire, la durée astronomique du jour, la constante solaire, la latitude, l'altitude, …etc. Le nombre et le type de paramètres d'entrée varient, et ainsi, le modèle qui comporte plusieurs paramètres est le modèle le plus sophistiqué. Les modèles de première génération reposent sur un ou deux paramètres, souvent la durée d'ensoleillement, la couverture nuageuse ou une combinaison des deux avec des paramètres secondaires tels que l'humidité ou la précipitation,...etc.

Ces modèles peuvent être des modèles linéaires ou non linéaires. En général, une technique de régression statistique est utilisée pour obtenir le coefficient de modèles empiriques. La simplicité et la non-exigence d'une phase d'apprentissage sont les principaux avantages des modèles empiriques.

Les techniques qui relèvent de cette catégorie peuvent être divisées en deux sous-catégories principales:

- les modèles empiriques linéaires
- les modèles empiriques non linéaires

Il est également possible de les classées selon le paramètre utilisé comme entrée dans ces modèles, dans ce cas on distingue :

- Des modèles basés sur la durée d'ensoleillement ;
- Des modèles basés sur la couverture des nuages ;
- Des modèles basés sur la température ;
- Des modèles basés sur d'autres paramètres météorologiques.

II.3.1.1. *Modèles empiriques linéaires*

Les modèles linéaires sont des modèles dérivées de l'équation de régression d'Angström développée en 1924 (Angstrom 1924). Prescott (Prescott 1940) a modifié ce modèle, par l'utilisation du rayonnement extraterrestre sur une surface horizontale plutôt que le rayonnement d'une journée claire, et il devient connu comme le modèle d'Angstrom-Prescott, qui peut être exprimé sous la forme d'une expression de régression linéaire:

$$H = H_0\left(a + b\left(\frac{S}{S_0}\right)\right) \qquad \text{(II.1)}$$

Où H est le rayonnement solaire global, H_0 est le rayonnement solaire extraterrestre, S est le nombre d'heures d'ensoleillement réels, S_0 est la durée maximale possible de soleil, et a et b sont des coefficients empiriques qui seront obtenus à partir des résultats de la première analyse de régression d'ordre (Spencer 1971).

Par la suite, plusieurs tentatives ont été faites dans le but de l'amélioration de la précision de ce modèle, Parfois par la fixation des coefficients a et b (Jain 1986, El-Metwally 2005, Bakirci 2009), et d'autres fois par la proposition des paramètres supplémentaires.

Glover et McCulloch (Glover et McCulloch 1958), Swartman et Ogunlade (Swartman et Ogunlade 1967), Abdalla (Abdalla 1994), et Jin et al. (Jin et al. 2005) ont proposé des modèles linéaires qui sont présentés par les équations (II.2), (II.3) (II.4) et (II.5) respectivement:

$$H = H_0\left(a.cos\varphi + b\left(\frac{S}{S_0}\right)\right) \quad \text{(II.2)}$$

$$H = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + cRH \quad \text{(II.3)}$$

$$H = H_0\left(a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + cRH + dT\right) \quad \text{(II.4)}$$

$$H = H_0\left(a + b.cos\varphi + cZ + d\left(\frac{S}{S_0}\right)\right) \quad \text{(II.5)}$$

Où φ est latitude du lieu, RH est l'humidité relative moyenne, T est la température quotidienne moyenne de l'air, Z est l'altitude du lieu et a-d sont les coefficients empiriques.

II.3.1.2. *Modèles empiriques non linéaires*

Il a été constaté que l'équation de type linéaire ne peut pas être applicable pour certains jours avec des valeurs extrêmes, ce qui conduit à une surestimation de la radiation totale des jours sans nuages ($S/S_0=1$) et des jours nuageux ($S/S_0=0$). La turbidité atmosphérique, l'épaisseur des nuages, la turbulence dans la couche limite planétaire, et les variations temporelles et spatiales provoquent l'incorporation d'éléments non linéaires dans le phénomène de rayonnement solaire. Une forme quadratique (Eq. II.6) a ensuite été suggérée pour la relation entre H/H_0 et S/S_0 (Ögelman, Ecevit et al. 1984, Akinoğlu et Ecevit 1990). D'autres suggèrent des équations de régression multilinéaires avec des combinaisons d'un ou plusieurs paramètres tels que la température, l'humidité relative, et la durée d'ensoleillement (Sen 2008, Gelman et al. 1984, Akinoglu et Ecevit 1990). Une autre méthode empirique qui a été largement utilisé est le modèle à la base de la température de l'air, étant donné que les mesures de température de l'air sont disponibles dans la majorité des stations météorologiques. La méthode est basée sur le calcul de la différence entre les températures maximales et minimales, qui a une portée différente dans le temps clair que les jours nuageux ou pluvieux (Hargreaves 1982, Allen 1997, Chen et al. 2004,).

$$H = H_0\left(a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\left(\frac{S}{S_0}\right)^2\right) \quad \text{(II.6)}$$

Bahel et al. (1987) ont proposé un modèle non linéaire polynômial d'ordre supérieur pour estimer le rayonnement solaire global comme suit (Bahel, Bakhsh et al. 1987):

$$H = H_0 \left(a + b \left(\frac{S}{S_0} \right) + c \left(\frac{S}{S_0} \right)^2 \right) + d \left(\frac{S}{S_0} \right)^3 \quad \text{(II.7)}$$

Coppolino (1994) a développé une fonction de puissance et incorporé un terme trigonométrique pour estimer le rayonnement solaire global (Coppolino 1994)

$$H = H_0 . \left(e^a . \left(\frac{S}{S_0} \right)^b . (sinh_\alpha)^c \right) \quad \text{(II.8)}$$

Almorox et Hontoria (1967) ont suggéré la relation suivante entre le rayonnement solaire et les heures d'ensoleillement (Almorox et Hontoria 2004).

$$H = a + b\, exp \left(\frac{S}{S_0} \right) \quad \text{(II.9)}$$

Bakirci (2009) a développé le modèle suivant pour l'estimation du rayonnement (Bakirci 2009):

$$H = a + b \left(\frac{S}{S_0} \right) + c exp \left(\frac{S}{S_0} \right) \quad \text{(II.10)}$$

Ampratwum et Dorvlo (1999) ont suggéré un modèle de type logarithmique (Ampratwum et Dorvlo 1999) :

$$H = a + b\, log \left(\frac{S}{S_0} \right) \quad \text{(II.11)}$$

Ojosu et Komolafe (1987) ont proposé l'équation suivante :

$$H = a + b \left(\frac{S}{S_0} \right) + c \left(\frac{T_{min}}{T_{max}} \right) + d \left(\frac{RH}{RH_{max}} \right) \quad \text{(II.12)}$$

Behrang et al. (2011) ont introduit cinq équations non linéaires pour l'estimation du rayonnement solaire et les résultats ont montré que les nouveaux modèles non linéaires ont un meilleur rendement que les modèles linéaires (Behrang, Assareh et al. 2011).

Un examen détaillé sur les modèles empiriques peut être trouvée sur (Besharat et al. 2013). L'une des principales limites des modèles empiriques est leurs coefficients dépendant du site. Ces coefficients peuvent être déterminés avec précision que pour les stations météorologiques où le rayonnement solaire a été mesuré, même s'ils peuvent être interpolés pour d'autres endroits. La précision de ces modèles sera diminue lorsque leurs coefficients empiriques ne peuvent être déterminés à l'endroit où le modèle est appliqué.

II.3.2. Modèles simulés

La caractéristique la plus importante qui distingue ces modèles aux autres est qu'ils sont basés sur l'apprentissage et le test. Dans la plupart des techniques qui relèvent sous cette catégorie, la phase d'apprentissage peut être réalisée par la méthode essai-erreur. D'après la littérature, on remarque qu'ils sont plus efficaces par rapport aux modèles empiriques, mais ils donnent une plus grande complexité. En général, les modèles sous ce type de catégorie peuvent être divisés en :

- des modèles à base de la régression linéaire locale (LLR)
- et des modèles à base de l'intelligence artificielle (AI)

II.3.2.1. *Modèles de régression linéaire locale (LLR)*

La technique de LLR est une technique de régression non paramétrique qui a été largement utilisé dans la prévision et le lissage de nombreux problèmes de faibles dimensions. Cette méthode est basée sur l'adaptation au niveau local d'une ligne au lieu d'une constante. L'estimation linéaire locale supprime le terme de biais de l'estimateur du noyau qui lui fait d'avoir un meilleur comportement. L'avantage de cette technique est qu'elle donne une modélisation statistique raisonnablement fiable et qu'elle peut être effectuée localement à l'aide d'un petit ensemble de données d'échantillon. Dans le même temps, la *LLR* peut produire des prévisions très précises dans les régions où la densité de données est élevée. Le seul problème avec la *LLR* est la détermination de la taille de V_{max} (le nombre de voisins proches à inclure pour la modélisation linéaire locale). La méthode de choisir V_{max} pour la régression linéaire est appelée *les statistiques d'influence* (Remesan et al. 2008, Shamim et al. 2015). Étant donné un quartier de points V_{max}, l'équation de la matrice linéaire suivant devrait être résolue: $X_m = y$, Où X est un $V_{max} \times d$ (matrice des points d'entrée V_{max} à d dimensions), x_i ($1 \leq i \leq V_{max}$) sont les points voisins les plus proches, y est un vecteur de colonne de longueur V_{max} des sorties correspondantes, et m est un vecteur colonne de paramètres qui doivent être déterminés pour fournir la cartographie optimale de X à y (Remesan et al. 2008).

Les modèles LLR ne nécessitent pas d'apprentissage de la même manière que celle du réseau neuronal artificiel (RNA) ou la logique floue (FL). Son nombre optimal de voisins les plus proches pour LLR (en fonction principalement du niveau de bruit) est généralement déterminé en utilisant un simple apprentissage via la méthode essai-erreur.

Le modèle LLR peut être implémenté en utilisant un nombre minimum d'évaluations directes en utilisant un *kd*-tree (abréviation de k-dimensionnel tree) pour organiser les données d'apprentissage à l'entrée (Durrant 2001).

Remesman et al. (2008) ont utilisé un modèle LLR avec 16 voisins les plus proches pour la prédiction du rayonnement solaire avec le test gamma (GT). Un *kd*-tree est utilisé pour organiser les données d'apprentissage à l'entrée (Remesan, Shamim et al. 2008).

Moghaddamnia et al. (2009) ont utilisé LLR pour estimer les valeurs quotidiennes d'irradiation globale avec le GT, sur la base de différentes données d'entrée météorologiques (Moghaddamnia, Remesan et al. 2009).

Asagha et Udo (2014) ont mis en œuvre une nouvelle perspective dans la modélisation non-linéaire pour la prédiction du rayonnement solaire global à Bauchi, Nigeria. Ils ont proposé 32 voisins pour arriver au statistique gamma (Asagha et Udo 2014).

II.3.2.2. *Modèles d'intelligence artificielle (IA)*

L'intelligence artificielle est une discipline très avancée de l'informatique dont elle essaye de réaliser des automates adoptant une démarche proche de la pensée humaine. Ainsi, elle concerne l'ensemble des modélisations de la connaissance et des techniques permettant d'atteindre ce but. Les techniques d'intelligence artificielle deviennent très populaires comme une approche alternative aux techniques conventionnelles ou comme composants de systèmes intégrés (Russell, Norvig et al. 1995, Haton et al, 1989). Elles ont été utilisées pour résoudre des problèmes pratiques complexes dans divers domaines (Poole, Mackworth et al. 1998).

AI se compose de plusieurs branches telles que, systèmes experts (SE), réseaux de neurones artificiels (RNA), algorithmes génétiques (GA) et Fuzzy Logic (FL) et divers systèmes hybrides (HS), qui sont des combinaisons de deux ou de plusieurs branches mentionné précédemment (Medsker, 1996).

Les trois applications bien connues dans la modélisation de l'irradiation solaire sont :

- Réseau de neurones artificiels (RNA) ;
- Logique floue (LF);
- Systèmes d'inférence neuro-flous adaptatifs (ANFIS)

A. Modèle réseau de neurones artificiels (RNA)

Les réseaux de neurones artificiels (RNA) sont des systèmes de traitement de l'information qui sont non-algorithmique, non-numérique et intensément parallèle (Caudill et Butler, 1993). Ils apprennent la relation entre les variables d'entrée et de sortie à travers l'étude des données précédemment enregistrées. Un réseau de neurones effectue la résolution de problèmes par une procédure appelée apprentissage. Dans la procédure d'apprentissage, chaque neurone calcule une somme pondérée de tous ses signaux d'entrée, il effectue une opération non linéaire par une fonction d'activation, et enfin aboutit à un résultat de sortie.

Les efforts pour la mise en place du modèle RNA dans l'estimation de l'irradiation solaire ont commencé dans la fin des années 1990. Ce qui est très intéressant de noter que, dans moins de 30 ans d'applications de RNA aux études du rayonnement solaire, une grande variété d'approches de formation de réseau de neurones a été utilisée (différents algorithmes d'apprentissage, architectures, etc.) et une multitude de variables d'entrée ont été explorées (météorologiques, géographique....etc.). Ce qui est commun dans presque toutes ces études est la validation de la méthodologie proposée respective avec des données indépendantes.

Pour une lecture plus complète, un regroupement de la littérature disponible est fait concernant l'objectif principal des modèles.

A.1. Prédiction du rayonnement solaire global

La disponibilité des mesures de rayonnement solaire global sur la surface du sol, et son rôle primordial dans le fonctionnement d'un système d'énergie solaire sont des facteurs qui ont incité les chercheurs à concentrer leurs recherches sur la prédiction du rayonnement solaire global, en utilisant différentes variables météorologiques et géographiques. Le **Tab. II.1** résume plusieurs exemples représentatifs de l'utilisation des réseaux de neurones artificiels (RNA) pour la prédiction du rayonnement solaire global. On note que presque tous les modèles qui estiment le rayonnement solaire global, sont appliqués à l'échelle mensuelle. En effet, Les données mensuelles sont considérés plus stables que les autres en raison du changement de temps rapide.

A.2. Prédiction du rayonnement solaire global sur des surfaces inclinées

L'objectif de la modélisation de l'irradiation solaire sur une surface inclinée est de trouver l'angle d'inclinaison optimal d'un capteur solaire dans une région spécifique. En effet, l'orientation et l'inclinaison d'un panneau solaire affectent fortement sur la quantité du production perçue. Par conséquent, les panneaux solaires doivent être inclinés et orientés à des angles optimaux de manière à recueillir le maximum d'énergie solaire disponible dans une région spécifique. La meilleure méthode pour optimiser l'inclinaison et l'orientation d'un panneau solaire est en appliquant un suiveur solaire actif. Cependant, le coût d'un tel système est élevé et il consomme de l'énergie pendant le suivi. Ainsi, en changeant l'angle d'inclinaison et l'orientation pour un panneau photovoltaïque à l'échelle mensuelle, saisonnière ou annuelle peut être plus réalisable que l'application d'un un suiveur solaire actif (Kreider et Kreith 1981). La modélisation de l'irradiation solaire sur une surface inclinée à partir des données de l'irradiation sur une surface horizontale reste le choix le plus approprié. Nous avons énuméré dans le **Tab. II.2** quelques travaux figurant dans ce cadre.

A.3. Prédiction du rayonnement solaire quotidien

Le rayonnement solaire global quotidien est considéré comme le paramètre le plus important dans la météorologie, la conversion solaire et les énergies renouvelables, en particulier pour le dimensionnement des panneaux solaire photovoltaïques autonomes. Sa prédiction a été donnée par un certain nombre de chercheurs comme ce qui est montré dans le **Tab. II.3.**

A.4. prédiction de rayonnement solaire à court terme

Dans certaines applications, nous devons prévoir des radiations solaires à court terme par exemple sur une base horaire, Une minorité de chercheurs ont choisi de modéliser le rayonnement solaire à court terme, nous avons mentionné certains d'entre eux dans le **Tab. II.4.**

Tab. II.1 Exemples représentatifs de l'utilisation de RNA à la prédiction du rayonnement solaire global

Source	Lieu	Les paramètres d'entrée	Nombre de stations/ Taille de la base de données	Type RNA/ algorithme d'apprentissage/ fonction d'activation	Nombre de Neurones dans la couche cachée	Erreur de prédiction	Intervalles des données
(Al-Alawi et Al-Hinai 1998)	Oman	Lieu, mois, température, pression, humidité relative, vitesse du vent, durée d'ensoleillement, évaporation	6	FF MLP BP/../..	15	MAPE = 5.43 à 7.30 R = 93 à 95 %	1987 à 1992
(Sözen, Arcaklioğlu et al. 2004)	Turquie	latitude, longitude, altitude, mois, durée moyenne d'ensoleillement, température	17	FF MLP BP / SCG, CGP, et LM / logistic sigmoid	4 à 9	MAPE = 2.41 à 6.7% R^2 = 99.893 à 99.996%	2000 à 2002
(Mohandes, Rehman et al. 1998)	Arabie saoudite	latitude, longitude, altitude, mois, durée d'ensoleillement	41	FF MLP BP/../..	10	MAPE = 6.5 à 19.1	1971 à 1980
(Ouammi, Zejli et al. 2012)	Maroc	latitude, longitude, altitude	41	FF MLP BP/../..	20	EAM = 0.14 à 4%	1998 à 2010
(Rehman et Mohandes 2009)	Abha Arabie saoudite	Température max journalière, Température min journalière, Température moyenne journalière, jour de l'année, humidité relative	1 / 1712	FF MLP BP/../..	36	MSE = 5.18×10^{-7}	1998 à 2002
(Lazzús, Ponce et al. 2011)	La Serena Chili	vitesse du vent, humidité relative, température de l'air, température du sol	1/ 32741	FF MLP BP / LM / tansig	16 - 8	R^2 = 94.37 %	2001 à 2007
(AbdulAzeez 2011)	Gusau Nigeria	durée d'ensoleillement, température maximale, humidité relative	1	FF MLP BP/../..	-	R = 99.96, MPE = 0.8512, RMSE = 0.0028	1994 à 2003
(Linares-Rodríguez, Ruiz-Arias et al. 2011)	Espagne	latitude, longitude, jour de l'année, rayonnement quotidien à ciel clair, couverture totale des nuages, température, vapeur d'eau totale de la colonne, colonne d'ozone totale	83 / 22659	FF MLP BP / BR/..	25	RMSE = 14.29 à 16.4% R = 94%	1999 à 2009

Tab. II.1 (suite)

(Koca, Oztop et al. 2011)	Turquie	latitude, longitude, altitude, mois de l'année, nébulosité moyenne, vitesse du vent, durée d'ensoleillement	7	FF MLP BP /../Tangent sigmoid	8	R^2 = 97.86 à 99.87% RMSE = 3.58 à 6.9% COV = 5.41 à 10.26	2005 à 2008
(Voyant, Muselli et al. 2012)	Corsica France	pression, température, nébulosité, vitesse du vent, direction de vitesse, durée d'ensoleillement, humidité relative, précipitation	2	FF MLP BP / LM / hyperbolic tangent	3 à 5	nRMSE =0.5 to 1% R^2 = 72 %	1998 à 2007
(Khatib, Mohamed et al. 2012)	Malaisie	Jour, latitude, longitude, durée d'ensoleillement	28	FF MLP BP /../ logistic sigmoid	-	MAPE = 5.92% MBE = 1.46% RMSE = 7.96%.	1984 à 2004
(Yadav et Chandel 2012)	Inde	latitude, longitude, altitude, durée d'ensoleillement	12	FF MLP BP / LM / logistic sigmoid	4	RMSE= 0.0486 à 3.562 R = 91.96 % MAPE = 2.146 à 0.278% R^2 = 98.69 à 99.95%	-
(Elminir, Azzam et al. 2007)	Egypte	température de l'air, l'humidité relative, pression atmosphérique	2	FF MLP BP/../..	40	R^2 = 89% à 95%	1999 à 2002
(Hontoria, Aguilera et al. 2005)	Espagne	jour, heure, indice de clarté quotidien, indice de clarté horaire	7	FF MLP BP/../..	15	MRV mean relative variance = 0.065 à 0.195	1977 à 1984
(Elminir, Areed et al. 2005)	Egypte	vitesse du vent, direction du vent, humidité relative, température, couverture nuageuse, vapeur d'eau.	2	FF MLP BP / LM / Sigmoid	-	R = 91% à 95% RMSE = 1.93 à 9.51% MBE = -3.63 à 6.55%	2001 à 2002
(Alam, Kaushik et al. 2006)	Inde	latitude, longitude, altitude, mois, durée d'ensoleillement par heure, taux d'humidité relative, taux de précipitations moyen	11	FF MLP BP / LM / tan-sigmoid	7 à 11	MBE = -1.28 à -0.26% RMSE = 1.65 à 2.79% R^2 = 1	-

Tab. II.1 (suite)

(Tymvios, Jacovides et al. 2005)	Athalassa Chypre	durée théorique d'ensoleillement, durée mesurée d'ensoleillement, mois, température maximale quotidienne, moyenne mensuelle du durée d'ensoleillement théorique, moyenne mensuelle de la durée d'ensoleillement mesurée, rayonnement extraterrestre, moyenne mensuelle du rayonnement global quotidien, rayonnement global total, rayonnement extraterrestre quotidien	1/ 2322	FF MLP BP/../..	46 à 77	MBE = -0.68 à 0.78% RMSE = 5.67 à 10.15% R^2 = 74% à 92%	-
(Mishra, Kaushika et al. 2008)	Inde	Latitude, longitude, durée d'ensoleillement par heure, rapport d'humidité relative, taux de précipitations, mois	14	RBF / LM / Gaussian et FFMLPBP / LM / tan-sigmoid	2-2	RMSE (RBF) = 7 à 29% RMSE (MLP) = 0.8 à 5.4%	1957 à 1980
(Jiang 2008)	Chine	le rayonnement solaire, les heures d'ensoleillement, température, précipitations, Pression atmosphérique, l'humidité	9	FFMLPBP/../..	7	MPE = 1.55 % MBE = -0.04 MJ/m^2 RMSE = 0.746 MJ/m^2 R = 94.81%	1995 à 2004
(Mubiru et Banda 2008)	Uganda	moyenne annuelle d'heures d'ensoleillement, couverture nuageuse, humidité relative, précipitations, latitude, longitude, altitude	4	FFMLPBP / LM / tangent sigmoid	15	MAPE = 0.3% R^2 = 97.4%	Avril 2003 à Décembre 2005
(Şenkal et Kuleli 2009)	Turquie	Latitude, Longitude, Altitude, mois, rayonnement diffus moyen, rayonnement direct moyen	12	FFMLPBP / RP, SCG / logsig	6	RMSE = 0.07 à 4.91% R^2 = 84.51 à 99.93%	Aout 1997 à Décembre 1997

Tab. II.1 (suite)

(Şenkal, Şahin et al. 2010)	Turquie	latitude, longitude, altitude, émissivité de la surface, température de la surface de la terre	19	GRNN/../..	1-0 (couche de motif - couche de sommation)	RMSE = 0.1630 à 0.3200 MJ/m² R^2 = 93.41 à 95.34%	Janvier 2002 à Décembre 2002
(Jiang 2009)	Chine	latitude, altitude, moyenne de la durée d'ensoleillement	8	FFMLPBP / LM / Tansig	7	R^2 = 97% RMSE = 1.4 MJ/m² MPE = 0.48% MBE = -0.021 MJ/m²	1995 à 2004
(Benghanem, Mellit et al. 2009)	al-Madinah Saudi Arabia	Température, humidité relative, durée d'ensoleillement, jour de l'année	1 / 1825	FFMLPBP / LM /..	3 à 5	R = 97.65% MPE = 2.2903% RMSE = 0.044262	1998 à 2002
(Fadare 2009)	Nigeria	latitude, longitude, altitude, mois, durée d'ensoleillement moyenne, température moyenne et l'humidité relative	195	FFMLPBP / SCG, LM/ tansig	5	R^2 = 90%	1983 à 1993
(Azadeh, Maghsoudi et al. 2009)	Iran	Lieu, mois, température max, température min, humidité relative, pression de vapeur, précipitation, vitesse du vent heures d'ensoleillement moy	6	FFMLPBP/../ sigmoid	6-2	MAPE = 0.03 R^2=94%	1995 à 2000
(Sözen et Arcaklioğlu 2005)	Turquie	Latitude, longitude, durée d'ensoleillement moyenne, température moyenne mensuelle	12	FFMLPBP/SCG, PR, CGP, LM / logistic	6	R^2 = 99.55 à 99.98% MAPE = 3.832%	2000 à 2003
(Rahimikhoob 2010)	Ahwaz Iran	la température de l'air maximale et minimale, le rayonnement extraterrestre	1	FFMLPBP /../ sigmoid	6	RMSE = 2.534 MJ/m²/day R^2 = 88.9%	1994 à 2003
(Hasni, Sehli et al. 2012)	Algérie	température, humidité relative	1	FFMLPBP / LM / hyperbolic tangent sigmoid	3	MAPE = 2.9971% R^2 = 99.99%	02 février à 31 juin 2011

Tab. II.1 (suite)

(Lu, Qin et al. 2011)	Chine	principales composantes de données par satellite, journée signifie masse d'air, altitude de site	83	FFMLPBP/ LM/ hyperbolic tangent sigmoid	-	MBE= -2.4% à -2.9% RMSE= 20.4% à 11.4% R^2= 0.85 à 0.92	Juin 2007 à mai 2009
(Yildiz, Şahin et al. 2013)	Turquie	latitude, longitude, altitude, mois, température de surface de la terre (mesurée et satellitaire)	68	FFMLPBP/RP, SCG/ hyperbolic tangent sigmoid	-	R^2 = 80.41 à 82.37%	2000 à 2002
(Rumbayan, Abudureyimu et al. 2012)	Indonésie	température moyenne, humidité relative moyenne, durée d'ensoleillement moyenne, vitesse moyenne du vent, moyenne des précipitations, longitude, latitude, altitude, mois de l'année	30	FFMLPBP/../..	9	MAPE = 3.4%	-
(Rehman et Mohandes 2012)	Arabie Saoudite	Jour, température ambiante, humidité relative, rayonnement solaire global	3	RBF	50	MAPE = 0.016 à 0.41	1988 à 2002
(Şenkal, Şahin et al. 2010)	Turquie	latitude, longitude, altitude, mois, température de surface de la terre	2	GRNN	-	RMSE= 0.0144 à 4.91%	1988 à 2002
(Wang, Xie et al. 2011)	Chine	température, indice de clarté, reconstruction de l'espace de phase des données de rayonnement solaire	1	FFMLPBP /.. / morlet	-	Erreur relative = 3%	1995 à 1999

Tab. II.2 Principaux travaux utilisant RNA dans la prédiction du rayonnement solaire à des surfaces inclinées

Source	Lieu	Les paramètres d'entrée	Nombre de stations/ Taille de la base de données	Type RNA/ algorithme d'apprentissage/ fonction d'activation	Nombre de Neurones dans la couche cachée	Erreur de prédiction	Intervalles des données
(Mehleri, Zervas et al. 2010)	Athènes Grèce	Angle d'inclinaison, Orientation	1 /8760	RBF / Gaussian	-	$R^2 = 99.99\%$ RSS = 1.1196 x10^{-6} à 2.8519 x10^{-5} S = 6.4623 x10^{-5} à 3.2627 x10^{-4}	2004
(Mehleri, Zervas et al. 2010)	Athènes Grèce	Irradiance solaire globale sur une surface horizontale, rayonnement extraterrestre, angle zénithal solaire, angle d'incidence solaire sur un plan incliné	1 /8760	RBF / Gaussian	-	$R^2 = 96\%$ RMSE = 0.0580% ME = 7.6969% MBE = 0.462%	2004
(Notton, Paoli et al. 2012)	Ajaccio France	heure, déclinaison, angle zénithal, irradiation solaire globale horizontale, rayonnement solaire horizontal extraterrestre	1 / 18615	FFMLPBP / LM / sigmoid	30	RRMSE = 6% RMAE = 3.5%	2006 à 2010
(Celik et Muneer 2013)	Iskenderun Turquie	irradiation solaire globale sur une surface horizontale, déclinaison, angle horaire	1	GRNN / LM / Gaussian	2-1 (couche de motif - couche de sommation)	MAE = 14.9 Wh/m^2 R = 98.7% RMAE = 9.1%	Juin 2004 à Mars 2006
(Chatterjee et Keyhani 2012)	Inde, états unis	latitude, réflectivité du sol, valeurs d'éclairement pour 12 mois	5	FFMLPBP / LM / hyperbolic tangent	15-15	RMSE = 3.2033%	-

Tab. II.3 Principaux travaux utilisant RNA dans la prédiction du rayonnement solaire quotidien

Source	Lieu	Les paramètres d'entrée	Nombre de stations/ Taille de la base de données	Type RNA/ algorithme d'apprentissage/ fonction d'activation	Nombre de Neurones dans la couche cachée	Erreur de prédiction	Intervalles des données
(Elminir, Azzam et al. 2007)	Egypte	rayonnement solaire global, émissions atmosphériques à longues d'ondes, température de l'air, l'humidité relative, pression atmosphérique	2	FFMLPBP	40	SE = 4.2% R = 99.7% RMSE = 0.2 MJ/m² MBE = -0.14 à 0.04 MJ/m²	1999 à 2003
(Moustris, Paliatsos et al. 2008)	Grèce	température de l'air, humidité relative, durée d'ensoleillement, couverture nuageuse, latitude	6	FFMLPBP	-	R = 99%	1991 à 2000
(Mellit, Eleuch et al. 2010)	Jeddah Arabie saoudite	Irradiation globale, durée d'ensoleillement, température de l'air, humidité relative	1	FFMLPBP / LM /	12 à 17	R = 97% MBE = 0.8	1998 à 2002
(Mellit, Benghanem et al. 2005)	Algérie	latitude, longitude, altitude	60	FFMLPBP	8	RMSE = 8% R = 90 à 92%	1991 à 2000
(Behrang, Assareh et al. 2010)	Dezful Iran	Jour, température moyenne de l'air, humidité relative, heures d'ensoleillement, évaporation, vitesse du vent	1 / 1612	FFMLPBP / LM / logsig ---------- RBF	3-3 ---------- 18	MSE = 0.00395% SSE = 5.59% MAPE = 5.21% R² = 99.57% ---------- MSE = 0.00439% SSE = 6.16% MAPE = 5.56% R² = 99.52%	2002 à 2006

Tab. II.3 (suite)

(Benghanem et Mellit 2010)	al-Madinah Saudi Arabia	température de l'air, durée d'ensoleillement, humidité relative	1	RBF	7	MPE = 1.7501% RMSE = 0.013101 MBE = 0.8748 R = 98.80%	1998 à 2002
(Bilgili et Ozgoren 2011)	Adana Turquie	durée d'ensoleillement, température de l'air, vitesse du vent, mois de l'année, jour du mois	1	FFMLPBP / LM / logsig	5 à 15	MAE = 0.89 à 1 MJ/m²J MAPE = 7.88 à 9.23 % R = 0.9824 à 0.9751 R^2 = 0.9651 à 0.9508	2004 à 2007
(Asl, Karami et al. 2011)	Dezful Iran	température du sol, jour de l'année, température moyenne quotidienne de l'air, humidité relative, heures d'ensoleillement, évaporation, vitesse du vent	1	FFMLPBP / LM / logsig	3 - 2	MAPE = 6.08% R^2 = 99.03% MSE = 0.0042 SSE =5.9278	2002 à 2006
(Yacef, Benghanem et al. 2012)	al-Madinah Saudi Arabia	température de l'air, humidité relative, durée d'ensoleillement, rayonnement extraterrestre	1	BNN / LM / sigmoid	20	RMSE= 7.489 à59.23% MBE = 3.503 à 9.653% MAE= 4.243 à 13.407% R = 0.833 à 0.951	1998 à 2002
(Cao et Cao 2006)	Shanghai Chine	-	1 / 2192	RBPN	8	E = 0.7193 à 2.8168 MJ/m²day	1995 à 2000
(Paoli, Voyant et al. 2010)	Ajaccio France	-	1	FFMLPBP / LM / Gaussian	3	nRMSE= 20.97±0.15% RMSE = 3.73 MJ/m² MAE = 2.82 MJ/m² R^2 =0.79% MBE = -0.58 MJ/m²	1971 à 1989
(Voyant, Muselli et al. 2012)	France	précipitations, nébulosité, pression, température	5	FFMLPBP / LM / hyperbolic tangent	-	nRMSE= 14.9%	Octobre 2002 à Décembre 2008

Tab. II.4 Principaux travaux utilisant RNA dans la prédiction du rayonnement solaire à court terme

Source	Lieu	Les paramètres d'entrée	Nombre de stations/ Taille de la base de données	Type RNA/ algorithme d'apprentissage/ fonction d'activation	Nombre de Neurones dans la couche cachée	Erreur de prédiction	Intervalles des données
4 / Rayonnement solaire à court terme							
(Mellit et Pavan 2010)	Trieste Italie	Irradiance solaire quotidienne moyenne, température quotidienne moyenne de l'air, jour du mois	1	FFMLPBP / LM /	11 à 17	R = 94 à 99%	De 1ier juillet 2008 à 23 mai 2009 et de 23 novembre 2009 à 24 janvier 2010
(Wang, Wang et al. 2011)	NREL	rayonnement diffus, température, humidité relative, temps	1	FFMLPBP / LM / tansig	6 - 15	$R^2 = 0.9912$ MPE = 0.7720 MABE = 0.0138	2006 à 2010
(Capizzi, Napoli et al. 2012)	Catania Italie	Coefficients d'ondelettes	1	WRNN	16 - 16	R= 98.58 à 98.75%	2 jours

B. Modèle Logique floue (LF)

La logique floue est un domaine des mathématiques dont le concept a été développé par Zadeh en 1965 (Zadeh 1965, Logic 2006), et qui se rapproche du domaine des probabilités. En logique classique, nous ne considérons que deux états possibles : l'état booléen « vrai » et l'état booléen « faux ». Par contre en logique floue, les variables de LF peuvent avoir une valeur de vérité qui varie en degrés entre 0 et 1. Le principal avantage de la logique floue est qu'elle offre une bonne précision de calcul tout en étant rapide et facile à utiliser.

Le cœur de calcul effectuant les opérations de logique floue est divisé en trois parties principales. Tout d'abord, le but de la première étape, appelée fuzzyfication ou pondération, est de convertir les quantités d'entrée en un ensemble de données adaptées à l'algorithme de la logique floue. Ensuite, les données constituant la sortie du système sont calculées à partir des données d'entrée, selon un ensemble de règles fournies par l'utilisateur. Cette deuxième étape est appelée évaluation des règles. Enfin, la sortie quantitative est calculée à partir des données de sortie pendant la troisième étape : la défuzzyfication ou concrétisation (Reisi, Moradi et al. 2013).

La principale caractéristique des modèles flous est leur capacité à décrire les connaissances d'une manière similaire à la description de l'homme sous la forme de règles linguistiques simples. Dans cette technique, les modèles empiriques ou d'autres types d'équations de régression peuvent être remplacés par un ensemble des règles de bases de la logique floue. L'algorithme flou développé dans ces recherches ne fournit pas une équation, mais il s'ajuste à chaque type de forme linéaire ou non linéaire par les sous-ensembles flous des variables de rayonnement solaire linguistiques (Iqdour et Zeroual 2004).

Sen (Şen 1998) a évalué l'irradiation solaire quotidienne à partir des heures d'ensoleillement. Dans cette étude, les équations empiriques sont remplacées par des ensembles flous et appliquées pour trois sites avec les moyennes mensuelles des éclairements quotidiens dans la partie ouest de la Turquie.

Santamouris et al. (1999) proposent un modèle de règle floue de l'irradiation solaire globale. Ce modèle calcule le rayonnement solaire global sur une surface

horizontale à partir des données mesurées telles que la température de l'air, l'humidité relative et la durée d'ensoleillement. Cette méthode est testée et comparée à l'aide de divers ensembles de mesures de rayonnement solaire. La comparaison a montré que les techniques intelligentes proposées offrent une bonne estimation de rayonnement solaire global pendant la période chaude de l'année. Au cours de la période froide, le modèle déterministe atmosphérique a été trouvé pour offrir une meilleure estimation (Santamouris et al. 1999).

Gomez et Casanovas (2003) ont proposé un modèle de rayonnement solaire sur des surfaces inclinées orientées arbitrairement à la base des procédures de la logique floue. La performance du modèle proposé est supérieure à celle des modèles similaires, même si elle nécessite des ajustements mineurs. Le modèle considère les grappes qui se chevauchent et permet une meilleure description des situations de ciel à proximité de la zone de transition entre les catégories adjacentes (Gomez et Casanovas 2003).

L'application du modèle flou de Takagi-Sugeno (TS) pour la modélisation d'irradiation solaire a été proposée par Iqdour et Zeroual (2007). Le modèle flou TS est entraîné à partir des données de rayonnement solaire quotidien enregistré sur une surface horizontale à Dakhla au Maroc. Les résultats prédictifs ont indiqué que le modèle flou TS donne une bonne précision d'environ 96% et une erreur quadratique moyenne inférieure à 6%. En outre, les performances du modèle flou TS identifiés ont été comparées à un modèle linéaire en utilisant le second ordre de techniques statistiques. Les résultats ont montré l'efficacité du modèle (Iqdour et Zeroual 2007).

Kisi (2014) a développé un modèle de logique floue pour estimer le rayonnement solaire pour sept villes de la région méditerranéenne de l'Anatolie, Turquie. Ce modèle a été comparé avec les techniques de RNA et ANFIS, et les résultats indiquent que le modèle de LF est plus performant que les modèles RNA et ANFIS. Il est constaté que le modèle LF peut être utilisé avec succès pour estimer le rayonnement solaire (Kisi 2014).

Rizwan et al. (2014) ont utilisé la technique de la logique floue pour estimer la moyenne mensuelle de l'irradiation solaire dans quatre stations indiennes en utilisant des données d'entrée différents. Ils ont indiqué que le modèle développé était précis puisque les quantités d'erreurs obtenues sont limitées (Rizwan et al. 2014).

C. Modèle Systèmes d'inférence neuro-flous adaptatifs (ANFIS)

L'ANFIS est un réseau feed-forward multicouche, qui utilise des algorithmes d'apprentissage du réseau neuronal et le raisonnement flou pour cartographier les entrées en une sortie. ANFIS tire son nom du système d'inférence neuro-flou adaptatif qui utilise une combinaison des moindres carrés et l'algorithme de rétro-propagation pour l'estimation de la fonction d'activation. ANFIS est basé sur des outils mathématiques classiques qui combinent les propriétés de la logique floue et de réseaux de neurones pour former un système intelligent hybride. Il améliore la capacité d'apprendre et d'adapter automatiquement. L'utilisation conjointe des réseaux de neurones et de la logique floue, permet de tirer les avantages des deux méthodes : les capacités d'apprentissage de la première et la lisibilité et la souplesse de la seconde (Jang, Sun et al. 1997, Abraham 2005, Azeem 2012).

Moghaddamnia et al. (2009) ont utilisé un modèle ANFIS pour l'estimation d'irradiation solaire. Ils ont conclu que le modèle ANFIS n'a pas la capacité d'estimation précise d'irradiation solaire. Cela conduit à la conclusion que la régression linéaire locale et le réseau de neurones auto-régression avec des modèles ayant des entrées exogènes sont les modèles les plus appropriés pour cette zone d'étude (Moghaddamnia, Remesan et al. 2009).

Sabzehparvar et Bayat (2011) ont développé un modèle ANFIS afin de prédire le rayonnement solaire global. Les résultats ont montré que les modèles intelligents RNA et ANFIS sont des outils puissants dans la prédiction de rayonnement solaire global pour les stations sélectionnées, mais la prédiction par RNA a été trouvée pour être plus précis qu'ANFIS (Sabziparvar, ZARE et al. 2010).

Rahman et al. (2011) ont prouvé que la combinaison de règles linguistiques de LF avec l'algorithme d'apprentissage utilisé dans RNA contribue dans des résultats de prédiction très qualitatifs, qui approchent les «meilleurs» résultats des prédicteurs neuronaux (Rahoma, Rahoma et al. 2011).

Chen et al. (2013) ont présenté une technique de prévision du rayonnement solaire sur la base de réseaux flous et neuronaux. Ils ont affirmé que les estimations en utilisant la logique floue et les réseaux de neurones, ensemble, peuvent suivre les valeurs réelles très bien dans des conditions différentes de ciel et de température (Chen et al. 2013).

Piri et Kisi (2015) ont développé des modèles non-linéaires, y compris le système d'inférence neuro-flous adaptatif (ANFIS) et le réseau de neurones artificiels autorégressif avec des entrées exogènes (NN-ARX) ainsi que des modèles empiriques pour estimer le rayonnement solaire. Les résultats des modèles d'intelligence artificielle ont été comparés avec les modèles empiriques. Les résultats ont montré qu'ANFIS et NN-ARX sont mieux performés que les modèles empiriques pour estimer le rayonnement solaire quotidien.

II.3.3. Modèles optimisés

L'optimisation est une méthode permettant de trouver les conditions qui donnent valeur maximum ou minimum de la fonction objective pour obtenir des résultats précis dans des conditions spécifiées. Il est utile dans la conception, la construction et l'entretien d'un système d'ingénierie (Rao 2009).

Les modèles optimisés sont des modèles basés sur les algorithmes d'optimisation (AO). Les algorithmes d'optimisation (AO) désignent une méthode de calcul qui optimise un problème en essayant d'améliorer itérativement une solution candidate par rapport à une mesure de qualité donné. Les algorithmes d'optimisation mis en place un peu ou aucunes hypothèses sur le problème en cours d'optimisation et faire la recherche dans de très grandes espaces à des solutions candidates. Cependant, une optimisation aléatoire ne garantit pas une solution optimale (Blum et Roli 2003). De nombreux algorithmes d'optimisation mettent en œuvre une certaine forme d'optimisation stochastique. Ils ont été conçues et créés pour «sauter» de l'optimum local pour atteindre le global. Ils sont censés pour ne pas «se coincer» dans un optimum local. En d'autres termes, parce que les algorithmes d'optimisation effectuent une large recherche aléatoire, le risque d'être pris au piège dans un optimum local est profondément diminué (Talebi, Molaei et al. 2010). De nombreux algorithmes d'optimisation existent, et de nouvelles variantes sont continuellement proposées. Certaines des contributions les plus significatives sur le terrain sont: l'optimisation aléatoire, les algorithmes génétiques AG, la recherche Tabou, PSO, L'algorithme de colonie d'abeille artificielle, BA, et la concurrence impérialiste algorithme ICA…etc. (Kennedy et Eberhart 1942, Matyas 1965, Holland 1975, Glover 1986, Shi et Eberhart 1998, Karaboga 2005, Atashpaz-Gargari et Lucas 2007, Pham, Ghanbarzadeh et al. 2011, Shah-Hosseini 2011).

Les algorithmes d'optimisation peuvent être utilisés sur les deux modèles : empiriques et simulées dans l'estimation d'irradiation solaire. En conséquence, les modèles optimisés (basés sur AO) peuvent être divisés en deux groupes:

- Modèles empiriques optimisés par les algorithmes d'optimisation ;
- Modèles optimisés simulés par les algorithmes d'optimisation.

II.3.3.1. Modèles empiriques optimisés

Dans cette sous-catégorie, l'installation des séries de données est utilisée pour trouver les meilleurs coefficients des modèles empiriques et de l'intensité d'irradiation solaire à travers les algorithmes d'optimisation (au lieu de SRT en première classe). Le crédit des résultats obtenus sera évalué par une série de données de validation. Les principaux avantages de cette sous-catégorie sont l'élimination de la phase d'apprentissage et donc de réduire la complexité plutôt que des modèles simulés, ainsi que les coefficients calculés sont plus précis aux modèles empiriques et là-dessus l'estimation de l'intensité d'irradiation solaire avec plus de précision en comparant avec les modèles empiriques basées sur SRT.

Behrang et al. (2011) ont utilisé la combinaison de PSO et certains modèles empiriques linéaires et non linéaires pour estimer la moyenne mensuelle quotidienne du rayonnement solaire global sur une surface horizontale pour 17 régions différentes de l'Iran. Les quantités de coefficients empiriques pour tous les modèles ont été déterminées en utilisant la technique de PSO pour toutes les villes. Les modèles ont été validés à l'aide des séries de données de validation. Les résultats ont montré que le coefficient empirique obtenu pour le modèle d'Angstrom basé sur PSO a une plus grande précision que les techniques statistiques classiques pour toutes les villes testées (Behrang, Assareh et al. 2011).

Tolabi et al. (2013) ont proposé la concurrence impérialiste algorithme (ICA) sur la base du modèle d'Angström classique pour la prédiction de rayonnement solaire global dans quatre villes à différentes climats en Iran. Comme tous les coefficients d'Angström obtenus par l'ICA dans cette étude ont des valeurs de fraction de variance (R^2) plus que les résultats de la technique conventionnelle statistique, il est confirmé que la nouvelle technique hybride est plus précise que les méthodes conventionnelles statistiques dans l'estimation de rayonnement solaire pour tous les emplacements testés (Tolabi, Moradi et al. 2013).

II.3.3.2. Modèles simulés optimisés

Dans cette sous-catégorie, les algorithmes d'optimisation sont utilisés pour améliorer l'étape de l'apprentissage pour atteindre un modèle simulé optimal. Ces modèles sont plus efficaces par rapport aux modèles empiriques et simulées, mais ils donnent une plus grande complexité plutôt que les derniers modèles.

Jianmin Su et al. (2009) ont utilisé les AG pour améliorer la performance du réseau de neurones dans l'estimation d'irradiation solaire (Su, Song et al. 2009). Etant donné que les réseaux de neurones à rétro-propagation sont aptes à converger au point optimal local, ils ont utilisé un algorithme génétique pour optimiser les poids de réseaux de neurones à rétro-propagation et les valeurs de seuil. Ils ont prouvé que cette précision de prédiction des algorithmes composés avait de meilleures performances pour estimer le rayonnement solaire.

Wang et al. (2011) ont proposé un algorithme génétique d'optimisation du modèle de réseau neuronal (GAO-WNN) pour l'estimation du rayonnement solaire quotidien (Wang, Xie et al. 2011). Ils croyaient qu'elle est une méthode précise et fiable pour prédire le rayonnement quotidien, parce que l'utilisation de la combinaison de l'optimalité globale d'AG et les propriétés locales favorables de WNN pour trainer le modèle, non seulement fournit un moyen efficace pour l'initialisation des paramètres, mais aussi pour trouver l'optimum global rapidement.

Mohandes (2012) a utilisé le PSO pour la modélisation de rayonnement solaire global (Mohandes 2012). Dans cette étude, le PSO a été utilisé pour former un RNA (PSO-RNA) en utilisant les données des stations de mesure disponibles pour estimer la moyenne mensuelle quotidienne du rayonnement solaire dans le Royaume d'Arabie Saoudite. La comparaison avec BP-RNA et un modèle empirique a montré la supériorité de la PSO-RNA.

II.4. Répartition de la production scientifique

Pour nous aider à choisir les technologies que nous suivons dans nos recherches, nous avons fait des statistiques sur le nombre de publications dans chaque technique des techniques mentionnées précédemment. On voit simplement que l'utilisation de la technologie RNA arrive à la deuxième place après "les modèles empiriques linéaires" Bien que ce soit une nouvelle technologie dans la prédiction du rayonnement solaire.

Malgré sa présence dans la troisième place, l'utilisation de la technique de modélisation empirique non-linèaire a connu une tendance significative dans la période récente. L'utilisation des techniques FL et ANFIS dans la prédiction du rayonnement solaire se situe au niveau acceptable. L'efficacité des modèles optimisés et sa forte précision, elle a permet d'atteindre un nombre de publication important dans une courte période. Et pour la régression linéaire locale, sa faible utilisation en raison de l'exigence d'une forte densité de données pour avoir une estimation précise, et ça n'est pas disponible dans la plupart des pays du monde. **Fig. II.3** représente la répartition de la production scientifique mondiale dans le domaine de modélisation de l'irradiation solaire en fonction de la méthode d'estimation.

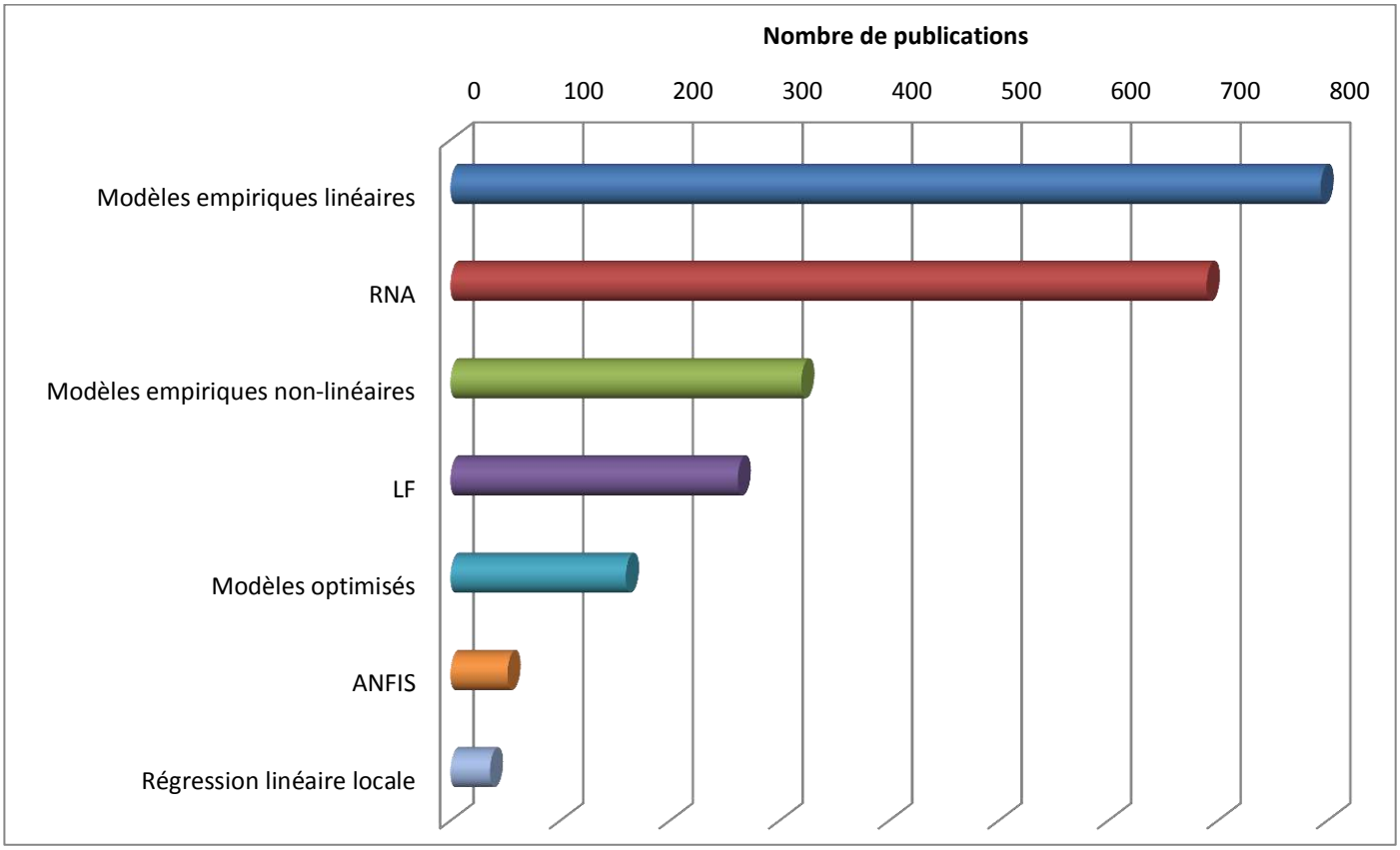


Fig.II.3 Répartition des publications en fonction de la méthode d'estimation

II.5. Conclusion

L'objectif principal de ce chapitre était de fournir une évaluation des différents modèles de rayonnement solaire, ce qui pourrait être utile dans le choix du modèle le plus approprié et précise basée sur les données météorologiques disponibles. Dans cette étude, une analyse statistique détaillée et la classification des modèles de rayonnement solaire disponible est menée.

La revue que nous avons faite sur la littérature, nous a permis de tirer les principales étapes de l'établissement d'un modèle d'estimation ou de prédiction de l'irradiation solaire, :

- Collecte de données pour autant d'endroits dans le monde entier
- Choix de la technique suivie dans la modélisation est soumis à la qualité des données disponibles
- Exploration des corrélations des différents paramètres météorologiques avec L'irradiation solaire
- Choix de la structure du modèle
- Choix des paramètres dominants en fonction de leur disponibilité et de sa force de corrélation avec le rayonnement solaire
- Essai du modèle à l'aide de données disponibles pour les régions élargissant progressivement
- Test du modèle en termes de l'indépendance et de la cohérence
- Validation du modèle

Chapitre III

Contribution **1** :

Modélisation empirique

III.1. Introduction

Comme il est indiqué dans le chapitre précédent, il existe essentiellement trois types de méthodes de prédiction de rayonnement solaire, l'un d'eux est le modèle empirique qui estime le rayonnement solaire en utilisant différents paramètres météorologiques. Ces paramètres météorologiques contiennent : le rayonnement extraterrestre, la durée d'ensoleillement, la température maximale, minimale et moyenne, l'humidité relative, l'altitude, la latitude, la précipitation, la nébulosité et l'évaporation.

Dans la littérature, nous avons trouvé des modèles empiriques basés sur les heures d'ensoleillement (Angstrom 1924, Prescott 1940, Glover et McCulloch 1958, Dogniaux et Lemoine 1983, Ögelman et al. 1984, Newland 1989, Soler 1990, Samuel 1991, Coppolino 1994, Ampratwum et Dorvlo 1999, Klabzuba et al. 1999, Elagib et Mansell 2000, Almorox et Hontoria 2004, El-Metwally 2005, Jin, Yezheng et al. 2005, Rensheng, Shihua et al. 2006, Şen 2007, Bakirci 2009), sur la température de l'air (Hargreaves et Samani 1982, Bristow et Campbell 1984, Allen 1997, Donatelli et Campbell 1998, Hunt, Kuchar et al. 1998, Goodin et al. 1999, Thornton et Running 1999, Meza et Varas 2000, Weiss et al. 2001, Annandale et al. 2002, Mahmood et Hubbard 2002, Chen et al. 2004, Abraha et Savage 2008), sur l'humidité relative (Swartman et Ogunlade 1967, Sabbagh et al. 1977, Lewis 1983, Ojosu et Komolafe 1987, Gopinathan 1988, Abdalla 1994, Ododo et al. 1995, Ertekin et Yaldız 1999, Goodin et al. 1999, Toğrul et Onat 1999), sur la précipitation (Gariepy 1980, Jong et Stewart 1993, Ertekin et Yaldız 1999), sur la nébulosité (Black 1956, Paltridge et Proctor 1976, Daneshyar 1978, Supit et Van Kappel 1998, Badescu 1999, El-Metwally 2004, Sabziparvar 2008) et sur l'élévation (Bennett 1965, Gopinathan 1988, Elagib et Mansell 2000, Annandale et al. 2002, Jin, Yezheng et al. 2005, Rensheng, Shihua et al. 2006).

Les différents modèles utilisés pour prédire le rayonnement solaire avec les heures d'ensoleillement ont été examinés par Kadir Bakirci (Bakirci 2009), où il a présenté des modèles qui ont une relation de forme linéaire entre le rayonnement solaire et la durée d'ensoleillement comme ceux suggérés par Angeström (Angstrom 1924), Prescott (Prescott 1940); des modèles quadratiques comme le modèle proposé par Ogelman (Ögelman et al. 1984); des modèles de troisième degré élaborés par Samuel (Samuel 1991); des modèles avec forme exponentielle qui ont été effectués par Elagib (Elagib et

Mansell 2000), Almorox (Almorox et Hontoria 2004) et Bakirci (Bakirci 2009); et enfin des modèles ayant une forme logarithmique appliqués par Newland (Newland 1989) et Ampratwum (Ampratwum et Dorvlo 1999).

Notre but dans cette contribution est de développer un modèle empirique basé sur la durée d'ensoleillement pour estimer le rayonnement solaire mensuel.

À cet égard, la ville de MEDEA a été choisie pour être le lieu d'étude. Le choix de la durée d'ensoleillement pour deux raisons, la disponibilité de leurs données ; et parce qu'il est le plus couramment utilisé parmi les autres paramètres météorologiques.

III.2. Zone d'essai et source de données

La station d'étude est située à la ville de MEDEA (**Fig. III.1**), il a la latitude de 36.26°N, la longitude de 2°75E, l'élévation de 900m, et qui se trouve à environ 84 km de la capitale Alger. Le climat de Médéa est classé comme chaud et tempéré avec des précipitations importantes tout au long de l'année (plus de 750 mm).



Fig.III.1 Localisation géographique de Médéa, Algérie

Les données utilisées dans cette étude est une combinaison entre les données de sol et les données par satellite pour la période de Janvier 1994 à Décembre 2005 (12 ans). Les données de la durée d'ensoleillement ont été obtenues à partir de deux sources, le Centre national de données climatologiques (NCDC) via leur site web et le Bureau National de météorologie de l'Algérie via sa station située à Médéa. La **Fig.III.2** illustre les valeurs mensuelles de la durée d'ensoleillement pour la ville de Médéa durant la période d'étude (1994 à 2005).

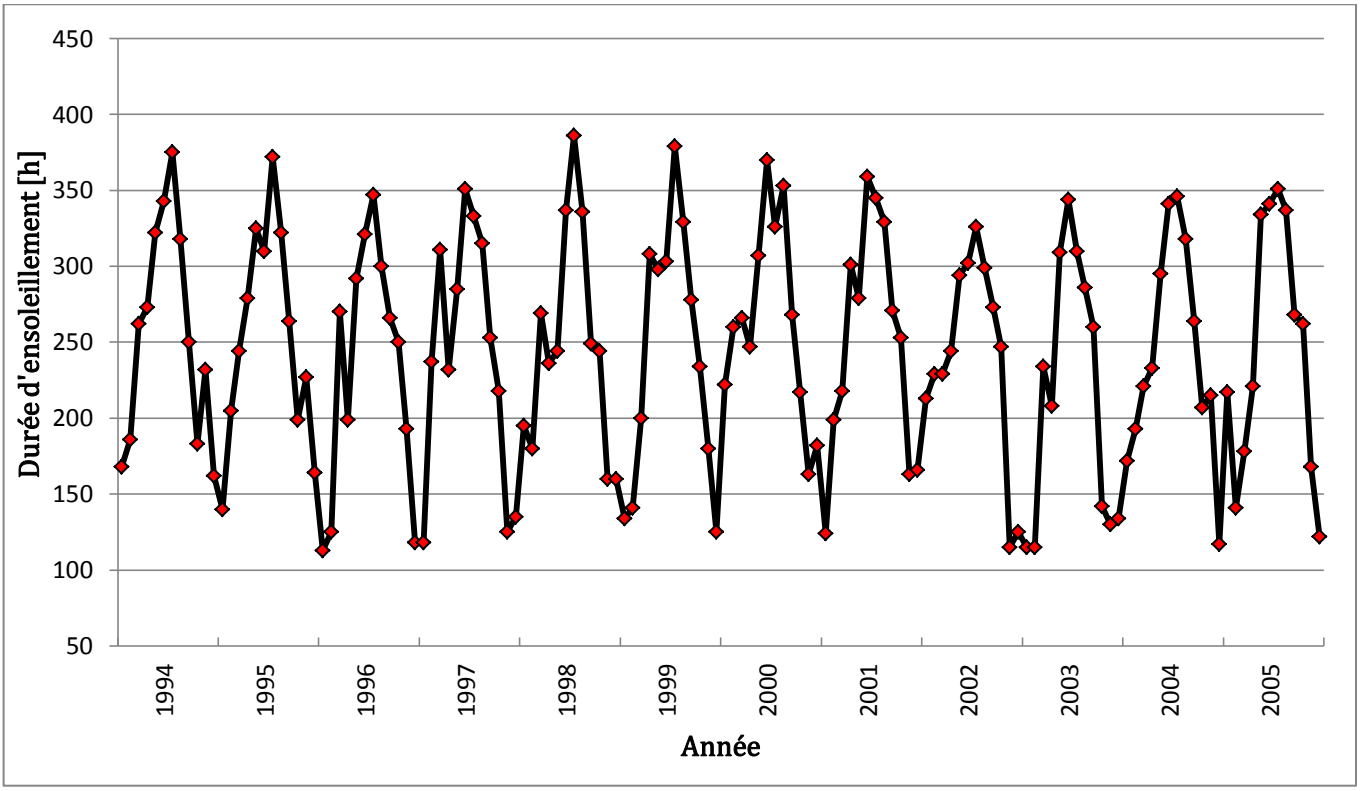


Fig.III.2 Durée d'ensoleillement mensuelle pour la ville de Médéa pendant les années 1994-2005[annexe]

D'après la **Fig.III.2,** on constate que la ville de Médéa est caractérisée par deux grandes saisons (hiver et été) avec une variation de la durée d'ensoleillement mensuelle entre 113 et 386 heures, ce qui donne une moyenne mensuelle de 245 heures et une moyenne journalière qui dépasse 8 heures.

Considérant que, pour trouver le rayonnement solaire mensuel pour la ville de Médéa, l'accréditation était sur la base de données HelioClim-1, qui est un ensemble de données par satellite disponible à http://www.soda-is.org.

Cette base de données a été prouvée pour être raisonnablement fiable pour estimer l'irradiation solaire en Europe et en Afrique (Rigollier et al. 2004). Pas seulement mais aussi, (Llasat et Snyder 1998; Droogers et Allen 2002) ont affirmé que les données de rayonnement solaire obtenues par HelioClim-1 peuvent être aussi précis que les mesures effectuées par les pyranomètres où les stations météorologiques ne sont pas régulièrement entretenus ou non équipées de dispositifs précis: l'incertitude rapportée varie de 5% à 25%, selon la classe de matériel et les experts en métrologie. L'ensemble des données de l'irradiation solaire mensuelle pour la ville de Médéa depuis 1994 à 2005 est donnée dans la **Fig. III.3.**

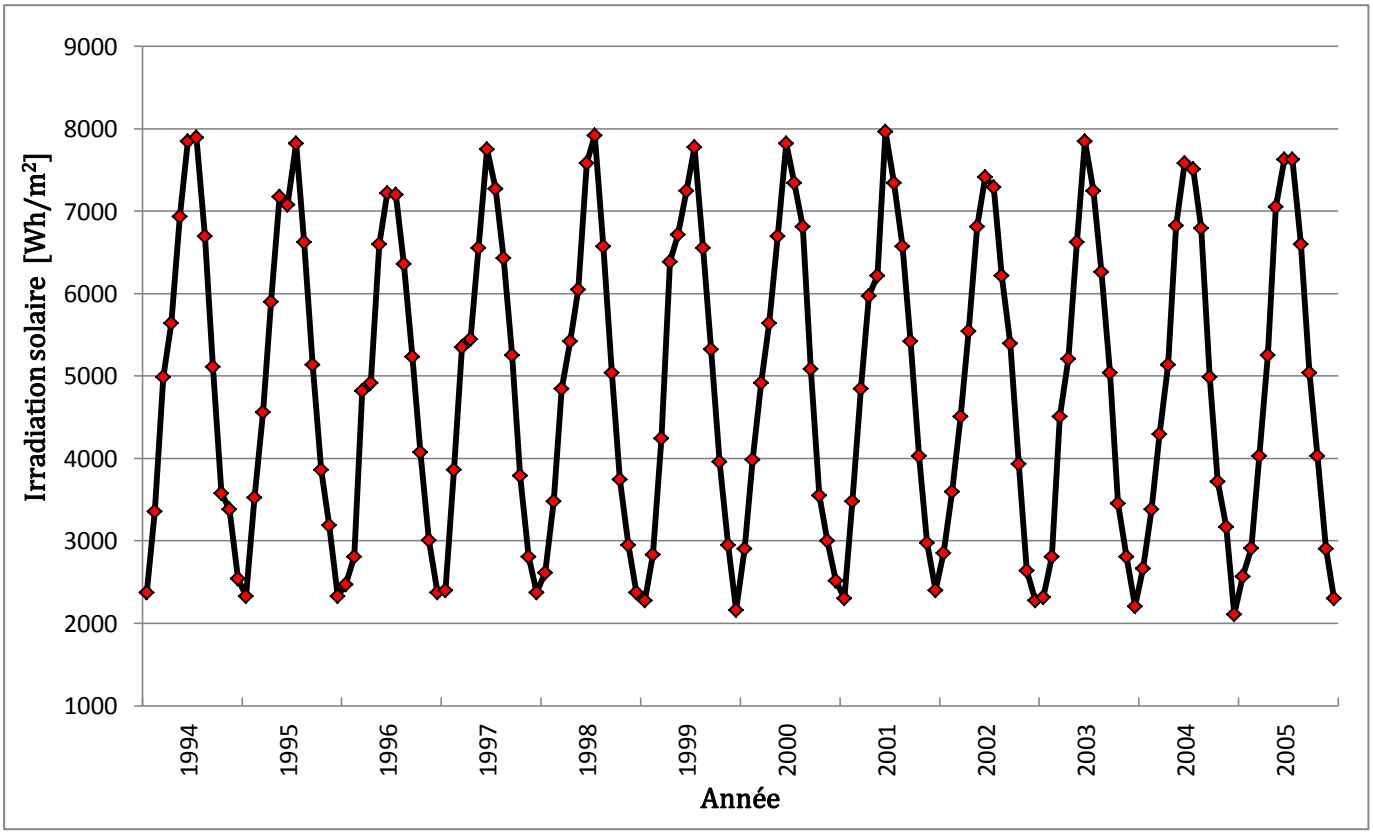


Fig.III.3 Irradiation solaire mensuelle pour la ville de Médéa pendant les années 1994-2005 [annexe]

La **Fig. III.3** montrée que les valeurs maximales de l'irradiation solaire apparait dans la saison d'été et précisément dans le mois de juillet. Contrairement à la saison d'hiver où on trouve des valeurs minimales de l'irradiation solaire allant jusqu'à le tiers des valeurs d'été. Le rayonnement solaire mensuel dans la ville de Médéa compris entre 2112 W/m^2 et 7968 W/m^2 avec une moyenne mensuelle de 4890 W/m^2 et une moyenne journalière 161 W/m^2.

III.3. Théorie

III.3.1. Modèles empiriques basés sur la durée d'ensoleillement

Dans la littérature, de nombreux modèles sont basés sur la relation d'Angström (Angstrom 1924) pour se connecter entre le rayonnement solaire et la durée d'ensoleillement et cela est prouvés leurs efficacité. En conséquence, à travers cette étude, nous n'avons pas dévié à cette approche et notre modèle est ainsi dérivé à partir des équations de type Angström.

Le modèle Angström-Prescott (Prescott 1940), qui est une forme modifiée du modèle Angström, est une relation linéaire entre le rapport du rayonnement solaire global à la valeur correspondante du rayonnement solaire extraterrestre à un endroit donné et le rapport de la durée d'ensoleillement réelle à la durée maximale possible.

$$\frac{\mathrm{H}}{\mathrm{H_0}} = \mathrm{a} + \mathrm{b}\left(\frac{\mathrm{S}}{\mathrm{S_0}}\right) \quad \text{(III.1)}$$

Où la valeur de H_0 peut être calculée par la relation suivante (Duffie et Beckman 1980):

$$H_0 = \frac{24}{\pi} I_{SC}\left[1 + 0.033\ cos\left(\frac{360n}{365}\right)\right]\left[cos\varphi\ cos\delta\ sin\omega_s + \frac{\pi}{180}\omega_s\ sin\varphi\ sin\delta\right] \quad \text{(III.2)}$$

La déclinaison solaire (δ) et l'angle de coucher de soleil à l'heure (ω_s) peuvent être trouvés à partir des équations données par Cooper (Cooper 1969):

$$\delta = 23.45 \sin\left[\frac{360}{365}(284 + n)\right] \quad \text{(III.3)}$$

$$\omega_s = cos^{-1}(-tan\varphi\ tan\delta) \quad \text{(III.4)}$$

Où n est le numéro du jour

La longueur du jour (S_0) peut être déterminée par l'équation suivante:

$$S_0 = \frac{2}{15}\omega_s \quad \text{(III.5)}$$

III.3.2. Validation et comparaison du modèle

Parce qu'il sera une comparaison entre nos modèles et les autres qui ont proposés précédemment, une nombreuse des méthodes statistiques ont été utilisées pour évaluer l'efficacité de prédiction des modèles, On a choisi parmi elles : la SSE, le RMSE et le coefficient de détermination (R^2).

- **La Somme des Erreurs Quadratiques (SSE)** il n'y a pas d'erreur dans le sens d'une erreur; l'erreur est utilisé ici comme synonyme de 'résiduel', SSE est la somme des carrés des résidus (écarts des valeurs prédites à partir des valeurs réelles). Elle constitue une mesure de la différence entre les données et le modèle d'estimation. Un petit SSE indique un ajustement serré du modèle aux données. Il est utilisé comme un critère d'optimalité dans la sélection du paramètre et la sélection du modèle. La formule pour SSE est:

$$SSE = \sum_n (valeur\ expérimentale - valeur\ prédite\ )^2 \qquad \text{(III.6)}$$

- **La Racine sur l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE)** est une mesure fréquemment utilisée pour voir la différence entre les valeurs prédites par un modèle et les valeurs effectivement observées de la chose modélisée ou estimé. Le RMSE est une bonne mesure de précision. La valeur de RMSE est toujours positive, ce qui représente zéro dans le cas idéal. La RMSE peut être calculée à partir de l'équation suivante :

$$RMSE = \left[\frac{1}{n}\sum_n (valeur\ expérimentale - valeur\ prédite\ )^2\right]^{1/2} \qquad \text{(III.7)}$$

- **Le coefficient de détermination (R^2)** est un indicateur qui permet de juger la qualité d'une régression linéaire, simple ou multiple. D'une valeur comprise entre 0 et 1, il mesure l'adéquation entre le modèle et les données observées. Dans le cadre d'une régression linéaire simple, c'est le carré du coefficient de corrélation. Le R^2 se définit comme la part de variance expliquée par rapport à la variance totale, autrement dit par [1 – (somme des carrés des résidus / variance totale)]. Ce coefficient (Eq. III.8) s'applique aussi bien à une régression simple qu'à une régression multiple.

$$R^2 = 1 - \frac{RMSE^2}{\sigma_0^2} = 1 - \frac{\sum_n (valeur\ expérimentale - valeur\ prédite\ )^2}{\sum_n (valeur\ expérimentale - moyenne\ des\ données\ expérimentales\ )^2} \qquad \text{(III.8)}$$

Où n est le nombre de données et σ_0 est l'écart type des données expérimentales.

III.4. Développement du modèle

En ce qui concerne l'utilisation des données, deux stratégies ont été suivies pour atteindre le modèle idéal:

La première: les données ont été prises sans aucune modification sur elles.

La seconde: En faisant la moyenne des valeurs de chaque mois sur la période d'étude (1994 à 2005), donc ce qui nous a permis d'obtenir douze valeurs.

Après une série de test et de simulation de nombreuses corrélations, nous avons proposé ce modèle qui est une sommation entre l'approche Ögelman (Ögelman, Ecevit et al. 1984) et le premier degré de polynôme de Fourier:

$$\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\left(\frac{S}{S_0}\right)^2 + a_0 \cos\left(d\left(\frac{S}{S_0}\right)\right) + b_0 \sin\left(d\left(\frac{S}{S_0}\right)\right) \quad \text{(III.9)}$$

Et pour plus de précision du modèle, le 4ème degré du polynôme de Fourier a été utilisé:

$$\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\left(\frac{S}{S_0}\right)^2 + \sum_{i=0}^{3} a_i \cos\left[(i+1)d\left(\frac{S}{S_0}\right)\right] + b_i \sin\left[(i+1)d\left(\frac{S}{S_0}\right)\right] \quad \text{(III.10)}$$

Où $a, b, c, d, a_0, b_0, a_i, b_i$ sont les coefficients de régression.

La méthodologie suivie lors du développement du modèle est représentée dans la **Fig. III.4**

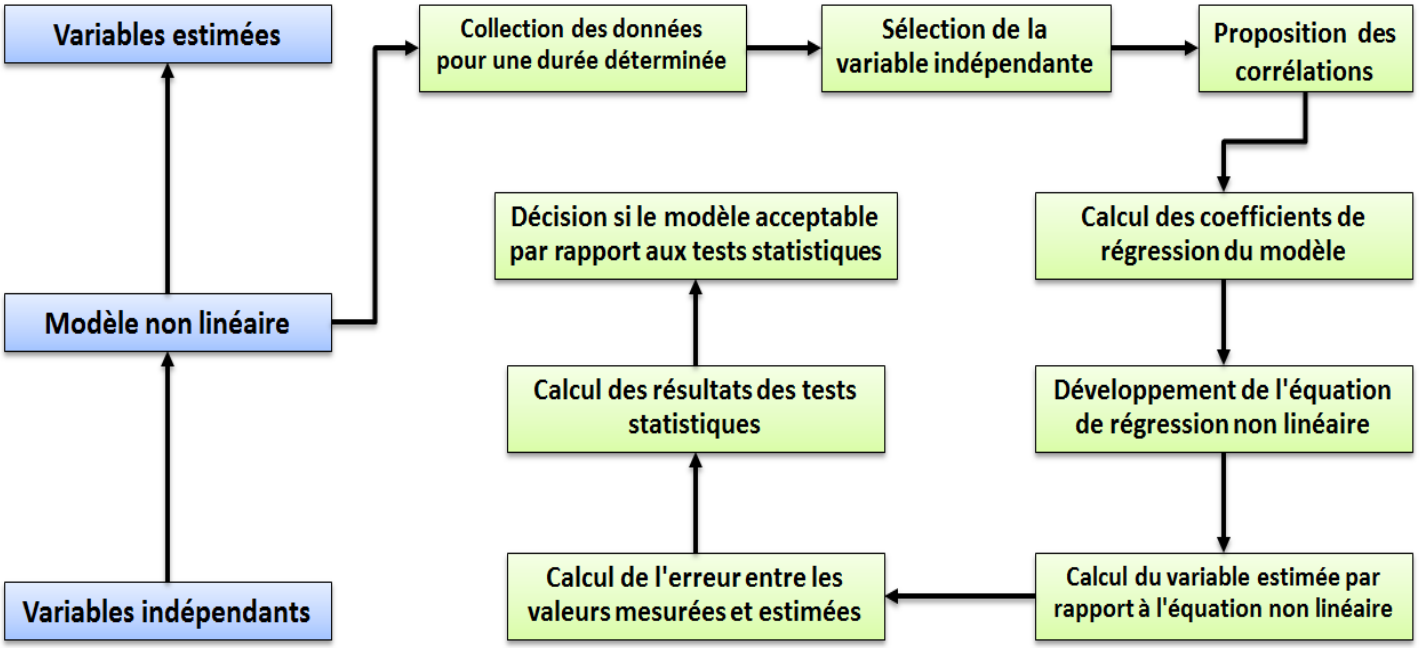
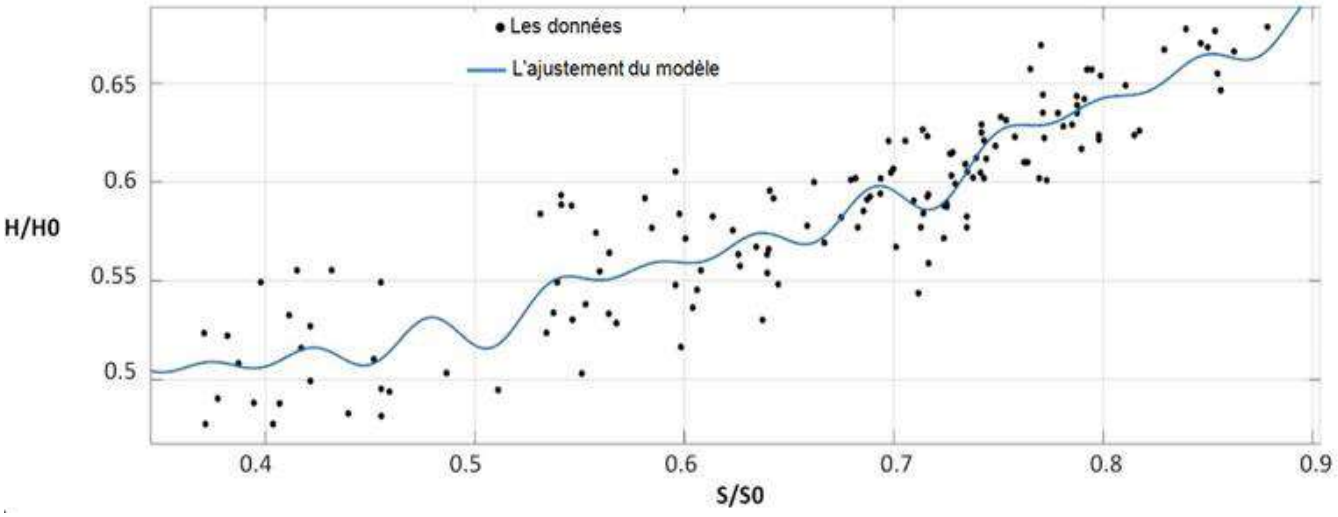
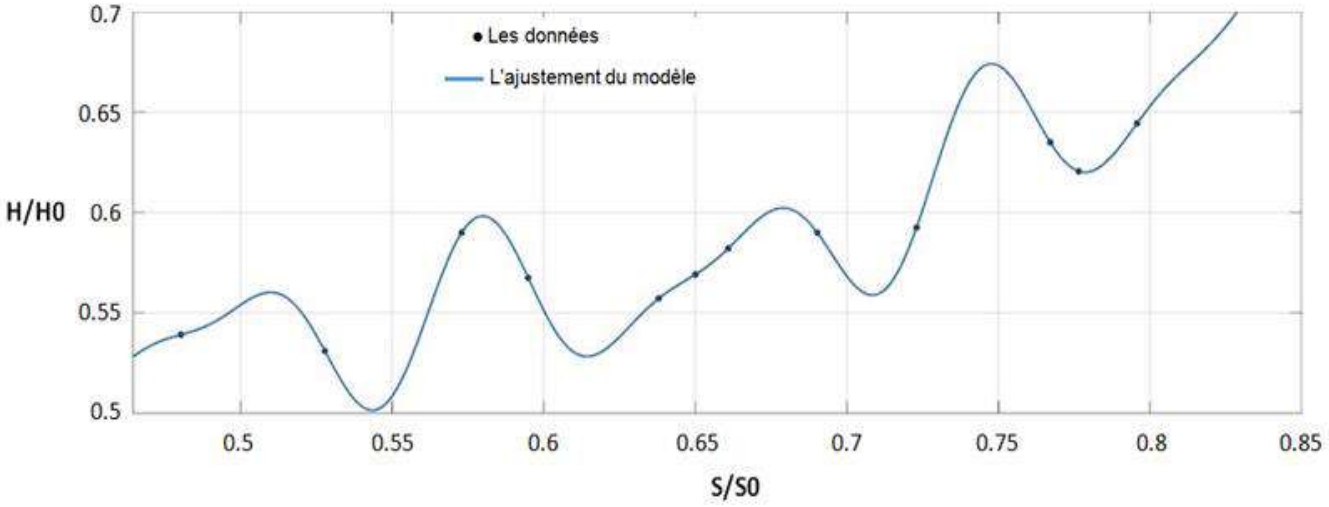


Fig.III.4 Organigramme de la technique de modélisation utilisée

La représentation de la forme de notre modèle (Eq. III.9 et Eq. III.10) est représentée sur la **Fig. III.5** pour les deux stratégies, où l'on note que le rythme du modèle passe à travers la majorité des points de données ou près d'eux.



(a) La première stratégie



(b) La deuxième stratégie

Fig.III.5 Représentation de la forme de notre modèle dans les deux stratégies

III.5. Résultat et discussion

En fait, la plupart des modèles développés auparavant par les chercheurs ont été testés et leurs résultats ont été évalués, ainsi que notre modèle.

Par conséquent, le **Tab. III.1** comprend les paramètres statistiques et les coefficients de régression pour tous les modèles, selon les deux stratégies mentionnées au-dessus.

Tab. III.1: Résultats des paramètres statistiques et les coefficients de régression de tous les modèles

Modèle N°	Équation	Source	Stratégie 1				Stratégie 2			
			La valeur du paramètre	SSE	RMSE	R^2	La valeur du paramètre	SSE	RMSE	R^2
1	$\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Angstrom 1924)	a=0.366 ; b= 0.333	0.073	0.022	0.789	a=0.377 ; b= 0.316	0.002	0.016	0.812
2	$\frac{H}{H_0} = a\,cos\varphi + b\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Prescott 1940)	a=0.453 ; b= 0.333	0.073	0.022	0.789	a=0.467 ; b= 0.316	0.002	0.016	0.812
3	$\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\left(\frac{S}{S_0}\right)^2$	(Ögelman, Ecevit et al. 1984)	a=0.502 ; b= -0.132 ; c=0.377	0.067	0.021	0.807	a=0.502 ; b= -0.132 ; c=0.377	0.002	0.015	0.848
4	$\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\,log\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Newland 1989)	a=0.628 ; b= 1.162 ; c=-0.237	0.067	0.021	0.806	a=-0.379 ; b= 1.128 ; c=-0.517	0.002	0.015	0.844
5	$\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\left(\frac{S}{S_0}\right)^2 + d\left(\frac{S}{S_0}\right)^3$	(Samuel 1991)	a=1.451; b= 0.911 c=-0.3244 ; d= -0.4431	0.066	0.021	0.808	a=0.371; b= 0.544 c=-0.746; d= 0.602	0.001	0.014	0.875
6	$\frac{H}{H_0} = e^a\left(\frac{S}{S_0}\right)^b$	(Coppolino 1994)	a=-0.385 ; b= 0.348	0.08	0.024	0.768	a=-0.388 ; b= 0.345	0.002	0.017	0.794
7	$\frac{H}{H_0} = e^a\left(\frac{S}{S_0}\right)^b (sinh_\alpha)^c$	(Coppolino 1994)	a=-2.414 ; b= 0.348 ; c=-9.396	0.08	0.024	0.768	a=-0.218 ; b= 0.345 ; c=0.787	0.002	0.017	0.794
8	$\frac{H}{H_0} = a + b\,log\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Ampratwum et Dorvlo 1999)	a=0.67 ; b= 0.192	0.085	0.024	0.754	a=0.67 ; b= 0.197	0.002	0.017	0.783
9	$\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\left[d + \left(\frac{S}{S_0}\right)\right](n-e)^2$	(Klabzuba, Bures et al. 1999)	a =0.366 ; b =0.317 ; c =0.266 d = -0.05 ; e = 0.239	0.073	0.022	0.789	a =0.375 ; b = 0.313 ; c = 0.011 d = 0.8 ; e = 0.516	0.002	0.019	0.813
10	$\frac{H}{H_0} = a\,exp\left[b\left(\frac{S}{S_0}\right)\right]$	(Elagib et Mansell 2000)	a= 0.396 ; b=0.589	0.07	0.022	0.797	a= 0.407 ; b=0.548	0.002	0.015	0.821
11	$\frac{H}{H_0} = a + b\,L + c\,Z + d\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Elagib et Mansell 2000)	a= 0.01; b=-0.068 ; c= 0.417 ; d=0.361	0.05	0.027	0.773	a= 0.13; b=0.321 ; c= 0.05 ; d=0.316	0.002	0.018	0.812
12	$\frac{H}{H_0} = a + b\,L + c\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Elagib et Mansell 2000)	a= 0.35 ; b=-0.011 ; c= 0.361	0.05	0.027	0.773	a= 0.251 ; b=0.2 ; c= 0.316	0.002	0.018	0.812
13	$\frac{H}{H_0} = a + b\,Z + c\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Elagib et Mansell 2000)	a= 0.251; b=0.101 ; c= 0.361	0.05	0.027	0.773	a=0.477 ; b=-0.11; c= 0.316	0.002	0.018	0.812
14	$\frac{H}{H_0} = a + b\,exp\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Almorox et Hontoria 2004)	a= 0.235 ; b=0.179	0.068	0.022	0.802	a= 0.262 ; b=0.166	0.002	0.015	0.827
15	$\frac{H}{H_0} = a + b\,cos\varphi + c\,Z + d\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Jin, Yezheng et al. 2005)	a= 0.084 ; b=0.34 c= -0.018 ; d=0.361	0.05	0.027	0.773	a= -0.05 ; b=0.255 c= 0.246 ; d=0.316	0.002	0.018	0.812

Tab. III.1 (suite)

16	$\frac{H}{H_0} = a + b\,L + c\,Z + (d + e\,L + f\,Z)\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Jin, Yezheng et al. 2005)	a= 7.279 ; b=-5.161 ; c= -4.082 ; d=1.381 ; e=-0.94 ; f=-0.472	0.05	0.027	0.773	a= -4.82; b=-0.94; c= 6.43 d=-3.13 ; e=5.45 ; f=0.027	0.002	0.02	0.812
17	$\frac{H}{H_0} = (a + b\cos\varphi + cZ) + (d + e\cos\varphi + fZ)\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Jin, Yezheng et al. 2005)	a= 0.329 ; b=-0.191 ; c= 0.214 ; d=0.214 ; e=0.082 ;f=0.09	0.05	0.027	0.773	a=0.305; b=-0.107; c= 0.176 ; d=-0.175 ; e=0.151 ; f=0.41	0.002	0.02	0.812
18	$\frac{H}{H_0} = a + bL + cZ + (d + eL + fZ)\left(\frac{S}{S_0}\right) + (g + hL + iZ)\left(\frac{S}{S_0}\right)^2$	(Jin, Yezheng et al. 2005)	a= 2.469 ; b=-0.418 ; c= -2.023 ; d=-5.225 ; e=7.43 ; f=0.825 ; g=-1.81 ; h=0.844 ; i=1.554	0.049	0.028	0.775	a=-1.79; b=-0.09; c=6.438 d=4.097; e=-0.023; f=-4.49 g=2.426; h=0.044; i=-3.547	0.002	0.029	0.813
19	$\frac{H}{H_0} = a + b\cos\varphi + cZ + (d + e\cos\varphi + fZ)\left(\frac{S}{S_0}\right) + (g + h\cos\varphi + iZ)\left(\frac{S}{S_0}\right)^2$	(Jin, Yezheng et al. 2005)	a= -7.25 ; b=5.213 ; c= 3.81 d=-0.188 ; e=0.634 ; f=-0.121 g=0.517 ; h=-1.505 ; i=0.91	0.049	0.028	0.775	a=3.0; b=-2.314; c=-0.445 ; d=5.51; e=-6.465; f=-0.997 ; g=-0.653; h=3.657; i=-1.654	0.002	0.028	0.826
20	$\frac{H}{H_0} = a^{(1/S/S_0)}$	(El-Metwally 2005)	a= 0.713	0.219	0.039	0.371	a=0.705	0.007	0.026	0.453
21	$\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right)^c$	(Şen 2007)	a= 40.34 ; b=-39.67 ; c= -0.004	0.085	0.024	0.754	a=0.528; b=0.323; c=4.627	0.001	0.014	0.871
22	$\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\,exp\left(\frac{S}{S_0}\right)$	(Bakirci 2009)	a= 0.073 ; b=-0.424 ; c= 0.406	0.066	0.021	0.808	a=-0.204; b=-1.276; c= 0.839	0.001	0.014	0.868
23	$\frac{H}{H_0} = a\left(\frac{S}{S_0}\right)^b$	(Bakirci 2009)	a= 0.68 ; b=0.348	0.08	0.024	0.768	a= 0.67; b=0.35	0.003	0.018	0.762
24	$\boldsymbol{\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\left(\frac{S}{S_0}\right)^2 + a_0\cos\left(d\left(\frac{S}{S_0}\right)\right) + b_0\sin\left(d\left(\frac{S}{S_0}\right)\right)}$	**Notre modèle 1**	**a=-0.413 ; b= 0.04 ; c=-0.003 ; a_0= -0.587 ; b_0= 1.201; d=127.26**	**0.064**	**0.021**	**0.815**	**a=0.5325; b=-0.1618; c= 0.3526; a_0= -0.0006; b_0=0.0164; d=57.7843**	**$9*10^{-4}$**	**0.01**	**0.932**
25	$\boldsymbol{\frac{H}{H_0} = a + b\left(\frac{S}{S_0}\right) + c\left(\frac{S}{S_0}\right)^2 + \sum_{i=0}^{3} a_i\cos\left[(i+1)d\left(\frac{S}{S_0}\right)\right] + b_i\sin\left[(i+1)d\left(\frac{S}{S_0}\right)\right]}$	**Notre modèle 1**	**a=0.4939; b=-0.108; c=0.359 a_0= -0.0011; b_0= -0.0047; a_1= -0.0007; b_1= -0.0028; a_2= -0.0003; b_2= -0.0055; a_3= 0.0055; b_3= 0.0011; d=29.608**	**0.06**	**0.02**	**0.827**	**a=0.5135; b=-0.0676; c=0.275; a_0=0.0196 ; b_0= -0.0007; a_1=0.012; b_1= -0.003; a_2=0.0012; b_2= -0.0158; a_3=-0.0031; b_3= -0.0089; d=33.1165**	**$3.1*10^{-6}$**	**$5*10^{-4}$**	**0.999**

Comme on peut le voir dans le **Tab. III.1,** notre modèle montre une meilleure performance par rapport aux autres modèles. En outre, la plupart des modèles donnent un coefficient de détermination (R^2) plus de 75%; tandis que notre modèle a réalisé un résultat meilleur que les autres, où le ratio était de 82,7% dans la première stratégie et il dépasse 99,97% dans la seconde. Cela prouve sa bonne précision.

D'autre part, dans l'analyse des erreurs d'estimation des modèles (**Tab. III.2**), il a été observé que notre modèle comporte des erreurs proches des autres modèles où nous avons trouvé un SSE = 6% et un RMSE = 2%, alors, il était le plus faible ratio parmi les autres à la première stratégie. Dans la deuxième stratégie, notre modèle a encore une erreur de prédiction minimale où il a atteint un SSE = 0,00031% et un RMSE = 0,05%. Dans l'ensemble, on peut dire que ces taux d'erreurs sont une indication de la bonté de notre modèle et nous offre une plus grande confiance en lui.

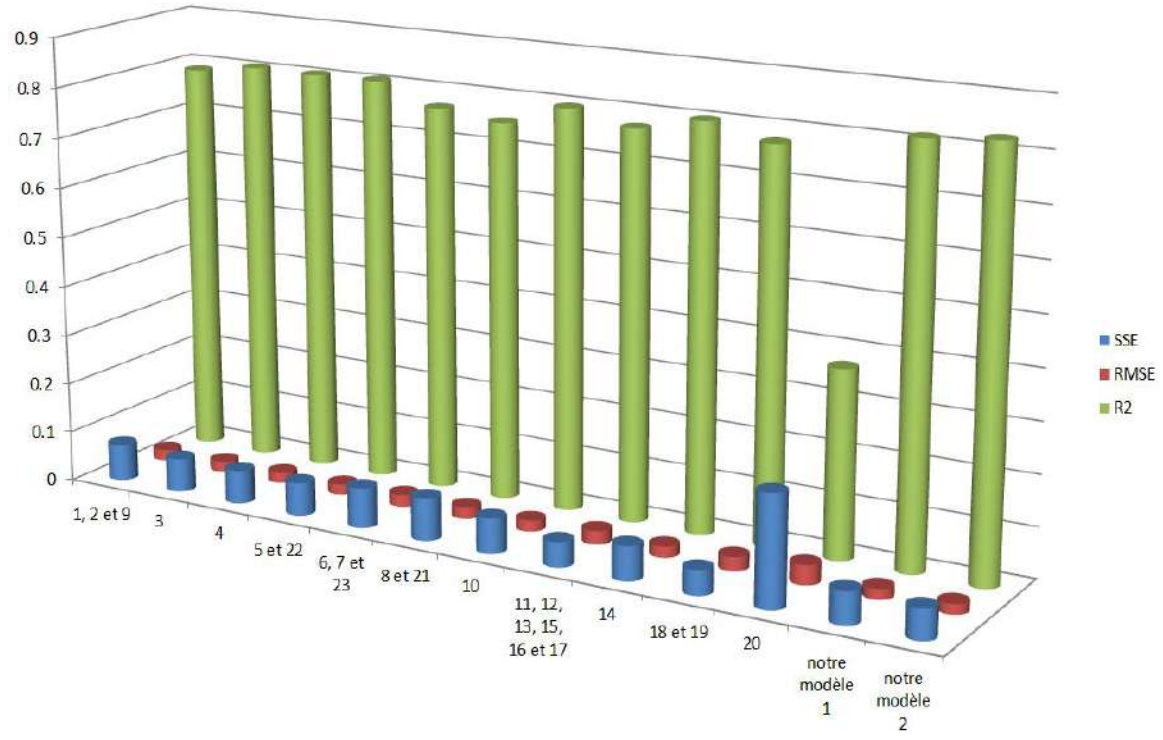
Pour revenir aux autres modèles, il a été noté qu'il y a un pourcentage assez similaire d'erreurs entre eux avec un léger avantage pour les modèles quadratiques et les modèles à troisième degré. Dans ce dernier, SSE allant de 6,6 à 6,8% et RMSE de 2.1 à 2.2% dans la première stratégie. En revanche, les autres modèles ont atteint un SSE de 4,9% et un RMSE de 2,2%.

Tab. III.2 Résumé des résultats obtenus

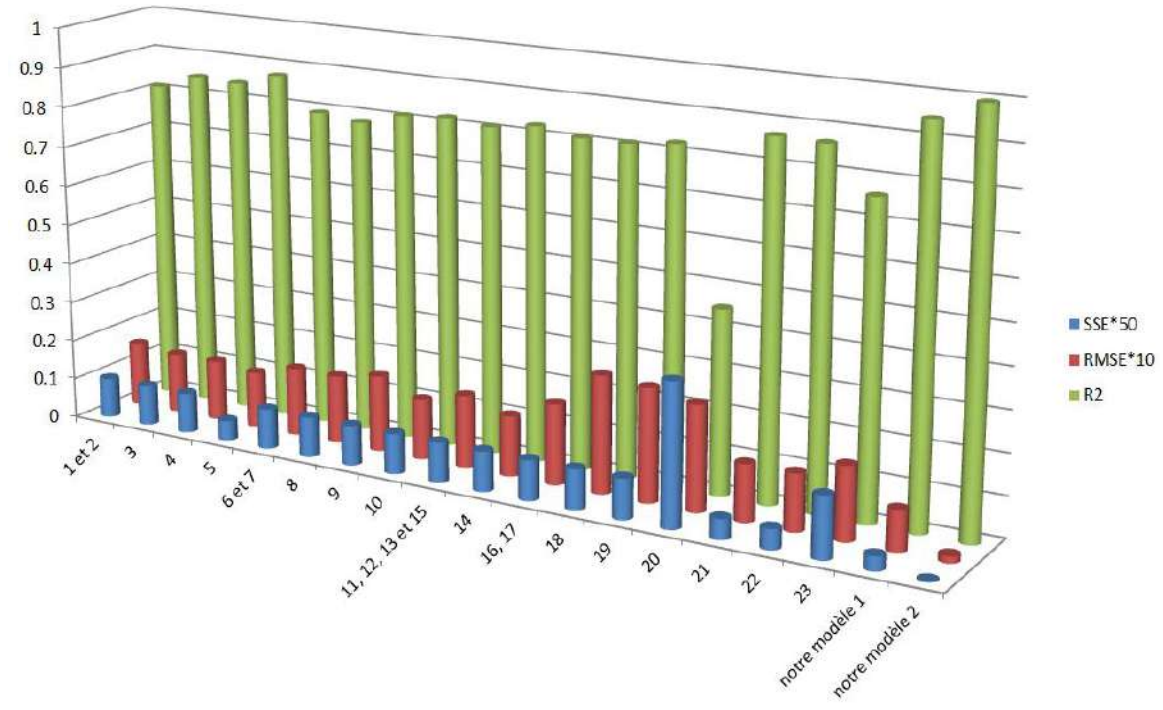
Modèle N°	Stratégie 1			Stratégie 2		
	SSE	RMSE	R^2	SSE	RMSE	R^2
3, 4, 5 et 22	0.066 à 0.068	0.021 à 0.022	0.802 à 0.808	0.001 à 0.002	0.014 à 0.015	0.848 à 0.875
Les 19 modèles restants	0.049 à 0.219	0.022 à 0.039	0.371 à 0.797	0.002 à 0.007	0.015 à 0.029	0.453 à 0.826
Notre modèle 2	0.06	0.02	0.827	$3.1*10^{-6}$	$5*10^{-4}$	0.999

En application de la deuxième stratégie, la performance des modèles a été augmentée lorsque SSE est devenue comprise entre 0,1 à 0,2% et RMSE entre 1,4 à 1,5% pour les modèles quadratiques et de troisième degré. Et de la même manière, les 19 modèles restants ont améliorés ses résultats de sorte que SSE devenue comprise entre 0,2 à 0,7% et RMSE entre 1,5% à 2,9%.

Afin de visualiser davantage la différence entre nos modèles et les autres meilleurs modèles, un histogramme de comparaison en termes de paramètres statistiques a été établi (**Fig. III.6**).



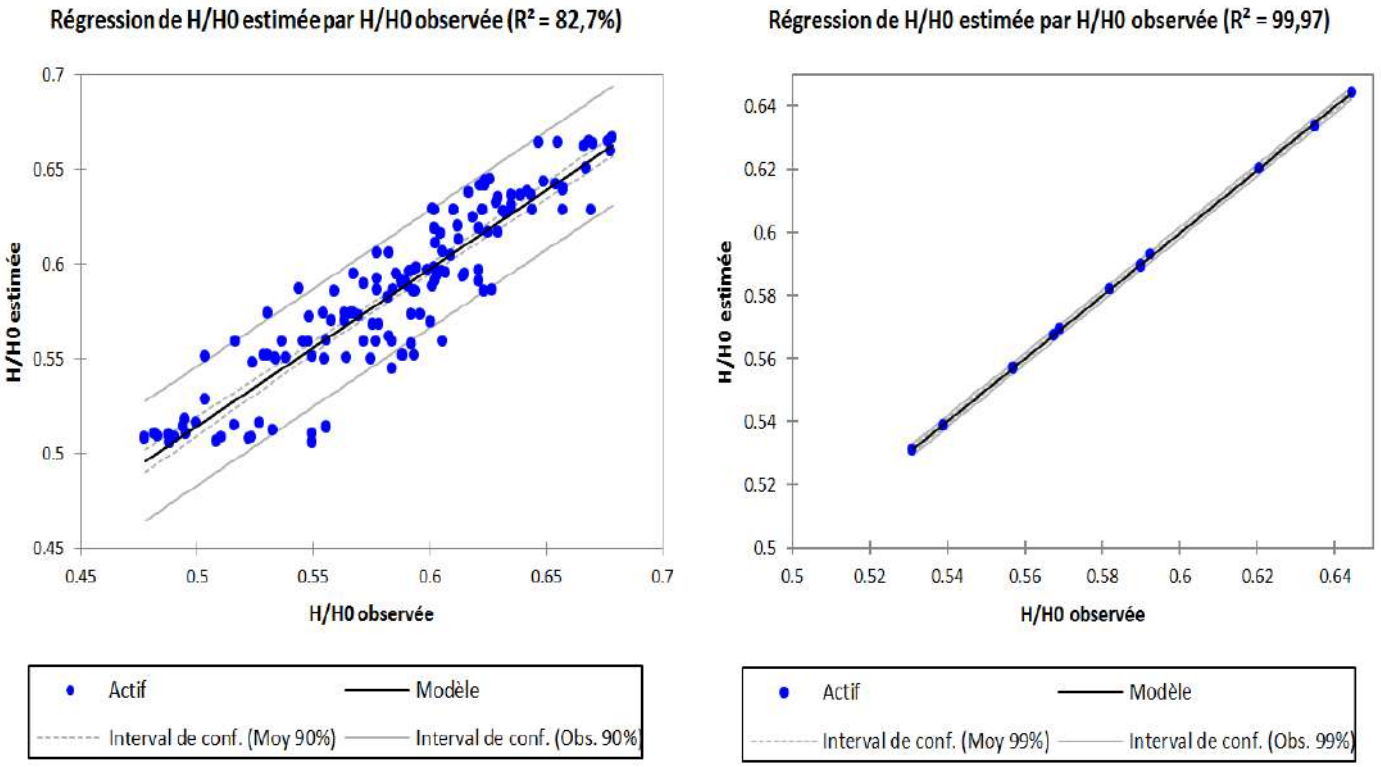
(a) La première stratégie



(b) La deuxième stratégie

Fig. III.6 Résultats obtenus en termes d'erreurs et coefficient de détermination

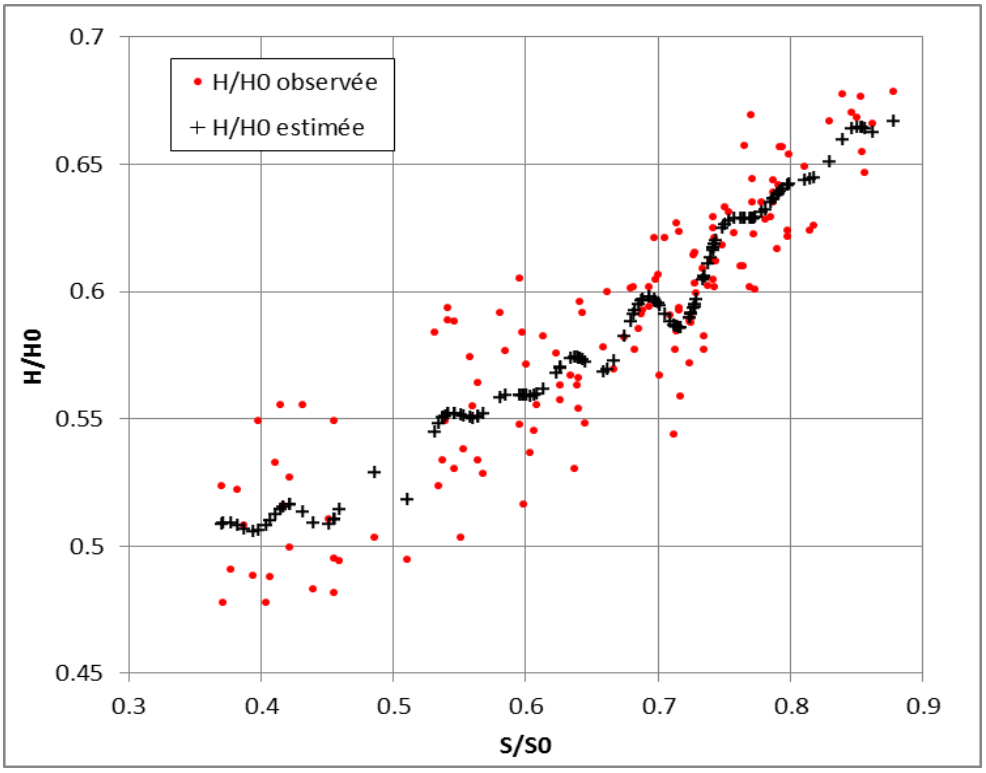
En outre, la fiabilité du modèle a été évaluée sur la base de l'analyse de régression des valeurs observées par rapport les valeurs estimées avec l'intervalle de confiance comme ce qui est illustré sur la **Fig. III. 7.** Aucune des valeurs aberrantes ont été retirées. On remarque que presque tous les points se trouvent dans les limites de l'intervalle de confiance dans les deux stratégies, ce qui est preuve que les estimations du modèle sont statistiquement significatives.



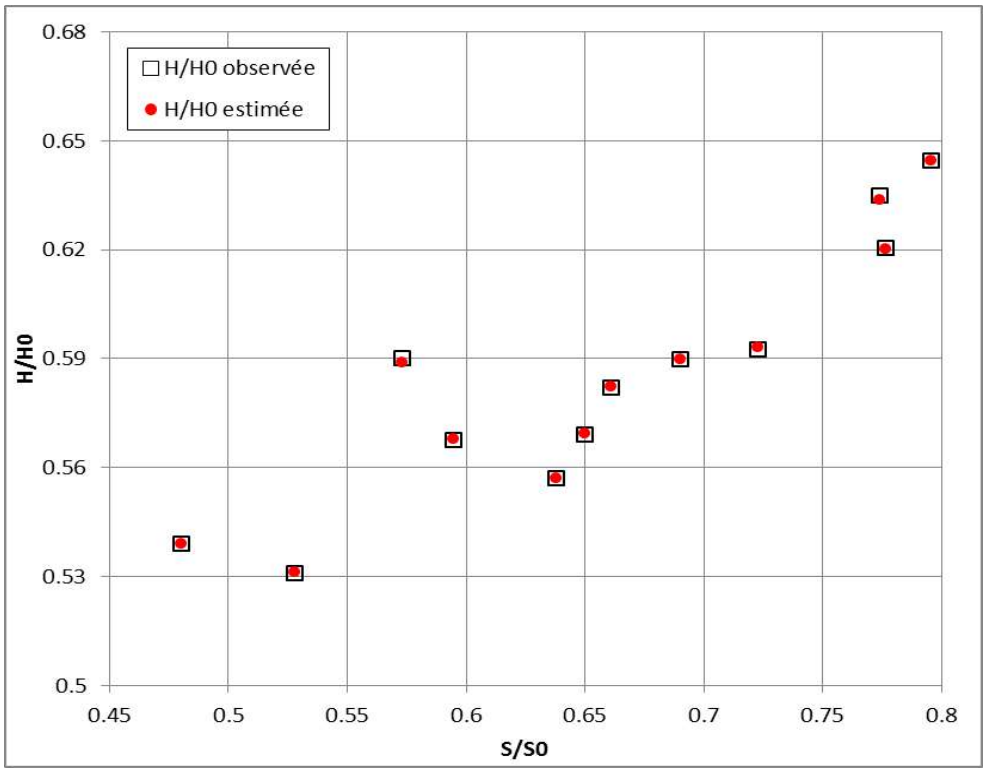
(a) La première stratégie (b) La deuxième stratégie

Fig. III.7 H /H_0 estimé vs observé pour notre modèle dans les deux stratégies. La régression linéaire ajustée est représentée, conjointement avec l'intervalle de confiance

Dans le même contexte, une validation de nos résultats a été effectuée sur la **Fig.III.8**, où nous avons présenté H/H_0 (observé et estimé) basé sur S/S_0 dans le même graphique. Dans la première stratégie, on note la présence des points estimés au milieu de ceux observés; tandis que dans la deuxième stratégie, nous voyons presque une correspondance entre les points observés et estimés.



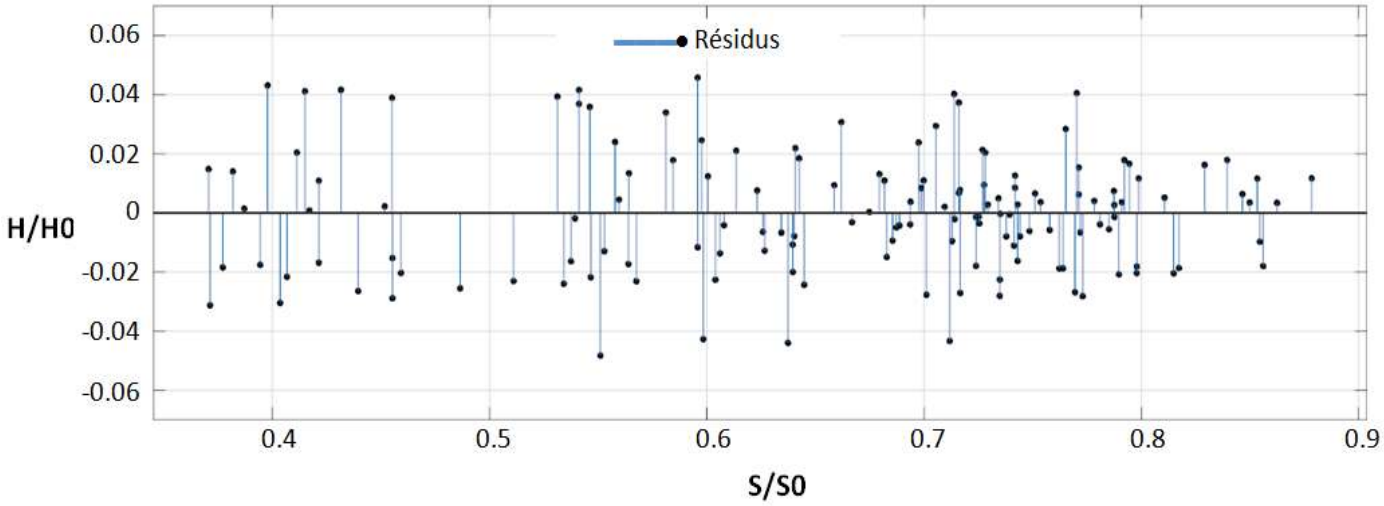
(a) La première stratégie



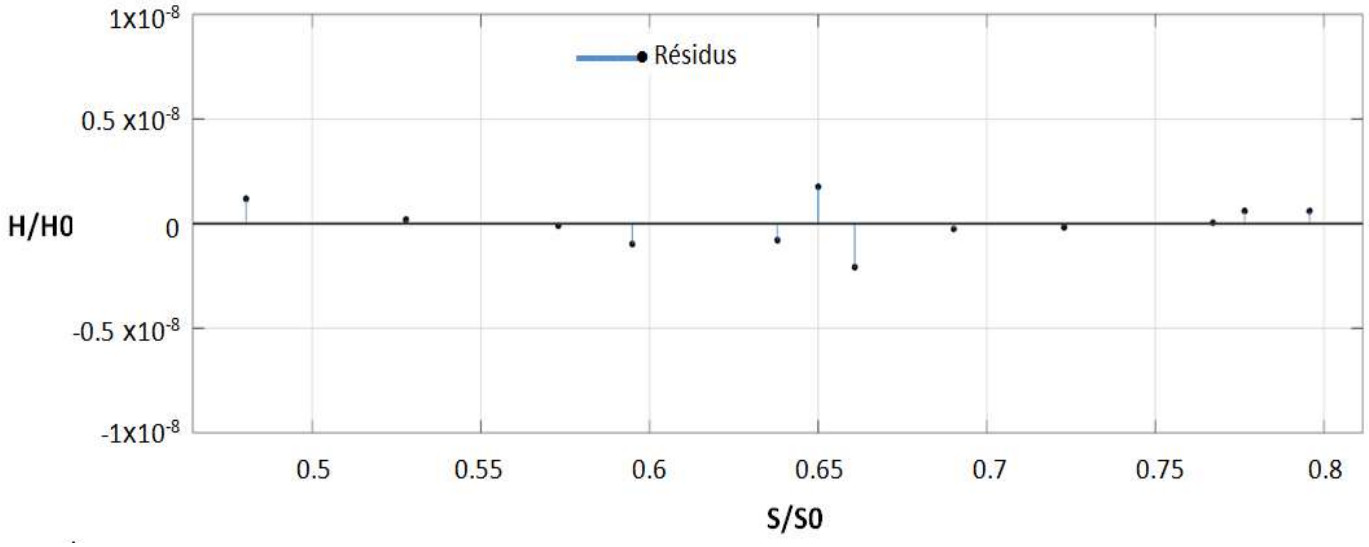
(b) La deuxième stratégie

Fig. III. 8 Validation de notre modèle à la prédiction de H/H_0 selon S/S_0 dans les deux stratégies

La qualité de l'ajustement de régression a également été inspectée par la représentation des erreurs de modèle dans le graphe des résidus (**Fig. III. 9**). Dans la première stratégie, les résultats ont été satisfaisants, les résidus ont été distribués autour de la ligne zéro et le point le plus éloigné était à $\pm 0{,}05$. Alors que dans la deuxième stratégie, il était si claire que les points résiduels présentant un bon comportement avec une petite erreur, et la distance entre la ligne zéro et le mauvais point de prédiction était négligeable (ne dépasse pas $\pm\ 0{,}2*10^{-8}$).



(a) La première stratégie



(b) La deuxième stratégie

Fig. III.9 Résidus tracés pour H/H_0 en fonction de S/S_0

III.6. Conclusion

Le but de cette étude était de développer un modèle empirique qui peut être utilisé pour prédire l'irradiation solaire moyenne mensuelle basée sur la durée d'ensoleillement.

Une base de données combinée à partir des données au sol et des données par satellite a été recueillie pour la ville de Médéa dans le nord de l'Algérie.

Des différentes corrélations empiriques ont été faites auparavant et des recherches encore continuent jusqu'à maintenant. Ils ont proposé des diverses formes de la relation entre le rayonnement solaire et la durée d'ensoleillement, tels que linéaire, quadratique, polynomiale, logarithmique et exponentielle.

Après l'essai de plusieurs configurations, notre suggestion était sur une combinaison entre une fonction quadratique et une fonction périodique représentée par la série de Fourier.

La plupart des modèles basés sur la durée d'ensoleillement a été examinée, et il nous a donné une estimation raisonnable à l'essai.

Deux stratégies ont été appliquées dans ce travail, et tous les deux nous ont montré la supériorité de notre modèle par rapport aux autres. En fait, il y avait une différence nette entre eux, surtout dans la seconde stratégie où le coefficient de détermination a atteint 99,97%, la somme des erreurs quadratiques SSE et l'erreur quadratique moyenne RMSE ne dépasse pas 0,00031% et 0,05% respectivement.

Pour conclure, selon les résultats obtenus, nous pouvons dire que notre modèle est adapté pour estimer et/ou prédire le rayonnement solaire, au moins sur des endroits avec des conditions climatiques similaires. Certainement, le modèle doit être testé sur d'autres sites afin d'améliorer sa précision.

Chapitre IV

Contribution **2 et 3** :

Modélisation neuronale

Contribution **2**

IV.I. Méthodologie d'optimisation d'un modèle neuronal

IV.I.1.Introduction

Parmi les inconvénients des modèles empiriques sa mauvaise interaction et sa sous-performance lorsqu'ils sont utilisés pour modéliser des systèmes non linéaires. Pour surmonter ces problèmes, la nécessité pour une modélisation précise devient de plus en plus importante.

Récemment, la technique RNA a reçu beaucoup d'attention comme une approche de calcul fournissant une façon alternative et complémentaire pour la modélisation, en raison de sa capacité à faire face aux problèmes complexes et mal définis dans de nombreux domaines scientifiques. Dans le domaine de la météorologie, la modélisation des variables de rayonnement solaire par les modèles RNA connaissait un développement très prometteur, ce qui a amélioré la performance des approches statistiques existantes (Lopez et al 2000(a); Lopez et al. 2000(b)). Plusieurs études ont été réalisées dans ce contexte comme on peut le voir dans la littérature (Azadeh et al 2009;. Elizondo et al 1996;. Al-Alawi et al 1998;. Togrul et al 1999;. Sozen et al 2004;. Sozen et al., 2005; Yang et al, 2002;. Mohandes et al 1998;. Mohandes et al 2000;. Hontoria et al, 2001;. Hontoria et al 2002;. Tasadduq et al 2002;. Tymvios et al 2005;. Kalogirou et al. 2002; Bosch et al 2008; Mubiru et al 2008), notant qu'il y a quelques tentatives intéressées à la méthodologie d'obtention d'un modèle optimal pour l'estimation du rayonnement solaire.

Dans l'estimation du rayonnement solaire, les RNA les plus couramment utilisés sont les perceptrons multicouches (MLP) qui utilisent la rétro-propagation.

Dans cette contribution on cherche à proposer une méthodologie d'optimisation pour atteindre le meilleur réseau de MLP; sur la base de presque tous les aspects de la modélisation RNA, tels que la fonction d'activation, les données d'apprentissage, les algorithmes d'apprentissage, le pré et post-traitement, le nombre de couches cachées et la taille du réseau.

L'objectif principal de cette recherche est de développer un modèle précis pour prédire les données de rayonnement solaire à un pas de 5 min dans la région de Ghardaïa, en Algérie sur la base du nombre de jours, le temps, la température et l'humidité. En outre, la nouveauté dans notre étude, par rapport à d'autres études, est que nous avons essayé de prévoir quatre paramètres à la fois, qui sont: le rayonnement direct normal, le rayonnement diffus (90°), le rayonnement global (90°), le rayonnement global (30°).

IV.I.2. Réseaux de neurones artificiels

Un réseau de neurones est un processeur distribué massivement parallèle constitué d'unités de traitement simples, appelés nœuds qui exécutent certaines fonctions mathématiques, généralement non linéaires. Ce type de calcul non-algorithmique est caractérisé par un système qui ressemble à la structure d'un cerveau humain. Un des grands avantages de ces modèles est leur capacité à apprendre (stocker les connaissances expérimentales), généraliser (rendre les connaissances disponibles) ou extraire des règles automatiquement à partir de données complexes (Haykin 1998).

L'architecture de RNA est constituée d'un certain nombre d'unités appelées nœuds. Ces nœuds sont disposés en couches et sont interconnectés par des poids et des biais entre les couches. Habituellement trois étapes sont prises en compte dans les applications RNA, à savoir, (I) l'apprentissage, (II) la validation et (VI) le test.

Les réseaux de neurones sont caractérisés par leur topologie, les vecteurs de poids et les fonctions d'activation. Dans ce travail, un modèle MLP à trois couches a été utilisé, avec chaque couche étant constituée d'un certain nombre de neurones de calcul. Le schéma d'un réseau de neurones de type MLP à rétro-propagation est représenté sur la **Fig. VI.1**. Dans ce réseau toutes les informations circulant des entrées vers les sorties sans "retour en arrière".

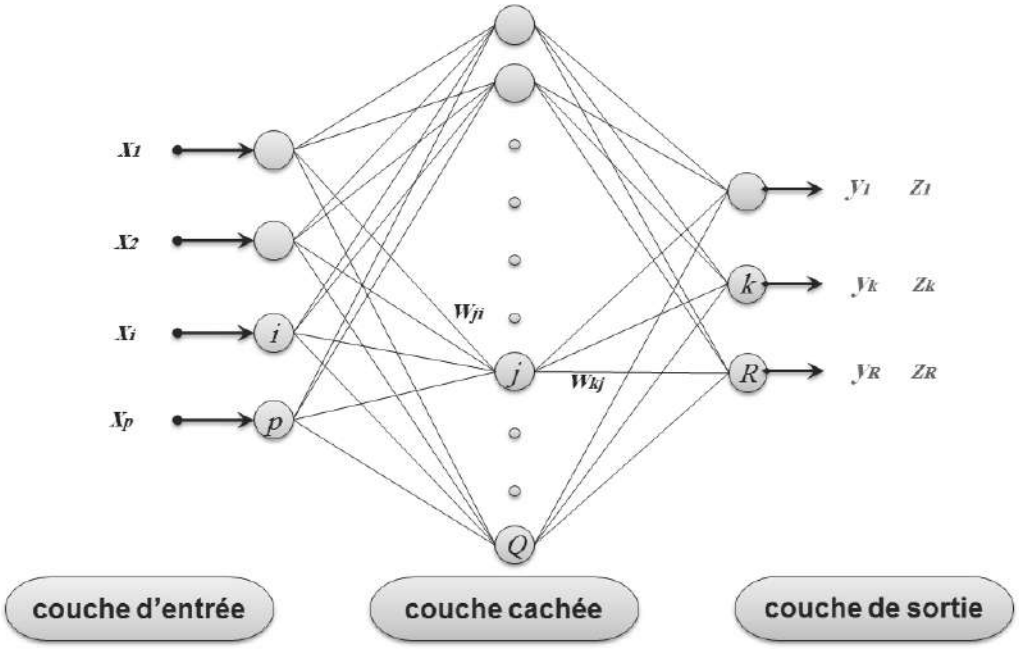


Fig IV.1 Schéma d'un réseau de type MLP (Bishop 1995)

La procédure d'ajustement des poids est appelée rétro-propagation. Une procédure simplifiée pour le processus d'apprentissage des réseaux de neurones artificiels (RNA) est résumée ci-dessous:

Étape 1: Fournir au réseau des données d'apprentissage constituant les variables d'entrée et les sorties de cibles.

Étape 2: Évaluer l'accord de la sortie du réseau avec les sorties de cibles.

Étape 3: Adapter les poids de connexion entre les neurones de tel sorte que le réseau produit des meilleures approximations aux sorties de cibles souhaitées

Étape 4: Poursuivre le processus d'ajustement des poids jusqu'au certain niveau de précision désirée.

IV.I.3. Zone d'étude et base de données

Afin d'entrainer le réseau de neurones et d'appliquer la méthodologie proposée, les valeurs moyennes de la température de l'air, l'humidité relative, le rayonnement solaire global, direct et diffus, avec un pas de 5 min, mesurés pour une seule année (2007) par L'Unité de Recherche Appliquée en Energies Renouvelables (URAER) située à la ville de Ghardaïa ont été utilisées.

Ghardaïa est une ville dans le nord-centre de l'Algérie et désert du Sahara (32°38 N de, 3°78 E, 468m d'altitude) (**Fig. IV.2**). Géographiquement, Ghardaïa est dans une région clé (dans la ceinture solaire) pour jouer un rôle stratégique et important dans la mise en œuvre de la technologie solaire en Algérie.

Le climat de Ghardaïa est classé comme semi-aride et désertique avec un indice de clarté égal à 0.8. Ces températures de l'air minimales et maximales allant de 14 °C à 47 °C et de 2 °C à 37 °C durant les mois d'été et d'hiver, respectivement. Le rayonnement solaire global quotidien varie entre un minimum de 2,185 MJ/m^2 à un maximum de 27,266 MJ/m^2, et la moyenne journalière annuelle est d'environ 20,361 MJ/m^2, mesurée sur une surface horizontale ; On peut noter que le rayonnement solaire est au maximum qu'à partir du mois de Mai jusqu'à Août, alors qu'il est au minimum de Novembre à Février. Sa fraction d'insolation journalière dépasse fréquemment les 75% avec une forte persistance des journées de beau temps tout au long de l'année.



Fig IV.2 Localisation géographique de Ghardaïa, en Algérie

Fig. IV.3 montre les radiomètres de haute précision, installés sur le toit d'URAER, qui enregistrent chaque 5 min les données de rayonnement solaire. La température de l'air et l'humidité relative sont mesurées par un thermo-Hydrographe.

(1) Un ombrage balle pour les mesures de rayonnement diffus
(2) Pyranomètre pour les mesures de rayonnement diffus
(3) Pyranomètre pour les mesures de rayonnement solaire global horizontal
(4) Pyranomètre pour les mesures de rayonnement solaire global incliné
(5) Peryheliomètre pour les mesures de rayonnement direct

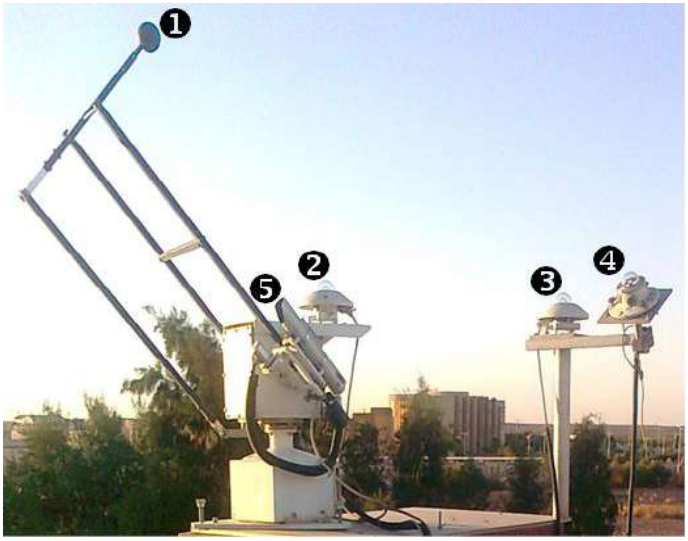


Fig. IV. 3 Station radiométrique

Le Tab. IV.1 donne un exposé détaillé des spécifications de ces appareils.

Tab. IV.1 Spécifications techniques des instruments utilisés

Appareil	Pyranomètre MS-64		Pyrhéliomètre MS-101D		Thermo-Hygrographe	
Spécifications	Non-stabilité	$< 0.5\%$	Non-stabilité	$< 0.5\%$	Exactitude	$\pm 3\%$; $\pm 0.5°C$
	non-linéarité	$< 0.2\%$	non-linéarité	$< 0.2\%$	Echelle de temp	-15 à $65°C$
	réponse directionnelle	$< 10 W/m^2$	réponse directionnelle	$< 10 W/m^2$	Echelle d'humidité	0 à 100 %
	sélectivité spectrale	$< 1\%$	sélectivité spectrale	$< 1\%$	Rotation	7 days
	Temp de réaction	$< 1\%$	Temp de réaction	$< 1\%$	Sonde de temp	bulbe du thermomètre ultra-sensible
	Réponse d'inclinaison	$< 0.2\%$	Réponse d'inclinaison	—		
	Sensibilité	$\approx 7 \mu V/W/m^2$	Sensibilité	6 à $10 \mu V/W/m^2$	Capteur pour Humidité	un hygro-métrique de type ampoule textile spéciale
	Plage de temp de fonctionnement	-40 à $+80°C$	Plage de temp de fonctionnement	-20 à $+60°C$		
	Longueur d'onde	305–2800nm	Longueur d'onde	200–4000nm		

Nous notons qu'une procédure de contrôle de la qualité a été implémentée pour les données enregistrées où:

• Les journées nuageuses ont été rejetées en raison de la difficulté de contrôler les données de pyrhéliomètre.

• Les temps où nous avons trouvé des données manquantes, des données qui violent clairement les limites physiques et des données extrêmes ont été directement supprimées.

La base de données a été divisée en deux ensembles différents:

• Ensemble d'apprentissage et validation: Cet ensemble de données constitue la majeure partie des données, car à partir de cet ensemble de données, les poids des connexions des neurones sont ajustés au cours de l'apprentissage afin d'acquérir les connaissances du réseau. D'autre part, l'ensemble de validation est utilisé pour la vérification de la capacité de généralisation du réseau. L'ensemble d'apprentissage et validation couvre 66% de la base de données.

• Ensemble de test: cet ensemble de données est utilisé pour évaluer la performance de RNA dans des situations réelles. Cet ensemble de données est formé par les restes de la base de données, soit 33%.

IV.I.4. Construction du réseau de neurones et méthodologie d'optimisation

Il n'y a pas de méthode pour prédéterminer la meilleure combinaison de neurones/ couches, car cela dépend du modèle spécifique, le processus physique et les données de simulation. Dans la bibliographie; il y a des relations empiriques pour résoudre ce problème, mais la meilleure méthode jusqu'à présent revient au chercheur de construire plusieurs modèles et choisir le mieux adapté pour l'application particulière.

Dans cette partie, nous listons toutes les étapes importantes qui nous ont conduits à l'optimisation des réseaux de neurones. Les paramètres suivants sont examinés et optimisés au cours de l'élaboration du meilleur réseau pour la prédiction du rayonnement solaire: sélection des données d'entrée et de sortie, les fonctions de transfert possibles, le mode d'apprentissage, les critères d'arrêt, l'algorithme d'apprentissage, la technique de normalisation, le nombre de couches cachées, le nombre de nœuds cachés et les mesures d'évaluation de la performance.

A. Sélection des paramètres d'entrée et de sortie:

La performance du modèle dépend fortement aux variables d'entrée utilisées pour élaborer ce modèle. La sélection de l'ensemble meilleure et appropriée des variables d'entrée est une étape essentielle et indispensable pour être en mesure de modéliser le système considéré de manière fiable et d'améliorer l'efficacité de calcul. Cependant, la sélection des entrées est une tâche difficile, car les systèmes réels sont généralement complexes et souvent associés à des processus non linéaires. Par conséquent, les dépendances entre les variables d'entrée et de sortie, ainsi que les dépendances conditionnelles entre les variables, sont difficiles à mesurer.

Selon les données limitées dont nous disposons et l'absence d'une énorme base de données avec une variété des entrées et de sorties, nous avons décidé de fixer ces entrées et sorties pendant tous les phases de l'étude. La température de l'air, l'humidité relative, le nombre de jours et l'heure locale sont considérés comme des paramètres d'entrée. Ces paramètres sont utilisés pour simuler les paramètres de sorties qui sont: le rayonnement normal direct, le rayonnement diffus (90°), le rayonnement global (90°), le rayonnement global (30°). 30° et 90° sont respectivement l'inclinaison optimale pour une irradiation globale maximale durant l'année et le plan vertical orienté au sud.

La structure du réseau de neurones utilisé est indiquée sur la **Fig. IV.4.**

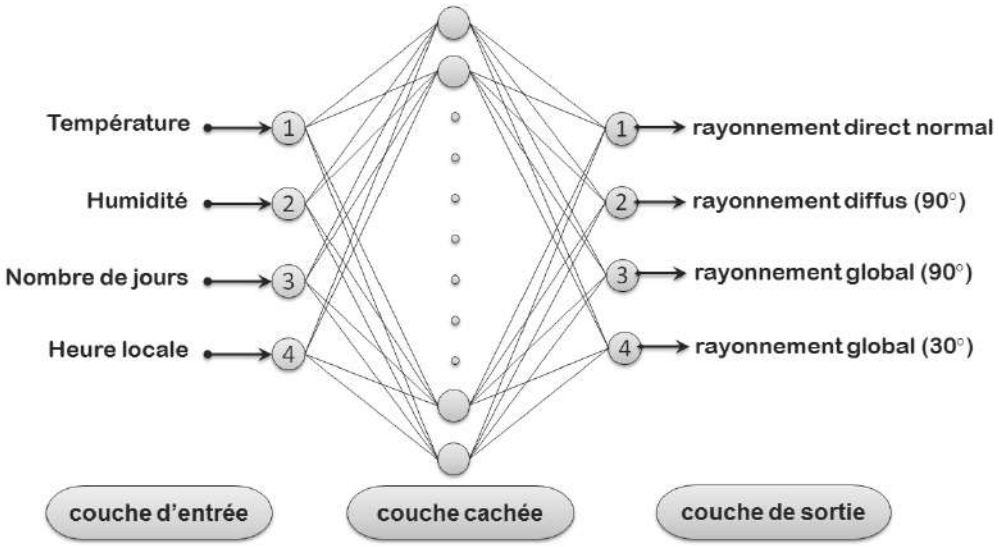


Fig. IV.4 Architecture de RNA utilisée pour l'estimation dans ce présent travail

A.1. Analyse de sensibilité

Afin d'étudier les effets des paramètres d'entrées sélectionnés sur les sorties prévues, une étude de sensibilité est effectuée, où le modèle qui a été choisi pour être un exemple d'application de l'étude dispose de 4 entrées, 4 sorties et 10 neurones dans sa couche cachée; il utilise la méthode Min-Max comme une technique de normalisation et le *'trainbr'* comme un algorithme d'apprentissage. Une fois que le réseau a été entrainé et optimisé, la matrice de poids sera généré (**Tab. IV.2**).

Tab. IV.2 Paramètres statistiques obtenus pour le modèle d'exemple RNA (4 - 10 - 4)

N° Neuron	W_1				Bias 1	W_2				Bias 2
	Température de l'air	Humidité relative	Nombre de jours	Heure locale		rayonnement direct normal	rayonnement diffus (90°)	rayonnement global (90°)	rayonnement global (30°)	
1	-0.0704	-1.8408	0.2419	1.6572	2.4896	0.1812	0.3209	-0.9049	-0.3024	
2	1.8090	1.0575	-0.7777	1.0965	-1.9363	-0.0973	-0.5182	0.4301	0.7124	
3	-1.4768	0.5968	0.4868	1.8505	1.3831	-0.4370	0.4621	-0.7245	0.6734	
4	-0.4554	1.3793	-0.5770	-1.9379	0.8299	-0.7228	0.1764	-0.2677	0.6135	-0.3367
5	2.0133	-0.4792	1.2084	-0.6743	-0.2766	0.0076	-0.0208	0.7541	-0.2937	-0.6955
6	1.9982	1.1957	-0.4121	0.7785	0.2766	-0.1011	0.9271	-0.9154	0.9459	-0.3040
7	1.1721	1.8397	-0.0420	-1.1991	0.8299	-0.6216	0.3342	0.1729	0.3502	-0.7567
8	0.7456	-1.1186	1.2270	-1.6987	1.3831	-0.2780	0.2406	0.6223	-0.9615	
9	-0.7179	0.2394	2.1656	0.9672	-1.9363	-0.8323	0.9496	0.3027	-0.5375	
10	1.5921	1.7495	-0.6289	0.4549	2.4896	-0.1930	-0.7560	-0.4631	-0.4843	

W_1: Matrice de poids entre les couches d'entrée et cachée W_2: Matrice de poids entre les couches cachée et de sortie

Ensuite, cette matrice de pondérations est exploitée dans la formule (Eq. IV.1) proposée par Garson (1991) pour évaluer l'importance relative des variables d'entrée.

$$I_j = \frac{\sum_{m=1}^{m=N_h}\left(\left(\left|W_{jm}^{i_h}\right|/\sum_{K=1}^{N_i}\left|W_{km}^{i_h}\right|\right)\times\left|W_{mn}^{h_o}\right|\right)}{\sum_{k=1}^{k=N_i}\left\{\sum_{m=1}^{m=N_h}\left(\left(\left|W_{jm}^{i_h}\right|/\sum_{K=1}^{N_i}\left|W_{km}^{i_h}\right|\right)\times\left|W_{mn}^{h_o}\right|\right)\right\}} \quad \text{(IV.1)}$$

où I_j est l'importance relative de la $j^{ème}$ variable d'entrée sur la variable de sortie, N_i et N_h sont le nombre de neurones d'entrée et caché, respectivement, les W sont les poids de connexion, les exposants *'i'*, *'h'* et *'o'* référer à les couches d'entrée, cachée et de sortie, respectivement, et les indices *'k', 'm' et 'n'* référer aux neurones d'entrée, cachée et de sortie, respectivement. Notons que le numérateur dans (Eq. IV.1) décrit la somme des produits des poids absolus pour chaque entrée. Toutefois, le dénominateur (Eq. IV.1), représente la somme de tous les poids alimentant l'unité cachée, en prenant les valeurs absolues (El Hamzaoui et al. 2011). Un résumé des résultats obtenus est présenté dans le **Tab. IV.3**, où on a trouvé que, toutes les variables d'entrée ont une influence considérable sur l'estimation du rayonnement solaire, avec un léger avantage de la température de l'air et de l'heure locale.

Tab. IV.3 Importance relative des variables d'entrée sur les sorties

variables d'entrée / sorties	Température de l'air	Humidité relative	Nombre de jours	Heure locale
rayonnement direct normal	21%	26%	21%	32%
rayonnement diffuse (90°)	29%	26%	20%	25%
rayonnement global (90°)	28%	26%	17%	29%
rayonnement global (30°)	28%	25%	18%	29%

B. Sélection de la structure RNA

La structure de RNA sélectionnée est une rétro-propagation multicouche à action directe, comprenant une couche d'entrée, une couche de sortie et habituellement une ou plusieurs couches cachées. Une description détaillée de ce réseau peut être trouvée dans (Haykin 1994; Rumelhart 1986).

B.1. Fonction du transfert

La principale différence entre les divers types de réseaux réside dans le type de la fonction d'activation utilisée par les neurones cachés. Dans MLP, le type couramment utilisé par les neurones cachés est la fonction *sigmoïde logistique* montrée dans l'équation IV.2; et par les neurones de sortie la fonction de *purelin* représentée sur l'Eq. IV.3 (Rafiq et al, 2001; Vogl et al 1988; Hagan et al 1996; MathWorks 2004...):

$$f(w) = \frac{1}{1+e^{-w}} \quad \text{(IV.2)}$$

où W est la somme pondérée de l'entrée.

$$f(z) = z \quad \text{(IV.3)}$$

et Z est l'entrée à la couche de sortie.

B.2. Effet du taux d'apprentissage

Un paramètre important dans l'algorithme de rétro-propagation est la vitesse d'apprentissage qui est utilisé pour égaliser les variations des poids à la fin de chaque époque. Le coefficient de taux d'apprentissage détermine la taille des ajustements de poids faits à chaque itération et donc influe sur la vitesse de convergence. Un mauvais choix de ce coefficient peut entraîner l'échec de la convergence.

Nous devons garder ce coefficient constant durant toutes les itérations pour des meilleurs résultats. Si elle est trop grande, le chemin de recherche va osciller et converger plus lentement que d'une descente directe. Si elle est trop petite, la descente va progresser par petites étapes augmentant considérablement le temps de convergence. Dans le présent travail, un taux d'apprentissage de 0,1 est sélectionné.

B.3. Nombre d'itération, But et Momentum

Un paramètre très important dans le travail sur le RNA est le nombre d'itération d'apprentissage. Chaque itération constituée de tous les calculs effectués par le réseau exprimée en réponse au neurone de sortie. Par conséquent, le temps de l'apprentissage a été déterminé individuellement pour chaque ensemble de données d'entrée. Le but détermine la précision souhaitée dans le résultat de sortie. Ajoutant une certaine inertie ou momentum à l'expression de gradient est une autre façon d'améliorer la performance du réseau.

Ceci peut être accompli en ajoutant une fraction de la variation de poids antérieur à la variation du poids en cours. L'addition d'un tel terme permet de lisser la trajectoire de descente, en empêchant des changements extrêmes de gradients dus à des anomalies locales. Les valeurs assumées de ces paramètres dans cette étude sont les suivants:

• Le nombre d'itérations est de 1000; • Le but est de 0,1; • le momentum est de 0,5.

Toutes ces valeurs peuvent être réajustées dans le fonctionnement en temps réel pour améliorer la performance de la prédiction.

B.4. Mode d'apprentissage

Il existe deux modes différents pour l'entrainement du RNA: le mode batch et le mode incrémental. Dans le mode batch, quand une époque (itération) est terminée, une simple erreur moyenne est calculée et les poids de réseau sont ajustés en fonction de l'erreur. Dans un mode incrémental, l'erreur est calculée après chaque motif présenté au réseau, puis les coefficients de pondération de réseau sont ajustés. Choisir entre les deux modes est généralement un problème spécifique. Swingler (1996) a indiqué que les points suivants doivent être considérés avant de faire le choix:

• Le mode batch nécessite moins d'actualisation de poids et il est donc plus rapide à entrainer.

• Le mode batch fournit une mesure plus précise des changements de poids requis.

• Le mode batch est plus probable, que l'incrémental, pour devenir piégé dans les optimums locaux.

Il serait souhaitable d'entrainer le réseau en utilisant le mode batch au départ et pour tester et analyser la sortie du réseau. Si le niveau de l'erreur après avoir testé le réseau avec des données invisibles, c.-à-d., les données qui n'ont pas été utilisées dans l'apprentissage, ne sont pas satisfaisantes alors un mode incrémental doit être utilisé.

B.5. Mesures d'évaluation de la performance

Dans cet article, nous avons seulement présenté la moyenne des résultats obtenus après environ 20 essais avec les mêmes données d'entrée-sortie pour les différents modèles. Un exemple de calcul de la moyenne est illustré dans le **Tab. IV.4** (Cet exemple utilise le modèle *'trainbr'* comme un algorithme d'apprentissage et dispose de 10 neurones dans sa couche cachée, il utilise aussi la méthode Min-Max comme une technique de normalisation).

Parmi les diverses méthodes statistiques pour évaluer la performance de prédiction des modèles, l'erreur absolue moyenne en pourcentage (MAPE) proposée par Lewis (1982), considérée comme l'un des critères les plus rigoureux en raison de ses valeurs relatives, elle est utilisée pour comparer la performance finale de différents réseaux; l'erreur quadratique moyenne (MSE) est également utilisée en tant qu'un critère pour les algorithmes de minimisation lors de l'optimisation du réseau.

Le MAPE et MSE sont définis comme suit:

$$MAPE\ (\%) = \left(\frac{1}{n}\right) \times \left(\sum_n \left|\frac{(valeur\ expérimentale - valeur\ prédite)}{valeur\ expérimentale}\right| \times 100\right) \quad \text{(IV.4)}$$

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_n (valeur\ expérimentale - valeur\ prédite\ )^2 \quad \text{(VI.5)}$$

où n est le nombre de points de données.

Tab. IV.4 Exemple de performances de RNA avec 20 essais

Numéro d'essai	MAPE (%)			
	rayonnement diffus (0, 90°)	rayonnement direct normal	rayonnement global (0, 90°)	rayonnement global (0, 30°)
1	22.8874	4.1693	0.8783	4.2571
2	20.9106	4.8589	0.8856	3.4057
3	22.2718	4.4666	0.9393	4.1052
4	21.7036	4.8352	0.9659	3.6335
5	20.7191	4.5226	0.9595	4.1686
6	23.8144	4.7116	0.9003	3.9499
7	21.4259	4.6689	0.8988	3.8108
8	21.3364	4.5416	0.9106	3.5425
9	20.9268	4.5434	0.8677	3.9859
10	21.6158	4.7176	0.9183	3.5823
11	22.3882	4.7519	0.992	3.9474
12	21.4436	4.2906	0.8916	3.2952
13	21.5534	5.0403	0.9837	4.6835
14	21.6476	4.7648	0.8953	4.2467
15	21.057	4.504	0.8455	3.869
16	22.4586	4.2068	0.9632	3.6118
17	21.5021	4.4564	0.9139	3.7706
18	21.5281	5.0086	0.9071	3.9001
19	20.3741	4.8193	0.8898	3.9504
20	22.5881	4.4755	0.8963	3.8215
Moyen MAPE (%)	21.70763	4.617695	0.915135	3.876885
Moyenne totale MAPE (%)	7.779336			

B.6. Algorithme d'apprentissage

Un algorithme est une procédure pour résoudre un problème, dans lequel une liste d'instructions bien définies pour remplir une tâche se déroulera à travers une série bien définie d'états successifs, éventuellement mettre fin à un état final.

La sélection d'un algorithme de d'apprentissage appropriée de RNA a toujours été une tâche difficile. Son importance est également comme l'architecture et la géométrie du réseau.

Nous avons effectué des tests expérimentaux approfondies afin de déterminer le meilleur algorithme d'apprentissage. Au total, treize algorithmes d'apprentissage parmi les différents algorithmes des réseaux MLP disponibles dans Matlab ont été utilisés.

Une seule couche cachée a été adoptée avec une variation dans le nombre de neurones de 1 à 30 pour chaque algorithme testé. Comme nous l'avons indiqué précédemment, à chaque nouvelle configuration du réseau, vingt essais ont été réalisés parce que les réponses des réseaux ne sont pas stables, ce qui signifie que la performance du même réseau est variable d'une séance d'entraînement à l'autre.

La comparaison détaillée de la performance des réseaux de neurones MLP entrainés par les différents algorithmes mentionnés ci-dessus est représentée sur la **Fig. IV. 5**; où, le MAPE est tracé en fonction du nombre de neurones dans la couche cachée.

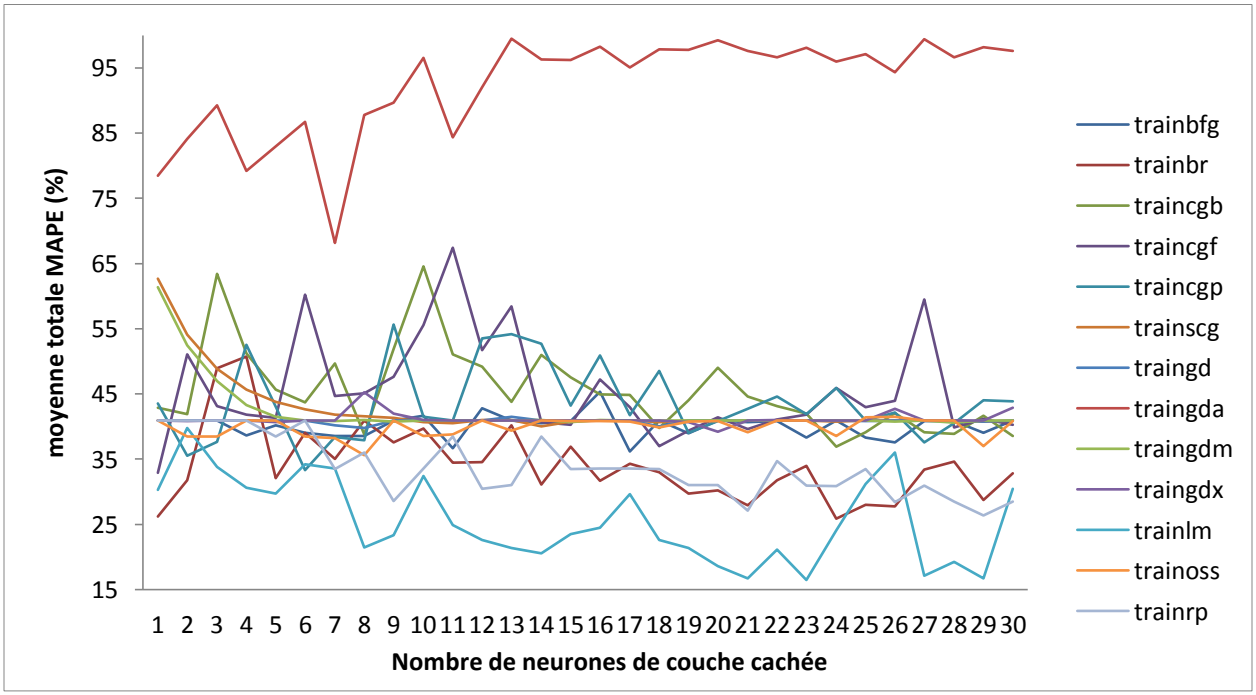


Fig IV. 5 Performance des réseaux MLP en termes de MAPE avec divers algorithmes d'apprentissage.

Dans la **Fig. IV.5**, on observe que la performance des résultats est cohérente avec des changements relativement mineurs lors de l'augmentation du nombre de neurones. Cependant, il apparaît que, parmi tous les algorithmes, *trainlm*, *trainrp* et *trainbr* surperformer les autres en compte de la réduction des erreurs. Afin de voir clairement la performance de ces trois algorithmes, **Fig. IV.6** se concentre sur eux seulement.

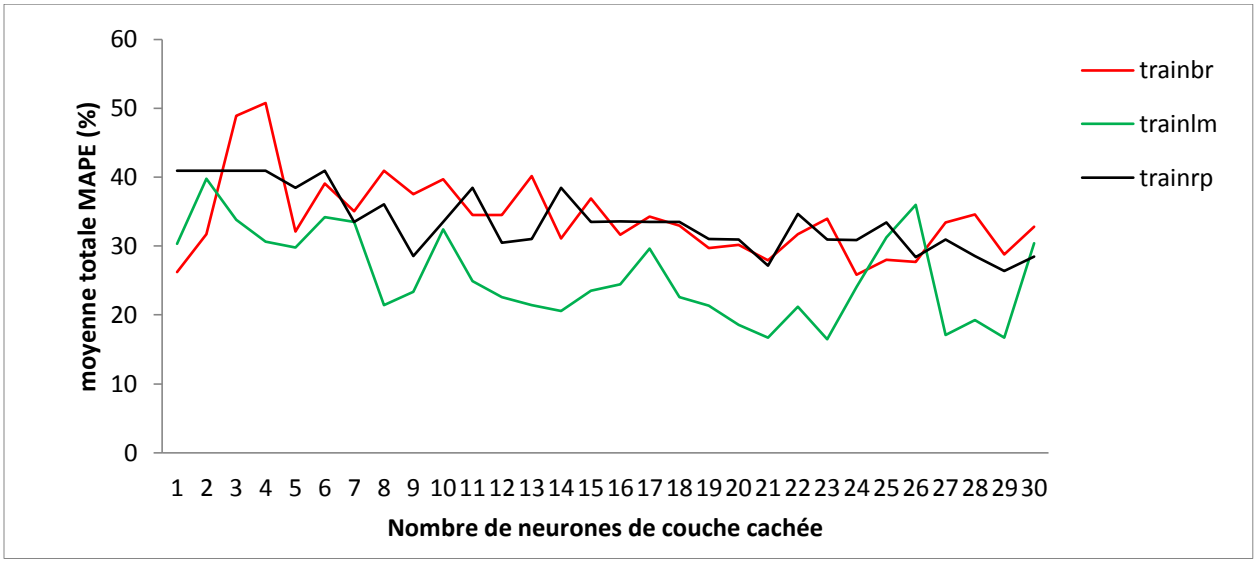


Fig. IV. 6 Comme sur la Fig. IV.5, mais pour les trois meilleurs algorithmes performants

La plage de variation des valeurs de MAPE pour tous les algorithmes est présentée dans le **Tab.IV.5**.

Tab.IV.5 Plage de MAPE (%) avec différents algorithmes d'apprentissage.

Algorithme d'apprentissage	Plage de MAPE (%)	Rang
trainbfg	36.15 --- 45.36	5
trainbr	25.83 --- 50.75	3
traincgb	36.88 --- 64.58	11
traincgf	32.91 --- 67.39	12
traincgp	33.28 --- 55.61	10
trainscg	39.99 --- 54.09	9
traingd	39.74 --- 41.44	6
traingda	68.15 --- 99.47	13
traingdm	40.56 --- 52.48	8
traingdx	39.20 --- 45.26	7
trainlm	16.49 --- 39.79	1
trainoss	35.62 --- 41.51	4
trainrp	26.38 --- 40.93	2

Dans l'ensemble, ces résultats ne sont pas assez bons et, par conséquent, aucune des estimations précises sont attendus. Cela signifie que les réseaux devraient être améliorés en termes de leur qualité et de réduction des valeurs d'erreur de prédiction. Selon les études antérieures, la normalisation des données est considérée comme nécessaire pour l'apprentissage du réseau neuronal; il peut être rendu plus efficace en utilisant de certaines étapes de prétraitement sur les entrées et les sorties désirées du réseau.

B.7. Technique de normalisation

La normalisation de données se réfère à l'analyse et à la transformation des variables d'entrée et de sortie afin de minimiser le bruit, mettre en évidence des relations importantes, détecter les tendances, et aplatir la distribution de la variable pour aider le réseau de neurones dans l'apprentissage des motifs pertinents.

Les modèles de prévision créés basée sur RNA exigent un traitement cohérent des données afin de garantir raisonnablement sa bonne performance et leur application effective. En général, la normalisation est accomplie pour assurer que toutes les variables utilisées dans les entrées du modèle ont la même importance au cours de l'apprentissage; par conséquent, la normalisation des données doit être comprise à partir de la limite inférieure à la limite supérieure de la fonction d'activation. Enfin, les sorties du réseau de neurones sont dé-normalisées avant d'être présentées.

Afin de comparer la capacité de RNA avec normalisation et sans normalisation des données (**Fig. IV.7**), trois techniques de prétraitement ont été appliquées sur les trois meilleurs réseaux trouvés dans l'étape précédente. Ces techniques sont les suivantes:

- méthode du minimum et maximum (MMM);
- méthode de moyenne et l'écart type (MSDM1);
- méthode de moyenne et l'écart type (MSDM2) avec mise à l'échelle des variables d'entrées entre [0,2, 0,8];

Un système de codage (**Tab. IV.6**) est alors créé pour faciliter la séparation des différents réseaux en fonction des méthodes de prétraitement.

Tab. IV.6 Description du code de réseau

Méthode de prétraitement	Net1 (trainbr)	Net2 (trainlm)	Net 3 (trainrp)
Méthode Min–Max (MMM)	Net1_1	Net2_1	Net3_1
Méthode Moyenne et l'écart type (MSDM1)	Net1_2	Net2_2	Net3_2
Méthode Moyenne et l'écart type avec mise à l'échelle des variables d'entrées entre [0,2, 0,8]; (MSDM2)	Net1_3	Net2_3	Net3_3

Il faut mentionner que les réseaux préservent leurs structures et leurs paramètres qui ont été utilisés dans l'étape précédente.

Les résultats obtenus montrent que les techniques de normalisation rendent les réseaux plus stables et avec une erreur minimum par rapport à celles sans normalisation. En outre, les réseaux utilisant MMM comme une technique de prétraitement, sa performance est beaucoup mieux que les autres en termes de cohérence et le MAPE est plus basse.

La **Fig. IV.8** représente la comparaison entre les trois réseaux lorsque le MMM est appliquée. La valeur d'erreur la plus basse est atteinte par Net1_1 qui utilise l'algorithme de régularisation bayésienne (*trainbr*). En outre, sa réponse en termes de cohérence était très bien. Ce réseau a été choisi pour le reste des essais dans les étapes suivantes.

A la fin de cette étape, nous pouvons dire que les trois réseaux ont très bien répondu à l'introduction des données prétraitées. Ils donnent une excellente performance et une prédiction assez précise. D'autre part, il apparaît que le MAPE a été réduit lorsque les nœuds cachés augmentent. Par conséquent, il existe une relation entre la performance du réseau et les nœuds cachés. Cette question sera examinée dans la section suivante où on va chercher une autre amélioration afin de réduire encore plus les erreurs de réseau.

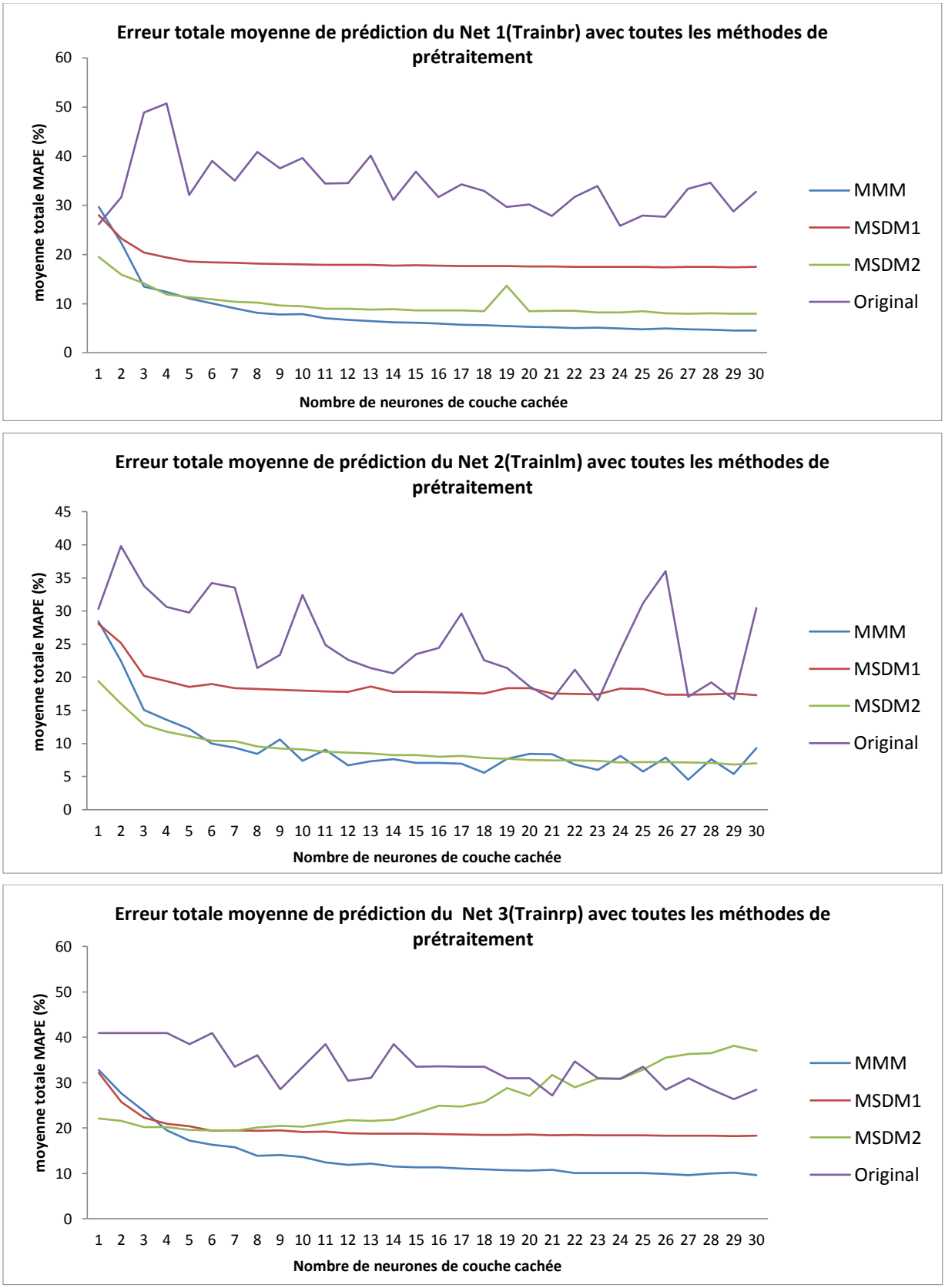


Fig. IV.7 Performance des réseaux en termes de MAPE avec toutes les méthodes de prétraitement

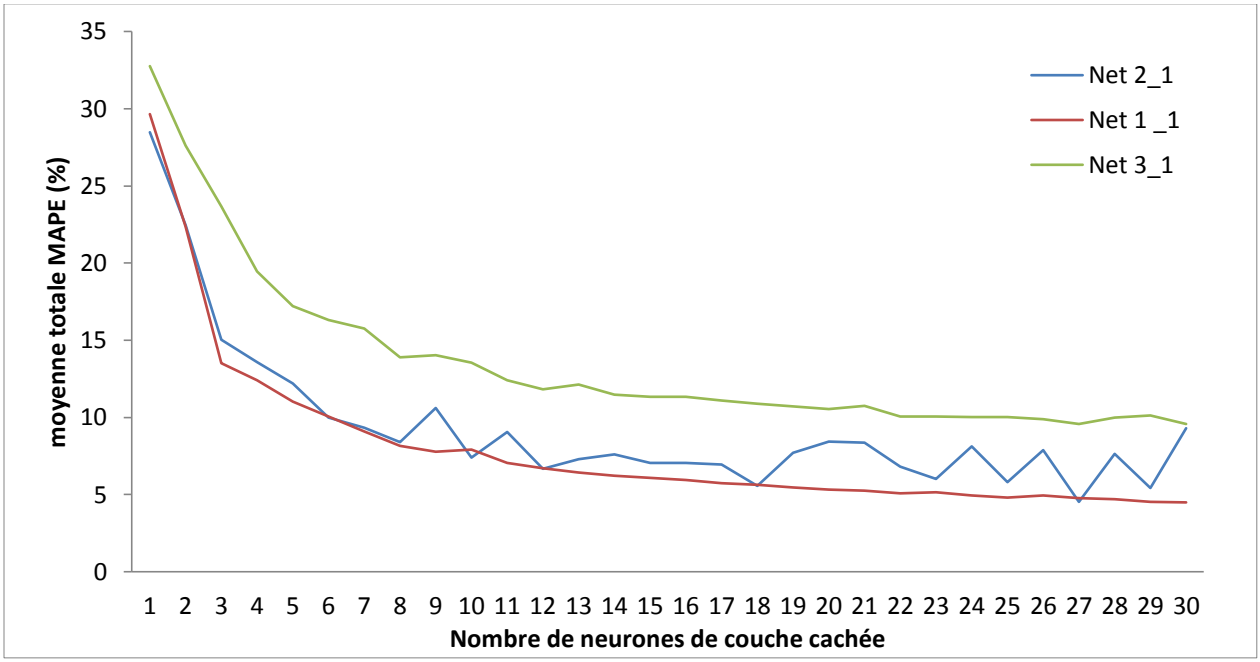


Fig. IV.8 Comparaison de la performance d'erreur entre les trois réseaux lors de l'utilisation la MMM

B.8. Network Architecture (Nombre de couches cachées et nombre de neurones)

Il est connu d'après la littérature que les nœuds cachés doivent être dans une plage optimale. Une valeur supérieure à cette plage optimale provoque une sur-spécification de la relation couche d'entrée / couche cachée menant au sur-ajustement du modèle.

La section précédente a montré qu'une couche cachée unique avec une variation de nœuds de 0 à 30 fournit une performance de réseau favorable. La valeur d'erreur minimum la plus basse est atteinte par le réseau avec 30 neurones, comportant un MAPE égale à 4,51%, un RMSE autour de 25,70% et un coefficient de corrélation au-dessus de 0,969.

Nous avons donc décidé d'étudier la performance des réseaux en utilisant deux couches cachées. Il est connu que des systèmes à trois ou plus couches cachées provoquent une surcharge de calcul inutile. Afin d'atteindre une quantité optimale de nœuds dans les deux couches cachées, l'apprentissage avec des nœuds cachés entre 0 et 30 dans chaque couche a été appliqué. Il n'y a souvent pas de meilleure solution que de procéder par essais successifs pour tester l'architecture du réseau. À commencer par Net 1_1 et il sera utilisé avec toutes les combinaisons possibles, c.-à-d. 900.

La **Fig. IV.9** montre l'ensemble des réponses correspondant à ces combinaisons à trois dimensions. Chaque point du graphique correspond à une valeur d'erreur de performance pour une seule combinaison. Comme il existe un grand nombre de points pour toutes les combinaisons, les points ont été divisés en groupes; chaque groupe appartient à une gamme de MAPE spécifique et le point optimal est déterminé d'après le reste des points. En fait, il y aura plusieurs combinaisons optimales, et, par conséquent, cela est vraiment un problème d'optimisation multi-objectif. La recherche d'optimisation devrait être pour un ensemble de combinaisons qui donne une sortie de qualité supérieure. Le **Tab.IV.7** résume la performance en termes d'erreur et l'architecture de dix meilleurs réseaux.

Tab. IV.7 Performance d'erreur et l'architecture des 10 meilleurs réseaux

Architecture		4-30-30-4	4-28-30-4	4-29-30-4	4-30-29-4	4-25-30-4	4-28-28-4	4-29-28-4	4-29-25-4	4-27-30-4	4-27-29-4
MAPE (%)	Rayonnement diffus (90°)	2.78	2.87	2.86	2.90	2.92	2.91	3.02	3.07	2.96	3.02
	Rayonnement direct normal	0.62	0.61	0.61	0.57	0.60	0.61	0.64	0.59	0.68	0.66
	Rayonnement global (90°)	0.37	0.34	0.37	0.37	0.40	0.36	0.37	0.38	0.38	0.37
	Rayonnement global (30°)	0.91	0.91	0.92	0.96	0.93	1.00	0.89	0.93	0.95	0.95
MAPE Totale (%)		1.17	1.18	1.19	1.20	1.21	1.22	1.23	1.24	1.24	1.25
MBE (%)	Rayonnement diffus (90°)	0.32	0.35	0.40	0.55	0.13	0.47	0.17	0.28	0.72	0.10
	Rayonnement direct normal	0.05	0.02	0.27	0.22	0.05	0.08	0.02	0.07	0.10	0.05
	Rayonnement global (90°)	0.08	0.02	0.04	0.09	0.15	0.10	0.05	0.11	0.09	0.46
	Rayonnement global (30°)	0.05	0.19	0.07	0.29	0.03	0.16	0.19	0.20	0.23	0.76
MBE Totale (%)		0.12	0.14	0.19	0.28	0.09	0.20	0.10	0.16	0.28	0.34
RMSE (%)	Rayonnement diffus (90°)	20.27	21.84	22.81	22.59	23.28	21.92	20.90	22.48	21.78	26.94
	Rayonnement direct normal	9.22	9.70	9.81	9.98	10.28	9.60	9.47	9.42	9.93	10.96
	Rayonnement global (90°)	7.03	7.20	7.11	6.98	7.08	7.10	7.00	7.06	7.00	7.40
	Rayonnement global (30°)	19.73	20.06	19.70	19.95	20.6	20.16	19.76	19.66	20.33	21.54
RMSE Totale (%)		14.06	14.7	14.85	14.87	15.31	14.69	14.28	14.65	14.76	16.71

4-30-30-4: ce code signifie quatre neurones dans la couche d'entrée, une trentaine dans les deux couches cachées et quatre dans la couche de sortie.

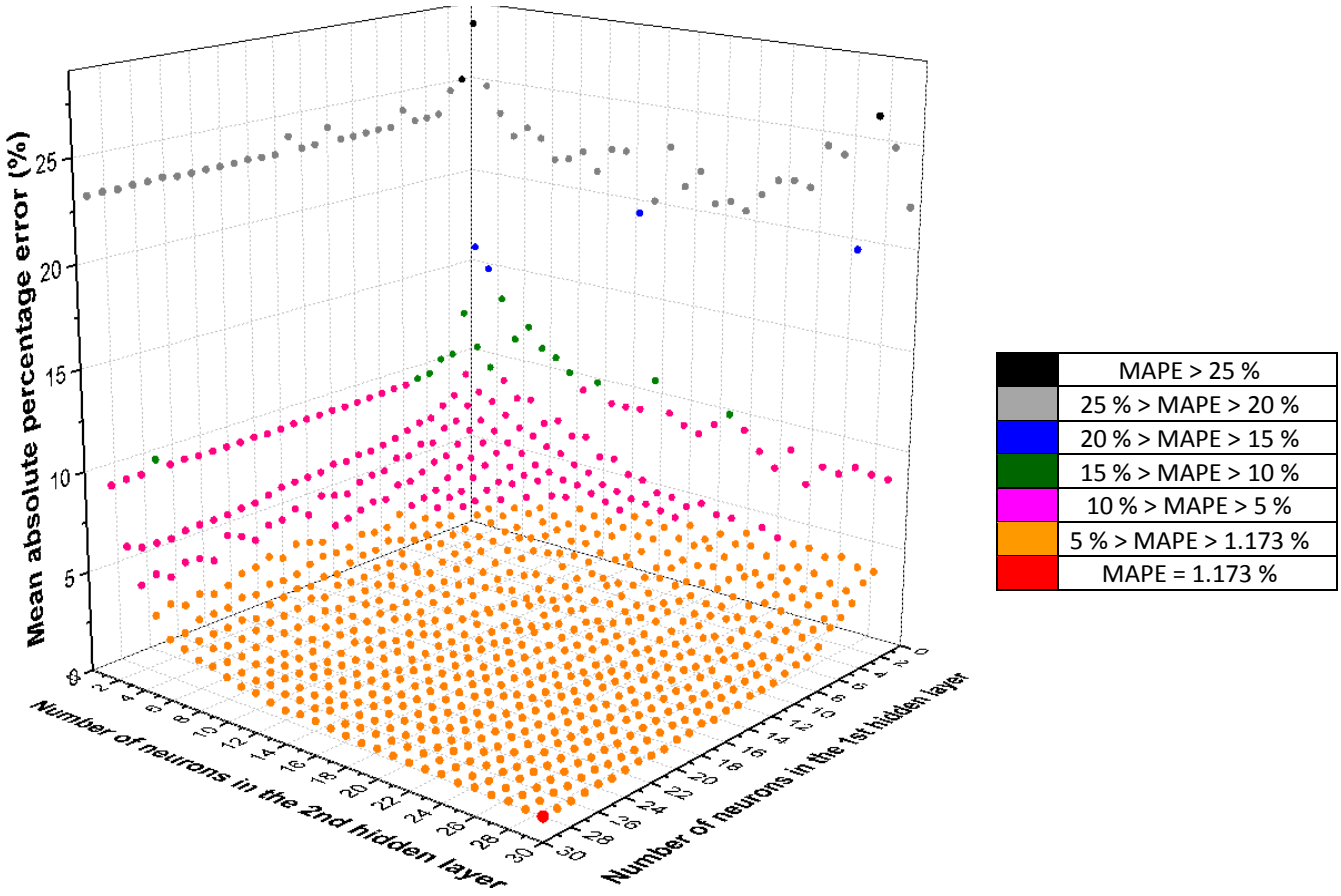


Fig VI. 9 Performances des réseaux en termes de MAPE avec deux couches cachées

La **Fig. IV. 9**, montre une diminution des valeurs de MAPE lorsqu'il y a une augmentation des nœuds cachés. En outre, la présence d'un seul nœud dans la couche cachée, qu'elle soit la première couche cachée ou la seconde, donne des résultats indésirables.

En comparaison, les performances d'un réseau avec deux couches cachées est nettement meilleure qu'avec une seule couche cachée; généralement l'erreur de réseau était 5 fois plus faible en moyenne. L'architecture avec 4-30-30-4, soit 30 nœuds dans les deux couches cachées, montre la meilleure prévisibilité globale avec MAPE = 1,17%, MBE = 0,12% et RMSE = 14.06%. Cela signifie que ce réseau sera utilisé pour effectuer des tâches semblables à l'avenir.

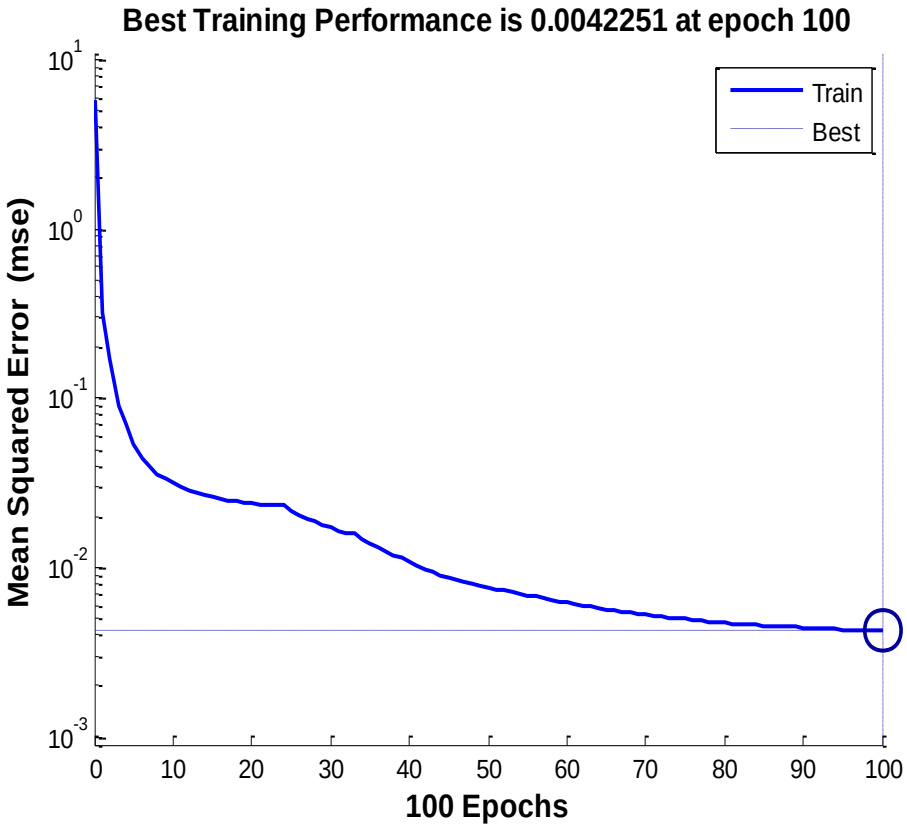


Fig. IV.10 Performance de réseau du modèle optimal

Fig. IV.10 représente la courbe de performance produite pendant l'apprentissage du réseau. Cette performance est mesurée en termes de MSE. La ligne converge vers le meilleur MSE possible (une chute constante). Il se trouve qu'après 100 itérations, la performance du modèle n'améliore pas et se stabilise à 0,0042251.

La performance d'un réseau entrainé peut être mesurée en quelque sorte par les erreurs sur les ensembles d'apprentissage, de validation et de test, mais il est souvent utile d'étudier la réponse du réseau de manière plus détaillée. Une option, qui consiste à effectuer une analyse de régression qui est une mesure de degré de succès des sorties à expliquer les variations dans les sorties désirées. Les valeurs de R obtenues pour les quatre sorties estimées sont 97,28%, 97,56%, 99,28% et 99,29% comme le montre les **Fig. IV.11**, **Fig. IV.12**, **Fig. IV.13** et **Fig. IV.14**. L'ajustement linéaire de la relation sortie-cible est près de la ligne 1÷1 (sortie = cible), qui est un bon signe à un apprentissage précis du réseau.

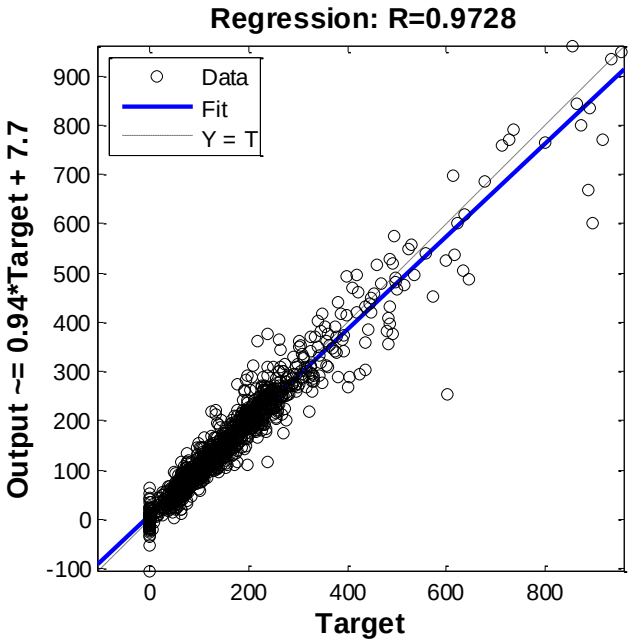


Fig. IV.11 Graphe d'analyse de régression pour le modèle optimal entre la sortie et la cible de rayonnement direct normal

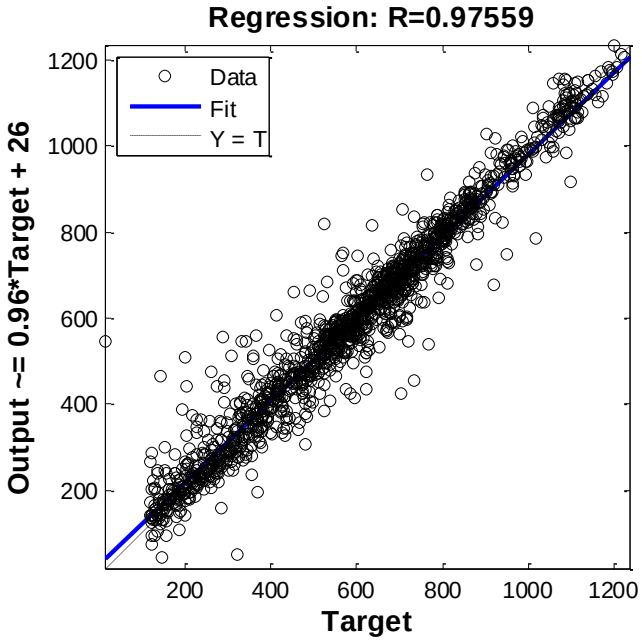


Fig. IV.12 Graphe d'analyse de régression pour le modèle optimal entre la sortie et la cible de rayonnement diffus (90°)

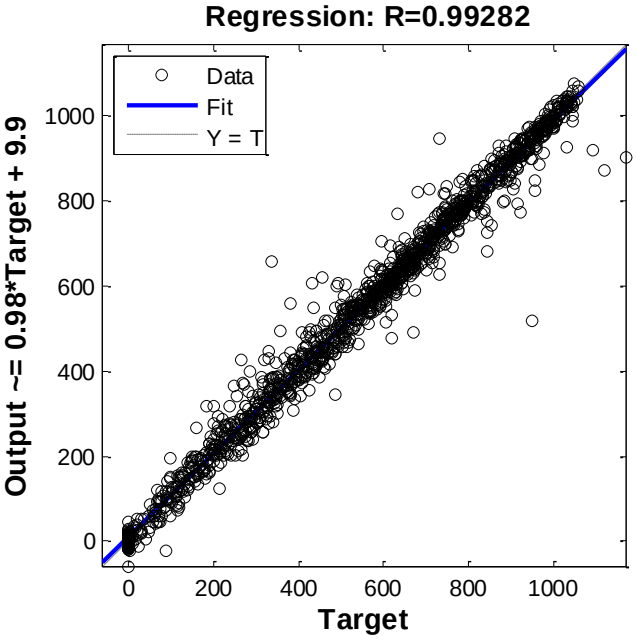


Fig. IV.13 Graphe d'analyse de régression pour le modèle optimal entre la sortie et la cible de rayonnement global (90°)

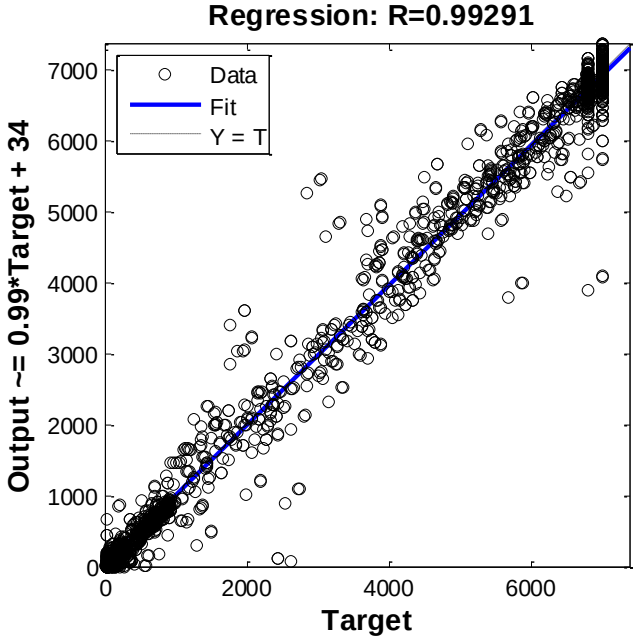


Fig. IV.14 Graphe d'analyse de régression pour le modèle optimal entre la sortie et la cible de rayonnement global (30°)

IV.I.5. Comparaison avec d'autres modèles

Pour évaluer l'importance des résultats obtenus, nous avons essayé de les comparer avec des études similaires, et surtout, avec des modèles qui ont les mêmes ou la plupart des entrées comme les nous avons utilisé. Nous constatons que dans la plupart des modèles, le but est de déterminer le rayonnement solaire global sur les plans horizontaux, comme (Rehman 2009) qui a développé le modèle RNA en utilisant trois combinaisons de paramètres d'entrée (le jour, la température maximale de l'air, la température moyenne de l'air et l'humidité relative) pour estimer le rayonnement solaire global pour la ville d'Abha en Arabie Saoudite. (Al-Alawi et al., 1998) ont utilisé l'emplacement, le mois, la pression moyenne, la température moyenne, la pression moyenne de vapeur, l'humidité relative moyenne, la vitesse moyenne du vent et la moyenne des heures d'ensoleillement comme des variables d'entrée au réseau multicouche à action directe, pour la prédiction du rayonnement global à Seeb. (Lazzús et al., 2011) ont appliqué le modèle du RNA, pour l'estimation du rayonnement solaire global horaire à La Serena (Chili). Les entrées du modèle sont: vitesse du vent, humidité relative, température de l'air et température du sol. (Linares-Rodríguez et al. 2011) ont estimé le rayonnement solaire global quotidien en Espagne via le modèle RNA utilisant : latitude, longitude, jour de l'année, rayonnement global quotidien à ciel clair, nébulosité totale, température de l'air, colonne de vapeur d'eau totale et colonne d'ozone totale comme des entrées. (Elminir et al. 2007) ont réalisé un modèle de RNA pour prédire le rayonnement diffus en Egypte, sur la base du rayonnement solaire global, la longueur d'onde d'émission atmosphérique, la température de l'air, l'humidité relative et la pression atmosphérique comme des entrées. (Elminir et al. 2005) ont également proposé un réseau multicouche pour prédire l'infrarouge, l'ultraviolet, le rayonnement solaire global à la ville Helwan, en utilisant la direction du vent, la vitesse du vent, la température ambiante, l'humidité relative en tant que paramètres entrées. (Jiang 2008) a développé un modèle de RNA pour estimer la moyenne mensuelle quotidienne du rayonnement solaire diffus. Les données d'entrée pour le réseau sont: la moyenne mensuelle quotidienne de l'indice de clarté, le pourcentage d'ensoleillement. (Mubiru et Banda 2008) ont trouvé

l'architecture de RNA à rétro-propagation pour estimer le moyen mensuel quotidien du rayonnement solaire global pour les locations d'Ouganda. Le réseau utilise des entrées comme la moyenne annuelle d'heures d'ensoleillement, la couverture nuageuse, l'humidité relative, les précipitations, la latitude, la longitude et l'altitude. (Benghanem et al. 2009) ont utilisé les entrées (la température de l'air, l'humidité relative, la durée d'ensoleillement et le jour de l'année) à différentes combinaisons pour estimer le rayonnement solaire à Al-Madinah (Arabie Saoudite) avec le modèle de RNA. (Fadare 2009) a élaboré un modèle RNA avec des différentes architectures, pour la prédiction du potentiel de l'énergie solaire au plus de 195 villes du Nigeria. Les entrées pour le réseau sont: latitude, longitude, altitude, le mois, la durée d'ensoleillement moyenne, la température moyenne et l'humidité relative. (Azadeh et al 2009) ont proposé une approche RNA pour prédire le rayonnement solaire global en utilisant les variables d'entrée telle que: la valeur moyenne de la température maximale, de la température minimale, l'humidité relative, la pression de vapeur, la vitesse du vent, la durée d'ensoleillement et la précipitation totale. Les résultats obtenus à partir de ces modèles que nous avons mentionné et nos résultats sont rassemblés dans le **Tab. IV.8**.

Table IV.8 Résultats de notre modèle par rapport à différents modèles similaires

Nom du Modèle	Rayonnement direct normal				Rayonnement diffus (90°)				Rayonnement global (90°)				Rayonnement global (30°)			
	MAPE (%)	RMSE (%)	MBE (%)	R (%)	MAPE (%)	RMSE (%)	MBE (%)	R (%)	MAPE (%)	RMSE (%)	MBE (%)	R (%)	MAPE (%)	RMSE (%)	MBE (%)	R (%)
Notre modèle	0.62	9.22	0.05	97.28	2.78	20.27	0.32	97.56	0.37	7.03	0.08	99.28	0.91	19.73	0.05	99.29
Rehman et Mohandes	-	-	-	-	-	-	-	-	4.49	-	-	-	-	-	-	-
AI-Alawi et AI-Hinai	-	-	-	-	-	-	-	-	5.43 à 7.30	-	-	93 à 95	-	-	-	-
Lazzús et al.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	94	-	-	-	-
Linares-Rodríguez et al.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	16.4	-	94	-	-	-	-
Elminir et al.	-	-	-	-	-	-	-	89 à 95	-	-	-	-	-	-	-	-
Elminir et al. 2	-	-	-	-	-	-	-	-	-	3.97	0.38	29 à 96	-	-	-	-
Jiang	-	-	-	-	-	7.46	-0.55	94.81	-	-	-	-	-	-	-	-
Mubiru et Banda	-	-	-	-	-	-	-	-	0.3	-	-	97.4	-	-	-	-
Benghanem et al.	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	97.65	-	-	-	-
Fadare	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	90	-	-	-	-
Azadeh et al.	-	-	-	-	-	-	-	-	0.03	-	-	94	-	-	-	-

IV.I.6. Conclusion

Dans cette contribution, une méthodologie pour choisir le modèle de RNA afin de prédire le rayonnement solaire a été présentée. Cependant, ce type d'études n'a pas été sérieusement abordé dans la littérature. L'objectif de cette étude était de combler cette lacune. La méthodologie commence par une recherche approfondie afin de sélectionner le modèle avec une complexité minimale, une performance optimale et un choix des paramètres respectifs (les entrées et les sorties, les fonctions d'activation, l'algorithme d'apprentissage, la technique de normalisation, les couches cachées et les nœuds cachés).

Ce travail ne portait que sur l'optimisation des réseaux MLP rétro-propagation. Cependant, la méthode proposée est assez générale pour être utilisée avec d'autres modèles connexionnistes ou différents algorithmes d'apprentissage. En fait, les résultats confirment l'hypothèse selon laquelle les réseaux neuronaux MLP sont suffisamment capables pour estimer le rayonnement solaire lorsqu'il utilise les paramètres météorologiques comme des entrées.

Pendant le processus d'apprentissage, plusieurs configurations de réseaux neuronaux ont été étudiées. Nous avons commencé avec l'utilisation de 13 algorithmes d'apprentissage, en observant l'effet de chacun d'eux sur la performance du réseau, par conséquent, nous avons choisi les trois top et nous avons essayé d'améliorer leur performance en utilisant trois techniques de normalisation. Parmi les six réseaux obtenus, nous avons sélectionné le meilleur réseau de prédiction, qui a également été testé avec deux couches cachées et plusieurs nœuds cachés. Il a été trouvé que deux couches cachées avec 30 neurones dans chaque couche peuvent fournir une meilleure prédiction.

La MAPE moyen, la MBE et les valeurs de RMSE sont révélés être de 1,17%, 0,12% et 14,06% respectivement pour le modèle optimal, avec une précision dépassée 97,28% pour l'estimation du rayonnement direct et diffus, et elle a atteint jusqu'à 99,29% pour le rayonnement global, ce qui prouve que les valeurs estimées sont en bon accord avec les valeurs réelles. En comparant ces résultats à d'autres études dans le même contexte, nous pouvons dire que notre modèle donne de meilleures performances par rapport à de nombreux autres modèles.

Contribution **3**

IV.II. Développement d'un modèle neuronal pour l'Algérie

IV.II.1. Introduction

L'exploration du potentiel de l'énergie solaire en Algérie accorde une attention sérieuse. L'Algérie, située entre 19° et 37° N Latitudes, 8°W et 9.5E longitudes. Le climat d'Algérie est un climat de transition entre maritime (nord) et semi-aride à aride (au milieu et au sud). Selon une étude de l'Agence aérospatiale allemande (DLR), l'Algérie ayant avec 1.787.000 km^2 le plus grand potentiel solaire terrestre sur le long terme pour un potentiel thermique solaire concentré. Il est doté d'un rayonnement solaire suffisant qui peut être efficacement exploité comme source d'énergie renouvelable, allant de 5,6 kWh/m^2 à 7,2 kWh/m^2, ce qui correspond à 1700 kWh/m^2/an dans le nord et 2650 kWh/m^2/an dans le sud. Il est considéré comme étant l'une des zones les mieux ensoleillées dans le monde, la moyenne annuelle des heures d'ensoleillement y atteint 2650 dans le Nord, 3000 dans les hauts plateaux et 3500 dans les régions du Sahara. Le potentiel technique et économique pour la production d'électricité par la technologie thermique solaire concentré (CSTP) en Algérie est d'environ 169000 TWh (Trieb 2005, OBG 2013).

Par conséquent, puisque la technologie pour exploiter l'énergie solaire en Algérie est encore à ses débuts, de nombreuses options sont ouvertes pour contribuer à sa croissance. Dans cette contribution nous avons choisi de mettre l'accent sur la question de d'évaluation de la disponibilité de l'énergie solaire à diverses régions du pays.

Afin d'arriver à une politique à l'échelle nationale sur l'exploitation de l'énergie solaire, les planificateurs auraient besoin d'une évaluation fiable de la disponibilité du rayonnement solaire à différents endroits du pays.

La mesure directe du rayonnement solaire à très grand nombre d'emplacements sur l'échelle horaire, journalière, mensuelle, et même annuelle, outre les raisons, le coût élevé empêcherait la mise en œuvre d'une telle démarche. Au lieu de cela, les avantages cités auparavant de la modélisation neuronale, la rendront un meilleur choix qui peut être exploré pour fournir une estimation du rayonnement solaire disponible à un endroit donné avec une précision raisonnable.

IV.II.2. Collection de la base de données et les analyses statistiques

L'Algérie dispose d'un réseau de 78 stations sous la direction de l'Office National de Météorologie (ONM), répartis sur l'ensemble du territoire national pour la mesure des différents paramètres météorologiques et à un degré moindre pour l'évaluation de gisement solaire. Presque la totalité des stations mesurant la durée d'ensoleillement dû à la facilité de mise en œuvre d'un héliographe. Tandis que la mesure de rayonnement solaire est seulement disponible dans 8 stations depuis l'année 2009 (aéroport d'Alger, Sénia Oran, In aminas, Ghardaia, Annaba, Tamanrasset, Tlemcen et Constantine).

Les données géographiques et météorologiques mensuelles de 64 villes d'Algérie pour une période de 12 ans (1994-2005) ont été obtenues à partir de la base de données géo-NASA. 14 villes sont éliminées en raison de la présence d'un grand nombre de données manquantes dans ces villes. Les ressources de la base de données géo-NASA sont les offices météorologiques situés partout dans le monde y compris l'Office National de Météorologie (ONM). Les 64 villes choisies couvrant la totalité de la surface de l'Algérie. Les données comprennent les paramètres géographiques tels que: latitude, longitude, altitude, mois de l'année, et les paramètres météorologiques mensuels; comme la durée d'ensoleillement, la température moyenne et l'humidité relative, la précipitation, la pression atmosphérique, la pression de vapeur. Les données satellitaires de l'intensité du rayonnement solaire mensuel, disponible gratuitement sur http://www.soda-is.com, sont utilisé ici. A cause de la difficulté d'obtenir des données de rayonnement solaire au niveau de sol dans les 8 stations mentionnés précédemment d'une part, et sa disponibilité dans une période hors de la période au cours d'étude d'autre part, rendre son utilisation impossible. Donc, seulement les données satellitaires de rayonnement solaire sont appliquées.

La situation géographique des 64 villes utilisées dans cette étude, pour l'apprentissage et l'essai du modèle, est représentée sur la **Fig.IV.16** et leurs paramètres géographiques sont résumés dans le **Tab. IV.9**. On remarque clairement que les stations situées au nord et aux hauts plateaux sont nombreux par rapport celles situés au Sahara, malgré que le Sahara dispose d'un potentiel solaire important. Par conséquent, cette situation ne permet pas de quantifier le rayonnement solaire en Algérie.

Etant donné qu'il existe des valeurs manquantes et des valeurs extrêmes dans la base mais ils sont rares, les données manquantes ont été remplacées par des valeurs estimées, et les valeurs erronées suspectes ont été retirées après un examen attentif. L'ensemble de données résultant est composé de 10188 échantillons. Par conséquent, les ensembles d'apprentissage, de validation et de test sont composés, respectivement de, 5094, 2547, et 2547 échantillons.



Fig. IV.15 Carte de l'Algérie montrant les emplacements géographiques des villes

Tab. IV.9. Résumé des 64 sites d'essais en Algérie

N°	Site	Latitude	Longitude	N°	Site	Latitude	Longitude
1	In-guezzam	19.34N	5.46E	33	Sidi-bel-abbes	35.12N	0.37W
2	Bordj-badji-mokhtar	21.20N	0.57E	34	Mascara	35.13N	0.09E
3	Tamanrasset	22.48N	5.26E	35	Beni-saf	35.18N	1.21W
4	Djanet	24.16N	9.28E	36	Bou-saada	35.20N	4.12E
5	Illizi	26.30N	8.25E	37	Tiaret	35.21N	1.28E
6	In-salah	27.14N	2.30E	38	Tebessa	35.25N	8.07E
7	Tindouf	27.42N	8.10W	39	Khenchella	35.28N	7.05E
8	Adrar	27.53N	0.11W	40	Oran-senia	35.38N	0.36W
9	In-amenas	28.03N	9.38E	41	M'sila	35.40N	4.30E
10	Timimoun	29.15N	0.17E	42	Oran-port	35.42N	0.39W
11	Beni-abbes	30.08N	2.10W	43	Arzew	35.49N	0.16W
12	El-golea	30.34N	2.52E	44	Oum el bouaghi	35.52N	7.07E
13	Bechar	31.30N	2.15W	45	Mostaganem	35.53N	0.07E
14	Hassi-messaoud	31.40N	6.09E	46	Bordj-bou-arreridj	36.04N	4.46E
15	Ouargla	31.56N	5.24E	47	Setif	36.11N	5.15E
16	Ghardaia	32.24N	3.48E	48	Chlef	36.13N	1.20E
17	Ain-sefra	32.46N	0.36W	49	Medea	36.17N	2.44E
18	Hassir'mel	32.56N	3.17E	50	Constantine	36.17N	6.37E
19	Touggourt	33.07N	6.08E	51	Souk ahras	36.17N	7.58E
20	Naama	33.16N	0.18W	52	Miliana	36.18N	2.14E
21	El-oued	33.30N	6.47E	53	Bouira	36.23N	3.53E
22	Mecheria	33.35N	0.17W	54	Guelma	36.28N	7.28E
23	El-bayadh	33.40N	1.00E	55	Tenes	36.30N	1.20E
24	Laghouat	33.46N	2.56E	56	Dar-el-beida	36.41N	3.13E
25	El-kheiter	34.09N	0.04E	57	Tizi-ouzou	36.42N	4.03E
26	Djelfa	34.20N	3.23E	58	Bejaia	36.43N	5.04E
27	Biskra	34.48N	5.44E	59	Jijel-achouat	36.48N	5.53E
28	Maghnia	34.49N	1.47W	60	Jijel-port	36.49N	5.53E
29	Saida	34.52N	0.09E	61	Annaba	36.50N	7.49E
30	Tlemcen-zenata	35.01N	1.28W	62	Skikda	36.53N	6.54E
31	Ghazaouet	35.06N	1.52W	63	El-kala	36.54N	8.27E
32	Ksar chellala	35.10N	2.19E	64	Dellys	36.55N	3.57E

IV.II.3. Méthodologie suivie dans le développement du modèle

Il existe différentes façons de classer ces sites, nous avons choisi de les diviser en 18 groupes, chaque groupe est comporte 4 sites ayant les paramètres géographiques de latitude et de longitude si proche comme le montre le **Tab. IV.10.** Certaines villes sont utilisées en deux groupes pour que la répartition des villes soit homogène.

Avant d'entrainer le Réseau, les données de chaque groupe sont partagées comme suit :

- deux sites pour l'apprentissage ;
- un site pour la validation ;
- et un site pour le test.

Ensuite, on suit les étapes de la méthodologie proposée précédemment pour arriver à un modèle neuronal optimal. La **Fig. IV.16** est un organigramme montre notre procédure d'optimisation d'un réseau de neurones.

Tab. IV.10 Répartition des sites en 18 groupes

1	4	7	10	13	16
In-guezzam	Tindouf	Naama	M'sila	Oran-port	Jijel-achouat
Tamanrasset	Beni-abbes	Mecheria	Bou-saada	Arzew	Jijel-port
Hassi-messaoud	Bechar	ain-sefra	Biskra	Oran-senia	Skikda
Ouargla	Adrar	El-bayadh	Batna	Mostaganem	Annaba
2	**5**	**8**	**11**	**14**	**17**
Djanet	El-golea	Laghouat	Khenchella	Chlef	Setif
Illizi	Ghardaia	Djelfa	Oum el bouaghi	Tenes	Bordj-bou-arreridj
In-amenas	In-salah	Ksar chellala	Constantine	Medea	Bouira
Hassi-messaoud	Hassir'mel	Tiaret	Souk ahras	Miliana	Constantine
3	**6**	**9**	**12**	**15**	**18**
Bordj-badji-mokhtar	Touggourt	El-kheiter	Maghnia	Dar-el-beida	Guelma
Timimoun	el-oued	Saida	Tlemcen	Tizi-ouzou	Annaba
Adrar	Biskra	Mascara	Ghazaouet	Bejaia	Souk ahras
In-salah	Ouargla	Sidi-bel-abbes	Beni-saf	Bouira	El-kala

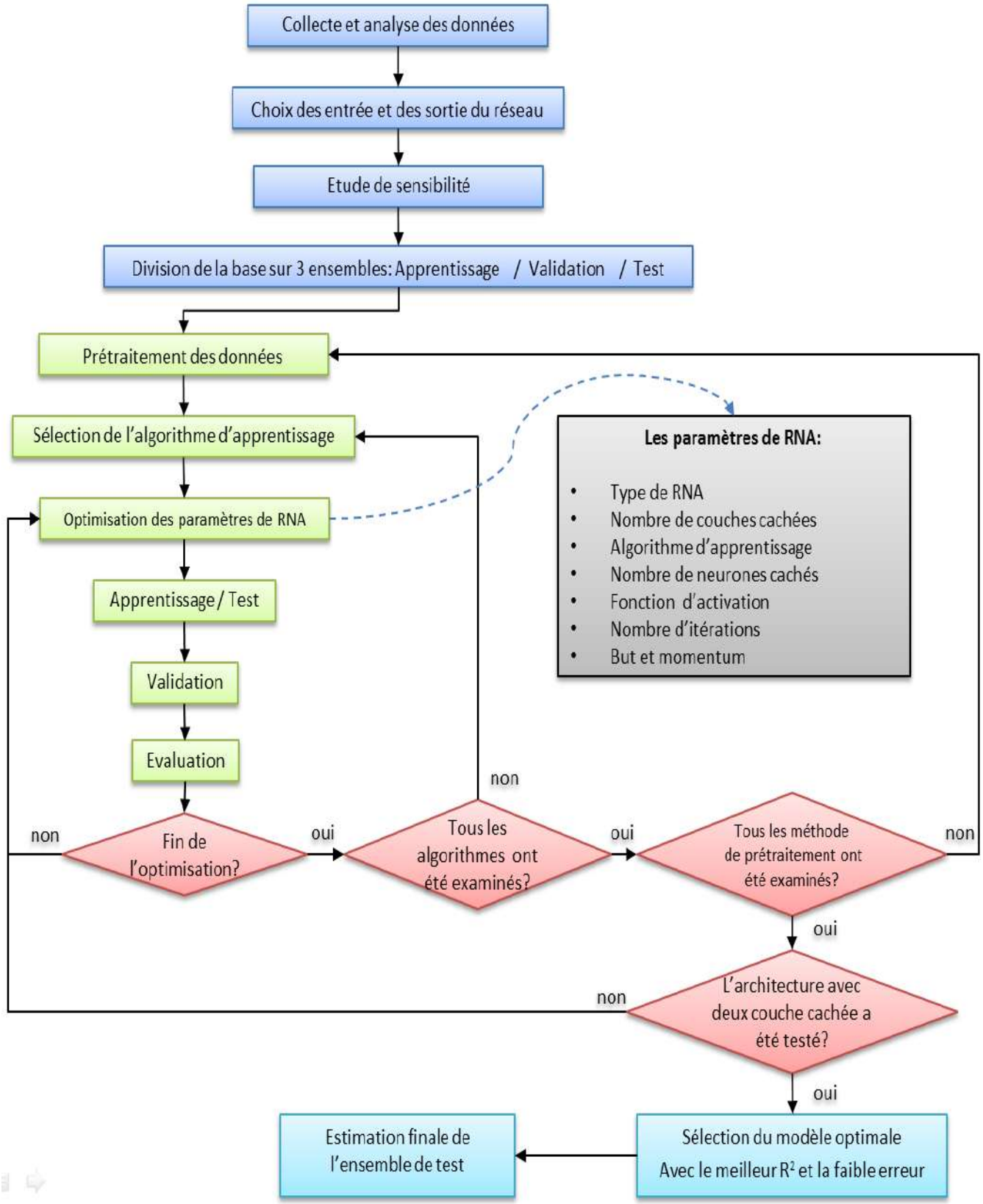


Fig. IV.16 Procédure totale d'élaboration d'un RNA

IV.II.4. Analyse des erreurs du modèle

Pour déterminer quantitativement dans quelle mesure les modèles RNA pouvaient prédire le rayonnement solaire mensuel, la performance des modèles RNA a été évaluée en utilisant les données mesurées, qui ne sont pas pris en compte dans la l'apprentissage de RNA. Pour chaque ville, les données météorologiques et géographiques ont été entrées dans le modèle du RNA pour générer le rayonnement solaire du mois prévu, qui a ensuite été comparé avec les données mesurées correspondantes pour vérifier la performance du modèle d'estimation. Certains indicateurs statistiques sont utilisés:

- **L'Erreur Relative Absolue Moyenne (MAPE)**

$$MAPE\ (\%) = \left(\frac{1}{n}\right) \times \left(\sum_n \left|\frac{(valeur\ expérimentale - valeur\ prédite)}{valeur\ expérimentale}\right| \times 100\right) \quad \text{(IV.6)}$$

- **L'Erreur Quadratique Moyenne (MSE)**

$$MSE = \frac{1}{n}\sum_n (valeur\ expérimentale - valeur\ prédite\ )^2 \quad \text{(IV.7)}$$

- **La Racine sur l'Erreur Quadratique Moyenne (RMSE)**

$$RMSE = \left[\frac{1}{n}\sum_n (valeur\ expérimentale - valeur\ prédite\ )^2\right]^{1/2} \quad \text{(IV.8)}$$

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

$$R^2 = 1 - \frac{RMSE^2}{\sigma^2} = 1 - \frac{\sum_n (valeur\ expérimentale - valeur\ prédite\ )^2}{\sum_n (valeur\ expérimentale - moyenne\ des\ données\ expérimentales\ )^2} \quad \text{(IV.9)}$$

IV.II.5. Résultats et discussions

Le model de RNA est utilisé pour modéliser le rayonnement solaire en Algérie. Ce réseau est constitué d'une couche d'entrée, deux couches cachées et une couche de sortie. Les entrées pour le réseau sont la latitude, la longitude, l'altitude, mois, l'année, la pression atmosphérique, la température, l'humidité, la précipitation, la durée d'ensoleillement ; la sortie est le rayonnement solaire. Les ratios de données pour l'apprentissage, la validation et le test sont divisés en 50%, 25% et 25%, respectivement.

L'ensemble de l'apprentissage est utilisé pour enseigner le réseau et il se poursuit son formation tant que le réseau continue l'amélioration par l'ensemble de validation. Étant donné que le réseau de neurones commence avec des poids initiaux aléatoires, les résultats de réseau différent légèrement chaque fois qu'il fonctionne. Par conséquent, le réseau avec un même nombre de neurones a été recyclé à 20 essais pour trouver le numéro d'essai pour la meilleure performance de validation. Des variantes d'algorithmes sont testées dans l'étude comme levenberg marquardt (LM), la régression bayésienne (BR), la propagation élastique (RP), gradient échelle conjugué (SCG)….etc, le plus performant parmi eux c'est l'algorithme de levenberg marquardt (LM). La fonction d'activation pour toutes les couches cachées étaient sigmoïde (*tansig*) et pour la couche de sortie était linéaire (*purelin*). L'Algorithme de rétro-propagation est utilisé pour ajuster la procédure d'apprentissage. Nous avons utilisé le momentum et la dégradation des pondérations pour améliorer le réseau.

Logiciel MATLAB a été utilisé pour entrainer et tester le RNA. Comme résultat, le modèle optimal trouvé ayant deux couches cachées avec un nombre de neurones 18 et 12 respectivement. La structure de RNA sélectionnée est indiquée sur la **Fig. IV. 17**.

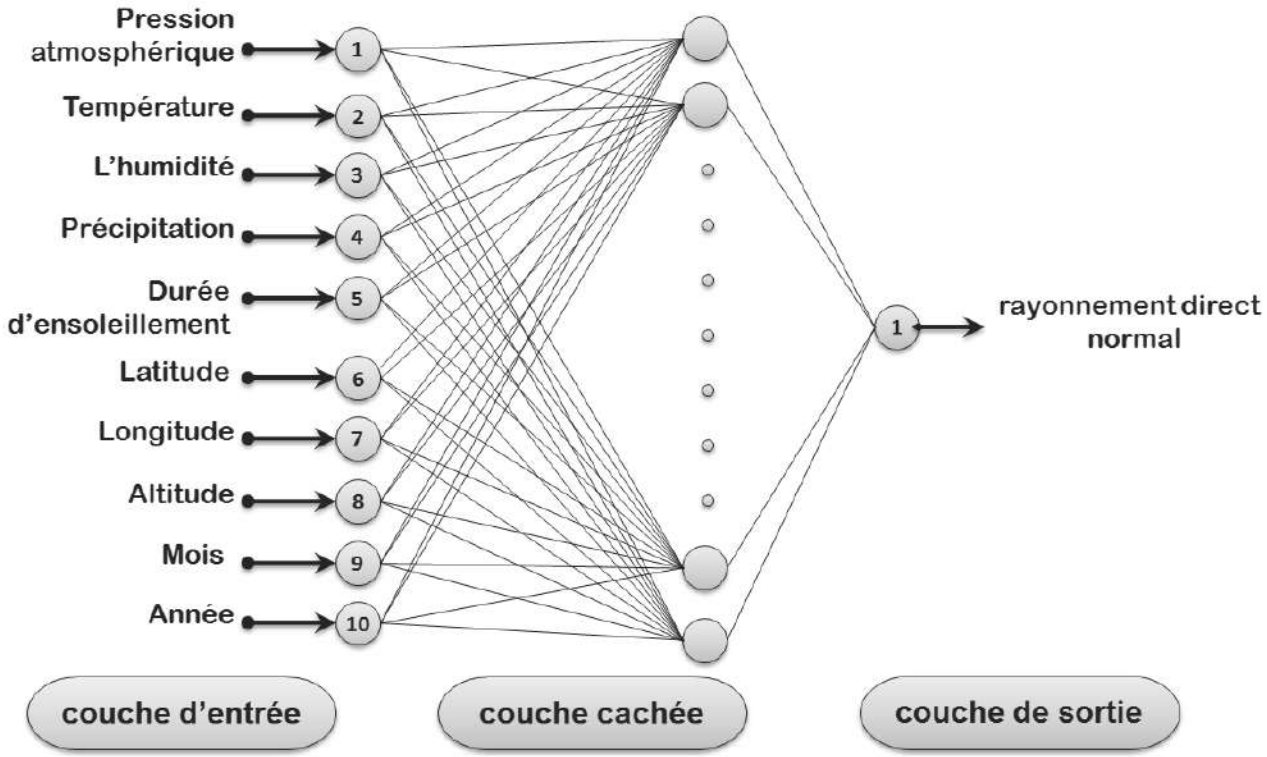


Fig. IV. 17 Architecture du réseau de neurones artificiels utilisé

La **Fig. IV.18** présente le nuage de points des valeurs mesurées et prédites de rayonnement solaire. Les observations sont bien dispersées autour de la ligne 1: 1 et la pente de la régression robuste est de 0.99. Cela indique qu'il existe un bon ajustement entre les données prédites et réelles. En général, les résultats obtenus sont très bons, ce qui implique la fiabilité du model développé. Les ratios des erreurs trouvées sont comme suit : La RMSE relative est de 0.014%, la MSE est de 0.02%, la MAPE est de 4.7% et le coefficient de corrélation (R) est dépassé 99.5%. Ces résultats montrent que le modèle a un faible taux d'erreur, et par conséquent, il est valable pour la prédiction du rayonnement solaire mensuel.

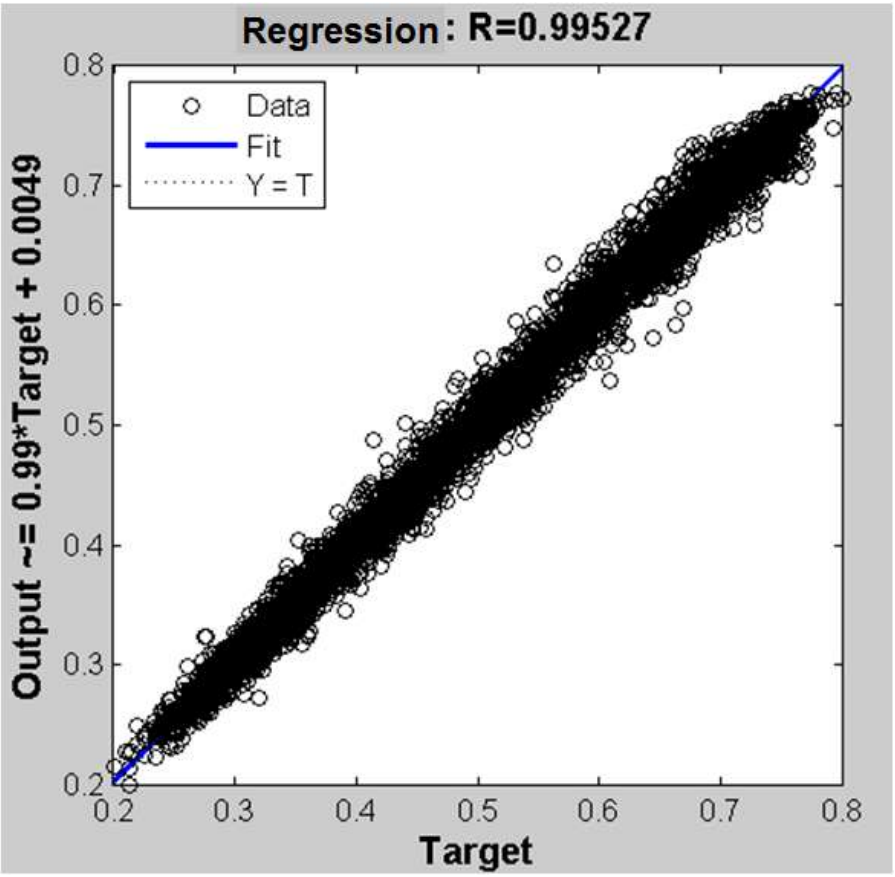


Fig. IV.18 Coefficient de corrélation

Le graphe de la performance de RNA est représenté à la **Fig. IV.19** qui est tracé de l'erreur quadratique moyenne (MSE) en fonction des époques. L'allure de MSE a une tendance décroissante avec l'augmentation du nombre d'époques, prouvant que le réseau possède un MSE minimum. Aucun majeur sur l'erreur n'est arrivé après 500 époques (apparition de la meilleure performance du réseau).

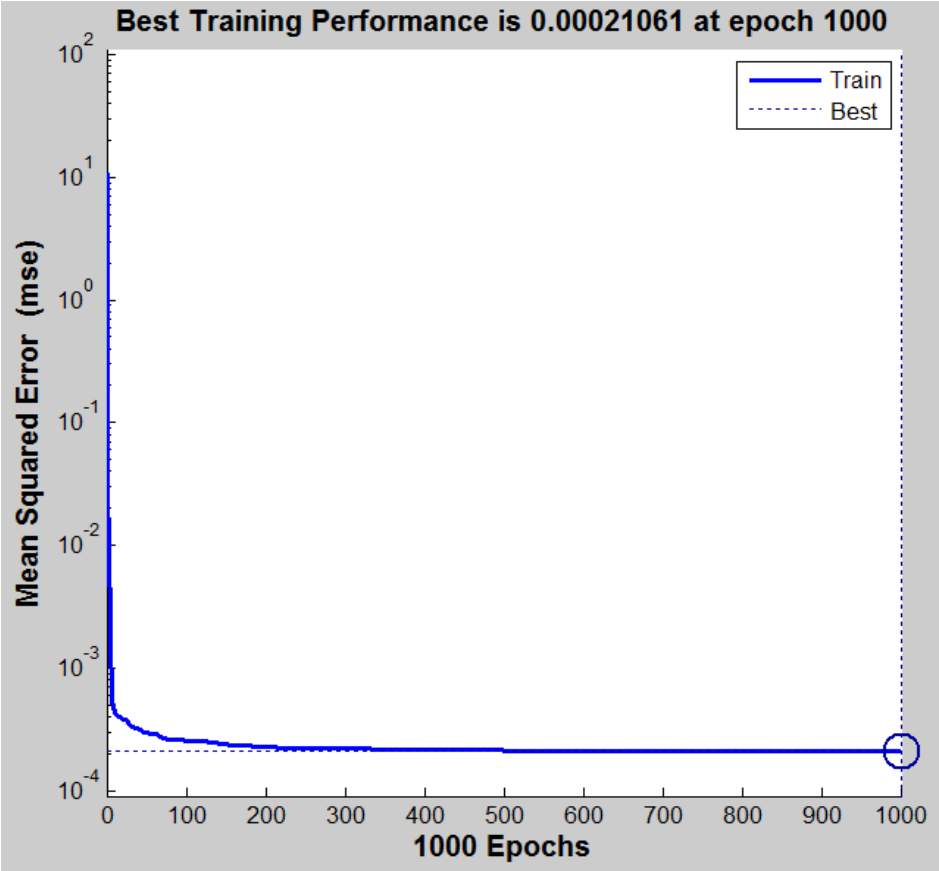


Fig IV. 19. Erreur MSE

L'accord entre la valeur mesurée et calculée de rayonnement solaire a également été confirmé pour chaque mois en calculant le pourcentage d'erreur relative (e). Le graphe des résidus est classé parmi les critères statistiques couramment utilisés pour évaluer l'erreur observée. Des valeurs positives pour le résidu signifient que la prédiction était faible, et les valeurs négatives signifient que la prédiction était élevé; le zéro signifie que la proposition était tout à fait correct.

Fig IV.20 donne les valeurs de résidus pour le modèle développé. Chaque point dans le graphe, correspond à une erreur relative entre la valeur réelle et la valeur prédite du rayonnement solaire mensuel. On voit que le pourcentage d'erreur relative de chaque mois dépasse rarement $\pm 10\%$. Toutes les barres d'erreur passent à travers la ligne de zéro, ce qui indique qu'il n'y a pas de valeurs aberrantes dans les données. Les résultats peuvent être considérés comme tout à fait satisfaisants.

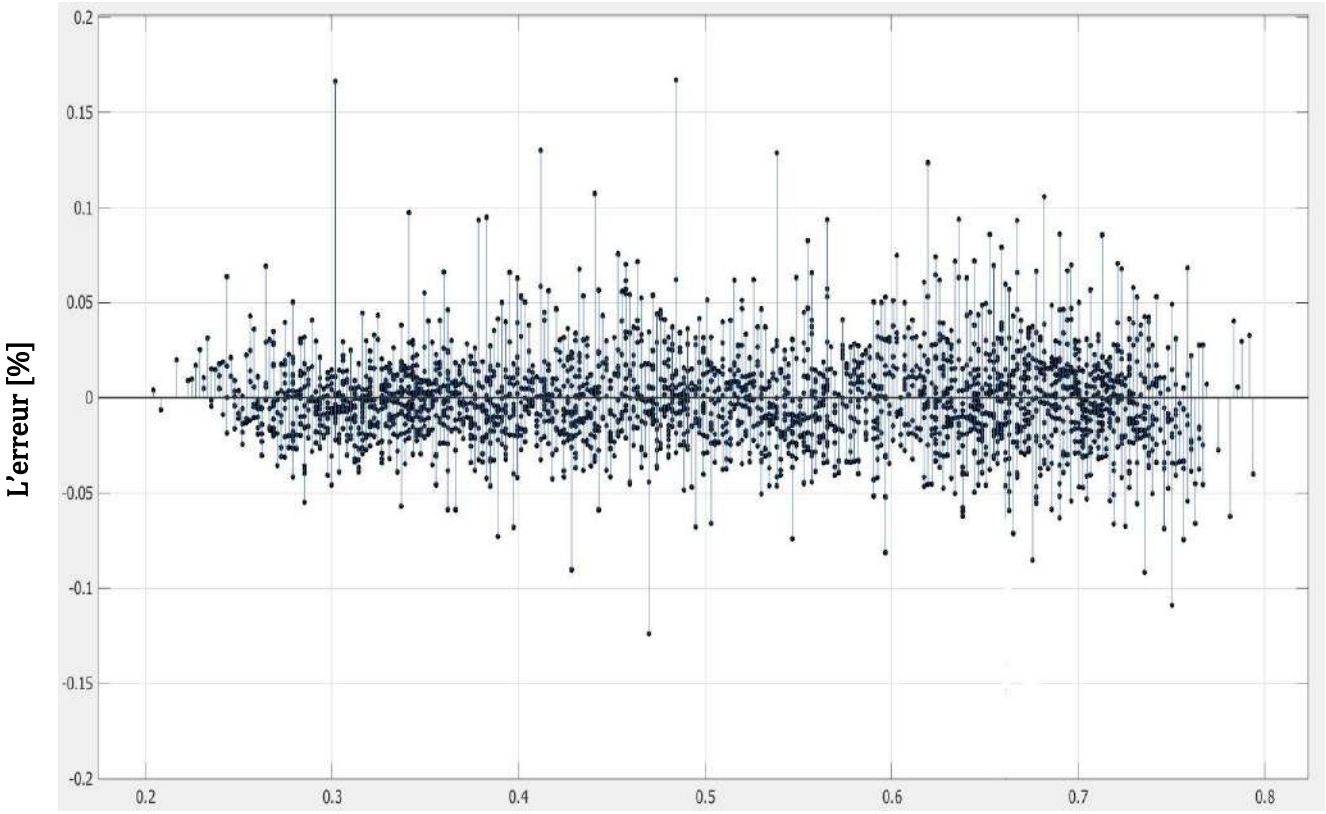


Fig. IV. 20. Résidus tracés pour les données

IV.II.6. Conclusion

Le modèle présenté dans la dernière catégorie, emploient plus d'un paramètre météorologique pour prédire le rayonnement solaire global. Ce modèle fait une bonne estimation du rayonnement solaire, mais il est limité en raison de l'utilisation des différents paramètres météorologiques comme des entrées de modèle. Ces paramètres ne sont pas facilement disponibles dans la plupart d'emplacement d'intérêt. Les résultats obtenus ont été satisfaisants, mais on pense qu'ils pourraient être améliorés en utilisant des mesures sur le sol du rayonnement solaire. A la fin, Nous tenons à souligner que ce modèle développé pourrait aider à établir des cartes solaires pour l'Algérie, ce qui serait bénéfique pour les applications de l'énergie solaire, Comme ils peuvent illustrer les régions optimales pour la localisation des systèmes d'énergie solaire.

Conclusion Générale

Cette section fournit les principales conclusions de la recherche, ainsi, recommande des suggestions pour les futurs travaux.

La modélisation d'irradiation solaire joue un rôle très important dans la conception des systèmes d'énergie solaire. Car elle permet aux ingénieurs et concepteurs d'avoir une base de données à long terme pour évaluer le potentiel de leurs applications. Rappelant que ces données sont mesurées à diverses stations météorologiques mais ils sont encore rares, pour ne pas dire indisponibles, et souvent ne couvrent que les grands centres de population. Dans les régions en développement dans le monde, cet effort d'évaluation des ressources est trop souvent inexistant.

L'objectif de cette thèse est de fournir des prévisions précises de l'irradiation solaire.

Après une synthèse bibliographique, le travail que nous avons abordé dans cette thèse s'articule sur trois contributions :

Dans la première contribution, nous avons développé un modèle empirique qui corrèle l'irradiation solaire mensuelle avec la durée d'ensoleillement. Le coefficient de détermination (R^2), la somme de l'erreur quadratique (SSE) et la racine de l'erreur quadratique moyenne (RMSE) ont été déterminés et comparés avec 23 modèles empiriques de la littérature. Il a été constaté que notre modèle a montré une forte corrélation dans les deux stratégies utilisées avec un coefficient $R^2 = 99{,}97\%$, un SSE et un RMSE de 0,00031% et 0,05% respectivement. Bien que le travail ait porté sur les données météorologiques de la ville de MEDEA, l'analyse pourrait être étendue aux régions climatiques avec des conditions météorologiques semblables.

Dans la deuxième contribution, une méthodologie pour l'élaboration d'un réseau de neurones artificiels RNA a été recommandée avec de grandes chances d'atteindre une solution optimale. La méthode est basée sur test- erreur pour déterminer la structure interne du réseau : l'algorithme d'apprentissage, la technique de normalisation, l'architecture du réseau. On note que l'erreur absolue moyenne en pourcentage "MAPE" dans le modèle optimal RNA atteint 1,17%. En plus, le modèle donne une erreur quadratique moyenne (RMSE) de 14,46% et un coefficient de corrélation de 0,992. On peut

en déduire à partir des résultats que la méthodologie d'optimisation proposée est fiable pour estimer et/ou prédire l'irradiation solaire.

Dans la troisième contribution on a élaboré un modèle neuronal pour prédire l'irradiation solaire dans l'Algérie. A partir de la base de données géo-satellite de la NASA des données géographiques et météorologiques de 72 villes, qui représentent des climats différents, pour une période de 12 ans (1994-2005), ont été utilisées pour la formation et la vérification du réseau. Les résultats ont montré un assez bon accord entre les valeurs mesurées et les valeurs prédites avec un coefficient de corrélation qui dépasse 99.0%.

Dans l'ensemble, nous avons développé des méthodologies et des modèles qui ont fourni une amélioration, à la fois dans la précision et dans la cohérence, par rapport aux modèles conventionnels, et nous espérons que cela donne une valeur ajoutée dans le domaine de modélisation d'irradiation solaire.

En perspective on recommande :

- ✓ L'utilisation d'un modèle de prédiction du rayonnement solaire sur des surfaces inclinées devrait être conçue pour avoir la possibilité de tenir compte des obstacles externes
- ✓ Des études devraient être effectuées sur la classification du ciel par certains paramètres climatiques connexes
- ✓ D'une carte sur le rayonnement solaire disponible sur l'Algérie car elle est très importante pour les applications de l'énergie solaire, et elle peut illustrer les régions optimales pour localiser les systèmes d'énergie solaire
- ✓ Des travaux futurs pourraient être mis au point pour étudier la modélisation par les systèmes hybrides comme ANN-PSO, ANFIS….etc.

Références Bibliographiques

Abdalla, Y. A. (1994). "New correlations of global solar radiation with meteorological parameters for Bahrain." International Journal of Solar Energy 16(2): 111-120.

AbdulAzeez, M. (2011). "Artificial neural network estimation of global solar radiation using meteorological parameters in Gusau, Nigeria." Archives of Applied Science Research 3(2): 586-595.

Abraha, M. et M. Savage (2008). "Comparison of estimates of daily solar radiation from air temperature range for application in crop simulations." Agricultural and forest meteorology 148(3): 401-416.

Abraham, A. (2005). "Adaptation of fuzzy inference system using neural learning." Fuzzy systems engineering, Springer: 53-83.

Akinoğlu, B. et A. Ecevit (1990). "Construction of a quadratic model using modified Ångstrom coefficients to estimate global solar radiation." Solar Energy 45(2): 85-92.

Al-Alawi, S. et H. Al-Hinai (1998). "An ANN-based approach for predicting global radiation in locations with no direct measurement instrumentation." Renewable Energy 14(1): 199-204.

Alam, S., et al. (2006). "Computation of beam solar radiation at normal incidence using artificial neural network." Renewable Energy 31(10): 1483-1491.

Allen, R. G. (1997). "Self-calibrating method for estimating solar radiation from air temperature." Journal of Hydrologic Engineering 2(2): 56-67.

Almorox, J. et C. Hontoria (2004). "Global solar radiation estimation using sunshine duration in Spain." Energy Conversion and Management 45(9): 1529-1535.

Ampratwum, D. B. et A. S. Dorvlo (1999). "Estimation of solar radiation from the number of sunshine hours." Applied Energy 63(3): 161-167.

Angstrom, A. (1924). "Solar and terrestrial radiation." Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society 50(210): 121-126.

Ångström, A. (1964). "The parameters of atmospheric turbidity." Tellus 16(1): 64-75.

Annandale, J., et al. (2002). "Software for missing data error analysis of Penman-Monteith reference evapotranspiration." Irrigation Science 21(2): 57-67.

Asagha, E. N. et S. O. Udo (2014) "Predicting Global Solar Radiation using Gamma Test and Local Linear Regression Data Models in Bauchi, Nigeria." International Journal of Science and Research 3 (6): 1375-81

Aschwanden, M. (2006). "Physics of the solar corona: an introduction with problems and solutions.", 2nd edition, Springer Science & Business Media.

Asl, S. F. Z., et al. (2011). "Daily global solar radiation modeling using multi-layer perceptron (MLP) neural networks." World Academy of Science, Engineering and Technology 79: 740-742.

Atashpaz-Gargari, E. et C. Lucas (2007). "Imperialist competitive algorithm: an algorithm for optimization inspired by imperialistic competition." Evolutionary Computation, 2007. CEC 2007. IEEE Congress on, IEEE.

Azadeh, A., et al. (2009). "An integrated artificial neural networks approach for predicting global radiation." Energy Conversion and Management 50(6): 1497-1505.

Azeem, M. F. (2012). "Fuzzy Inference System: Theory and Applications." InTech Publications, doi 10(5772): 2341.

Badescu, V. (1999). "Correlations to estimate monthly mean daily solar global irradiation: application to Romania." Energy 24(10): 883-893.

Badescu, V. (2008). "Modeling Solar Radiation at the Earth's Surface.", Recent Advances. Springer Verlag. 511 pp.

Bahel, V., et al. (1987). "A correlation for estimation of global solar radiation." Energy 12(2): 131-135.

Bakirci, K. (2009). "Correlations for estimation of daily global solar radiation with hours of bright sunshine in Turkey." Energy 34(4): 485-501.

Bakirci, K. (2009). "Models of solar radiation with hours of bright sunshine: a review." Renewable and Sustainable Energy Reviews 13(9): 2580-2588.

Behrang, M., et al. (2010). "The potential of different artificial neural network (ANN) techniques in daily global solar radiation modeling based on meteorological data." Solar Energy 84(8): 1468-1480.

Behrang, M., et al. (2011). "New sunshine-based models for predicting global solar radiation using PSO (particle swarm optimization) technique." Energy 36(5): 3036-3049.

Benghanem, M. et A. Mellit (2010). "Radial basis function network-based prediction of global solar radiation data: application for sizing of a stand-alone photovoltaic system at Al-Madinah, Saudi Arabia." Energy 35(9): 3751-3762.

Benghanem, M., et al. (2009). "ANN-based modelling and estimation of daily global solar radiation data: A case study." Energy Conversion and Management 50(7): 1644-1655.

Bennett, I. (1965). "Monthly maps of mean daily insolation for the United States." Solar Energy 9(3): 145-158.

Bessemoulin, P. et J. Oliviéri (2000). "Le rayonnement solaire et sa composante ultraviolette." La météorologie, 8(31) : 42-59.

Bilgili, M. et M. Ozgoren (2011). "Daily total global solar radiation modeling from several meteorological data." Meteorology and Atmospheric Physics 112(3-4): 125-138.

Bishop, C. M. (1995). "Neural networks for pattern recognition.", Oxford university press, London, UK.

Black, J. (1956). "The distribution of solar radiation over the earth's surface." Archiv für Meteorologie, Geophysik und Bioklimatologie, Serie B 7(2): 165-189.

Blum, C. et A. Roli (2003). "Metaheuristics in combinatorial optimization: Overview and conceptual comparison." ACM Computing Surveys (CSUR) 35(3): 268-308.

Bosch, J., et al. (2008). "Daily solar irradiation estimation over a mountainous area using artificial neural networks." Renewable Energy 33(7): 1622-1628.

Bristow, K. L. et G. S. Campbell (1984). "On the relationship between incoming solar radiation and daily maximum and minimum temperature." Agricultural and forest meteorology 31(2): 159-166.

Cano, D., et al. (1986). "A method for the determination of the global solar radiation from meteorological satellite data." Solar Energy 37(1): 31-39.

Cao, J. et S. Cao (2006). "Study of forecasting solar irradiance using neural networks with preprocessing sample data by wavelet analysis." Energy 31(15): 3435-3445.

Capizzi, G., et al. (2012). "Innovative second-generation wavelets construction with recurrent neural networks for solar radiation forecasting." Neural Networks and Learning Systems, IEEE Transactions on 23(11): 1805-1815.

Celik, A. N. et T. Muneer (2013). "Neural network based method for conversion of solar radiation data." Energy Conversion and Management 67: 117-124.

Cengiz, H., et al. (1981). "Solar radiation prediction from other climatic variables." Transactions of the ASAE 24(5): 1269-1272.

Chatterjee, A. et A. Keyhani (2012). "Neural network estimation of microgrid maximum solar power." Smart Grid, IEEE Transactions on 3(4): 1860-1866.

Chen, R., et al. (2004). "Validation of five global radiation models with measured daily data in China." Energy Conversion and Management 45(11): 1759-1769.

Chen, S., et al. (2013). "Solar radiation forecast based on fuzzy logic and neural networks." Renewable energy 60: 195-201.

Conti, J., et al. (2011). "International energy outlook 2011." US Energy Information Administration, Technical Report No. DOE/EIA-0484.

Cooper, P. (1969). "The absorption of radiation in solar stills." Solar Energy 12(3): 333-346.

Coppolino, S. (1994). "A new correlation between clearness index and relative sunshine." Renewable Energy 4(4): 417-423.

Coulson, K. (2012). "Solar and terrestrial radiation: methods and measurements."2nd edition, Elsevier, 334 pp.

Daneshyar, M. (1978). "Solar radiation statistics for Iran." Solar Energy 21(4): 345-349.

Dogniaux, R. et M. Lemoine (1983). "Classification of radiation sites in terms of different indices of atmospheric transparency.", Solar Radiation Data, Springer: 94-107.

Donatelli, M. et G. Campbell (1998). "A simple model to estimate global solar radiation.", Proceedings of the 5th European society of agronomy congress, Nitra, Slovak Republic.

Duffie, J. A. et W. A. Beckman (1980). "Solar engineering of thermal processes." 1st edition, Wiley New York etc, 919 pp.

Dukes, J. S. (2003). "Burning buried sunshine: human consumption of ancient solar energy." Climatic Change 61(1-2): 31-44.

Durrant, P. J. (2001). "winGamma TM: a non-linear data analysis and modelling tool with applications to flood prediction.", Ph.D. dissertation, Department of computer science, Cardiff University, Wales, UK.

El-Metwally, M. (2004). "Simple new methods to estimate global solar radiation based on meteorological data in Egypt." Atmospheric Research 69(3): 217-239.

El-Metwally, M. (2005). "Sunshine and global solar radiation estimation at different sites in Egypt." Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics 67(14): 1331-1342.

Elagib, N. A. et M. G. Mansell (2000). "New approaches for estimating global solar radiation across Sudan." Energy Conversion and Management 41(5): 419-434.

Elizondo, D., et al. (1994). "Development of a neural network model to predict daily solar radiation." Agricultural and forest meteorology 71(1): 115-132.

Elminir, H. K., et al. (2005). "Estimation of solar radiation components incident on Helwan site using neural networks." Solar Energy 79(3): 270-279.

Elminir, H. K., et al. (2007). "Prediction of hourly and daily diffuse fraction using neural network, as compared to linear regression models." Energy 32(8): 1513-1523.

Ertekin, C. et O. Yaldız (1999). "Estimation of monthly average daily global radiation on horizontal surface for Antalya (Turkey)." Renewable Energy 17(1): 95-102.

Fadare, D. (2009). "Modelling of solar energy potential in Nigeria using an artificial neural network model." Applied Energy 86(9): 1410-1422.

Fröhlich, C., et al. (1991). "Solar irradiance variability from modern measurements.", The Sun in Time, C. P. Sonett, M. S. Giampapa, and M. S. Matthews, Eds., The University of Arizona Press, 11–29.

Garg, H. et S. Garg (1983). "Prediction of global solar radiation from bright sunshine hours and other meteorological data." Energy Conversion and Management 23(2): 113-118.

Gariepy, J. (1980). "Estimation of global solar radiation.", 1st edition, International Report, Service of Meteorology, Government of Quebec, Canada.

Glover, F. (1986). "Future paths for integer programming and links to artificial intelligence." Computers & operations research 13(5): 533-549.

Glover, J. et J. McCulloch (1958). "The empirical relation between solar radiation and hours of sunshine." Quarterly Journal of the Royal Meteorological Society 84(360): 172-175.

Gomez, V. et A. Casanovas (2003). "Fuzzy modeling of solar irradiance on inclined surfaces." Solar Energy 75(4): 307-315.

Goodin, D. G., et al. (1999). "Estimating solar irradiance for crop modeling using daily air temperature data." Agronomy Journal 91(5): 845-851.

Gopinathan, K. (1988). "A general formula for computing the coefficients of the correlation connecting global solar radiation to sunshine duration." Solar Energy 41(6): 499-502.

Hagan, M. T., et al. (1996). "Neural network design.", PWS publishing company Boston, MA.

Hansen, J. W. (1999). "Stochastic daily solar irradiance for biological modeling applications." Agricultural and forest meteorology 94(1): 53-63.

Hargreaves, G. H. et Z. A. Samani (1982). "Estimating potential evapotranspiration." Journal of the Irrigation and Drainage Division 108(3): 225-230.

Hargreaves, G. L., et al. (1985). "Irrigation water requirements for Senegal River basin." Journal of Irrigation and Drainage Engineering 111(3): 265-275.

Hasni, A., et al. (2012). "Estimating global solar radiation using artificial neural network and climate data in the south-western region of Algeria." Energy Procedia 18: 531-537.

Haton J-P, Haton M-C (1989). "L'intelligence artificielle", Que sais-je nº2444, Presses universitaires de France.

Hay, J. E. (1979). "Calculation of monthly mean solar radiation for horizontal and inclined surfaces." Solar Energy 23(4): 301-307.

Hirsch, R. L., et al. (2010). "Peaking of World Oil Production and Its Mitigation." Driving Climate Change: Cutting Carbon from Transportation: 9.

Holland, J. H. (1975). "Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence.", U Michigan Press.

Honsberg, C. et S. Bowden (2009). "PVCDrom." Disponible sur http://pvcdrom. pveducation. org/index. html.

Hontoria, L., et al. (2001). "Recurrent neural supervised models for generating solar radiation synthetic series." Journal of Intelligent and Robotic Systems 31(1-3): 201-221.

Hontoria, L., et al. (2002). "Generation of hourly irradiation synthetic series using the neural network multilayer perceptron." Solar Energy 72(5): 441-446.

Hontoria, L., et al. (2005). "An application of the multilayer perceptron: Solar radiation maps in Spain." Solar Energy 79(5): 523-530.

Howard, D. et B. Mark (2004). "Neural network toolbox user's guide." The Mathworks, Inc.

Hunt, L., et al. (1998). "Estimation of solar radiation for use in crop modelling." Agricultural and forest meteorology 91(3): 293-300.

IEA (2013). "Key World Energy Statistics.", International energy agency technical report.

Iqbal, M. (2012). "An introduction to solar radiation.", Elsevier. pp. 390, Amsterdam.

Iqdour, R. et A. Zeroual (2004). A rule based fuzzy model for the prediction of daily solar radiation. Industrial Technology, 2004. IEEE ICIT'04. 2004 IEEE International Conference on, IEEE.

Iqdour, R. et A. Zeroual (2007). "Prediction of daily global solar radiation using fuzzy systems." International Journal of Sustainable Energy 26(1): 19-29.

Jain, P. (1986). "Global irradiation estimation for Italian locations." Solar & wind technology 3(4): 323-328.

Jang, J.-S. R., et al. (1997). "Neuro-fuzzy and soft computing: a computational approach to learning and machine intelligence."1st edition, Pearson, New jersey, USA. 614 pp.

Jiang, Y. (2008). "Prediction of monthly mean daily diffuse solar radiation using artificial neural networks and comparison with other empirical models." Energy Policy 36(10): 3833-3837.

Jiang, Y. (2009). "Computation of monthly mean daily global solar radiation in China using artificial neural networks and comparison with other empirical models." Energy 34(9): 1276-1283.

Jin, Z., et al. (2005). "General formula for estimation of monthly average daily global solar radiation in China." Energy Conversion and Management 46(2): 257-268.

Jong, R. D. et D. Stewart (1993). "Estimating global solar radiation from common meteorological observations in western Canada." Canadian Journal of Plant Science 73(2): 509-518.

Kalogirou, S., et al. (2002). "Prediction of maximum solar radiation using artificial neural networks." World Renewable Energy Congress VII, Cologne, Germany, June.

Kaltschmitt, M., et al. (2007). "Renewable energy: technology, economics and environment. ", Springer Science & Business Media.

Kambezidis, H. et N. Papanikolou (1990). "Solar position and atmospheric refraction." Solar Energy 44(3):143-144.

Kambezidis, H., et al. (1997). "Comparison between measurements and models for daily solar irradiation on tilted surfaces in Athens, Greece." Renewable Energy 10(4): 505-518.

Karaboga, D. (2005). An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer engineering department.

Karlsson, K.-G., et al. (2013). "CLARA-A1: a cloud, albedo, and radiation dataset from 28 yr of global AVHRR data." Atmospheric Chemistry and Physics 13(10): 5351-5367.

Kennedy, J. et R. Eberhart (1942). "Particle swarm optimization. u: Proc. IEEE Int." Neural Networks, Perth, Australia, str 1948.

Kerr, A. et R. Tabony (2004). "Comparison of sunshine recorded by Campbell–Stokes and automatic sensors." Weather 59(4): 90-95.

Khatib, T., et al. (2012). "Solar energy prediction for Malaysia using artificial neural networks." International Journal of Photoenergy 2012.

Kisi, O. (2014). "Modeling solar radiation of Mediterranean region in Turkey by using fuzzy genetic approach." Energy 64: 429-436.

Klabzuba, J., et al. (1999). "Model calculation of daily sums of global radiation used in growth models." Proceedings of the bioclimatology labour hours, Zvolen: 121-122.

Koca, A., et al. (2011). "Estimation of solar radiation using artificial neural networks with different input parameters for Mediterranean region of Anatolia in Turkey." Expert Systems with Applications 38(7): 8756-8762.

Kreider, J. F., & Kreith, F. (1981). Solar energy handbook. McGraw-Hill. New York.

Lazzús, J. A., et al. (2011). "Estimation of global solar radiation over the City of La Serena (Chile) using a neural network." Applied Solar Energy 47(1): 66-73.

Lewis, C. D. (1982). Industrial and business forecasting methods: A practical guide to exponential smoothing and curve fitting, Butterworth-Heinemann.

Lewis, G. (1983). "Estimates of irradiance over Zimbabwe." Solar Energy 31(6): 609-612.

Linares-Rodríguez, A., et al. (2011). "Generation of synthetic daily global solar radiation data based on ERA-Interim reanalysis and artificial neural networks." Energy 36(8): 5356-5365.

Liou, K.-N. (2002). An introduction to atmospheric radiation, Academic press.

Liu, D. et B. Scott (2001). "Estimation of solar radiation in Australia from rainfall and temperature observations." Agricultural and forest meteorology 106(1): 41-59.

Liu, X., et al. (2009). "Calibration of the Ångström–Prescott coefficients (a, b) under different time scales and their impacts in estimating global solar radiation in the Yellow River basin." Agricultural and forest meteorology 149(3): 697-710.

Logic, F. (2006). Stanford Encyclopedia of Philosophy, Stanford University.

Lopez, G et al. (2000)(a). Estimation de la radiation global solar diana mediante un modelo de red neural. Proceedings of the Congreso lbenco de Energia Solar, III Jornadas Tecnicas sobre Biomasa, Spain.

Lopez, G et al. (2000)(b). "Estimation of hourly diffuse fraction using a neural network model." Instituto Geofisico do Infante, Luis D editors. 2nd Asamblea Hispano-Portuguesa de Geodesia y Geofisica, Lagos, Portugal: 425-426.

Lu, N., et al. (2011). "A simple and efficient algorithm to estimate daily global solar radiation from geostationary satellite data." Energy 36(5): 3179-3188.

Mahmood, R. et K. G. Hubbard (2002). "Effect of time of temperature observation and estimation of daily solar radiation for the Northern Great Plains, USA." Agronomy Journal 94(4): 723-733.

Matyas, J. (1965). "Random optimization." Automation and Remote control 26(2): 246-253.

McCracken, G. et P. Stott (2012). Fusion: the Energy of the Universe, Academic Press.

Medsker LR (1996). Microcomputer applications of hybrid intelligent systems. Journal of Network and Computer applications;19(2):213-34.

Mehleri, E., et al. (2010). "Determination of the optimal tilt angle and orientation for solar photovoltaic arrays." Renewable Energy 35(11): 2468-2475.

Mehleri, E., et al. (2010). "A new neural network model for evaluating the performance of various hourly slope irradiation models: Implementation for the region of Athens." Renewable Energy 35(7): 1357-1362.

Mellit, A., et al. (2005). "A simplified model for generating sequences of global solar radiation data for isolated sites: Using artificial neural network and a library of Markov transition matrices approach." Solar Energy 79(5): 469-482.

Mellit, A., et al. (2010). "An adaptive model for predicting of global, direct and diffuse hourly solar irradiance." Energy Conversion and Management 51(4): 771-782.

Mellit, A. et A. M. Pavan (2010). "A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy." Solar Energy 84(5): 807-821.

Meza, F. et E. Varas (2000). "Estimation of mean monthly solar global radiation as a function of temperature." Agricultural and forest meteorology 100(2): 231-241.

Ministère de l'énergie et des Mines (2011). "Programme des énergies renouvelables et de l'efficacité énergétique". Disponible sur www.mem-algeria.org.

Mishra, A., et al. (2008). "Artificial neural network model for the estimation of direct solar radiation in the Indian zone." International Journal of Sustainable Energy 27(3): 95-103.

Moghaddamnia, A., et al. (2009). "Comparison of LLR, MLP, Elman, NNARX and ANFIS Models—with a case study in solar radiation estimation." Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics 71(8): 975-982.

Mohandes, M., et al. (2000). "Use of radial basis functions for estimating monthly mean daily solar radiation." Solar Energy 68(2): 161-168.

Mohandes, M., et al. (1998). "Estimation of global solar radiation using artificial neural networks." Renewable Energy 14(1): 179-184.

Mohandes, M. A. (2012). "Modeling global solar radiation using Particle Swarm Optimization (PSO)." Solar Energy 86(11): 3137-3145.

Moustris, K., et al. (2008). "Use of neural networks for the creation of hourly global and diffuse solar irradiance data at representative locations in Greece." Renewable Energy 33(5): 928-932.

Mubiru, J. et E. Banda (2008). "Estimation of monthly average daily global solar irradiation using artificial neural networks." Solar Energy 82(2): 181-187.

Mubiru, J. et E. Banda (2012). "Monthly average daily global solar irradiation maps for Uganda: A location in the equatorial region." Renewable Energy 41: 412-415.

Nelson, V. C. et K. L. Starcher (2015). "Introduction to renewable energy."2nd edition, CRC press, Florida, USA,423pp.

Newland, F. (1989). "A study of solar radiation models for the coastal region of South China." Solar Energy 43(4): 227-235.

Notton, G., et al. (2012). "Estimation of hourly global solar irradiation on tilted planes from horizontal one using artificial neural networks." Energy 39(1): 166-179.

OBG (2013). "The Report: Algeria 2013.", Oxford Business Group.

Ododo, J., et al. (1995). "The importance of maximum air temperature in the parameterisation of solar radiation in Nigeria." Renewable Energy 6(7): 751-763.

Ögelman, H., et al. (1984). "A new method for estimating solar radiation from bright sunshine data." Solar Energy 33(6): 619-625.

Ojosu, J. et L. Komolafe (1987). "Models for estimating solar radiation availability in South Western Nigeria." Nigerian Journal of Solar Energy 6(6977): 378390.

Ouammi, A., et al. (2012). "Artificial neural network analysis of Moroccan solar potential." Renewable and Sustainable Energy Reviews 16(7): 4876-4889.

Oumbe, A. (2009). "Exploitation des nouvelles capacités d'observation de la Terre pour évaluer le rayonnement solaire incident au sol", P.hD Thesis, MINES Paris Tech.

Paltridge, G. et D. Proctor (1976). "Monthly mean solar radiation statistics for Australia." Solar Energy 18(3): 235-243.

Paoli, C., et al. (2010). "Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using neural networks." Solar Energy 84(12): 2146-2160.

Paulescu, M., et al. (2012). "Weather modeling and forecasting of PV systems operation.", Green Energy and Technology, 17-42.

Perez, R., et al. (2002). "A New Operational Satellite-to-Irradiance Model--Description and Validation.", proceedings of the solar conference, American solar energy society; American institute of architects.

Pham, D., et al. (2011). The Bees Algorithm–A Novel Tool for Complex Optimisation. Intelligent Production Machines and Systems-2nd I* PROMS Virtual International Conference 3-14 July 2006, Elsevier.

Pinker, R., et al. (1995). "A review of satellite methods to derive surface shortwave irradiance." Remote Sensing of Environment 51(1): 108-124.

Piri, J. et O. Kisi (2015). "Modelling solar radiation reached to the Earth using ANFIS, NN-ARX, and empirical models (Case studies: Zahedan and Bojnurd stations)." Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics 123: 39-47.

Polo, J., et al. (2008). Solar radiation derived from satellite images. Modeling Solar Radiation at the Earth's Surface, Springer: 449-462.

Poole, D. L., et al. (1998). "Computational intelligence: a logical approach.", Oxford University Press, New York, 576pp.

Prescott, J. (1940). "Evaporation from a water surface in relation to solar radiation." Transactions of the Royal Society of South Australia 64(1): 114-118.

Psiloglou, B. et H. Kambezidis (2007). "Performance of the meteorological radiation model during the solar eclipse of 29 March 2006." Atmospheric Chemistry and Physics 7(23): 6047-6059.

Rafiq, M., et al. (2001). "Neural network design for engineering applications." Computers & Structures 79(17): 1541-1552.

Rahimikhoob, A. (2010). "Estimating global solar radiation using artificial neural network and air temperature data in a semi-arid environment." Renewable Energy 35(9): 2131-2135.

Rahoma, W., et al. (2011). "Application of neuro-fuzzy techniques for solar radiation.", J. Comput. Sci. 7, 1605-1611.

Rao, S. S. et S. Rao (2009). "Engineering optimization: theory and practice."4th edition, John Wiley & Sons, 840pp.

Reddy, K. e. et M. Ranjan (2003). "Solar resource estimation using artificial neural networks and comparison with other correlation models." Energy Conversion and Management 44(15): 2519-2530.

Rehman, S. et M. Mohandes (2009). "Estimation of diffuse fraction of global solar radiation using artificial neural networks." Energy Sources, Part A 31(11): 974-984.

Rehman, S. et M. Mohandes (2012). "Splitting global solar radiation into diffuse and direct normal fractions using artificial neural networks." Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects 34(14): 1326-1336.

Reisi, A. R., et al. (2013). "Classification and comparison of maximum power point tracking techniques for photovoltaic system: a review." Renewable and Sustainable Energy Reviews 19: 433-443.

Remesan, R., et al. (2008). "Model data selection using gamma test for daily solar radiation estimation." Hydrological processes 22(21): 4301-4309.

Rensheng, C., et al. (2006). "Estimating daily global radiation using two types of revised models in China." Energy Conversion and Management 47(7): 865-878.

Richardson, C. W. et D. A. Wright (1984). WGEN: "A model for generating daily weather variables.", US Department of Agriculture, Agricultural Research Service Washington, DC, USA, 83pp.

Rigollier, C., et al. (2004). "The method Heliosat-2 for deriving shortwave solar radiation from satellite images." Solar Energy 77(2): 159-169.

Rivington, M., et al. (2006). "Evaluating uncertainty introduced to process-based simulation model estimates by alternative sources of meteorological data." Agricultural Systems 88(2): 451-471.

Rizwan, M., et al. (2014). "Fuzzy logic based modeling and estimation of global solar energy using meteorological parameters." Energy 70: 685–91.

Rumbayan, M., et al. (2012). "Mapping of solar energy potential in Indonesia using artificial neural network and geographical information system." Renewable and Sustainable Energy Reviews 16(3): 1437-1449.

Rumelhart, D. E., et al. (1988). "Learning representations by back-propagating errors." Cognitive modeling 5(3): 1.

Russell, S., et al. (1995). "A modern approach." Artificial Intelligence. Prentice-Hall, Egnlewood Cliffs 25: 27.

Sabbagh, J., et al. (1977). "Estimation of the total solar radiation from meteorological data." Solar Energy 19(3): 307-311.

Sabziparvar, A., et al. (2010). "A model comparison between predicted soil temperatures using anfis model and regression methods in three different climates.", Journal of water and soil (agricultural sciences and technology), 24 (2): 274-285.

Sabziparvar, A. A. (2008). "A simple formula for estimating global solar radiation in central arid deserts of Iran." Renewable Energy 33(5): 1002-1010.

Samuel, T. (1991). "Estimation of global radiation for Sri Lanka." Solar Energy 47(5): 333-337.

Santamouris, M., et al. (1999). "Modeling the global solar radiation on the Earth's surface using atmospheric deterministic and intelligent data-driven techniques." Journal of climate 12(10): 3105-3116.

Şen, Z. (1998). "Fuzzy algorithm for estimation of solar irradiation from sunshine duration." Solar Energy 63(1): 39-49.

Şen, Z. (2007). "Simple nonlinear solar irradiation estimation model." Renewable Energy 32(2): 342-350.

Sen, Z. (2008). "Solar energy fundamentals and modeling techniques: atmosphere, environment, climate change and renewable energy.", Springer Science & Business Media, Istanbul, turkey, 276pp.

Şenkal, O. (2010). "Modeling of solar radiation using remote sensing and artificial neural network in Turkey." Energy 35(12): 4795-4801.

Şenkal, O. et T. Kuleli (2009). "Estimation of solar radiation over Turkey using artificial neural network and satellite data." Applied Energy 86(7): 1222-1228.

Şenkal, O., et al. (2010). "The estimation of solar radiation for different time periods." Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects 32(13): 1176-1184.

Shah-Hosseini, H. (2011). "Principal components analysis by the galaxy-based search algorithm: a novel metaheuristic for continuous optimisation." International Journal of Computational Science and Engineering 6(1-2): 132-140.

Shi, Y. et R. Eberhart (1998). A modified particle swarm optimizer. Evolutionary Computation Proceedings, 1998. IEEE World Congress on Computational Intelligence. The 1998 IEEE International Conference on, IEEE.

Sick, F. et T. Erge (1996). "Photovoltaics in buildings: a design handbook for architects and engineers.", IEA, James & James Ltd, London 288 pp.

Solargis. (2015). Disponible depuis http://solargis.info/doc/free-solar-radiation-maps.

Solanki, C. S. (2015). " Solar photovoltaics: fundamentals, technologies and applications."3rd edition, PHI Learning Pvt. Ltd. Delhi, 506 pp.

Soler, A. (1990). "Monthly specific Rietveld's correlations." Solar & wind technology 7(2): 305-308.

Solomon, S., et al. (2007). "Contribution of working group I to the fourth assessment report of the intergovernmental panel on climate change.", Cambridge University Press, Cambridge.

Soltani, A., et al. (2004). "Assessing linear interpolation to generate daily radiation and temperature data for use in crop simulations." European journal of agronomy 21(2): 133-148.

Sözen, A. et E. Arcaklioğlu (2005). "Solar potential in Turkey." Applied Energy 80(1): 35-45.

Sözen, A., et al. (2004). "Estimation of solar potential in Turkey by artificial neural networks using meteorological and geographical data." Energy Conversion and Management 45(18): 3033-3052.

Sözen, A., et al. (2005). "Forecasting based on neural network approach of solar potential in Turkey." Renewable Energy 30(7): 1075-1090.

Sözen, A., et al. (2004). "Use of artificial neural networks for mapping of solar potential in Turkey." Applied Energy 77(3): 273-286.

Spencer, J. (1971). "Fourier series representation of the position of the sun." Search 2(5): 172-172.

Su, J., et al. (2009). A Hybrid Algorithm of GA Wavelet-BP Neural Networks to Predict Near Space Solar Radiation. Advances in Neural Networks–ISNN 2009, Springer: 442-450.

Supit, I. and R. Van Kappel (1998). "A simple method to estimate global radiation." Solar Energy 63(3): 147-160.

Swartman, R. and O. Ogunlade (1967). "Solar radiation estimates from common parameters." Solar Energy 11(3): 170-172.

Swingler, K. (1996). "Applying neural networks: a practical guide.", Academic Press, Burlington, USA.

Talebi, A., et al. (2010). Performance investigation and comparison of two evolutionary algorithms in portfolio optimization: Genetic and particle swarm optimization. Information and Financial Engineering (ICIFE), 2010 2nd IEEE International Conference on, IEEE.

Tasadduq, I., et al. (2002). "Application of neural networks for the prediction of hourly mean surface temperatures in Saudi Arabia." Renewable Energy 25(4): 545-554.

Thornton, P. E. et S. W. Running (1999). "An improved algorithm for estimating incident daily solar radiation from measurements of temperature, humidity, and precipitation." Agricultural and forest meteorology 93(4): 211-228.

Toğrul, I. T. et E. Onat (1999). "A study for estimating solar radiation in Elaziğ using geographical and meteorological data." Energy Conversion and Management 40(14): 1577-1584.

Tolabi, H. B., et al. (2013). "New Technique for Global Solar Radiation Prediction using Imperialist Competitive Algorithm.", J. Basic. App. Sci. Res, 3(3): 958-964.

Tolabi, H. B., et al. (2014). "A review on classification and comparison of different models in solar radiation estimation." International Journal of Energy Research 38(6): 689-701.

Trabea, A. et M. M. Shaltout (2000). "Correlation of global solar radiation with meteorological parameters over Egypt." Renewable Energy 21(2): 297-308.

Trieb, F. (2005). "Concentrating Solar Power for the Mediterranean Region", MED-CSP; Final Report, DLR. Berlin, disponible à www.dlr.de/tt/med-csp.

Trnka, M., et al. (2005). "Global solar radiation in Central European lowlands estimated by various empirical formulae." Agricultural and forest meteorology 131(1): 54-76.

Tymvios, F., et al. (2005). "Comparative study of Ångström's and artificial neural networks' methodologies in estimating global solar radiation." Solar Energy 78(6): 752-762.

Vauge, P. d. B. (1983). "Le gisement solaire-Evaluation de la ressource énergétique." Ciel et Terre 99: 62, Paris.

Vignola, F., et al. (2012). "Solar and infrared radiation measurements.", CRC Press, Taylor and Francis Group, Boca Raton, FL. 394 pp.

Vogl, T. P., et al. (1988). "Accelerating the convergence of the back-propagation method." Biological cybernetics 59(4-5): 257-263.

Voyant, C., et al. (2012). "Numerical weather prediction (NWP) and hybrid ARMA/ANN model to predict global radiation." Energy 39(1): 341-355.

Wang, J., et al. (2011). "Solar radiation prediction based on phase space reconstruction of wavelet neural network." Procedia Engineering 15: 4603-4607.

Wang, J., et al. (2011). Daily solar radiation prediction based on genetic algorithm optimization of wavelet neural network. Electrical and Control Engineering (ICECE), 2011 International Conference on, IEEE.

Wang, Z., et al. (2011). "Solar irradiance short-term prediction model based on BP neural network." Energy Procedia 12: 488-494.

Weiss, A., et al. (2001). "Incorporating Bias Error in Calculating Solar Irradiance." Agronomy Journal 93(6): 1321-1326.

WMO (1983). "Guide to meteorological instruments and methods of observation."5th edition, Secretariat of the

World Meteorological Organization, Geneva, Switzerland, 358 pp.

Yacef, R., et al. (2012). "Prediction of daily global solar irradiation data using Bayesian neural network: a comparative study." Renewable Energy 48: 146-154.

Yadav, A. K. et S. Chandel (2012). "Artificial neural network based prediction of solar radiation for Indian stations." International Journal of Computer Applications 50(9):1-4.

Yang, K. et T. Koike (2002). "Estimating surface solar radiation from upper-air humidity." Solar Energy 72(2): 177-186.

Yildiz, B., et al. (2013). "A Comparison of Two Solar Radiation Models Using Artificial Neural Networks and Remote Sensing in Turkey." Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects 35(3): 209-217.

Zadeh, L. A. (1965). "Information and control." Fuzzy sets 8(3): 338-353.

Zelenka, A., et al. (1999). "Effective accuracy of satellite-derived hourly irradiances." Theoretical and applied climatology 62(3-4): 199-207.